Chapitre 02
Amélioration de la qualité de l'image

Dr. Aissa Boulmerka
a.boulmerka@centre-univ-mila.dz
2022-2023

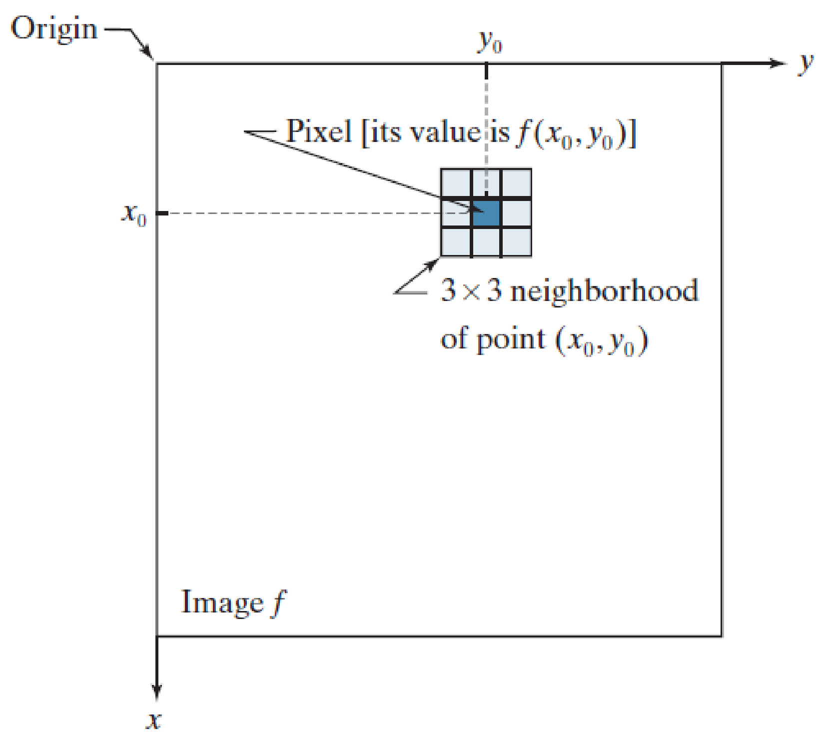
1- OPÉRATIONS PONCTUELLES SUR L’IMAGE

Introduction

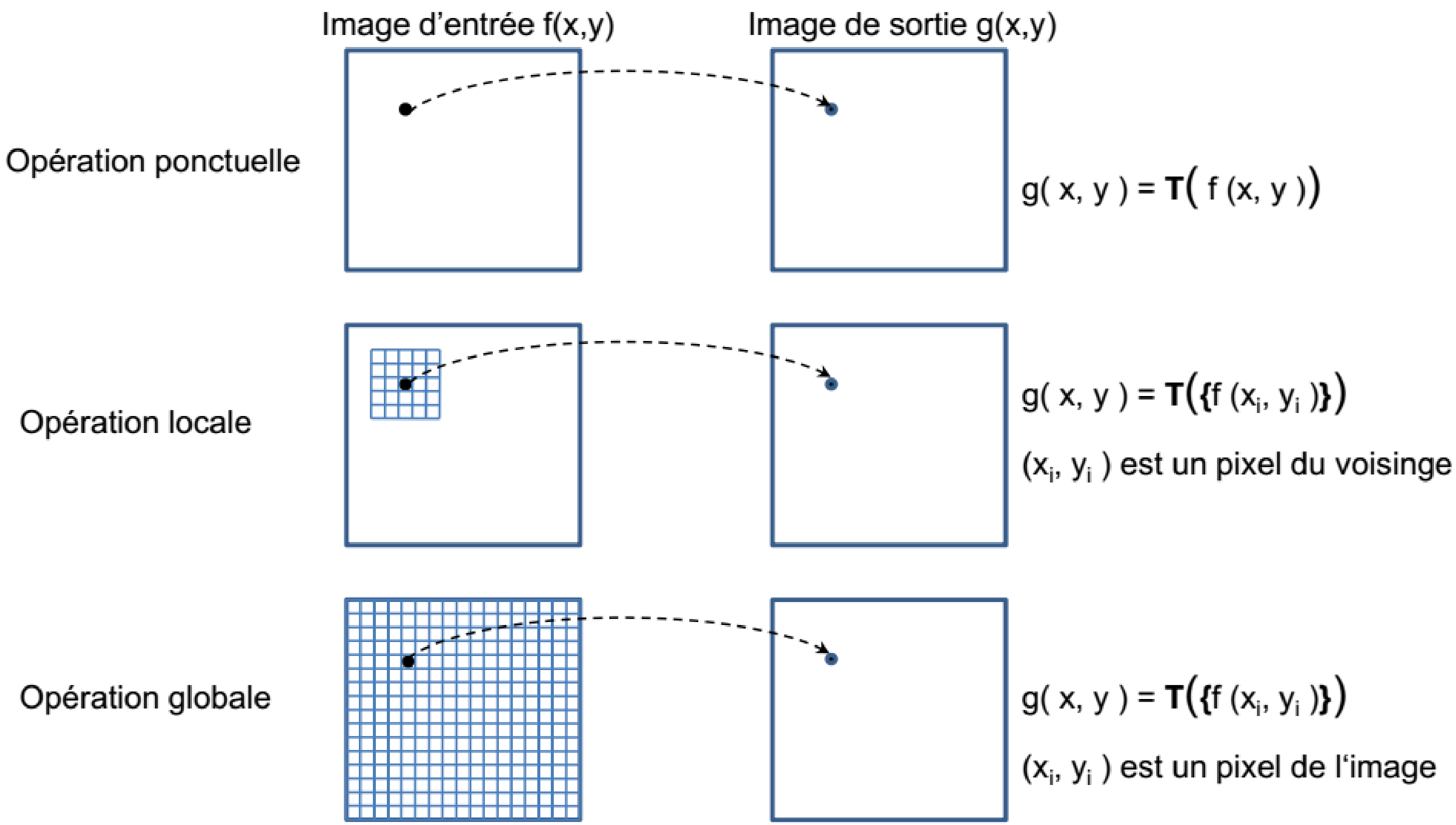
Soit un opérateur **T()** qui transforme une (ou plusieurs) intensités de gris/couleurs en une nouvelle intensité de gris/couleur.

$$\boldsymbol{g}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}) = \boldsymbol{T}[\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})]$$

où **f(x,y)** est l'image d'entrée, **g(x,y)** est l'image de sortie, et **T** est un opérateur sur f défini sur un voisinage de point (x,y).



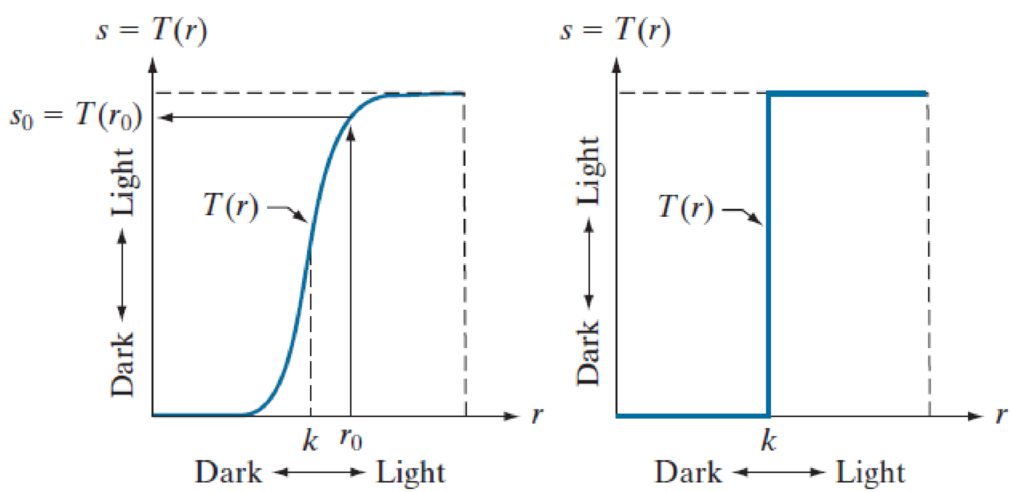
Introduction



Introduction

Le plus petit voisinage possible est de taille 1 × 1. Dans ce cas, **g** ne dépend que de la valeur de **f** en un seul point **(x, y)** et **T** devient une ***fonction de transformation d'intensité*** ou de niveau de gris , (également appelée mapping) de la forme:

$$\boldsymbol{s = T(r)}$$

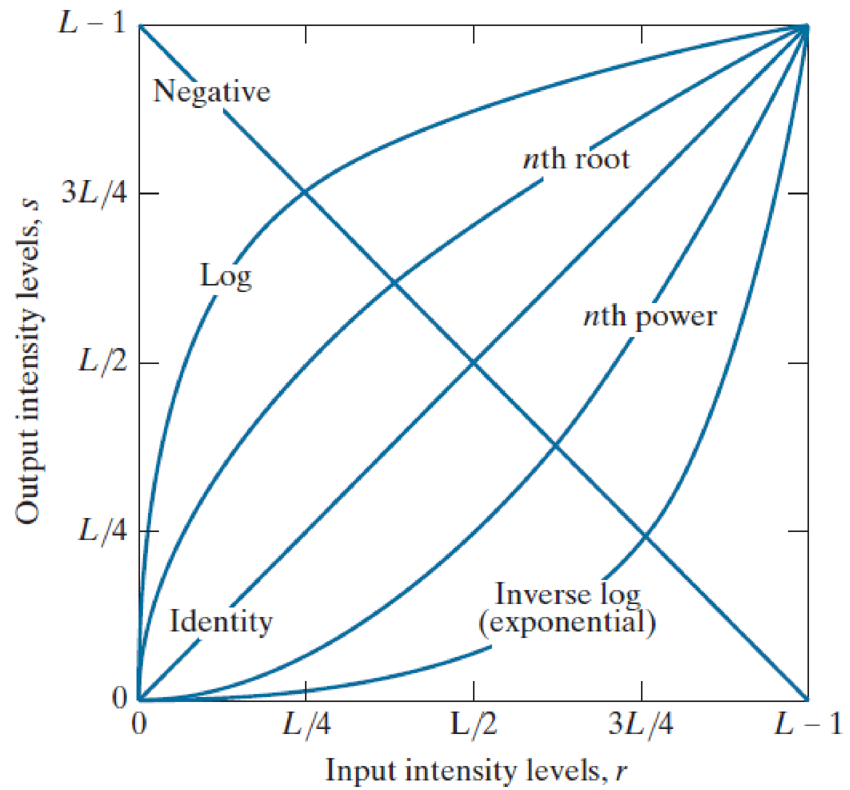


a b

FIGURE 3.2 Intensity transformation functions. (a) Contrast stretching function. (b) Thresholding function.

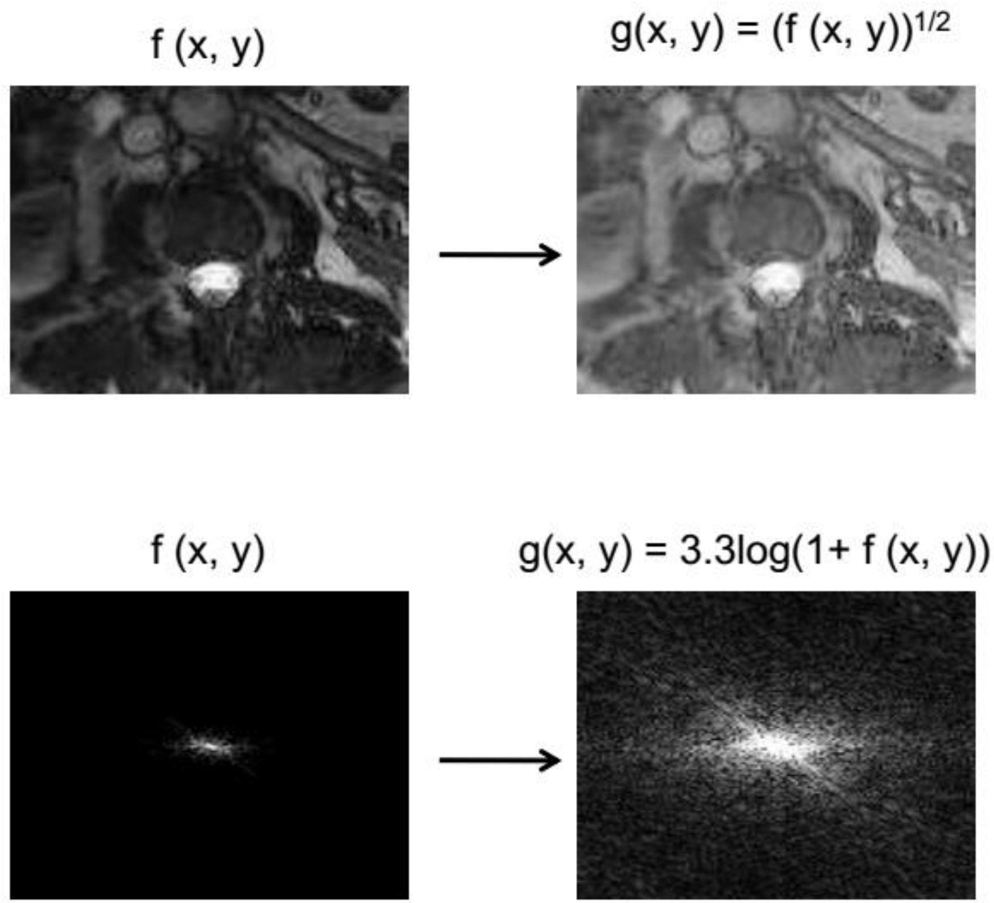
Transformation simples

FIGURE 3.3 Some basic intensity transformation functions. Each curve was scaled *independently* so that all curves would fit in the same graph. Our interest here is on the *shapes* of the curves, not on their relative values.



Exemples de transformations des niveaux de gris d'une image

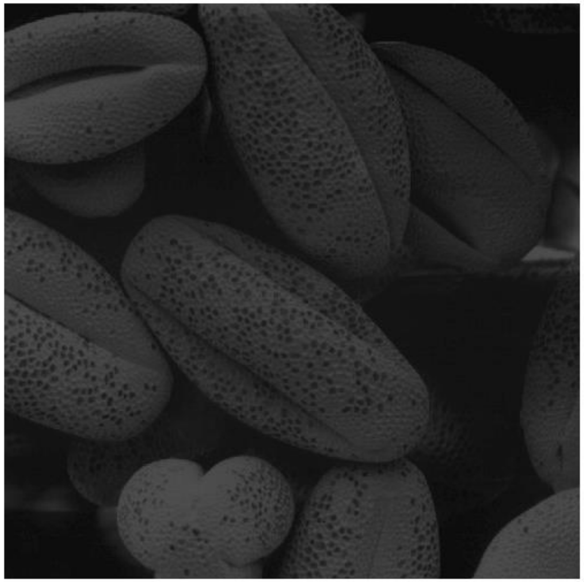
Transformation simples

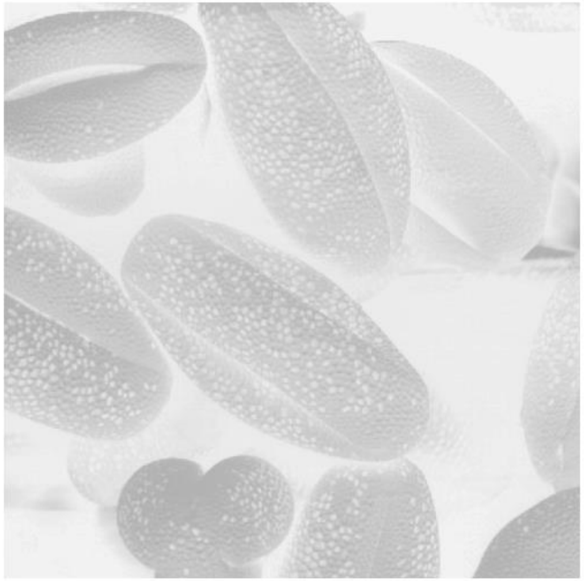


Transformation simples

Négatif d'une image

g(x, y) = (L-1)-f (x, y) **L**: Le nombre de niveaux de gris





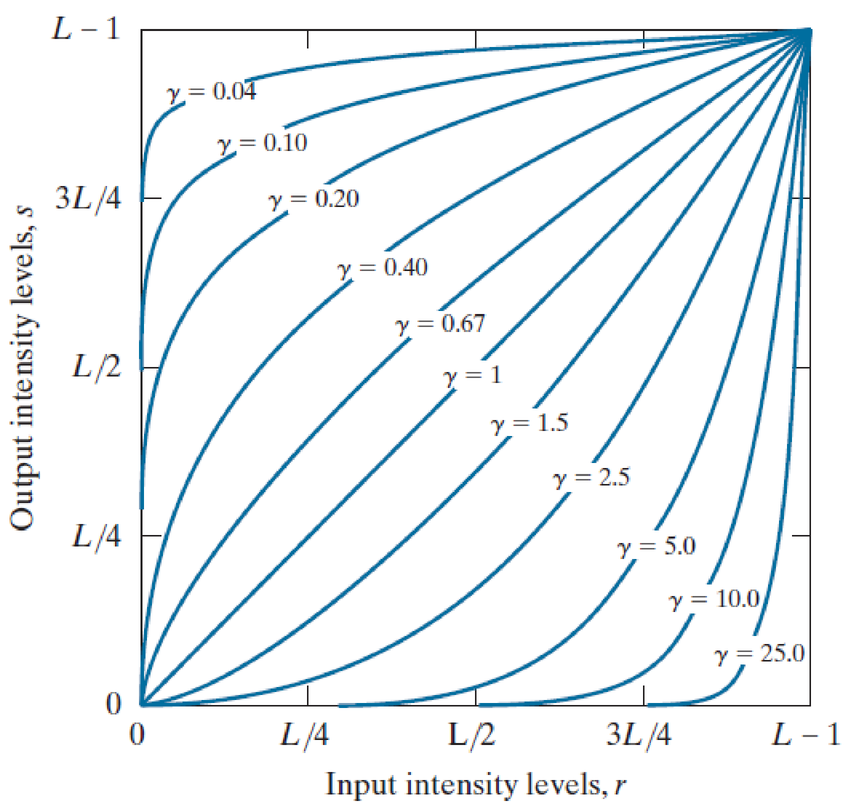
Transformation simples

Les transformations puissance (transformations gamma) ont la forme:

$$s = cr^{\gamma}$$

où c et γ sont des constantes positives.

FIGURE 3.6 Plots of the gamma equation $s = cr^{\gamma}$ for various values of γ ($c = 1$ in all cases). Each curve was scaled *independently* so that all curves would fit in the same graph. Our interest here is on the *shapes* of the curves, not on their relative values.



Transformation simples

Transformation gamma

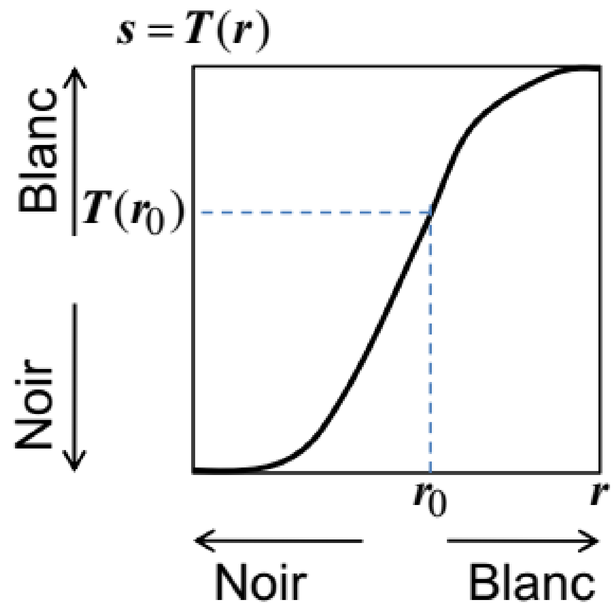
$$g(x,y) = (f(x,y))^{\gamma}$$

Exemples:

$\gamma = 0.1$ $\gamma = 0.4$ $\gamma = 1$ $\gamma = 2$

Transformation simples

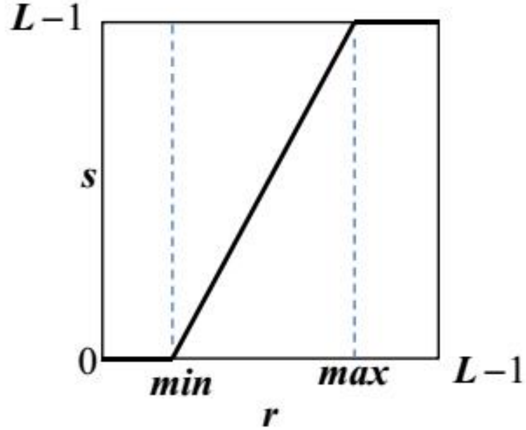
Dans le suite nous désignons par $\boldsymbol{r}$ le niveau de gris en entrée et par $\boldsymbol{s}$ le niveau de gris en sortie après transformation.

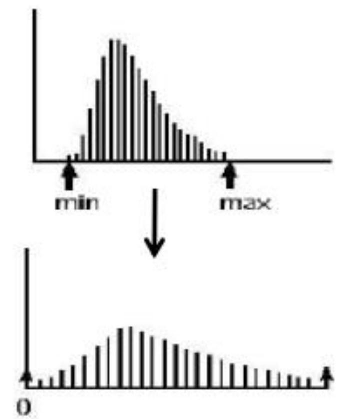


Transformation linéaire

rehaussement du contraste

$$s = T(r) = \frac{255}{max - min}(r - min)$$

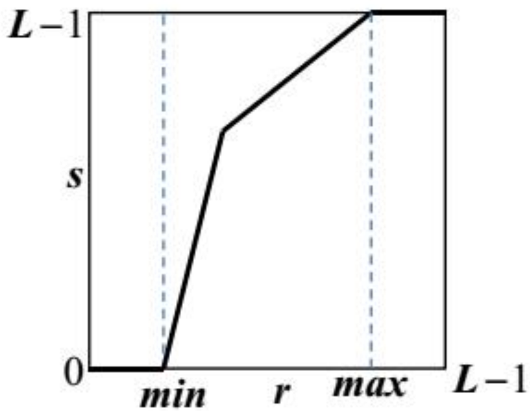


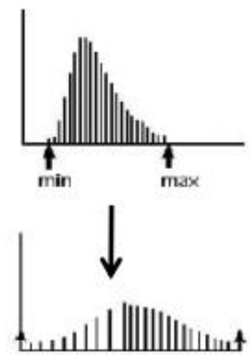


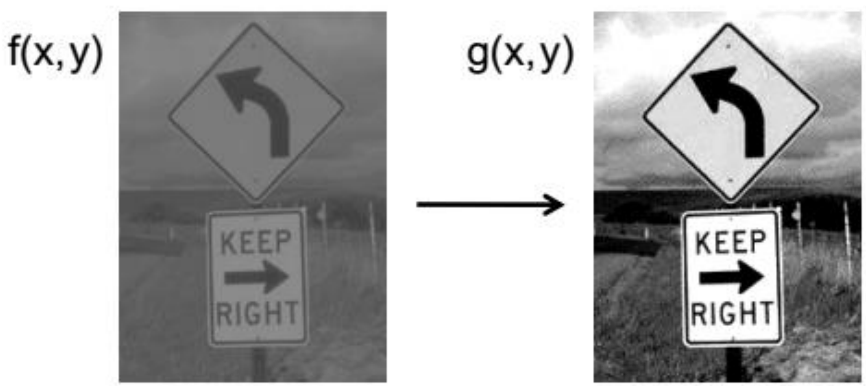
f(x,y)

g(x,y)

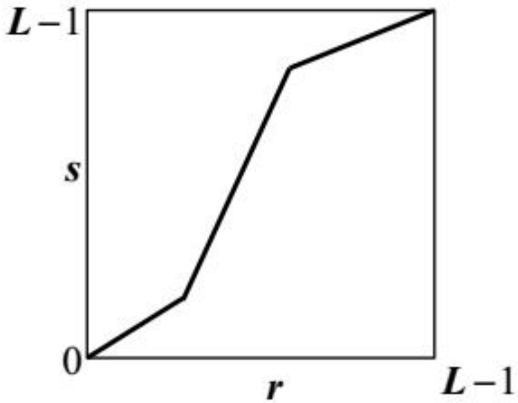
Transformation linéaire par morceaux

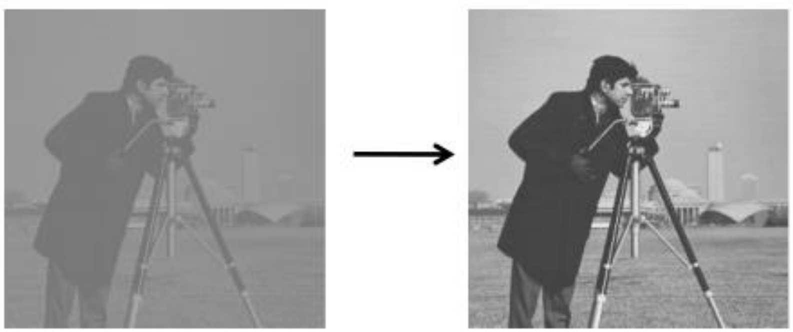






Transformation linéaire par morceaux





Méthode simple

```
Pour x=1 à N
    Pour y=1 à M
        g(x,y) = 255*(f(x,y)-min)/(max-min);
```

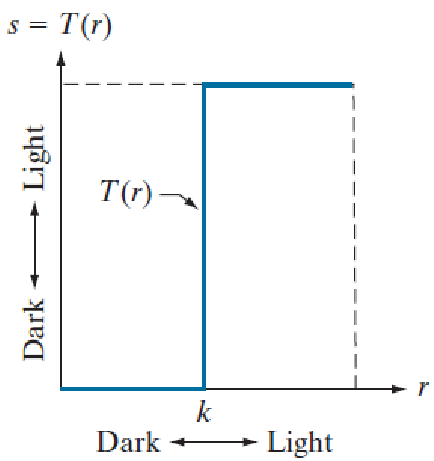
Utilisation d’une LUT (Look Up Table)

```
  /* Initialisation de la LUT */
  Pour i=0 à 255
      LUT[i] = 255*(i-min)/(max-min);
  /* Transformation d’histogramme */
  Pour x=1 à N
      Pour y = 1 à M
        g(x,y) = LUT[f(x,y)];
```

Remarque: Pour accélérer (et simplifier) les calculs, on peut utiliser une **Look-up table (LUT)**

Transformation linéaire par morceaux

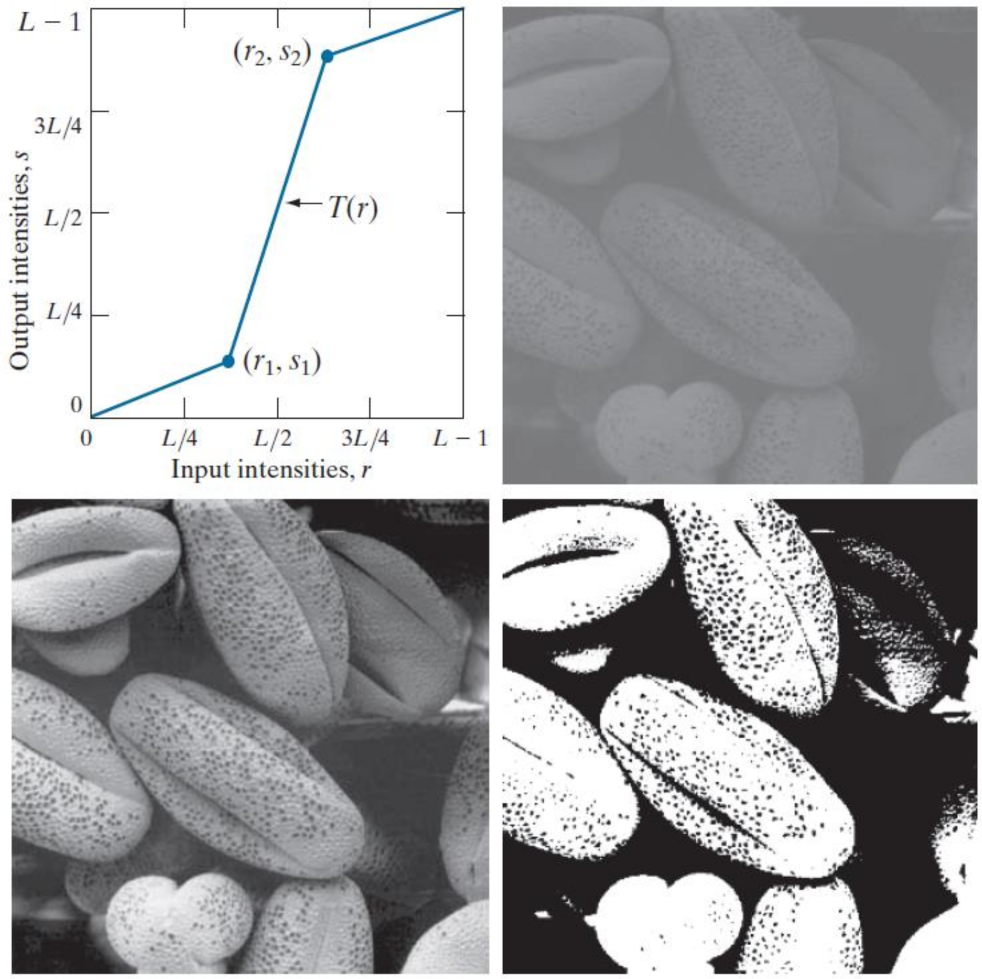
Cas particulier: Binarisation d'une image



Transformation linéaire par morceaux

a b
c d

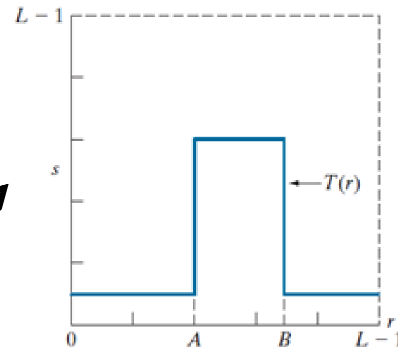
FIGURE 3.10 Contrast stretching. (a) Piecewise linear transformation function. (b) A low-contrast electron microscope image of pollen, magnified 700 times. (c) Result of contrast stretching. (d) Result of thresholding. (Original image courtesy of Dr. Roger Heady, Research School of Biological Sciences, Australian National University, Canberra, Australia.)

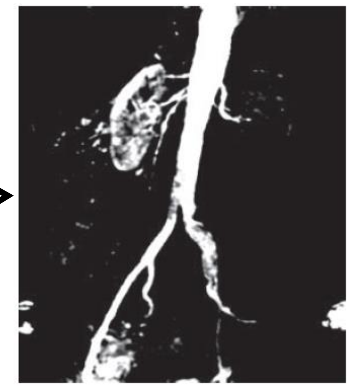


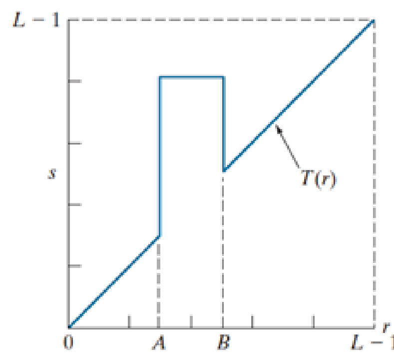
Exemple d’une fonction de modification du contraste de l’image.

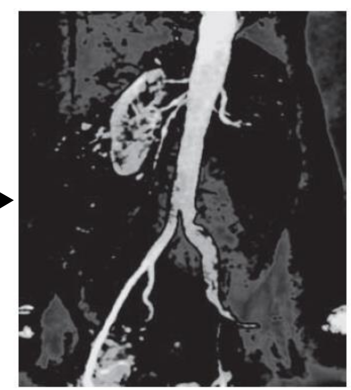
Transformation linéaire par morceaux

Image originale



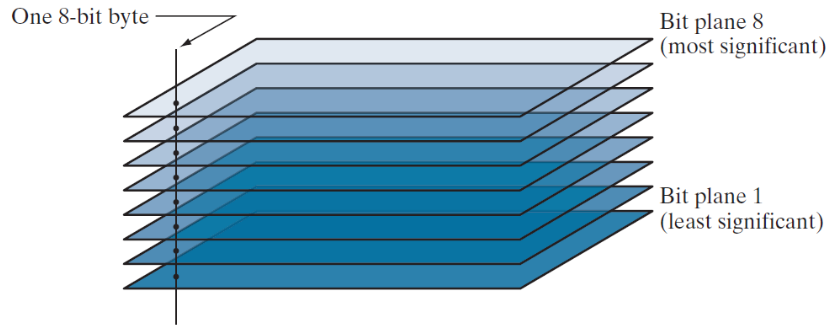


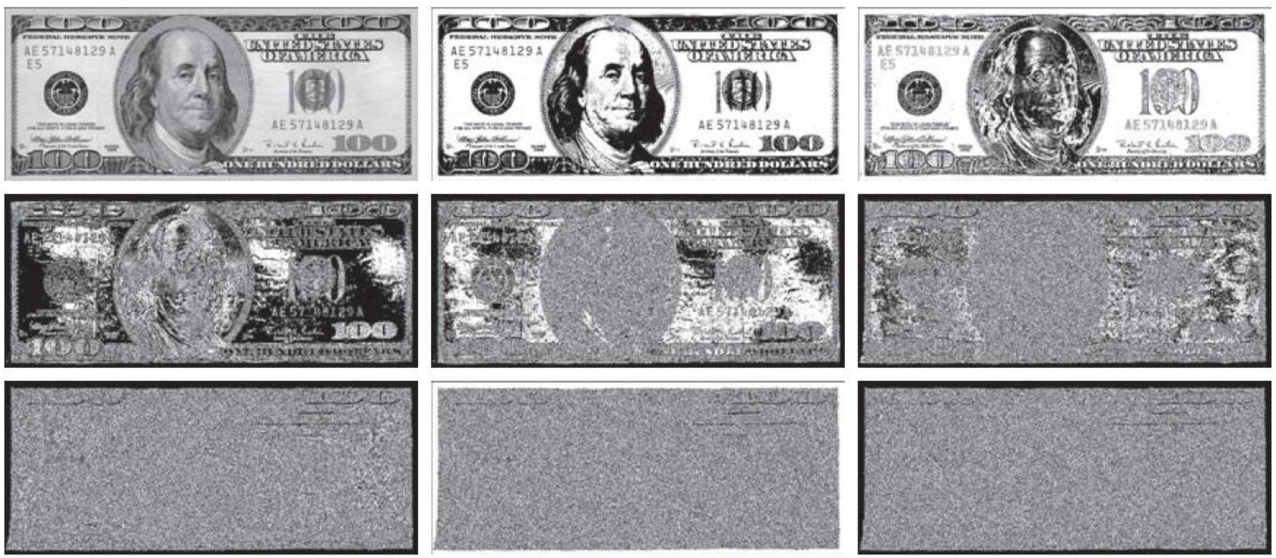




Séparation de l'image en plans-bit

FIGURE 3.13 Bit-planes of an 8-bit image.

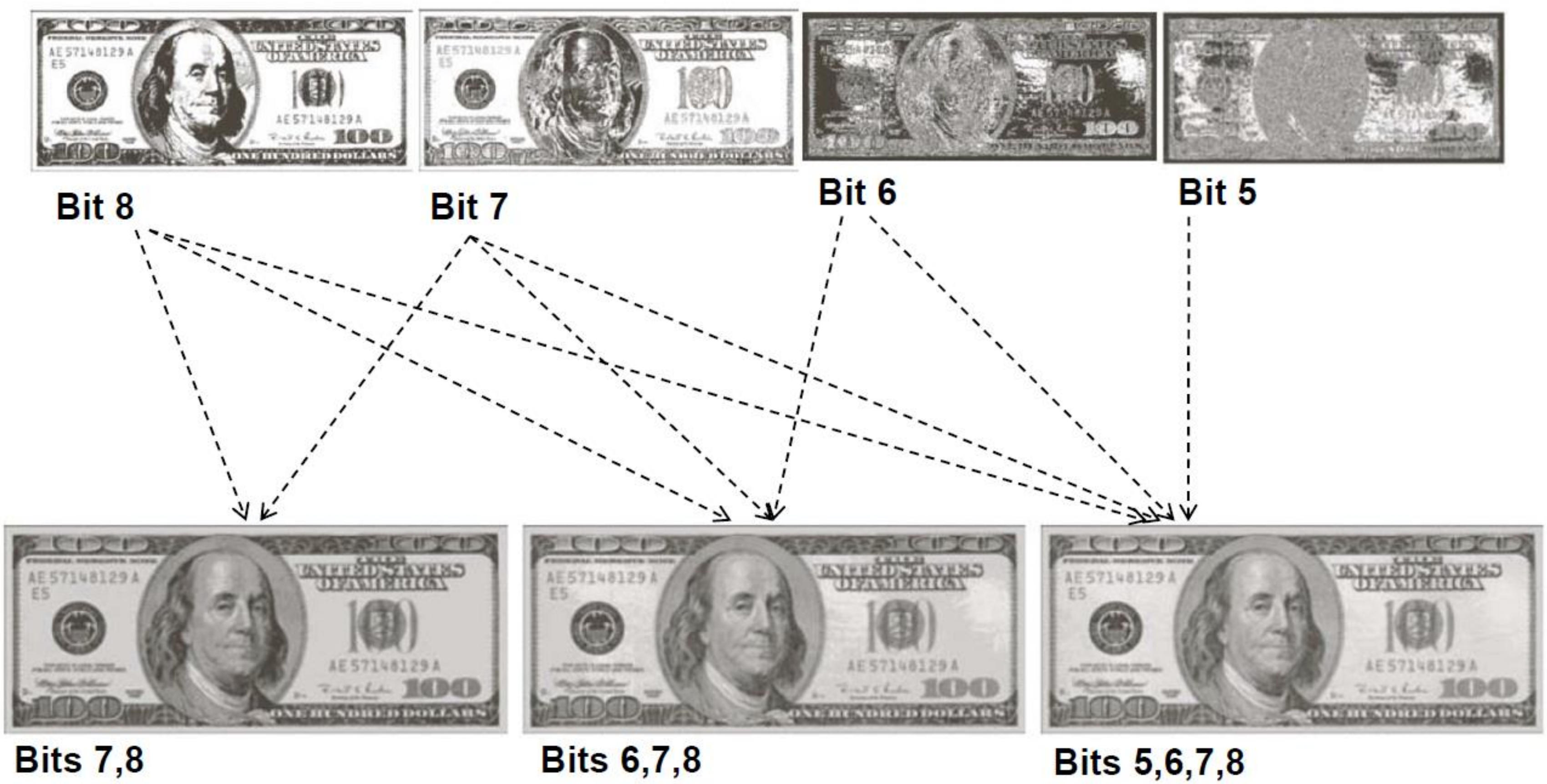




a	b	c
d	e	f
g	h	i

FIGURE 3.14 (a) An 8-bit gray-scale image of size 550×1192 pixels. (b) through (i) Bit planes 8 through 1, with bit plane 1 corresponding to the least significant bit. Each bit plane is a binary image..

Séparation de l'image en plans-bit

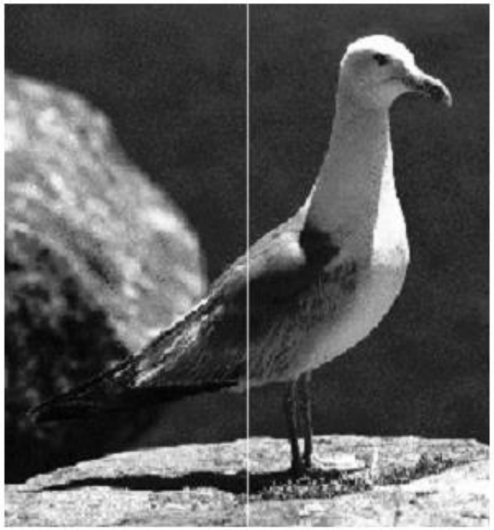


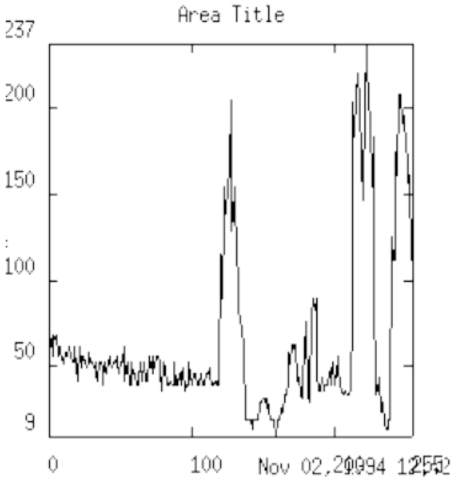
2- TRANSFORMATION DE L'HISTOGRAMME

Définitions

Profils d’intensité d’une image

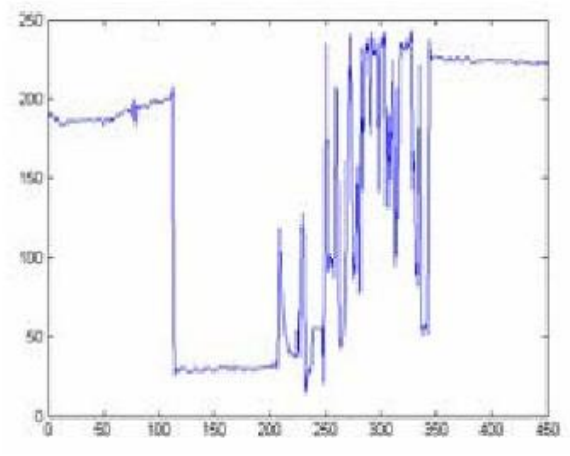
Un profil d’intensité d’une ligne dans une image est représenté par des signaux 1D.





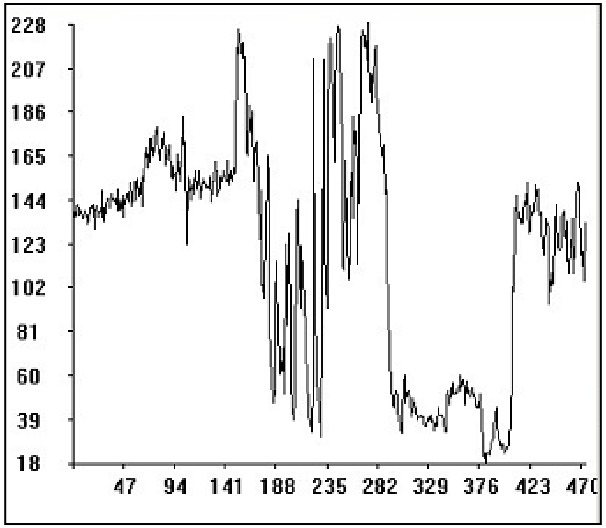
Définitions

Exemple d'profil d'intensité d'une image



Définitions

Exemple de profils d'intensité d'une image



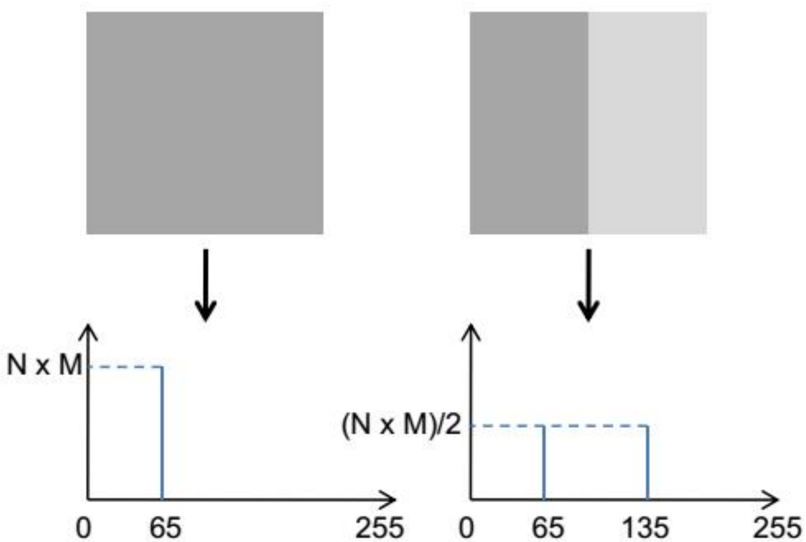
Définitions

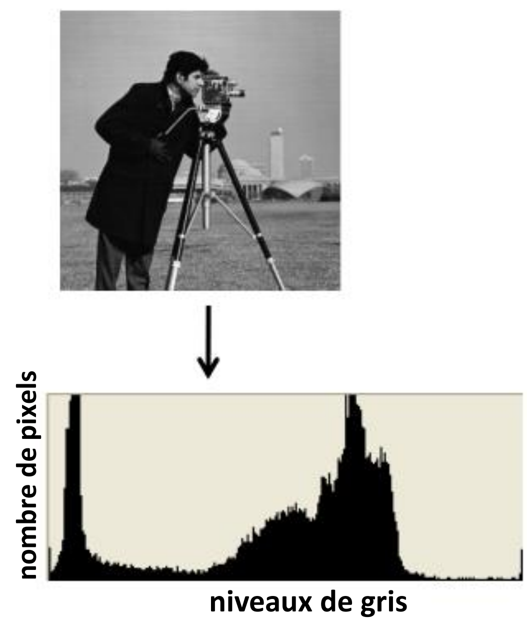
Histogramme d'une image

- Un **histogramme** représente **le nombre de pixels** appartenant (fréquence de) à chaque niveaux de gris (ou couleur) pouvant être représenté dans l'image
- **H(r)** = nombre de pixels de l'image ayant le niveau de gris **r**.

Exemples:

Images de taille: N x M





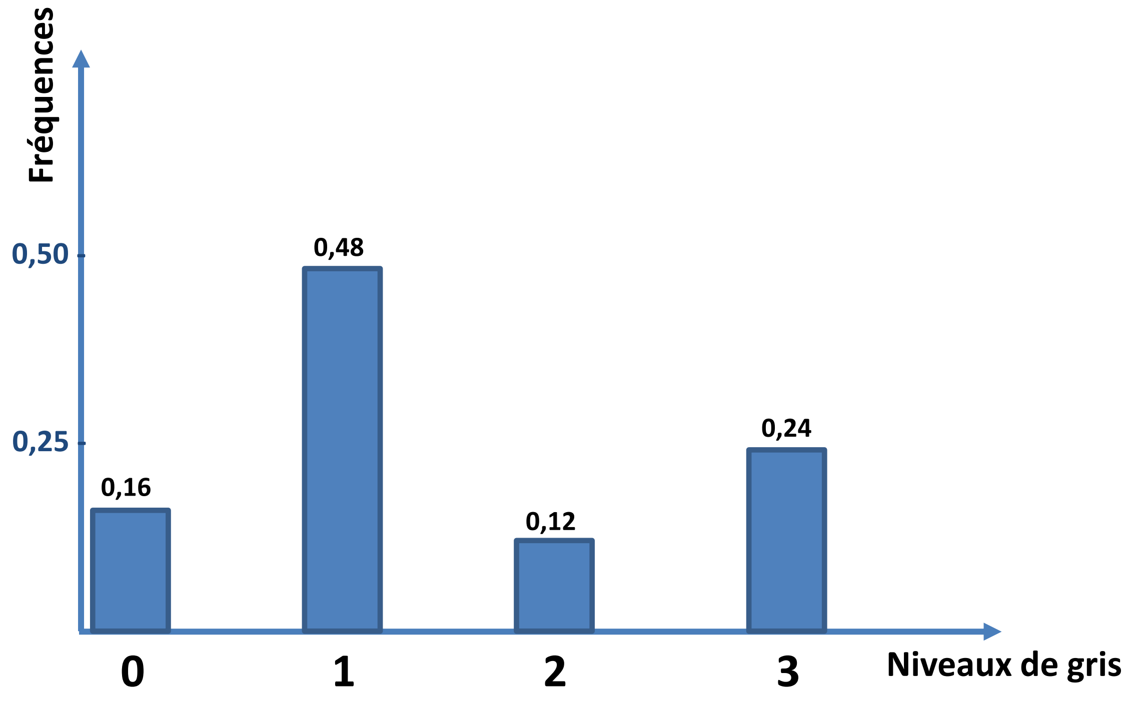
Définitions

Exemple d'histogramme d'une image

0	1	1	1	0
1	3	3	2	1
1	3	2	3	1
1	2	3	3	1
0	1	1	1	0

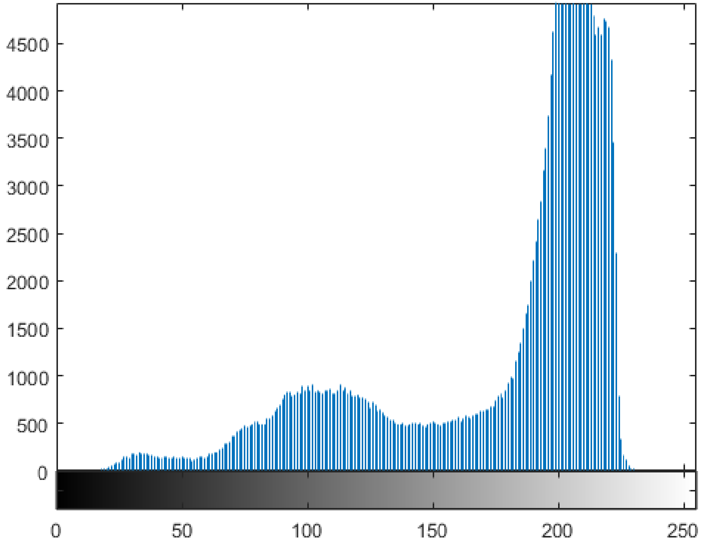
Image d'entrée (I)

Histogramme calculé de l'image I:
H(I) = [0.16   0.48   0,12 0,24]



Définitions

Exemple d'histogramme d'une image

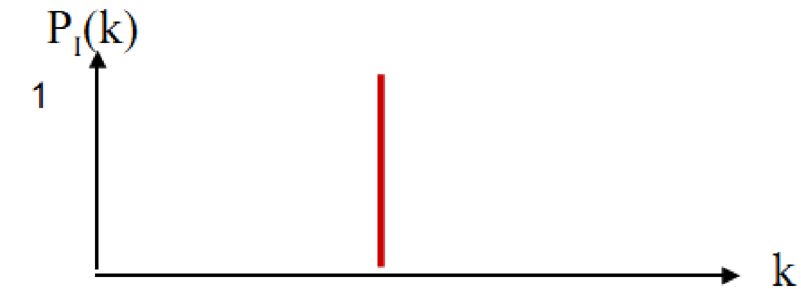


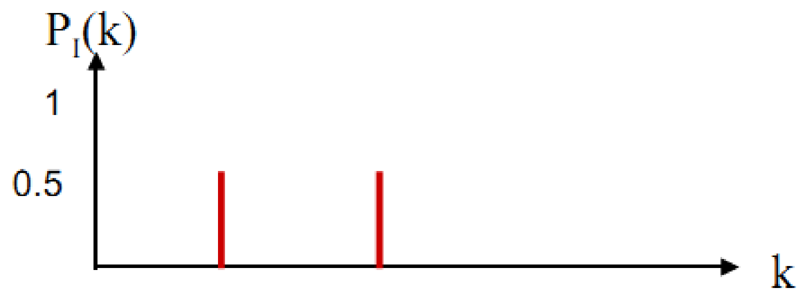
[redacted]	[redacted]

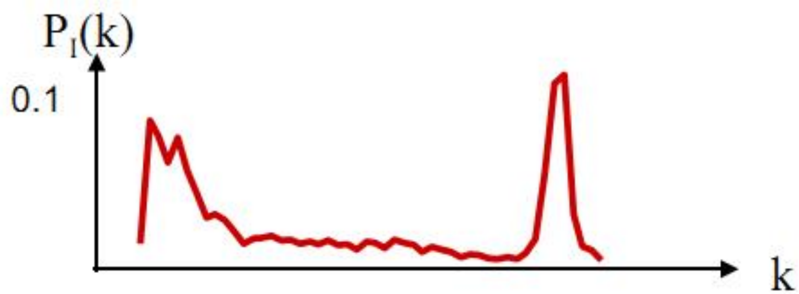
	[redacted]
[redacted]	

Définitions

Dynamique d'une image = [valeur_min, valeur_max]







Définitions

Types d’histogrammes et leurs images associées.

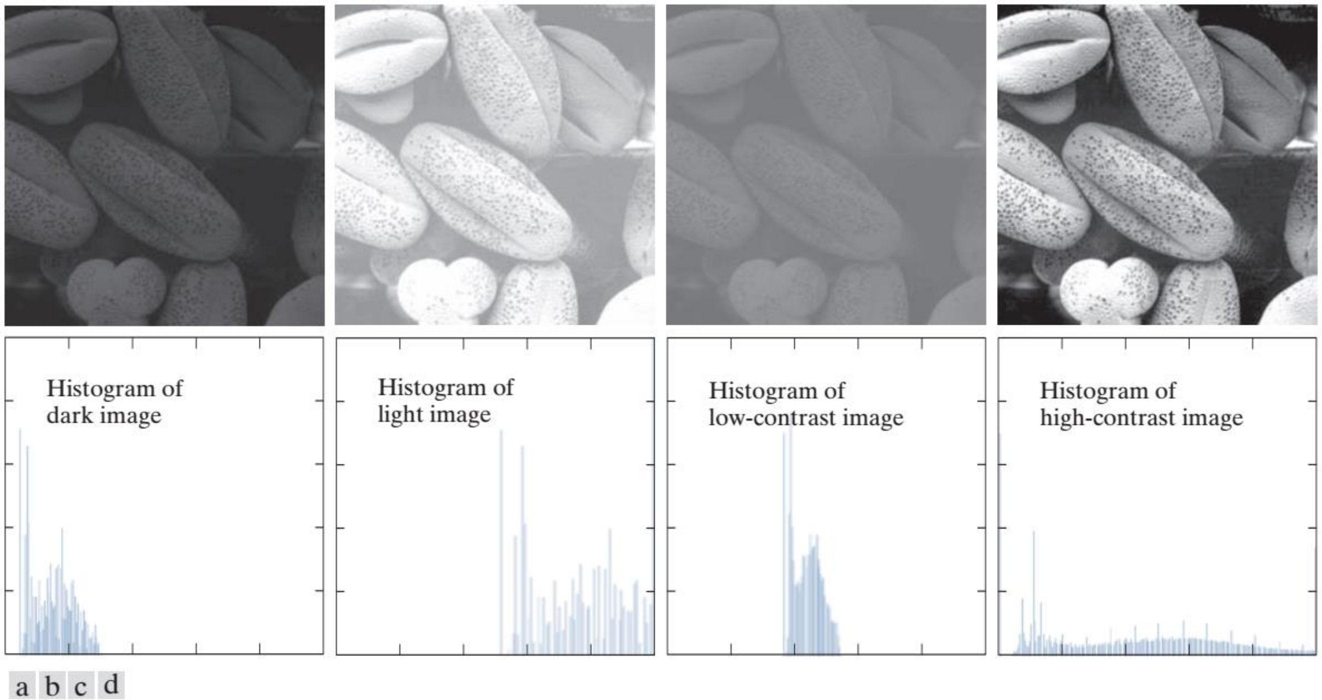


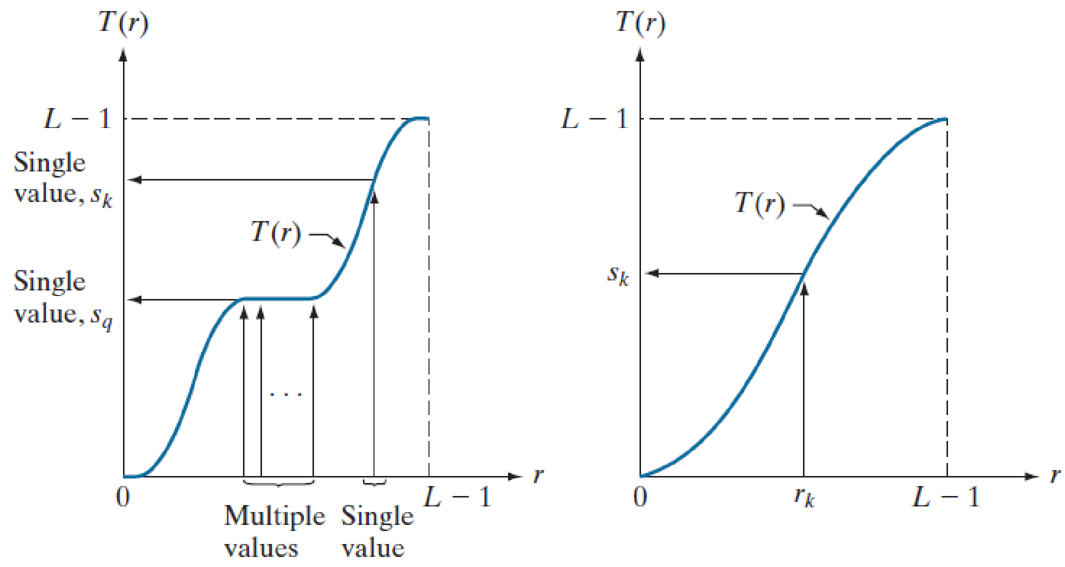
FIGURE 3.16 Four image types and their corresponding histograms. (a) dark; (b) light; (c) low contrast; (d) high contrast. The horizontal axis of the histograms are values of r_k and the vertical axis are values of $p(r_k)$.

Traitement de l'histogramme

Types de transformations pouvant être appliquées à un histogramme.

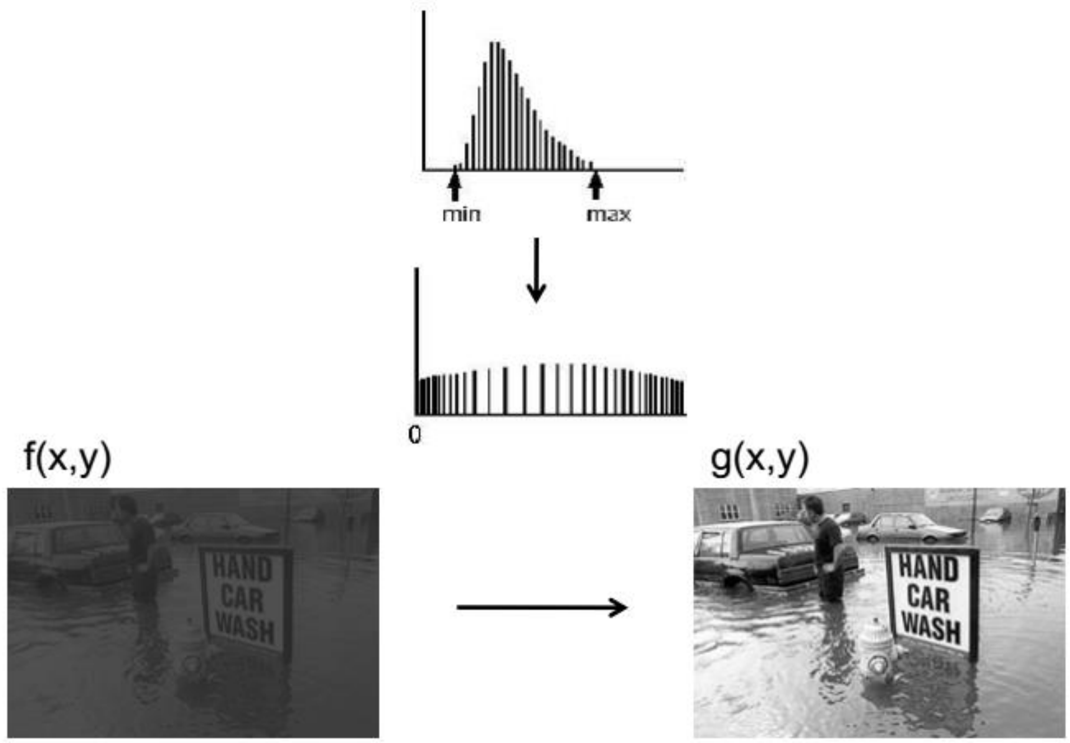
a b

FIGURE 3.17
(a) Monotonic increasing function, showing how multiple values can map to a single value. (b) Strictly monotonic increasing function. This is a one-to-one mapping, both ways.



Égalisation d’histogramme

- **Objectif:** harmoniser la répartition des niveaux de luminosité de l'image, de telle manière à tendre vers un même nombre de pixel pour chacun des niveaux de gris.



Égalisation d’histogramme

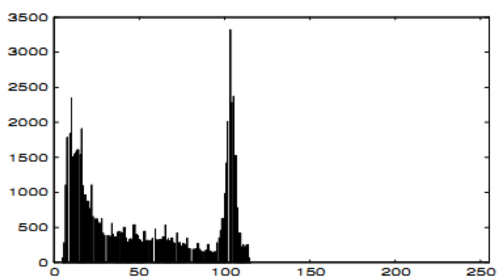


Image originale

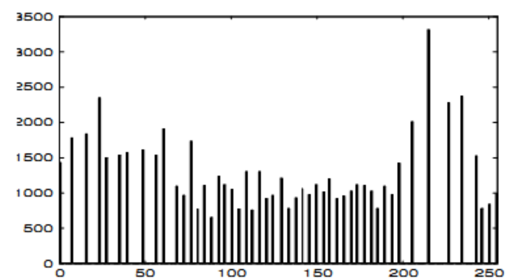
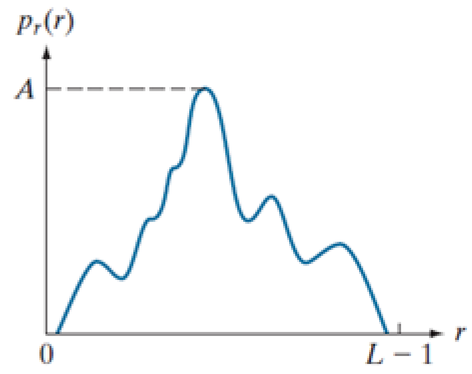
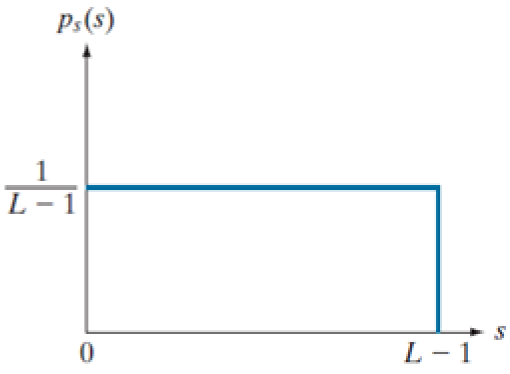


Image plus contrastée

Égalisation de l'histogramme





Cas continu:

La transformation continue permettant d'égaliser **une densité de probabilité** est la **probabilité cumulative**:

$$s = T(r) = (L-1)\int_0^r p_r(w)dw$$

Égalisation de l'histogramme

Pour améliorer le contraste, on cherche à aplatir l'histogramme

<u>Cas discret:</u>

Soit une image de taille *M x N*. Pour une intensité $\boldsymbol{r_k}$, la probabilité d'occurrence est:

$$p(r_k) = \frac{n_k}{M \times N}, \quad k = 0, 1, \ldots, L-1.$$

où $\boldsymbol{n_k}$ est le nombre d'occurrence de $\boldsymbol{r_k}$ dans l'image.

La transformation permettant d'égaliser l'histogramme de l'image est :

$$s_k = T(r_k) = (L-1)\sum_{j=0}^{k} p(r_j), \qquad k = 0,1, \ldots, L-1.$$

Égalisation de l'histogramme

Exemple

Soit une image de taille *64 x 64 et **L**-1* **= 7** (8 niveaux de gris).

r_k	n_k	$P(r_k)$
0	790	0,19
1	1023	0,25
2	850	0,21
3	656	0,16
4	329	0,08
5	245	0,06
6	122	0,03
7	81	0,02

On a alors:

$$s_0 = T(r_0) = (L-1)\sum_{j=0}^{0} p(r_j) = 7p(r_0) = 1.33 \longrightarrow \mathbf{1}$$

$$s_1 = T(r_1) = (L-1)\sum_{j=0}^{1} p(r_j) = 7\big(p(r_0) + p(r_1)\big) = 3.08 \longrightarrow \mathbf{3}$$

Égalisation de l'histogramme

$$s_2 = T(r_2) = (L-1)\sum_{j=0}^{2} p(r_j) = 7\big(p(r_0) + p(r_1) + p(r_2)\big) = 4.55 \longrightarrow \mathbf{5}$$

…

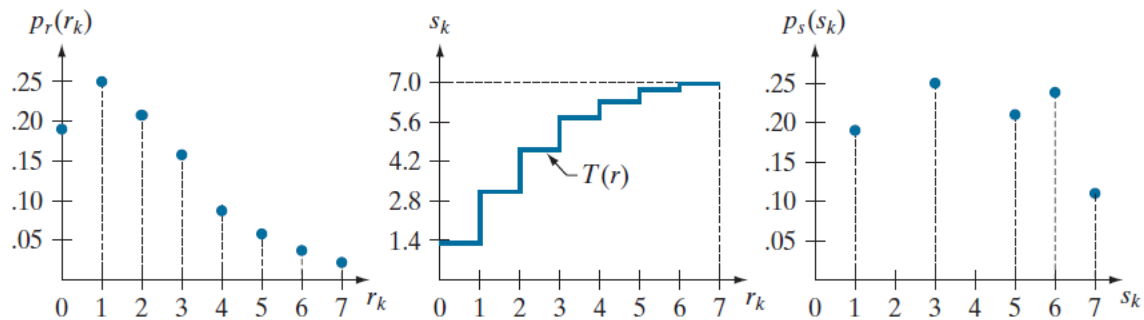
$$s_7 = T(r_7) = (L-1)\sum_{j=0}^{7} p(r_j) = 7\big(p(r_0) + \cdots + p(r_7)\big) = 7.00 \longrightarrow \mathbf{7}$$

$$s_0 = 1.33 \to 1 \qquad s_2 = 4.55 \to 5 \qquad s_4 = 6.23 \to 6 \qquad s_6 = 6.86 \to 7$$

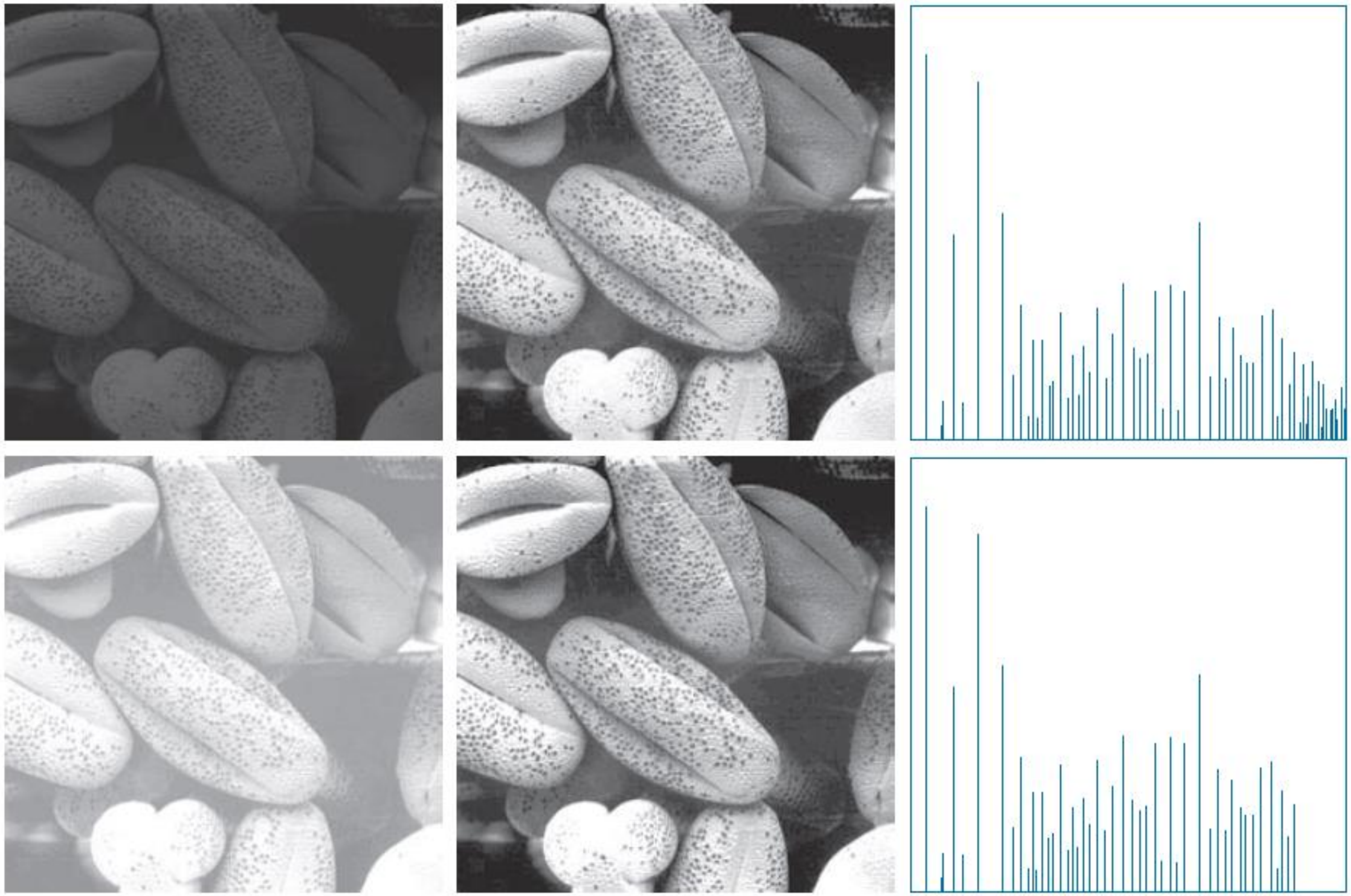
$$s_1 = 3.08 \to 3 \qquad s_3 = 5.67 \to 6 \qquad s_5 = 6.65 \to 7 \qquad s_7 = 7.00 \to 7$$

a b c

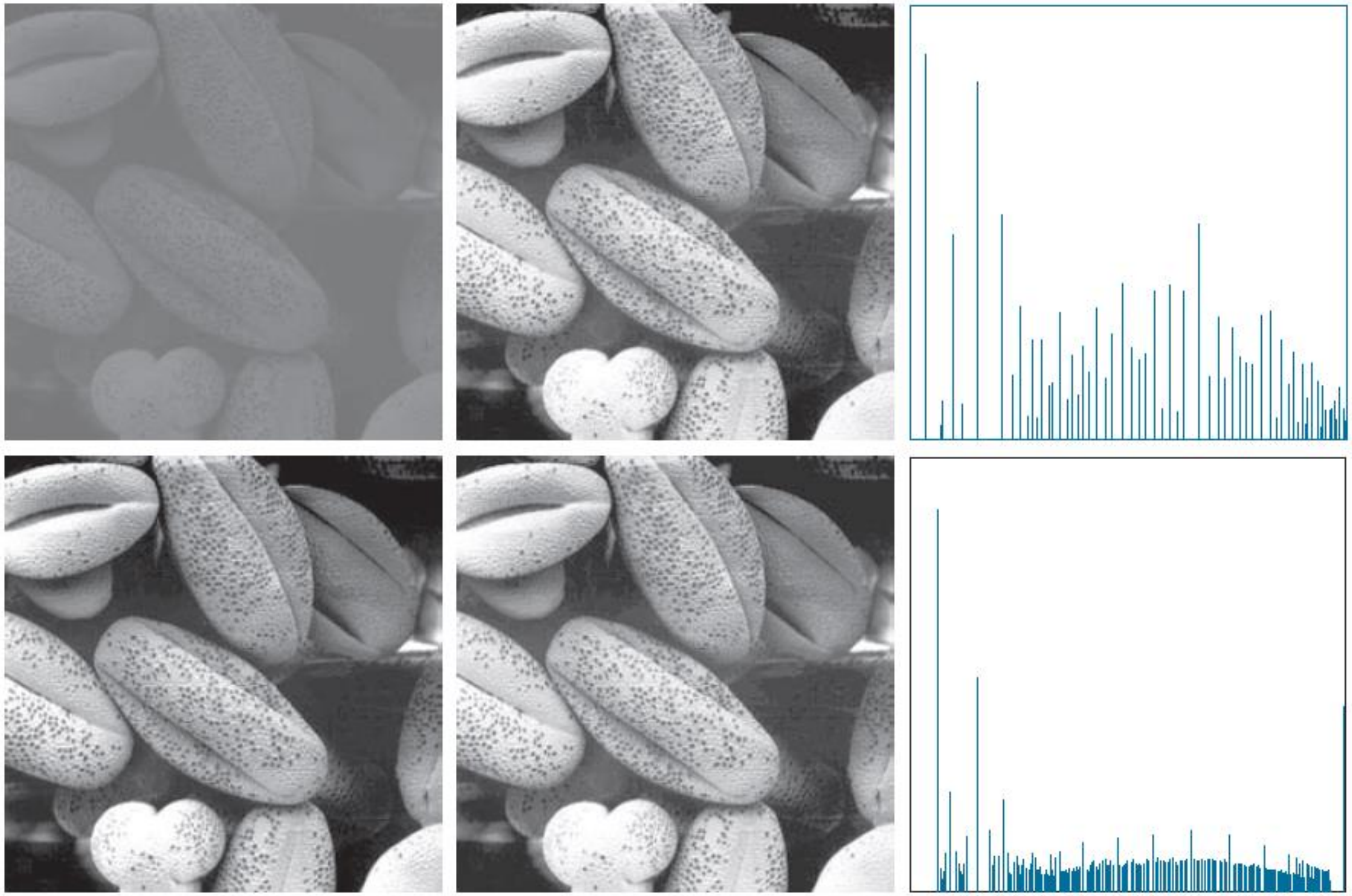
FIGURE 3.19 Histogram equalization. (a) Original histogram. (b) Transformation function. (c) Equalized histogram.



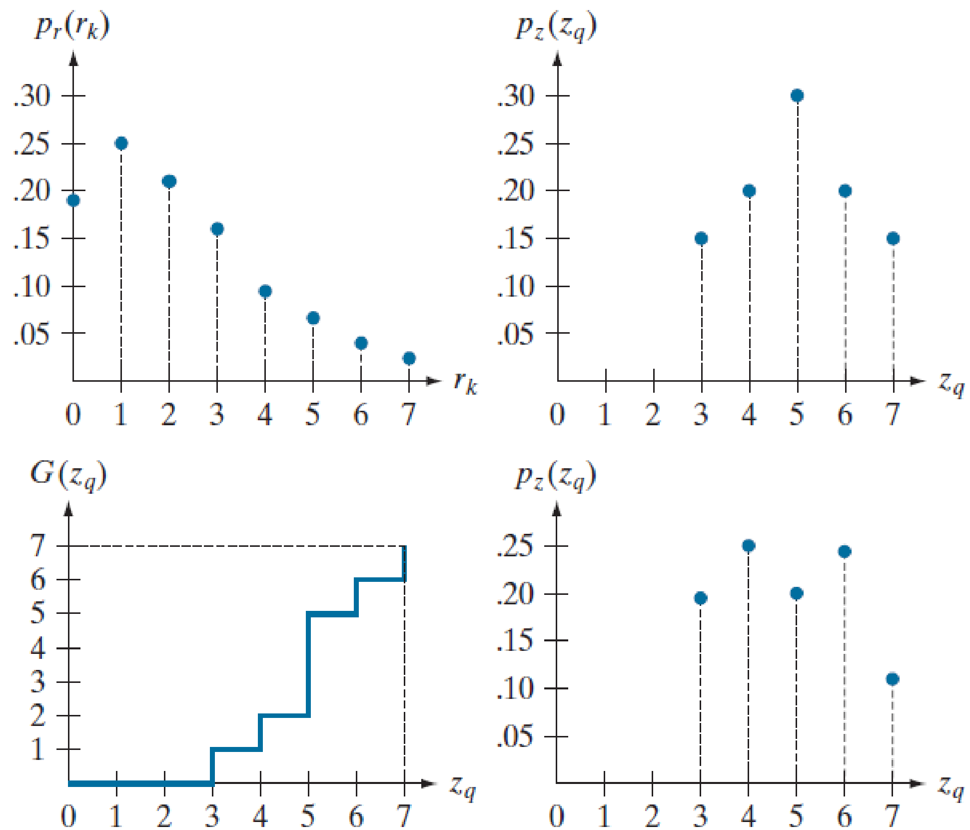
Égalisation de l'histogramme



Égalisation de l'histogramme



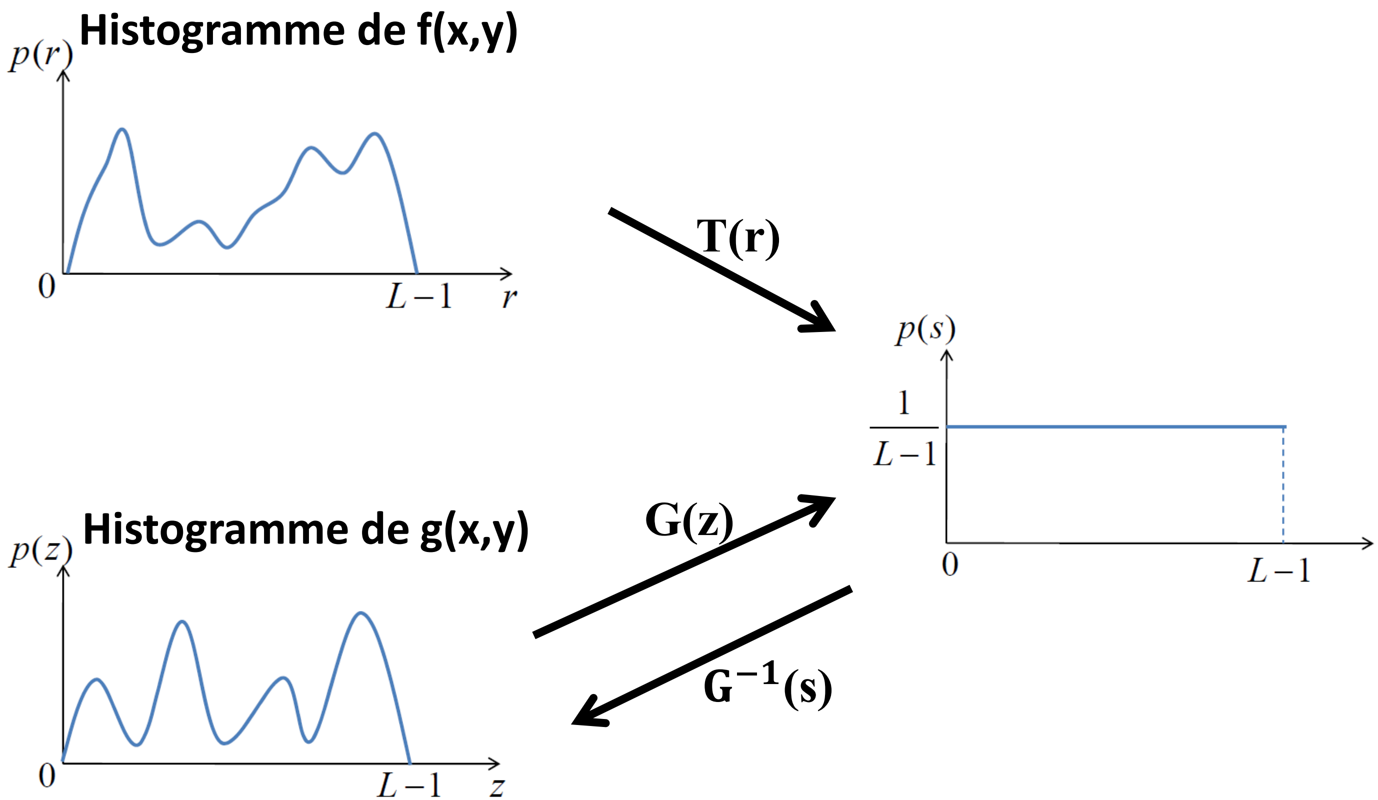
Transfert d’histogramme



a	b
c	d

FIGURE 3.22
(a) Histogram of a 3-bit image.
(b) Specified histogram.
(c) Transformation function obtained from the specified histogram.
(d) Result of histogram specification. Compare the histograms in (b) and (d).

Transfert d'histogramme



Transfert d'histogramme

Cas continu:

1. Calcul de la fonction cumulative **T** de l'histogramme de l'image f(x,y).
2. Calcul de la fonction cumulative **G** de l'histogramme de g(x,y).
3. **Pour** chaque pixel (x,y) de l'image f(x,y)
   a. Calculer **s = T(f(x,y))**
   b. Calculer $\mathbf{G^{-1}(s)}$

Cas discret:

$$s_k = T(r_k) = (L-1)\sum_{j=0}^{k} p(r_j), \qquad \mathrm{k} = 0,1,\ldots,\mathrm{L}-1$$

Pour chaque s_k, chercher q, tel que :

$$s_k = G(z_k) = (L-1)\sum_{i=0}^{q} p(z_i), \qquad \mathrm{q} = 0,1,\ldots,\mathrm{L}-1$$

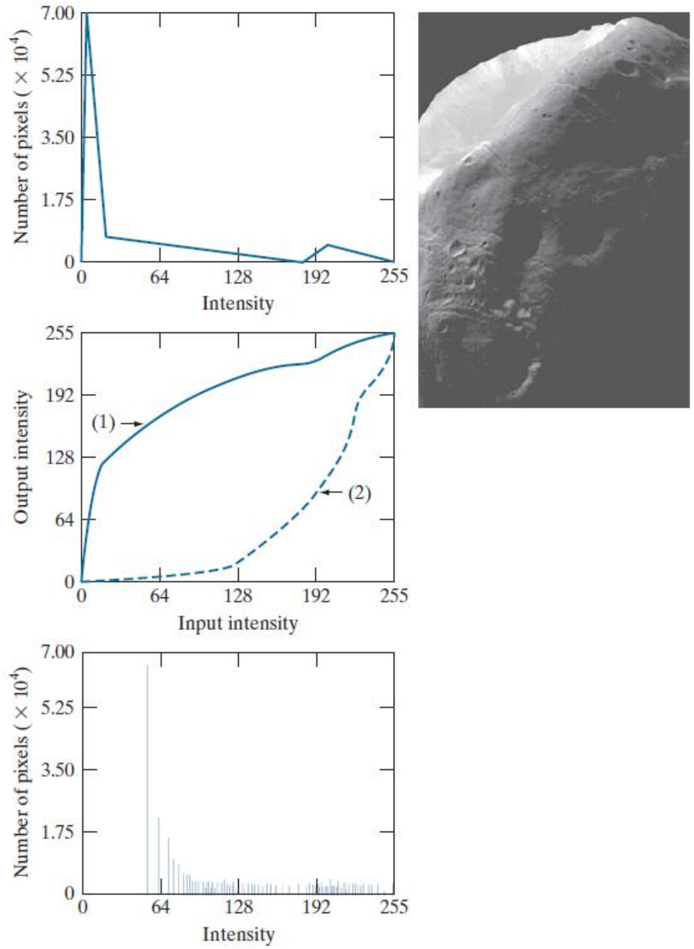
Remarque:

On peut accélérer considérablement le processus de cette recherche en utilisant une *Look up* table.

Transfert d’histogramme

a c
b
d

FIGURE 3.25 Histogram specification. (a) Specified histogram. (b) Transformation $G(z_q)$, labeled (1), and $G^{-1}(s_k)$, labeled (2). (c) Result of histogram specification. (d) Histogram of image (c).



Transfert d’histogramme

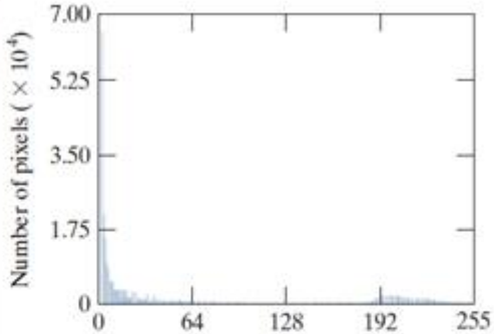
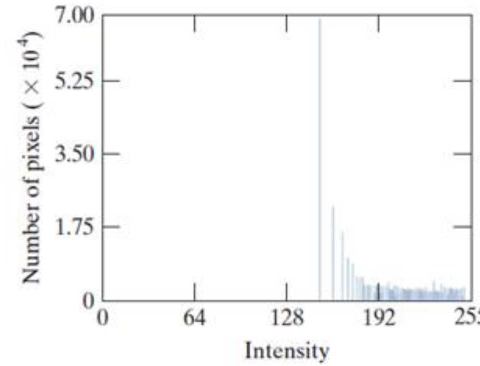
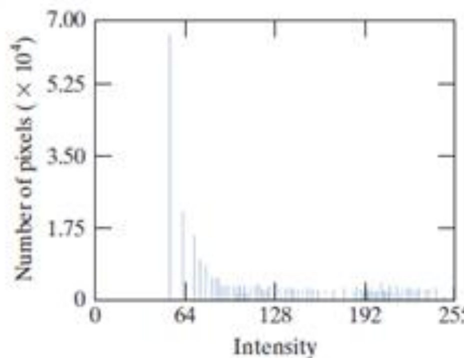


Image originale



Egalisation d'histogramme



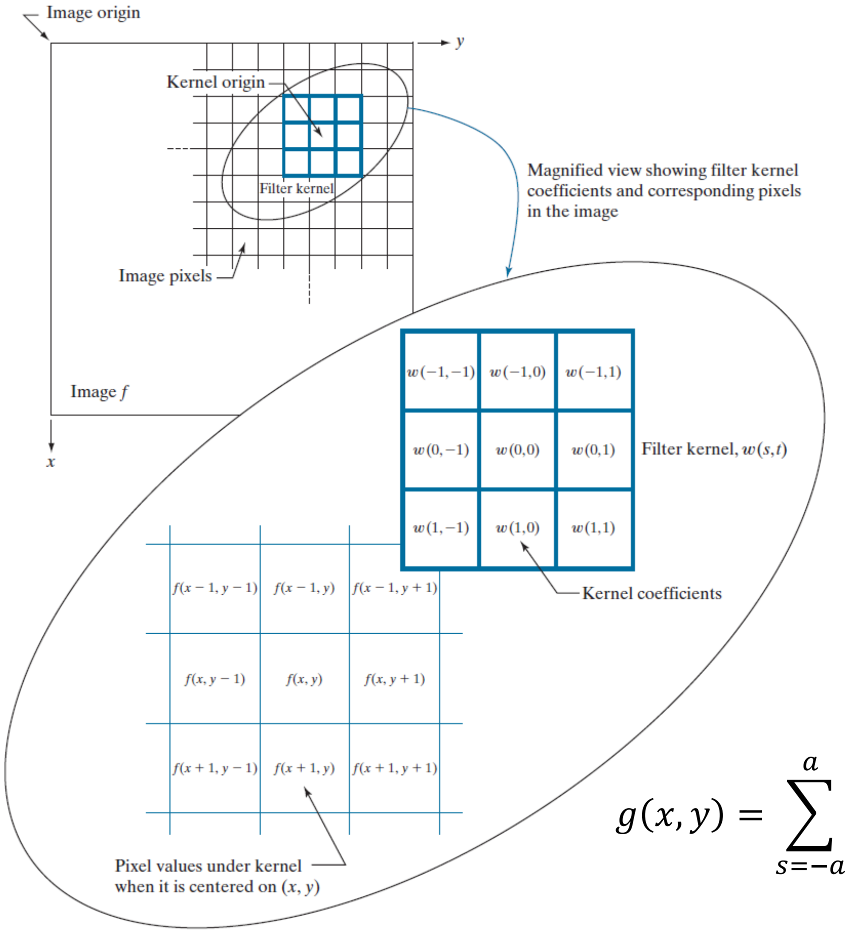
Transfert d'histogramme

3- RÉDUCTION DE BRUIT

Filtres spatiaux

La mécanique du filtrage spatial linéaire en utilisant un noyau 3 × 3.

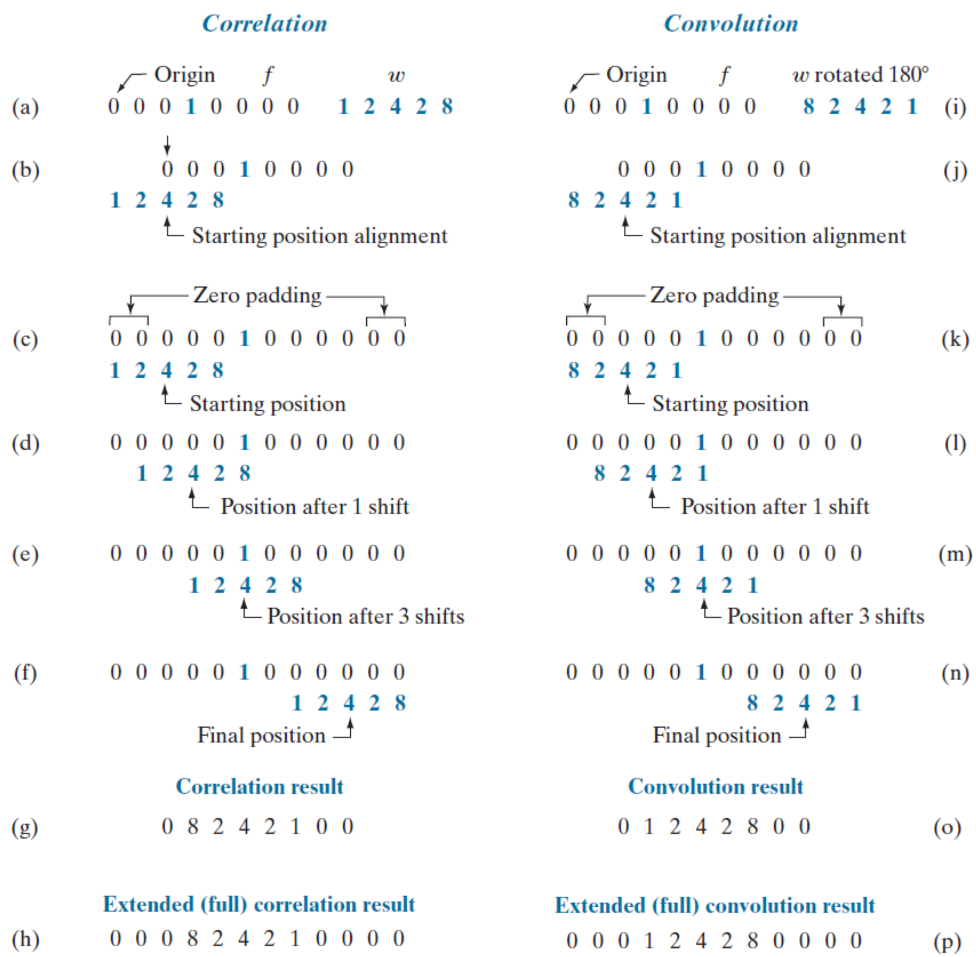
- Les pixels sont représentés par des carrés pour simplifier les graphiques.
- Notez que l'origine de l'image est en haut à gauche, mais l'origine du noyau est en son centre.
- Le fait de placer l'origine au centre de noyaux spatialement symétriques simplifie l'écriture d'expressions pour le filtrage linéaire.



$$g(x,y) = \sum_{s=-a}^{a} \sum_{t=-b}^{b} w(s,t) f(x+s, y+t)$$

Filtres spatiaux

Exemple 1D:



Filtres spatiaux

Exemple 2D:

Origin f

$$\begin{matrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix} \qquad \begin{matrix} & w & \\ \mathbf{1} & \mathbf{2} & \mathbf{3} \\ \mathbf{4} & \mathbf{5} & \mathbf{6} \\ \mathbf{7} & \mathbf{8} & \mathbf{9} \end{matrix}$$

(a)

Padded f

$$\begin{matrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mathbf{1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix}$$

(b)

Initial position for w

$$\begin{matrix} \mathbf{1} & \mathbf{2} & \mathbf{3} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \mathbf{4} & \mathbf{5} & \mathbf{6} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \mathbf{7} & \mathbf{8} & \mathbf{9} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mathbf{1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix}$$

(c)

Correlation result

$$\begin{matrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{9} & \mathbf{8} & \mathbf{7} & 0 \\ 0 & \mathbf{6} & \mathbf{5} & \mathbf{4} & 0 \\ 0 & \mathbf{3} & \mathbf{2} & \mathbf{1} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix}$$

(d)

Full correlation result

$$\begin{matrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{9} & \mathbf{8} & \mathbf{7} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{6} & \mathbf{5} & \mathbf{4} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{3} & \mathbf{2} & \mathbf{1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix}$$

(e)

Rotated w

$$\begin{matrix} \mathbf{9} & \mathbf{8} & \mathbf{7} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \mathbf{6} & \mathbf{5} & \mathbf{4} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \mathbf{3} & \mathbf{2} & \mathbf{1} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mathbf{1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix}$$

(f)

Convolution result

$$\begin{matrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{1} & \mathbf{2} & \mathbf{3} & 0 \\ 0 & \mathbf{4} & \mathbf{5} & \mathbf{6} & 0 \\ 0 & \mathbf{7} & \mathbf{8} & \mathbf{9} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix}$$

(g)

Full convolution result

$$\begin{matrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{1} & \mathbf{2} & \mathbf{3} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{4} & \mathbf{5} & \mathbf{6} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{7} & \mathbf{8} & \mathbf{9} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix}$$

(h)

Convolution numérique R = I * K

I

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

Image

*

K

1	0	1
0	1	0
1	0	1

Noyau de convolution

=

R

Résultat de convolution

$$
\begin{aligned}
R(x,y) = {} & I(x-1,y-1)*K(0,0) + I(x, y-1)*K(1,0) + I(x+1, y-1)*K(2,0) \\
& + I(x-1,y)*K(0,1) + I(x,y)*K(1,1) + I(x+1,y)*K(2,1) \\
& + I(x-1,y+1)*K(0,2) + I(x,y+1)*K(1,2) + I(x+1,y+1)*K(2,2)
\end{aligned}
$$

Convolution numérique R = I * K

I

1 × 1	1 × 0	1 × 1	0	0
0 × 0	1 × 1	1 × 0	1	0
0 × 1	0 × 0	1 × 1	1	1
0	0	1	1	0
0	1	1	0	0

Image

*

K

1	0	1
0	1	0
1	0	1

Noyau de convolution

=

R

4		

Résultat de convolution

Convolution numérique R = I * K

I

1	$1_{\times 1}$	$1_{\times 0}$	$0_{\times 1}$	0
0	$1_{\times 0}$	$1_{\times 1}$	$1_{\times 0}$	0
0	$0_{\times 1}$	$1_{\times 0}$	$1_{\times 1}$	1
0	0	1	1	0
0	1	1	0	0

Image

*

K

1	0	1
0	1	0
1	0	1

Noyau de convolution

=

R

4	3	

Résultat de convolution

Convolution numérique R = I * K

I

1	1	1 $\times 1$	0 $\times 0$	0 $\times 1$
0	1	1 $\times 0$	1 $\times 1$	0 $\times 0$
0	0	1 $\times 1$	1 $\times 0$	1 $\times 1$
0	0	1	1	0
0	1	1	0	0

Image

*

K

1	0	1
0	1	0
1	0	1

Noyau de convolution

=

R

4	3	4

Résultat de convolution

Convolution numérique R = I * K

I

1	1	1	0	0
0 $\times 1$	1 $\times 0$	1 $\times 1$	1	0
0 $\times 0$	0 $\times 1$	1 $\times 0$	1	1
0 $\times 1$	0 $\times 0$	1 $\times 1$	1	0
0	1	1	0	0

Image

*

K

1	0	1
0	1	0
1	0	1

Noyau de convolution

=

R

4	3	4
2		

Résultat de convolution

Convolution numérique R = I * K

I

1	1	1	0	0
0	1 $\times 1$	1 $\times 0$	1 $\times 1$	0
0	0 $\times 0$	1 $\times 1$	1 $\times 0$	1
0	0 $\times 1$	1 $\times 0$	1 $\times 1$	0
0	1	1	0	0

Image

*

K

1	0	1
0	1	0
1	0	1

Noyau de convolution

=

R

4	3	4
2	4	

Résultat de convolution

Convolution numérique R = I * K

I

1	1	1	0	0
0	1	1 × 1	1 × 0	0 × 1
0	0	1 × 0	1 × 1	1 × 0
0	0	1 × 1	1 × 0	0 × 1
0	1	1	0	0

Image

*

K

1	0	1
0	1	0
1	0	1

Noyau de convolution

=

R

4	3	4
2	4	3

Résultat de convolution

Convolution numérique R = I * K

I

1	1	1	0	0
0	1	1	1	0
0 $\times 1$	0 $\times 0$	1 $\times 1$	1	1
0 $\times 0$	0 $\times 1$	1 $\times 0$	1	0
0 $\times 1$	1 $\times 0$	1 $\times 1$	0	0

Image

*

K

1	0	1
0	1	0
1	0	1

Noyau de convolution

=

R

4	3	4
2	4	3
2		

Résultat de convolution

Convolution numérique R = I * K

I

1	1	1	0	0
0	1	1	1	0
0	0 ×1	1 ×0	1 ×1	1
0	0 ×0	1 ×1	1 ×0	0
0	1 ×1	1 ×0	0 ×1	0

Image

*

K

1	0	1
0	1	0
1	0	1

Noyau de convolution

=

R

4	3	4
2	4	3
2	3	

Résultat de convolution

Convolution numérique R = I * K

I

1	1	1	0	0
0	1	1	1	0
0	0	1 $\times 1$	1 $\times 0$	1 $\times 1$
0	0	1 $\times 0$	1 $\times 1$	0 $\times 0$
0	1	1 $\times 1$	0 $\times 0$	0 $\times 1$

Image

*

K

1	0	1
0	1	0
1	0	1

Noyau de convolution

=

R

4	3	4
2	4	3
2	3	4

Résultat de convolution

Exemples de noyaux de convolution

a b

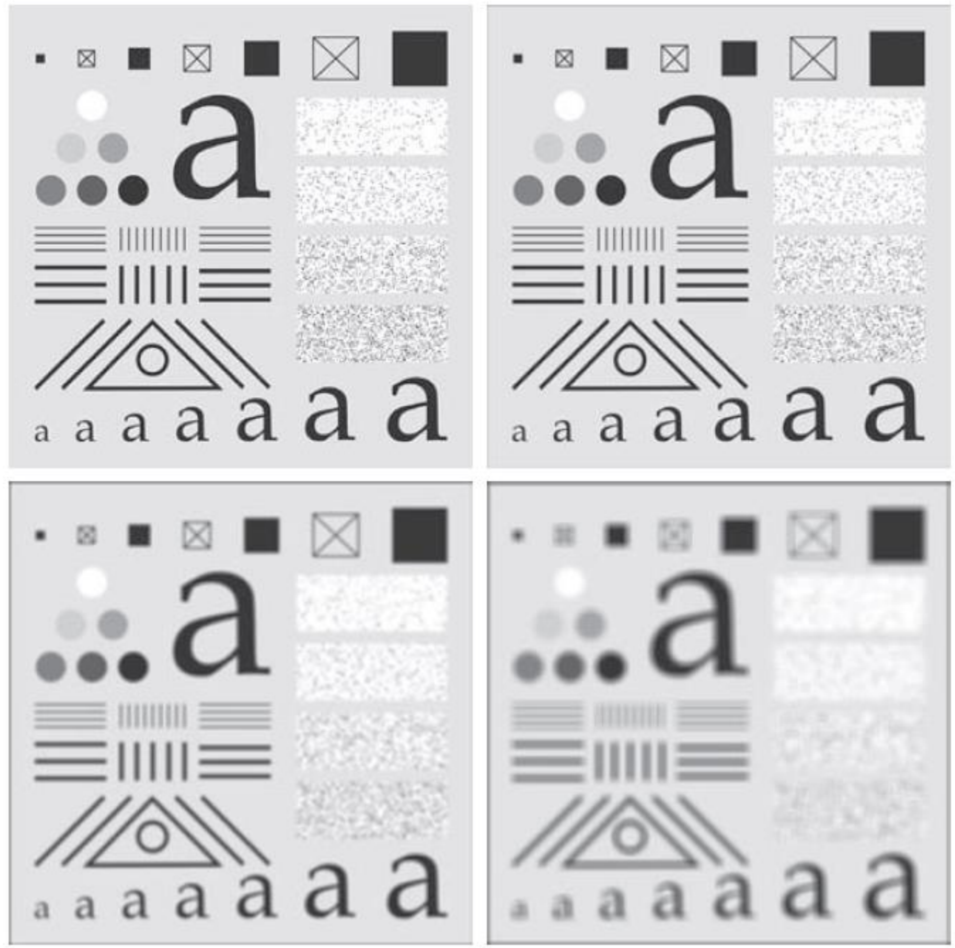
FIGURE 3.31
Examples of smoothing kernels: (a) is a *box* kernel; (b) is a *Gaussian* kernel.

$$\frac{1}{9} \times \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \qquad \frac{1}{4.8976} \times \begin{bmatrix} 0.3679 & 0.6065 & 0.3679 \\ 0.6065 & 1.0000 & 0.6065 \\ 0.3679 & 0.6065 & 0.3679 \end{bmatrix}$$

Réduction de bruit

a	b
c	d

FIGURE 3.33
(a) Test pattern of size 1024×1024 pixels.
(b)-(d) Results of lowpass filtering with box kernels of sizes 3×3, 11×11, and 21×21, respectively.



Filtre moyen

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

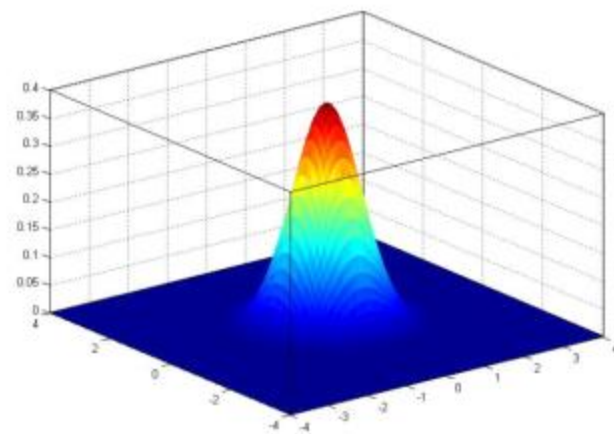
Réduction de bruit

Filtre gaussien

$$G(x,y)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

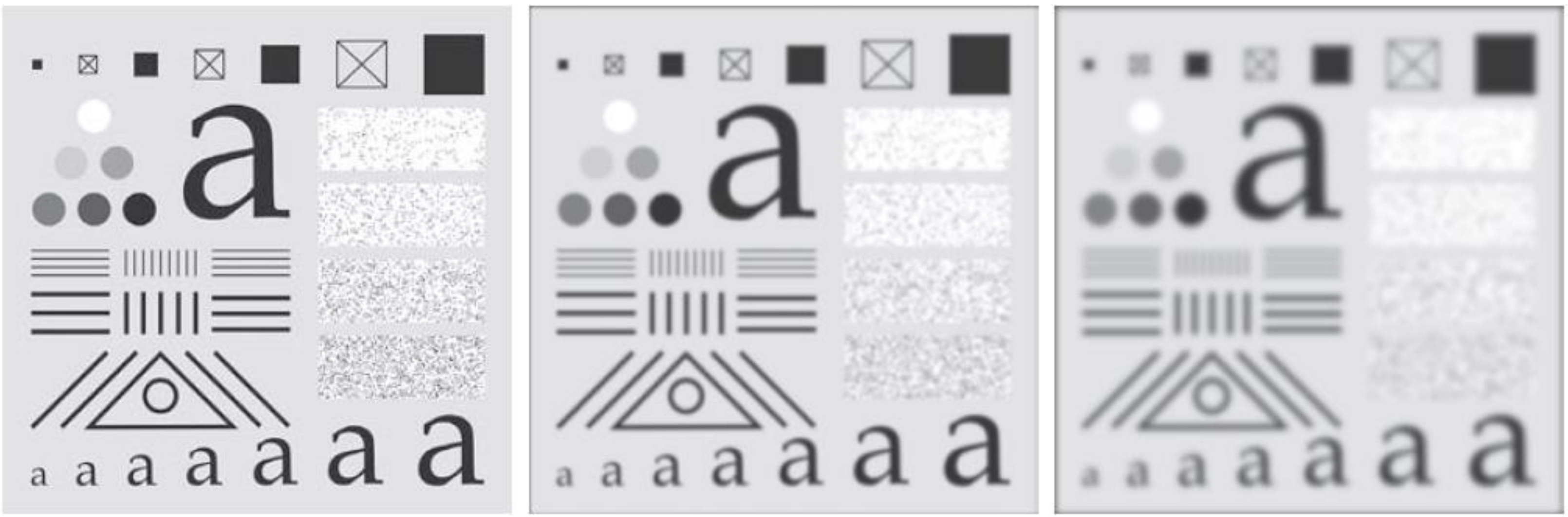
Taille du filtre: $(4\sigma+1)\times(4\sigma+1)$

0,00	0,01	0,02	0,01	0,00
0,01	0,06	0,10	0,06	0,01
0,02	0,10	0,16	0,10	0,02
0,01	0,06	0,10	0,06	0,01
0,00	0,01	0,02	0,01	0,00



Exemple de filtre Gaussien σ=1

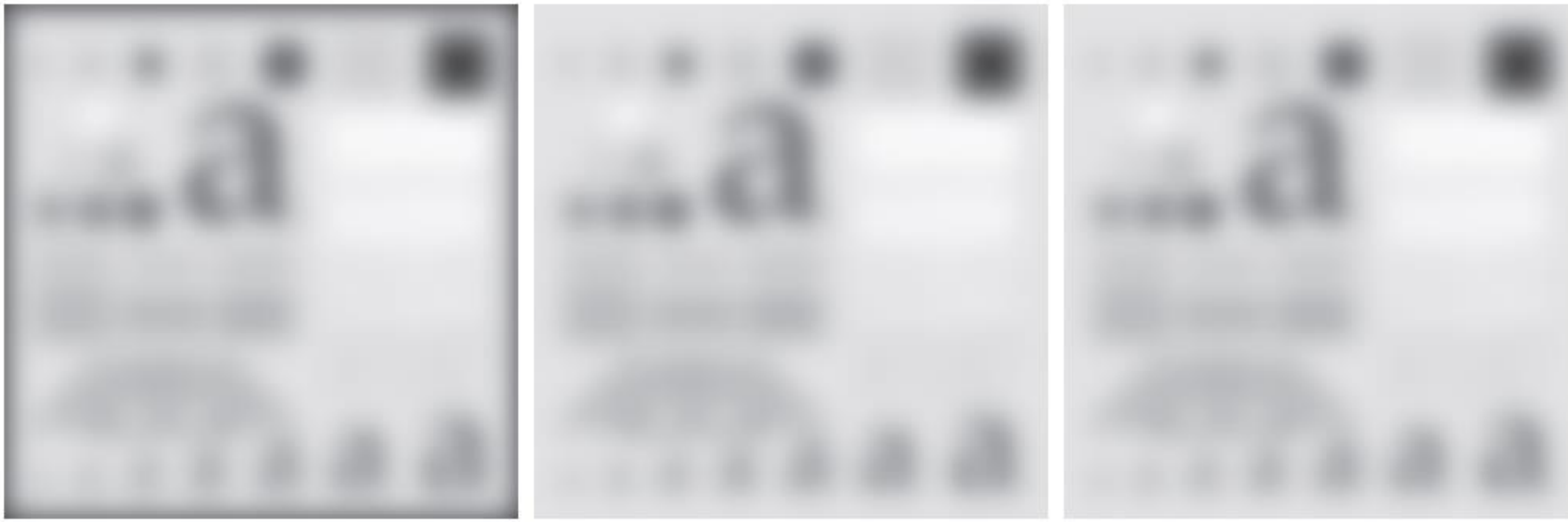
Réduction de bruit



a b c

FIGURE 3.36 (a)A test pattern of size 1024×1024. (b) Result of lowpass filtering the pattern with a Gaussian kernel of size 21×21, with standard deviations $\sigma = 3.5$. (c) Result of using a kernel of size 43×43, with $\sigma = 7$. This result is comparable to Fig. 3.33(d). We used $K = 1$ in all cases.

Réduction de bruit



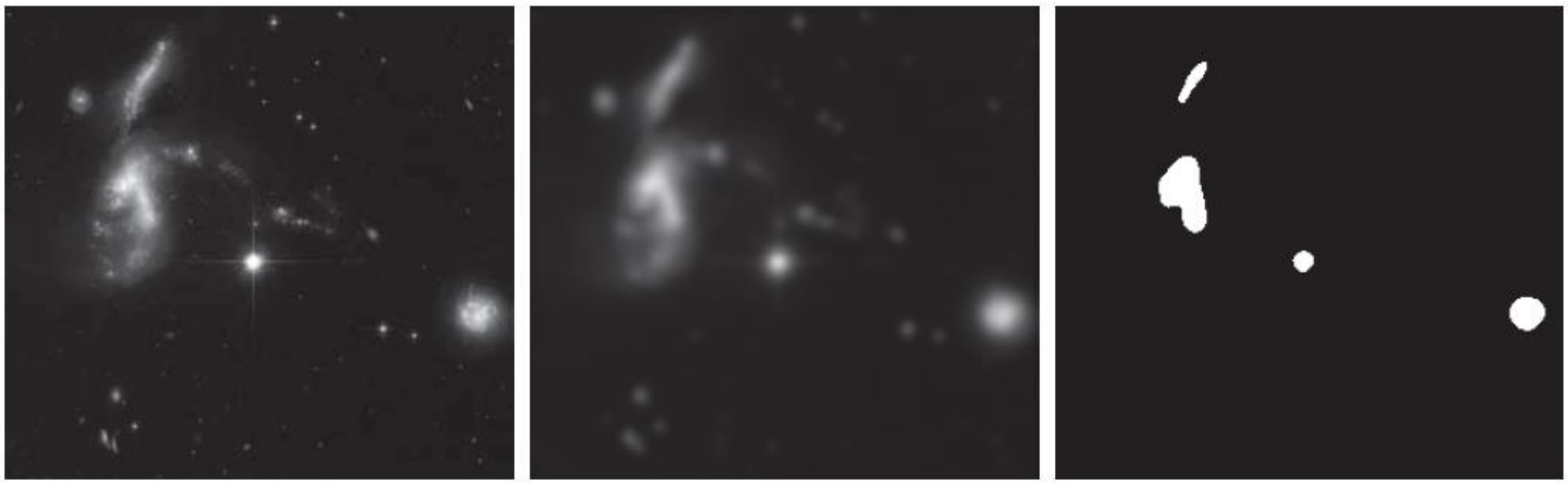
a b c

FIGURE 3.39 Result of filtering the test pattern in Fig. 3.36(a) using (a) zero padding, (b) mirror padding, and (c) replicate padding. A Gaussian kernel of size 187×187, with $K = 1$ and $\sigma = 31$ was used in all three cases.

- **zero padding**: par des zéros.
- **mirrorpadding:** en réfléchissant en miroir l'image à travers sa bordure.
- **replicate padding:** la valeur de bordure d'image la plus proche.

Réduction de bruit

Exemple:



a b c

FIGURE 3.41 (a) A 2566 × 2758 Hubble Telescope image of the *Hickson Compact Group*. (b) Result of lowpass filtering with a Gaussian kernel. (c) Result of thresholding the filtered image (intensities were scaled to the range [0, 1]). The Hickson Compact Group contains dwarf galaxies that have come together, setting off thousands of new star clusters. (Original image courtesy of NASA.)

Réduction de bruit

Filtre médian

La médiane est une statistique qui divise la population en 2 parties de même nombre de données.

1 2 4 5 6 7 10 3 2 5 9 8 1 2 4 3 5 6 4 3 6

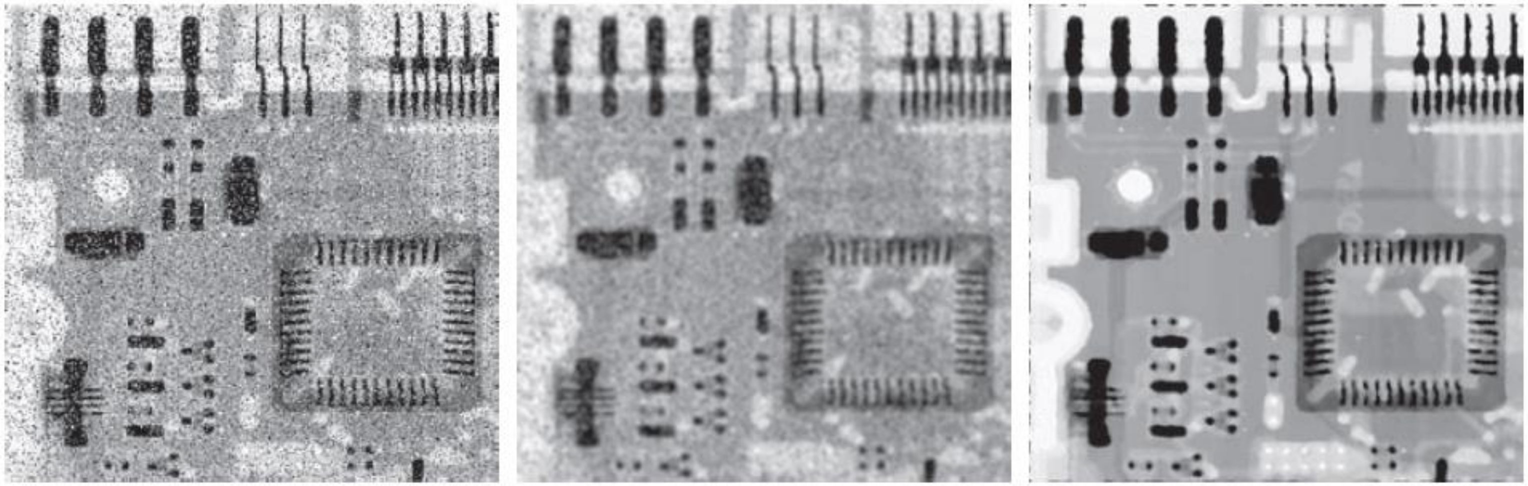
1 1 2 2 2 3 3 3 4 4 $\boxed{4}$ 5 5 5 6 6 6 7 8 9 10

4

Réduction de bruit

Filtre médian

Exemple:



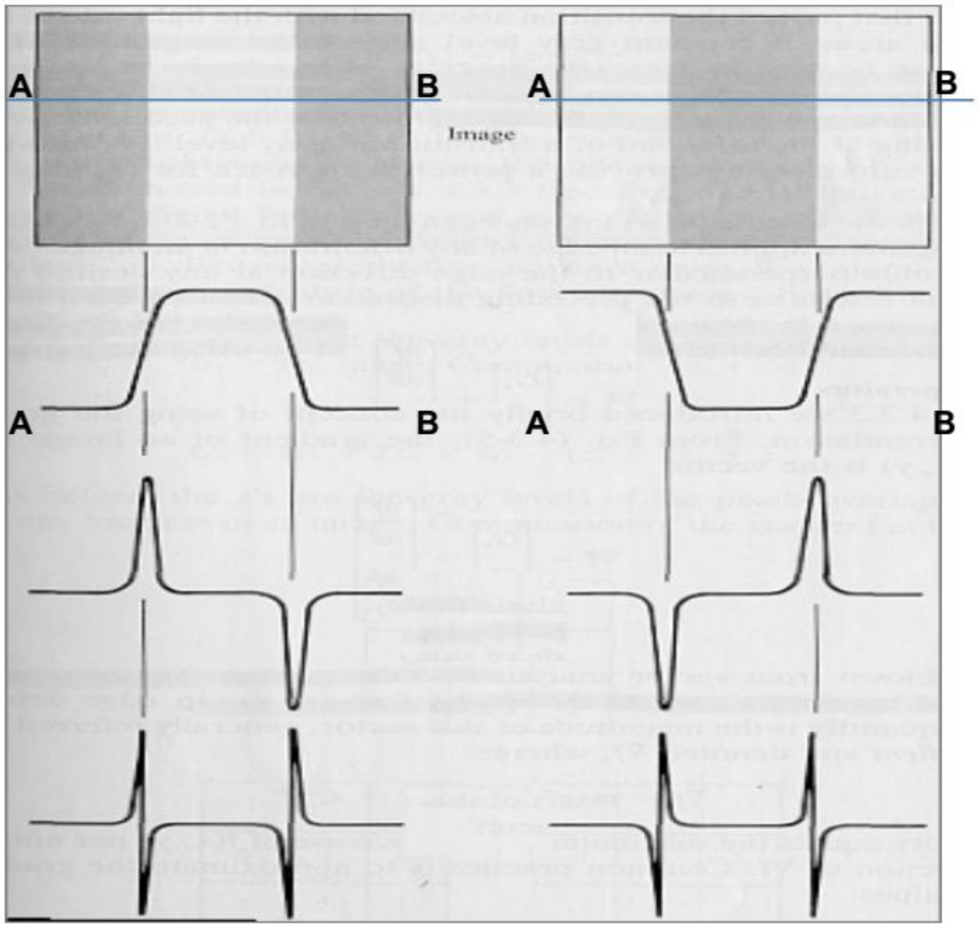
a b c

FIGURE 3.43 (a) X-ray image of a circuit board, corrupted by salt-and-pepper noise. (b) Noise reduction using a 19×19 Gaussian lowpass filter kernel with $\sigma = 3$. (c) Noise reduction using a 7×7 median filter. (Original image courtesy of Mr. Joseph E. Pascente, Lixi, Inc.)

Exemple

4-REHAUSSEMENT DU CONTRASTE

Introduction



Première dérivée

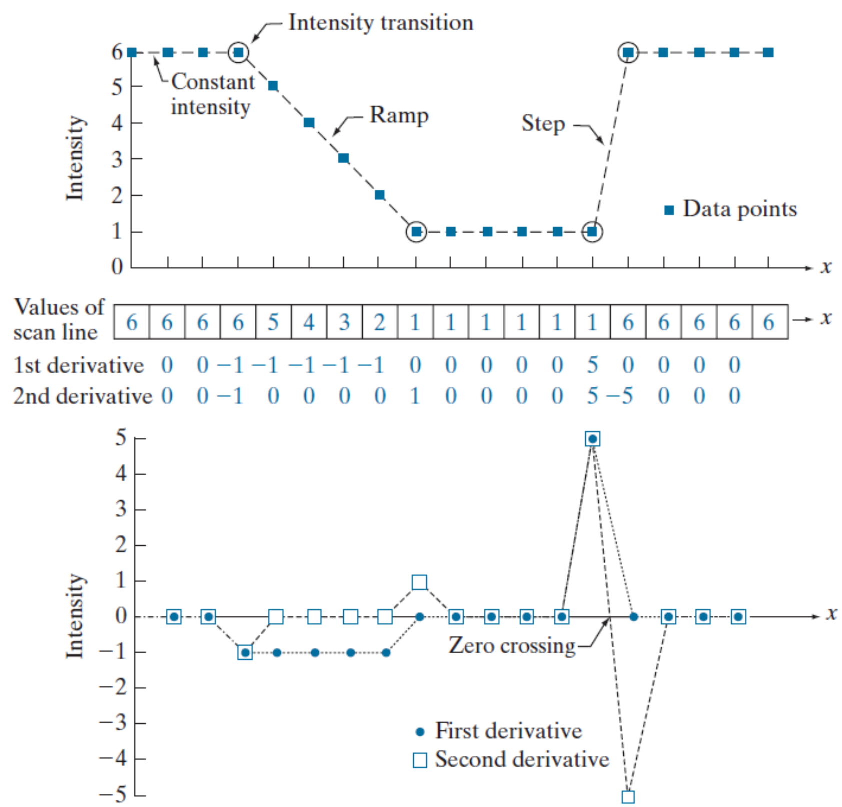
Seconde dérivée

Dérivées d'une image

Dérivées d’une image

On approxime la première et la seconde dérivée d’une fonction $f(x)$ à une dimension par les formules suivantes (respectivement) :

$$f'(x) = f(x+1) - f(x)$$
$$f''(x) = f(x+1) - 2f(x) + f(x-1)$$



a
b
c

FIGURE 3.44
(a) A section of a horizontal scan line from an image, showing ramp and step edges, as well as constant segments.
(b)Values of the scan line and its derivatives.
(c) Plot of the derivatives, showing a zero crossing. In (a) and (c) points were joined by dashed lines as a visual aid.

Dérivées d'une image

Pour une image en 2D, on définit **le Laplacien** comme suit:

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

où on a:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2f(x, y)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y)$$

Et donc:

$$\nabla^2 f = f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y)$$

Dérivées d'une image

Pratiquement, on peut calculer **le Laplacien** par l'un des filtres suivants:

0	1	0
1	−4	1
0	1	0

1	1	1
1	−8	1
1	1	1

0	−1	0
−1	4	−1
0	−1	0

−1	−1	−1
−1	8	−1
−1	−1	−1

a b c d

FIGURE 3.45 (a) Laplacian kernel used to implement Eq. (3-53). (b) Kernel used to implement an extension of this equation that includes the diagonal terms. (c) and (d) Two other Laplacian kernels.

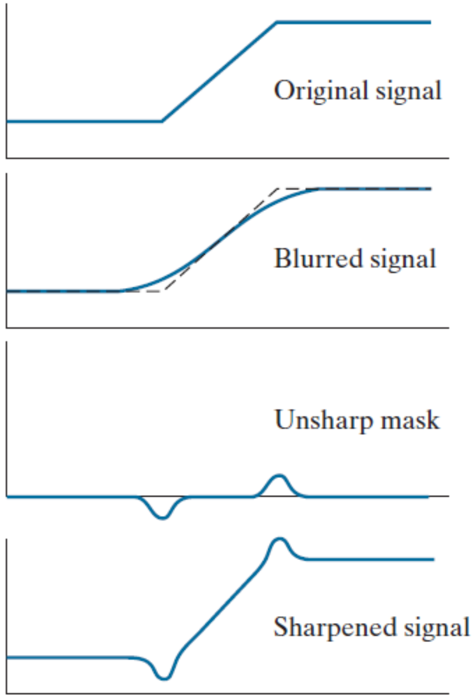
$$\nabla^2 f = f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y)$$

Rehaussement du contraste

Pour augmenter le contraste d'une image, il suffit d'accentuer les contours entre ses différentes régions homogènes. On utilise pour cela la transformation suivante:

$$\boldsymbol{g}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}) \;=\; \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}) + \boldsymbol{c}(\boldsymbol{\nabla}^2\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}))$$

- **c = −1** si on utilise les filtres **a** ou **b** de la figure précédente.
- **c = 1** si on utilise les filtres **c** ou **d** de la figure précédente.

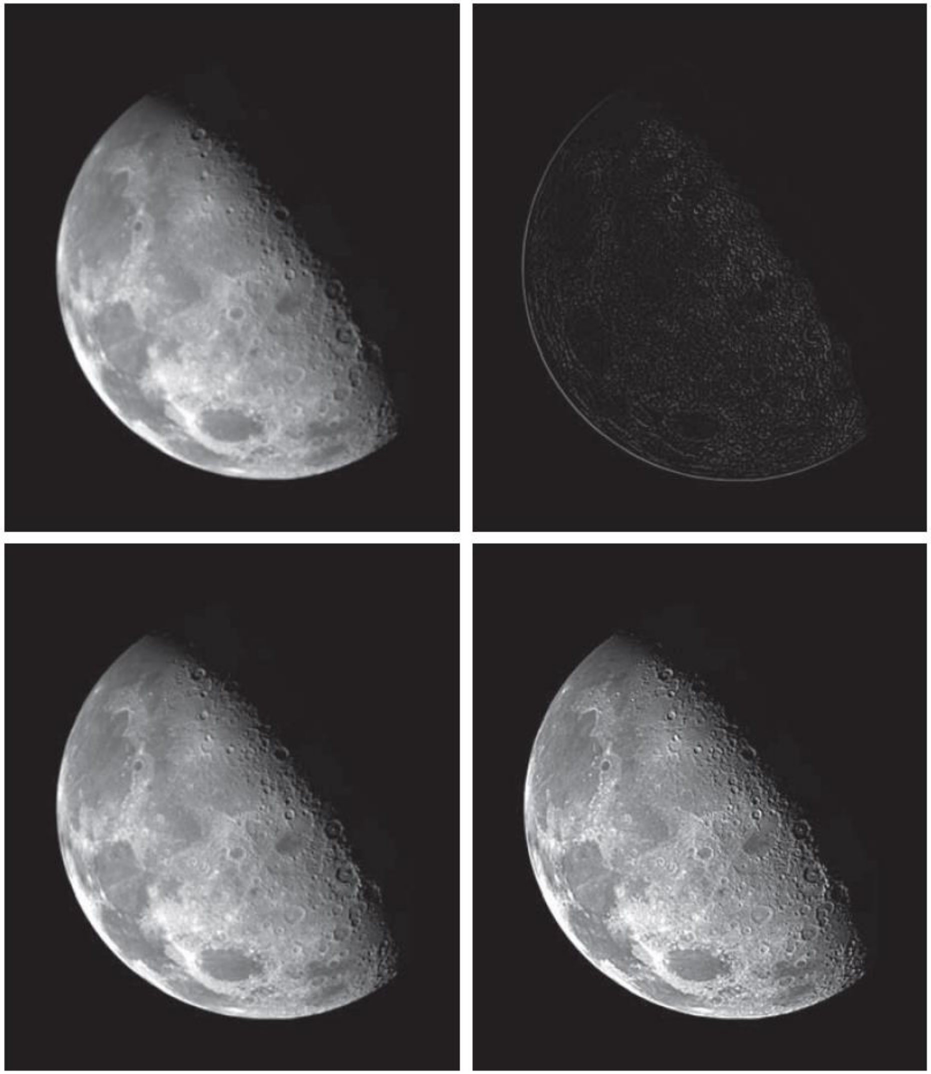


Rehaussement du contraste

Image du **Laplacien** calculé pour l'image de la figure précédente:

FIGURE 3.47 The Laplacian image from Fig. 3.46(b), scaled to the full [0, 255] range of intensity values. Black pixels correspond to the most negative value in the unscaled Laplacian image, grays are intermediate values, and white pixels corresponds to the highest positive value.

Rehaussement du contraste



a	b
c	d

FIGURE 3.46
(a) Blurred image of the North Pole of the moon.
(b) Laplacian image obtained using the kernel in Fig. 3.45(a).
(c) Image sharpened using Eq. (3-54) with $c = -1$.
(d) Image sharpened using the same procedure, but with the kernel in Fig. 3.45(b).
(Original image courtesy of NASA.)

Chapitre suivant

Chapitre 03

Extraction de caractéristiques dans les images

<u>Références:</u>

1. M. S. Allili. Eléments Avancés d'Analyse d'Images (Cours de 2e cycle). Université du Québec en Outaouais (UQO), Québec, Canada. Hivers 2014.
2. R. C. Gonzalez and R. E. Woods. Digital image processing. Pearson Education. 3rd Edition. 2008.
3. R. C. Gonzalez and R. E. Woods. Digital image processing. Pearson Education. 4th Edition. 2018.
4. R. C. Gonzalez, R. E. Woods, and S. L. Eddins. Digital image processing using Matlab. Gatesmark Publishing. 2nd Edition. 2009.
5. Sandipan Dey. Hands-On Image Processing with Python: Expert techniques for advanced image analysis and effective interpretation of image data. Packt Publishing, 2018.