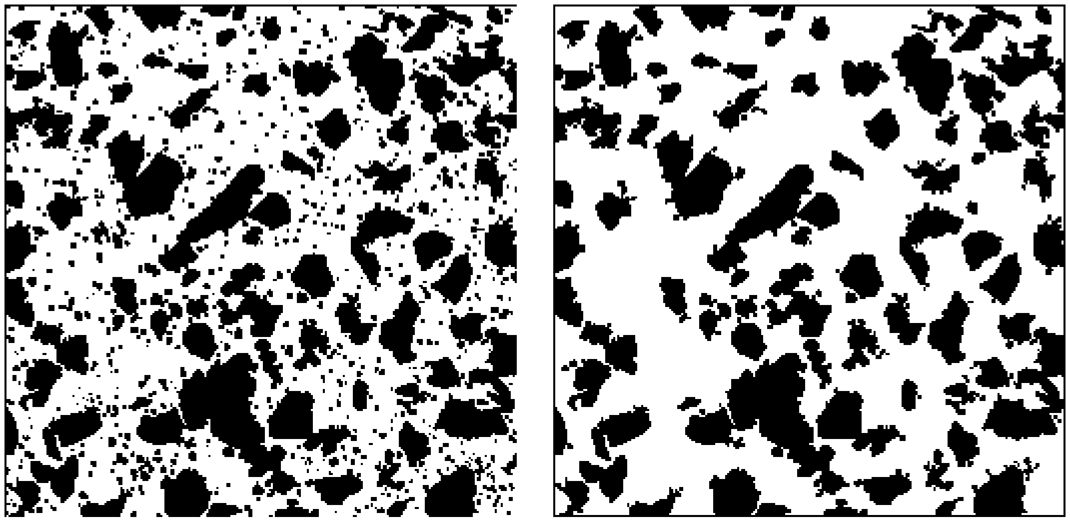
Morfologia matematica

Input:
1. un *insieme* o un’immagine con strutture da evidenziare
2. una sonda (elemento strutturante) per evidenziare queste strutture

Output: le strutture evidenziate



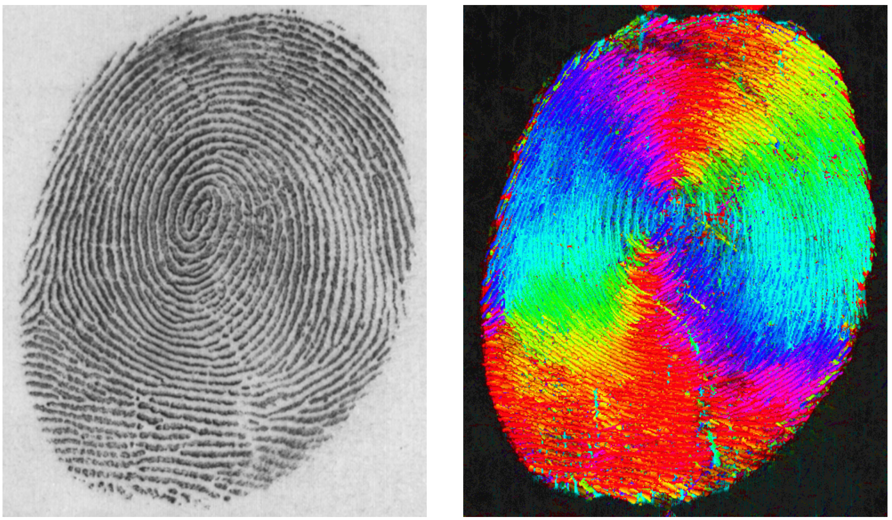
Eliminazione di piccole componenti

Morfologia matematica

Input:

1. un *insieme* o un’immagine con strutture da evidenziare
2. una sonda (elemento strutturante) per evidenziare queste strutture

Output: le strutture evidenziate

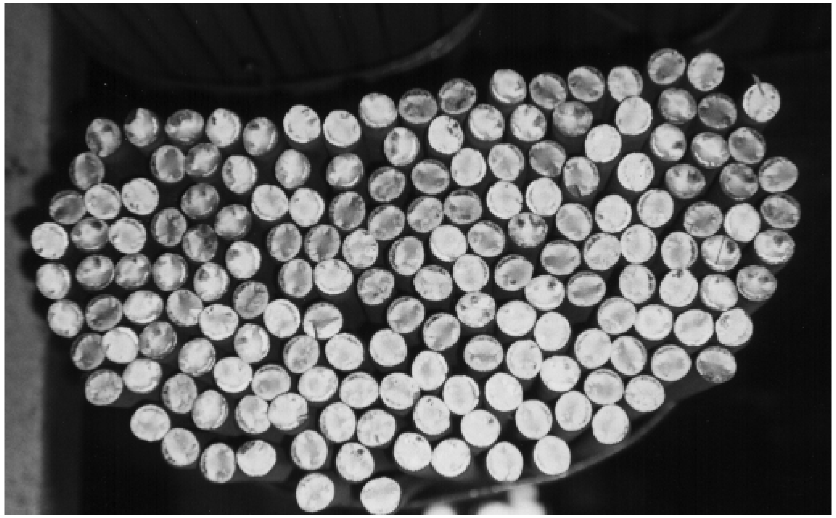


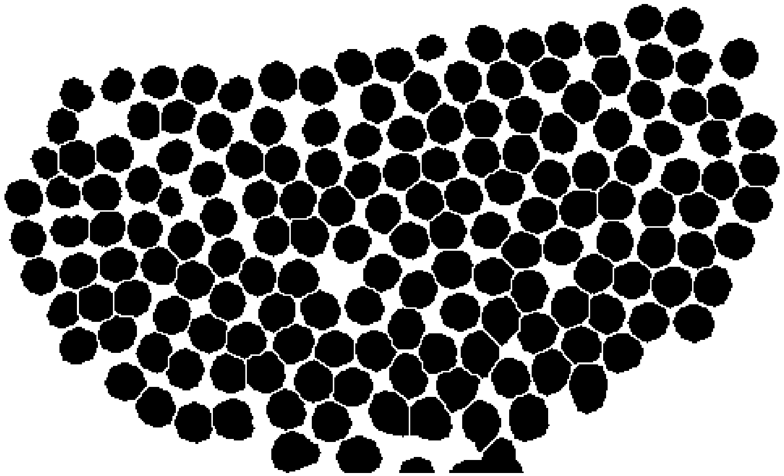
Mappa direzionale

Morfologia matematica

Input:
1. un *insieme* o un’immagine con strutture da evidenziare
2. una sonda (elemento strutturante) per evidenziare queste strutture

Output: le strutture evidenziate





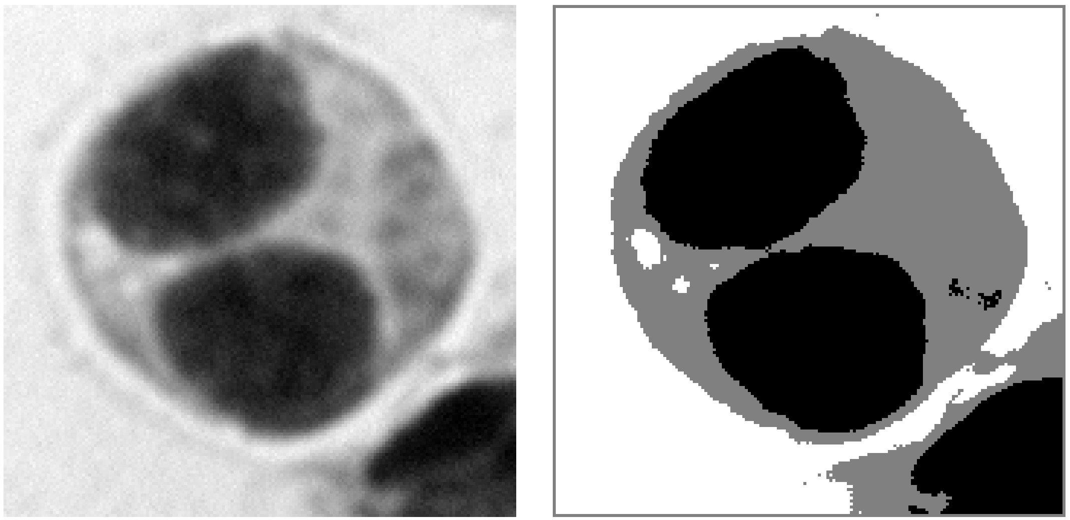
Separazione di componenti connesse

Morfologia matematica

Input:

1. un *insieme* o un'immagine con strutture da evidenziare
2. una sonda (elemento strutturante) per evidenziare queste strutture

Output: le strutture evidenziate



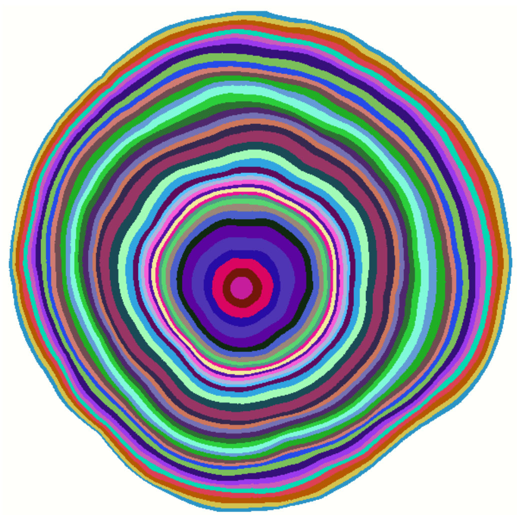
Segmentazione

Morfologia matematica

Input:

1. un *insieme* o un'immagine con strutture da evidenziare
2. una sonda (elemento strutturante) per evidenziare queste strutture

Output: le strutture evidenziate



Segmentazione

Morfologia matematica

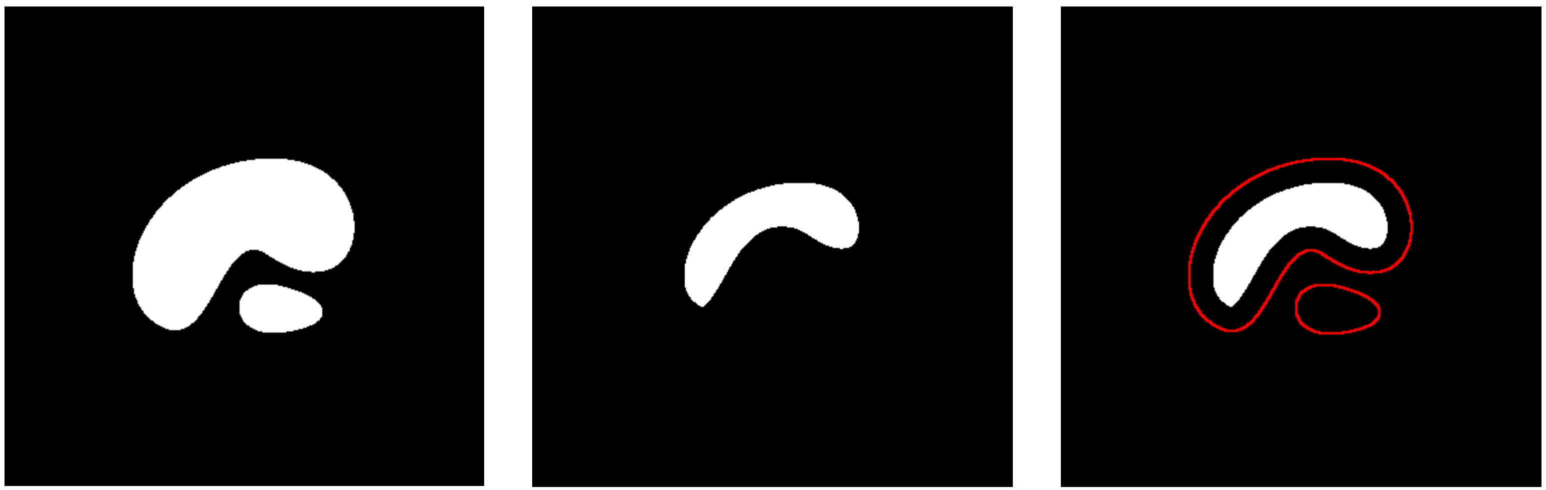
Definiamo l'*erosione* ε e la *dilatazione* δ per un pixel $\mathbf{p}(i, j)$ di una immagine I a scala di grigio in [0, 255] e per l'*elemento strutturante* S_r, ottenuto come disco discreto di raggio r:

$$\varepsilon_r\left(I\left(\mathbf{p}\right)\right) = \min_{\mathbf{q}\in S_r} I\left(\mathbf{p}+\mathbf{q}\right) \qquad \delta_r\left(I\left(\mathbf{p}\right)\right) = \max_{\mathbf{q}\in S_r} I\left(\mathbf{p}+\mathbf{q}\right)$$

Morfologia matematica (erosione)

$$\varepsilon_r\left(I(\mathbf{p})\right) = \min_{\mathbf{q}\in S_r} I(\mathbf{p}+\mathbf{q})$$

S

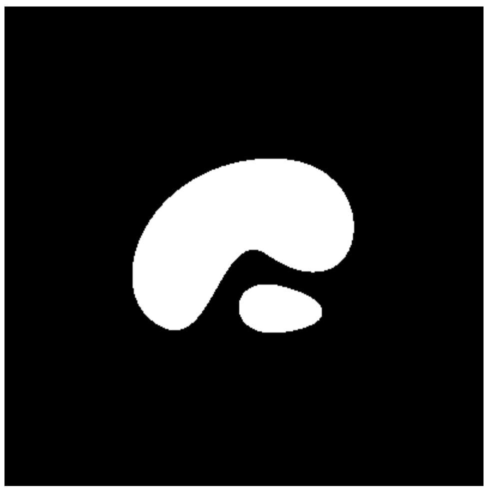


I $\varepsilon(I)$

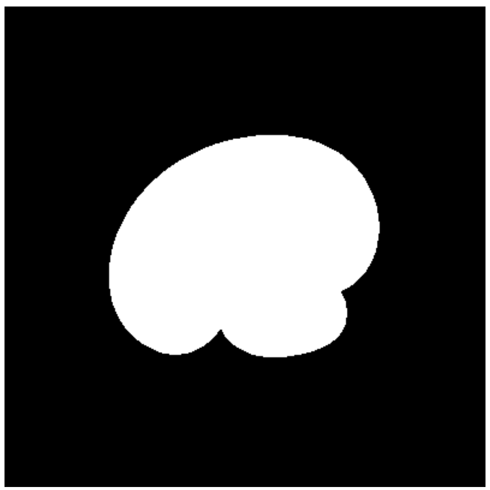
Morfologia matematica (dilatazione)

$$\delta_r\left(I\left(\mathbf{p}\right)\right)=\max_{\mathbf{q}\in S_r} I\left(\mathbf{p}+\mathbf{q}\right)$$

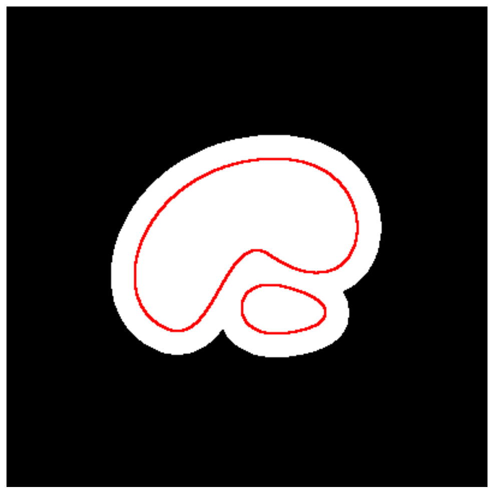
S



I



$\delta(I)$



Morfologia matematica (erosione/dilatazione)

$$\varepsilon_r\left(I\left(\mathbf{p}\right)\right)=\min_{\mathbf{q}\in S_r} I\left(\mathbf{p}+\mathbf{q}\right) \qquad \delta_r\left(I\left(\mathbf{p}\right)\right)=\max_{\mathbf{q}\in S_r} I\left(\mathbf{p}+\mathbf{q}\right)$$

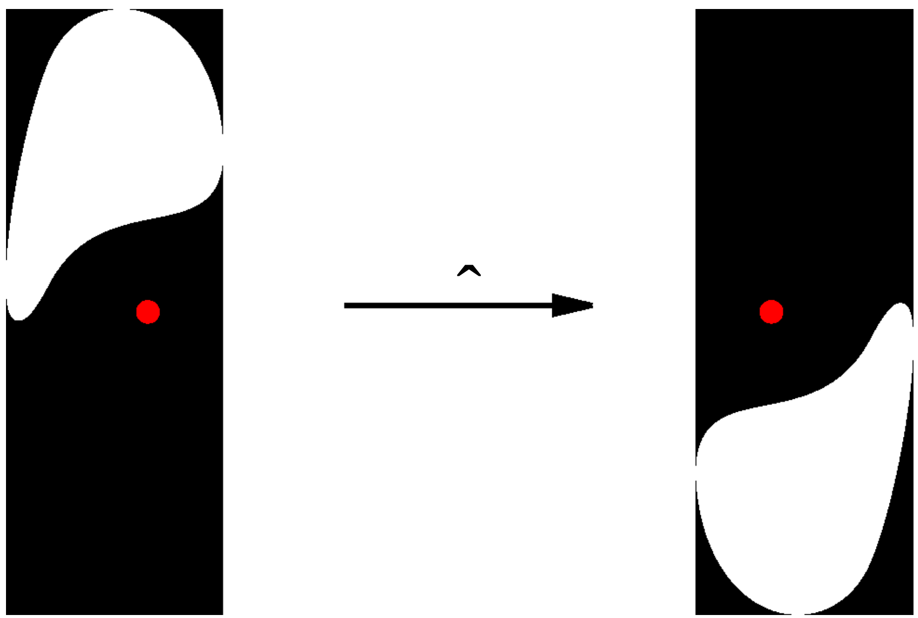
ε_5

δ_5

Morfologia matematica

Definiamo altri due operatori morfologici, detti *apertura* γ e *chiusura* φ, che *dovrebbero* recuperare il più possibile l'immagine originale I:

$$\gamma_S(I)=\delta_{\hat{S}}\left(\varepsilon_S(I)\right) \qquad \varphi_S(I)=\varepsilon_{\hat{S}}\left(\delta_S(I)\right)$$



Morfologia matematica

Definiamo altri due operatori morfologici, detti *apertura* γ e *chiusura* φ, che *dovrebbero* recuperare il più possibile l'immagine originale I:

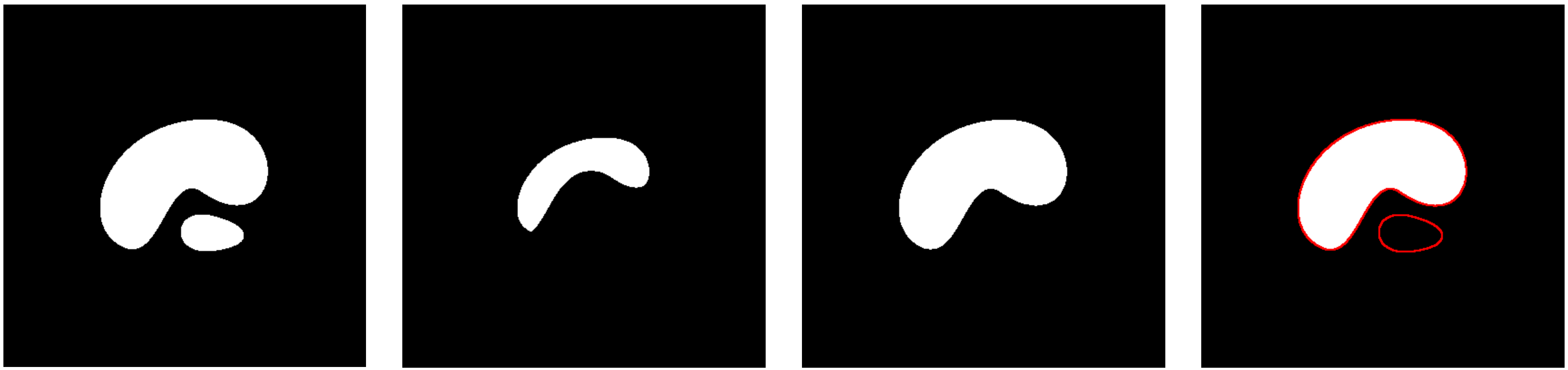
$$\gamma_S(I) = \delta_{\hat{S}}\left(\varepsilon_S(I)\right) \qquad \varphi_S(I) = \varepsilon_{\hat{S}}\left(\delta_S(I)\right)$$

La normale applicazione di γ è la rimozione di piccoli oggetti in I, preservando la forma e la dimensione di oggetti più grandi. Viceversa, φ riempie piccoli buchi in I.

Morfologia matematica (apertura)

$$\gamma\left(I\right)=\delta\left(\varepsilon\left(I\right)\right)$$

S

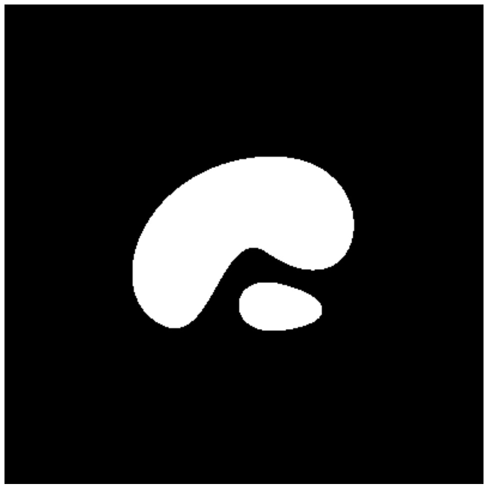


I $\varepsilon(I)$ $\delta(\varepsilon(I))$

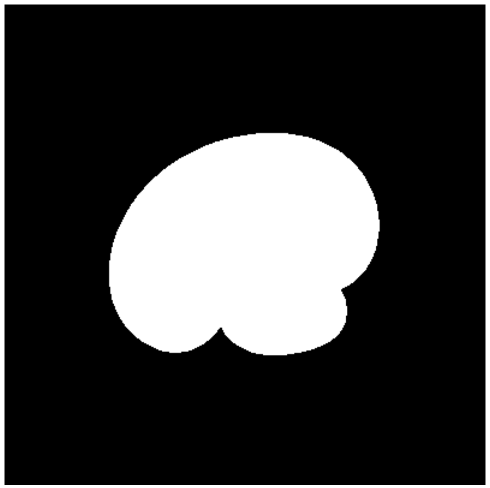
Morfologia matematica (chiusura)

$$\varphi\left(I\right)=\varepsilon\left(\delta\left(I\right)\right)$$

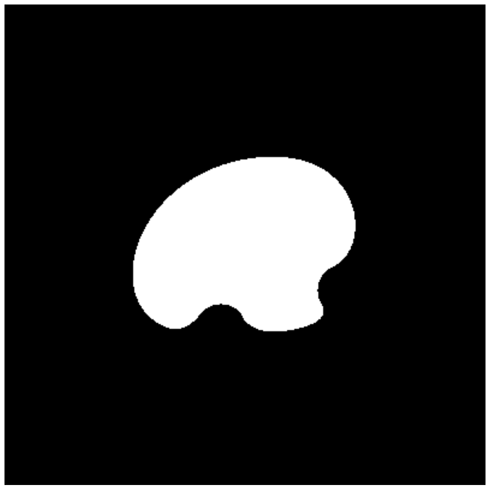
S



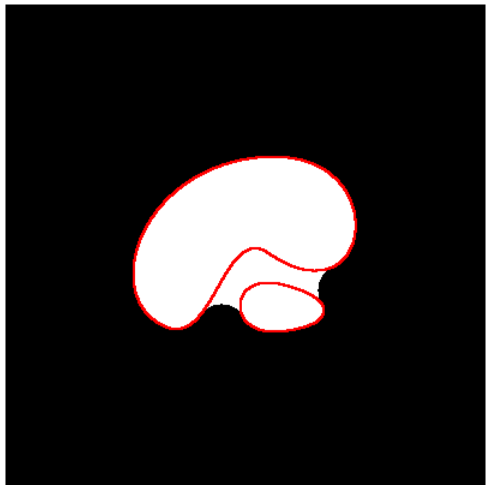
I



$\delta(I)$

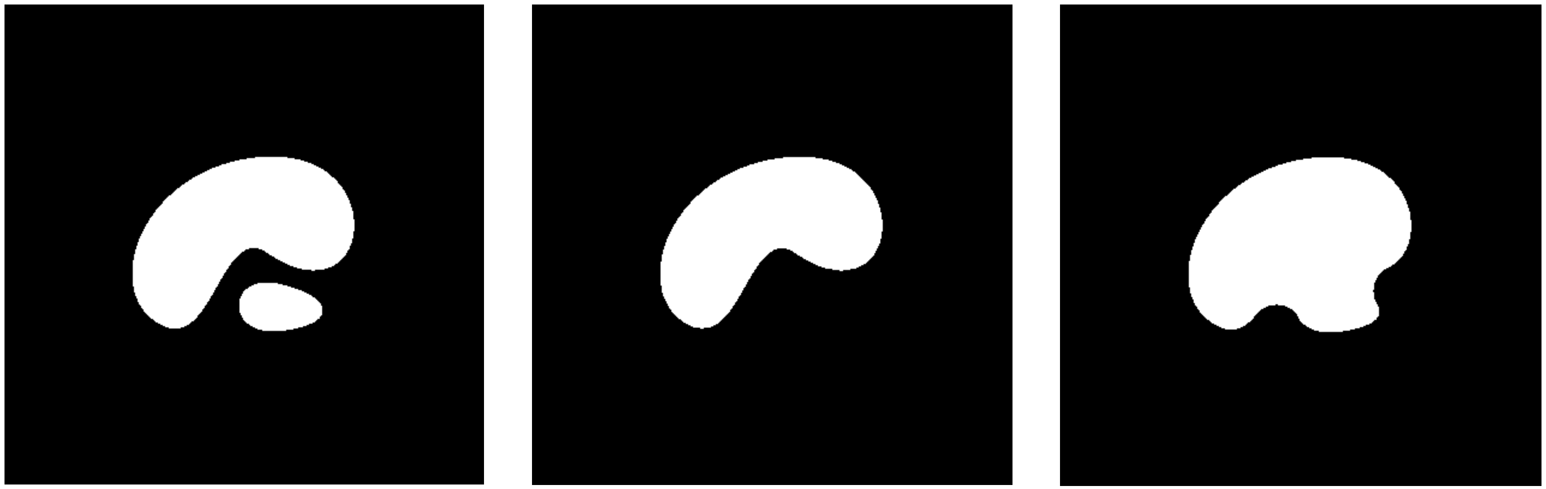


$\varepsilon(\delta(I))$



Morfologia matematica

In generale, ε e δ non sono invertibili.



I $\gamma(I)$ $\varphi(I)$

Morfologia matematica

In generale, ε e δ non sono invertibili.

γ_5

φ_5

Morfologia matematica

In compenso, ε e δ sono operatori duali:

$$\varepsilon\left(I\right)=\overline{\delta\left(\overline{I}\right)} \qquad \delta\left(I\right)=\overline{\varepsilon\left(\overline{I}\right)}$$

Morfologia matematica

Date una coppia di elementi strutturanti A e B e una coppia di immagini I e J, valgono le seguenti proprietà:

$$\varepsilon_A\left(\varepsilon_B\left(I\right)\right)=\varepsilon_{\delta_{\hat{A}}B}\left(I\right) \qquad \delta_A\left(\delta_B\left(I\right)\right)=\delta_{\delta_{\hat{A}}B}\left(I\right)$$

$$\varepsilon_A\left(I\right)=\left\{\mathbf{p}:\ A_{\mathbf{p}}\subset I\right\} \qquad \delta_A\left(I\right)=\overline{\left\{\mathbf{p}\ :\ A_{\mathbf{p}}\subset \overline{I}\right\}}=\left\{\mathbf{p}\ :\ A_{\mathbf{p}}\cap I\neq\varnothing\right\}$$

$$\gamma_A\left(I\right)=\bigcup_{\mathbf{p}}\left\{A_{\mathbf{p}}\ :\ A_{\mathbf{p}}\subseteq I\right\} \qquad \varphi_A\left(I\right)=\bigcap_{\mathbf{p}}\left\{\overline{A_{\mathbf{p}}}\ :\ \overline{A_{\mathbf{p}}}\subseteq \overline{I}\right\}$$

Morfologia matematica

Date una coppia di elementi strutturanti A e B e una coppia di immagini I e J, valgono le seguenti proprietà:

$$A \bigcup B = A' \bigcup B = A \bigcup B'$$

$$\begin{bmatrix} \boxed{1} & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \bigcup \begin{bmatrix} 0 & \boxed{1} \\ 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \boxed{1} & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

dove $'$ indica la traslazione dell’elemento strutturante in modo da far coincidere le posizioni centrali.

Morfologia matematica

Date una coppia di elementi strutturanti A e B e una coppia di immagini I e J, valgono le seguenti proprietà:

$$A \cap B = A' \cap B = A \cap B'$$

$$\begin{bmatrix} \boxed{1} & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \cap \begin{bmatrix} 0 & \boxed{1} \\ 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \boxed{1} & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

dove $'$ indica la traslazione dell'elemento strutturante in modo da far coincidere le posizioni centrali.

Morfologia matematica

Date una coppia di elementi strutturanti A e B e una coppia di immagini I e J, valgono le seguenti proprietà:

$$\varepsilon_{A \cup B}(I) = \varepsilon_A(I) \cup \varepsilon_B(I) \qquad \varepsilon_{A \cap B}(I) \supseteq \varepsilon_A(I) \cap \varepsilon_B(I)$$

$$\delta_{A \cup B}(I) = \delta_A(I) \cup \delta_B(I) \qquad \delta_{A \cap B}(I) \subseteq \delta_A(I) \cap \delta_B(I)$$

Morfologia matematica

Date una coppia di elementi strutturanti A e B e una coppia di immagini I e J, valgono le seguenti proprietà:

$$\varepsilon_A\left(I \bigcup J\right) \supseteq \varepsilon_A\left(I\right) \bigcup \varepsilon_A\left(J\right) \qquad \varepsilon_A\left(I \bigcap J\right) = \varepsilon_A\left(I\right) \bigcap \varepsilon_A\left(J\right)$$

$$\delta_A\left(I \bigcup J\right) = \delta_A\left(I\right) \bigcup \delta_A\left(J\right) \qquad \delta_A\left(I \bigcap J\right) \subseteq \delta_A\left(I\right) \bigcap \delta_A\left(J\right)$$

Morfologia matematica

Date una coppia di elementi strutturanti A e B e una coppia di immagini I e J, valgono le seguenti proprietà:

$$I \leq J \Rightarrow \begin{cases} \varepsilon(I) \leq \varepsilon(J) \\ \delta(I) \leq \delta(J) \end{cases}$$

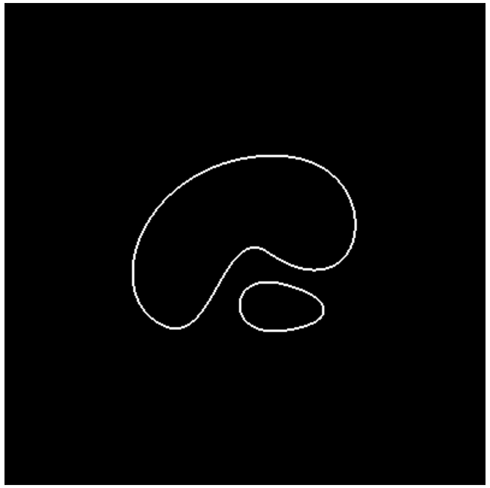
$$\varepsilon(I) \leq \gamma(I) \leq I \leq \varphi(I) \leq \delta(I)$$

$$\gamma(I) \leq \gamma(\varphi(\gamma(I))) \leq \begin{matrix} \gamma(\varphi(I)) \\ \\ \varphi(\gamma(I)) \end{matrix} \leq \varphi(\gamma(\varphi(I))) \leq \varphi(I)$$

Morfologia matematica

Possiamo definire un intensificatore di bordi morfologico:

$$\rho(I) = \delta_1(I) - \varepsilon_1(I)$$



Morfologia matematica

Possiamo definire un intensificatore morfologico di bordi:

$$\rho\left(I\right)=\delta_1\left(I\right)-\varepsilon_1\left(I\right)$$

ρ

Sobel

Morfologia matematica

γ e φ possono essere combinati per ottenere gli operatori *top-hat* *th* e *bottom-hat* *bh*:

$$th(I) = I - \gamma(I) \qquad\qquad bh(I) = \varphi(I) - I$$

che migliorano, ad esempio, il contrasto di *I* tramite la formula:

$$\kappa(I) = \max\left\{0, \min\left\{255, I + th(I) - bh(I)\right\}\right\} = \max\left\{0, \min\left\{255, 3 \times I - \gamma(I) - \varphi(I)\right\}\right\}$$

Morfologia matematica

$$\kappa(I) = \max\{0, \min\{255, 3 \times I - \gamma(I) - \varphi(I)\}\}$$

I

$\kappa_1(I)$

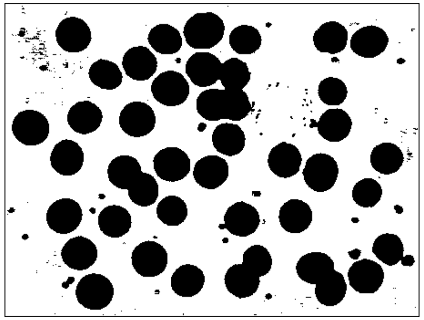
Morfologia matematica

$$\kappa\left(I\right)=\max\left\{0,\min\left\{255,3\times I-\gamma\left(I\right)-\varphi\left(I\right)\right\}\right\}$$

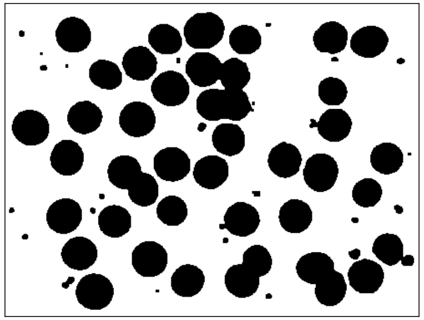
I

$\kappa_5(I)$

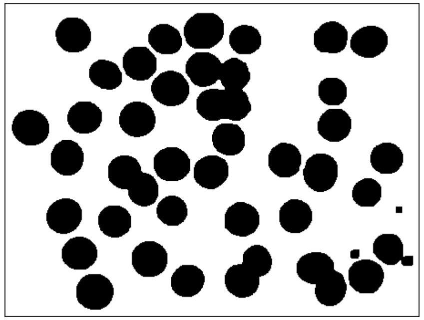
Granulometria



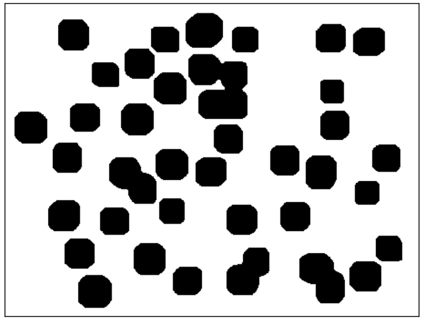
I



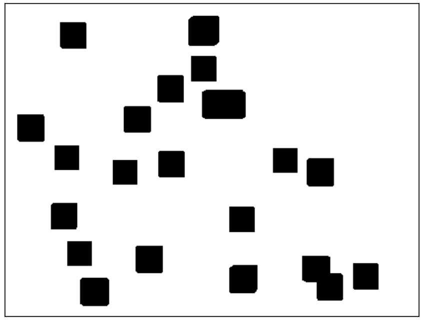
$\gamma_1(I)$



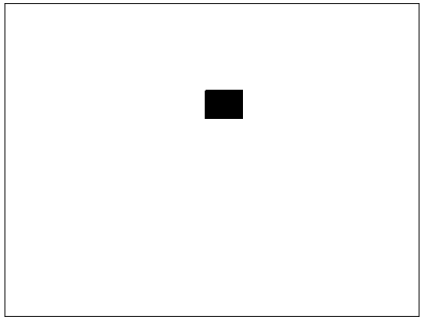
$\gamma_3(I)$



$\gamma_9(I)$

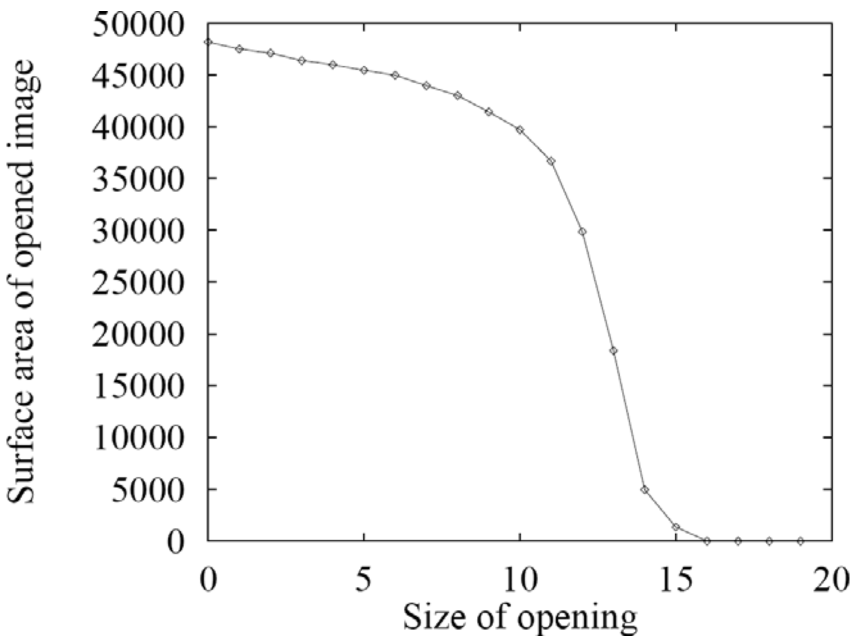


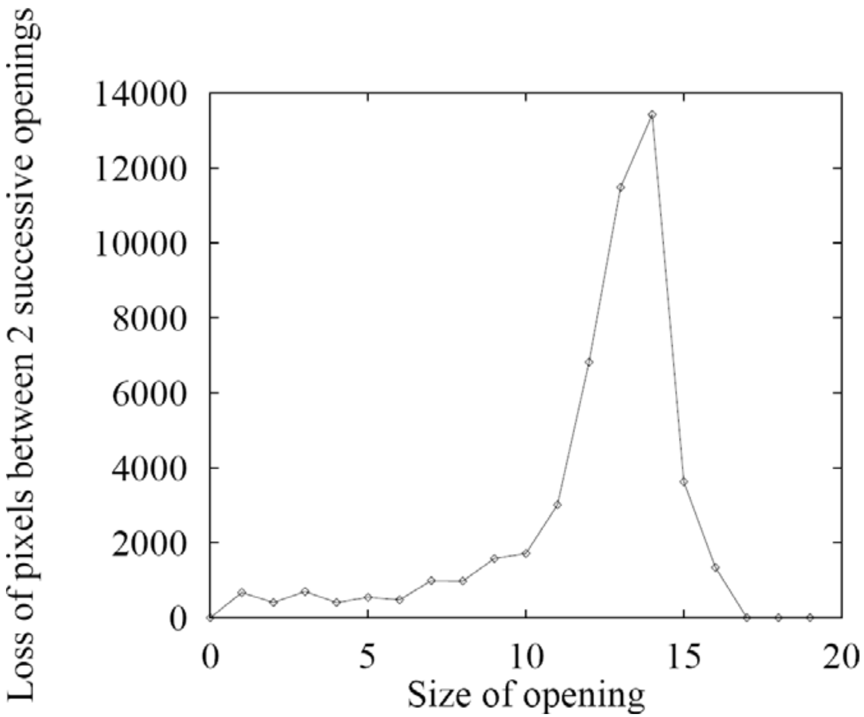
$\gamma_{13}(I)$



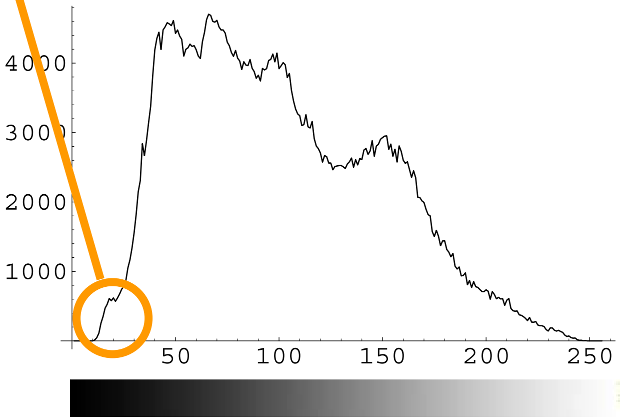
$\gamma_{15}(I)$

Granulometria



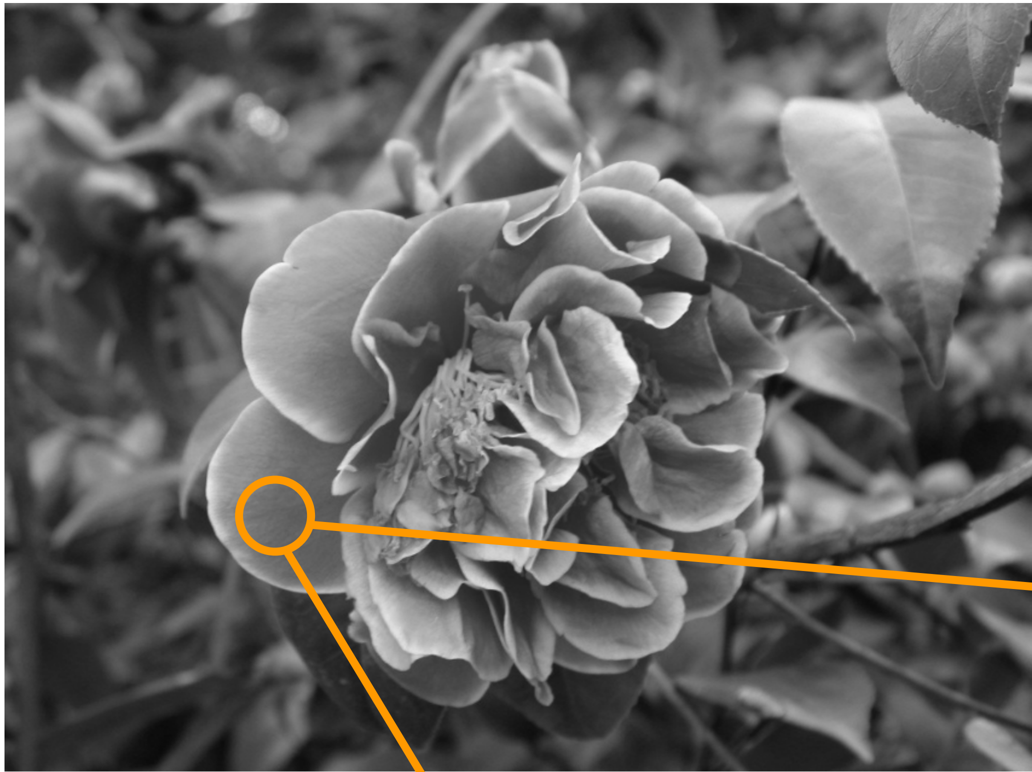


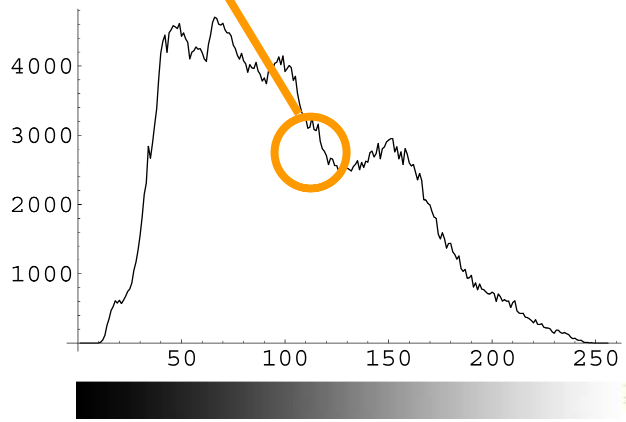
Istogramma (luminanza)



g	#
0	0
1	0
2	0
3	0
4	0
5	0
6	0
7	0
8	0
9	0
10	14
11	46
12	112
...	
114	3066
115	3160
116	2913
117	2806
...	
242	41
243	18
244	8
245	9
246	2
247	4
248	0
249	0
250	0
251	0
252	0
253	0
254	0
255	0

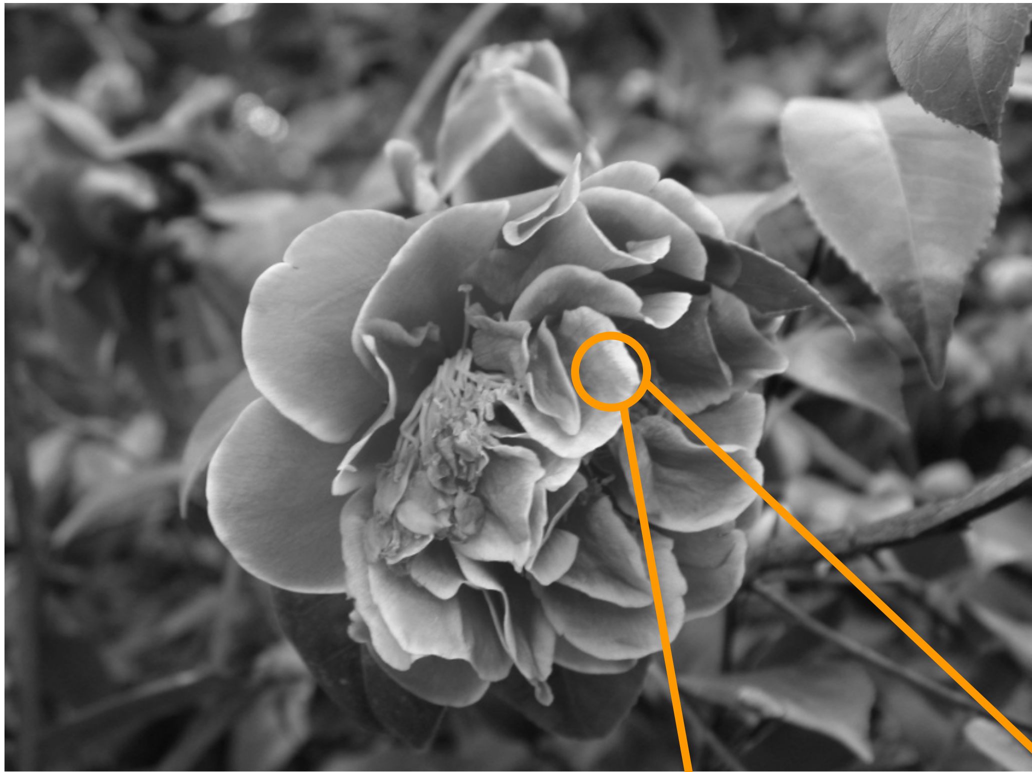
Istogramma (luminanza)

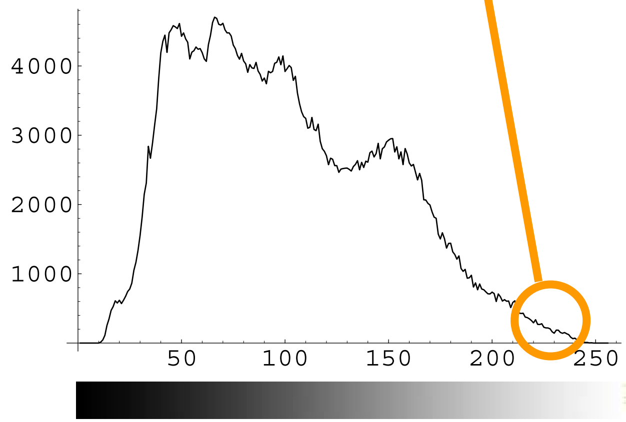




g	#
0	0
1	0
2	0
3	0
4	0
5	0
6	0
7	0
8	0
9	0
10	14
11	46
12	112
...	
114	3066
115	3160
116	2913
117	2806
...	
242	41
243	18
244	8
245	9
246	2
247	4
248	0
249	0
250	0
251	0
252	0
253	0
254	0
255	0

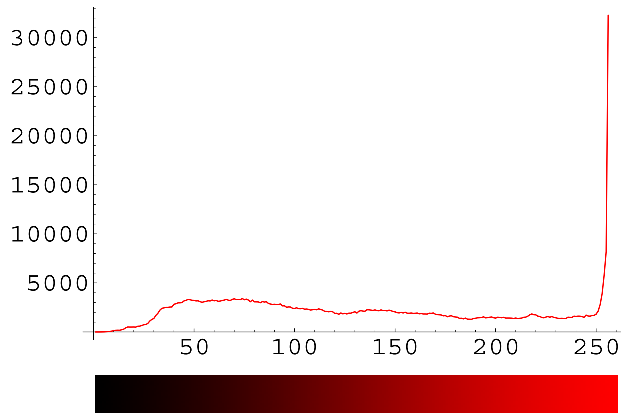
Istogramma (luminanza)



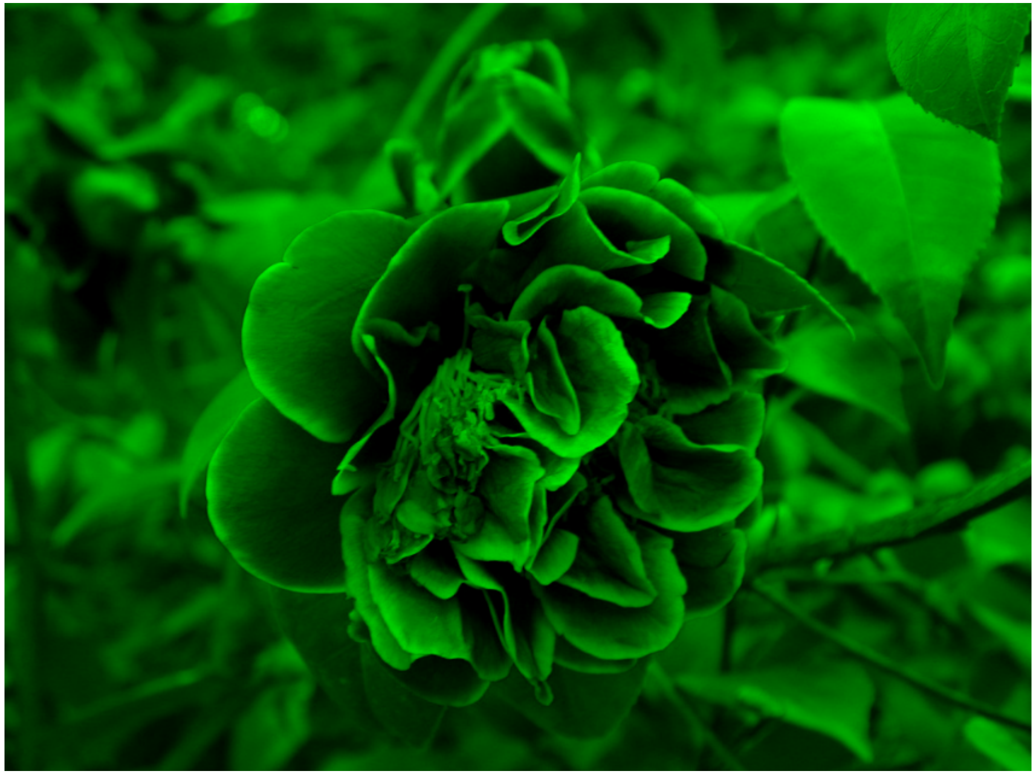


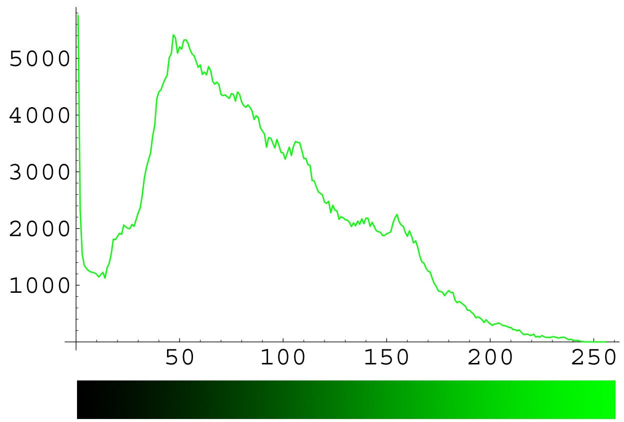
g	#
0	0
1	0
2	0
3	0
4	0
5	0
6	0
7	0
8	0
9	0
10	14
11	46
12	112
...	
114	3066
115	3160
116	2913
117	2806
...	
242	41
243	18
244	8
245	9
246	2
247	4
248	0
249	0
250	0
251	0
252	0
253	0
254	0
255	0

Istogramma (rosso)

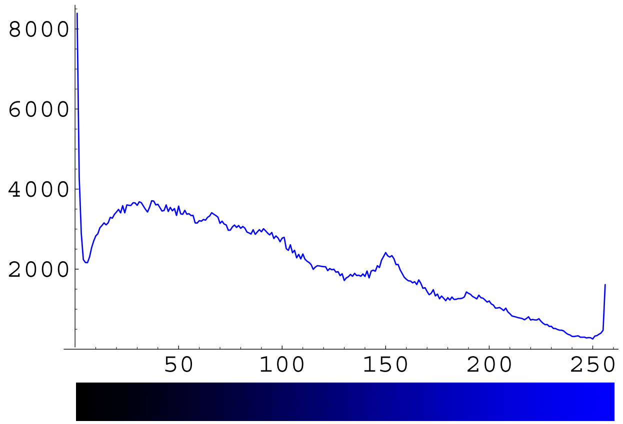


Istogramma (verde)

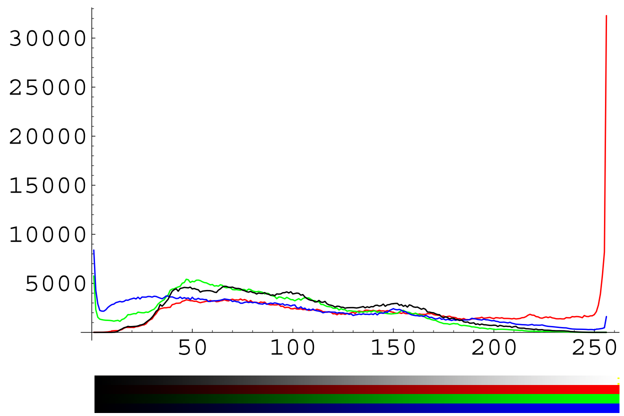




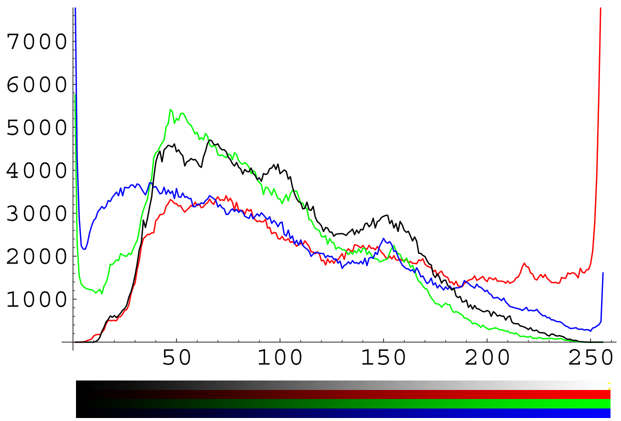
Istogramma (blu)



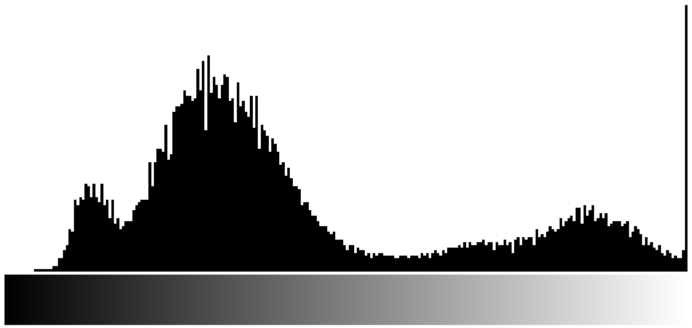
Istogramma (complessivo)

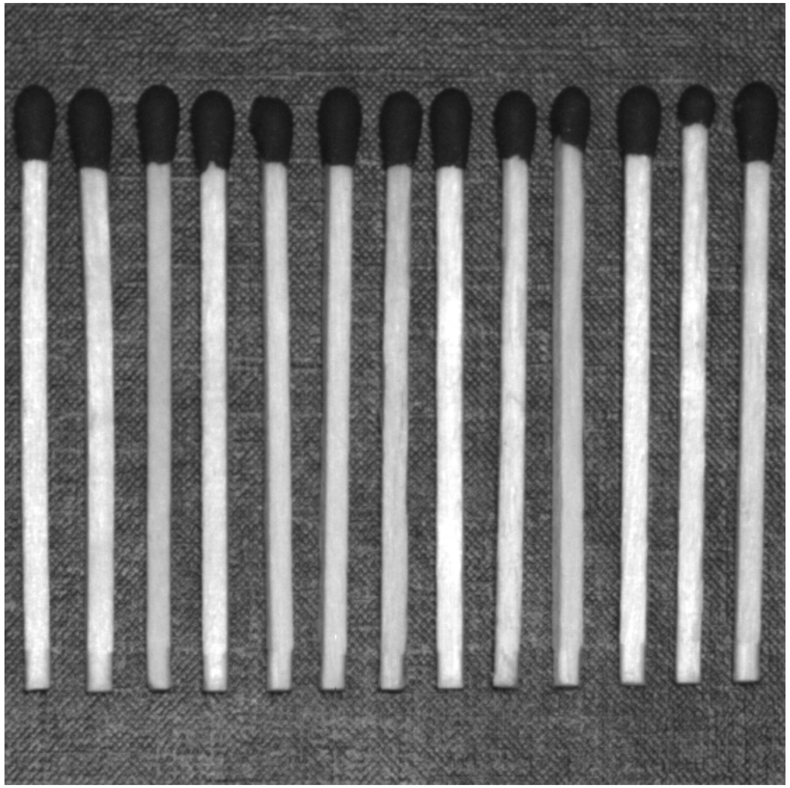


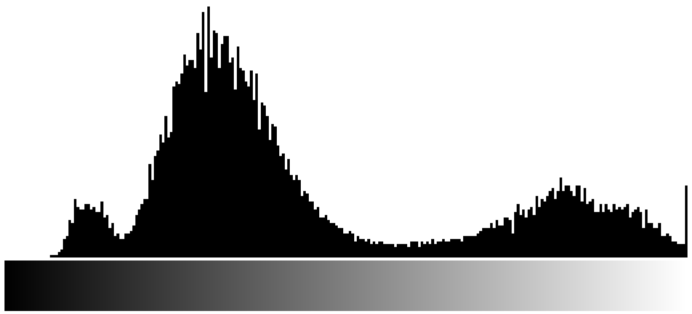
Istogramma (complessivo normalizzato)



Istogramma







$\mu = 109.500$ $\sigma = 62.606$

$\mu = 112.920$ $\sigma = 61.124$

Attenzione: entrambi questi istogrammi sono normalizzati al massimo valore comune!

Istogramma

Personalizziamo la funzione di MatLab per la visualizzazione dell'istogramma:

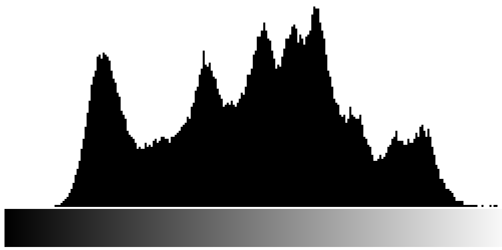
```
function h=plothist(img);
% esempio: plothist(img);
h=imhist(uint8(img),256)';
m=101-ceil(100*double(h)/double(max(h(:))));
out=uint8(zeros(120,256)+255);
for i=1:256
    out(m(i):100,i)=0;
    out(102:120,i)=i-1;
end;
figure; imshow(out);
```

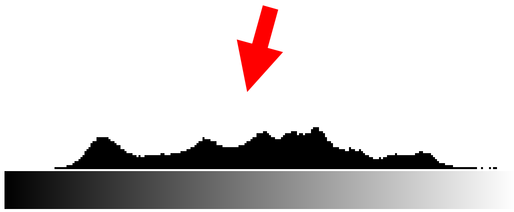
Esercizio: evitare di normalizzare l'istogramma sugli outlier.

Istogramma

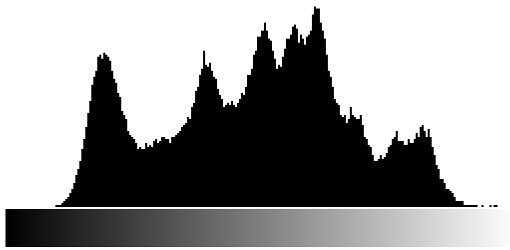
Lena

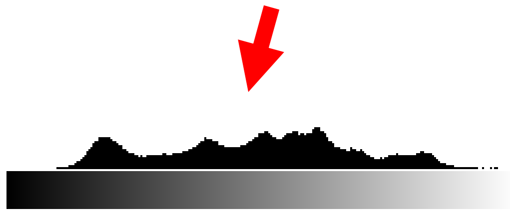
mirrored & shuffled





$\mu = 124.050$ $\sigma = 47.854$





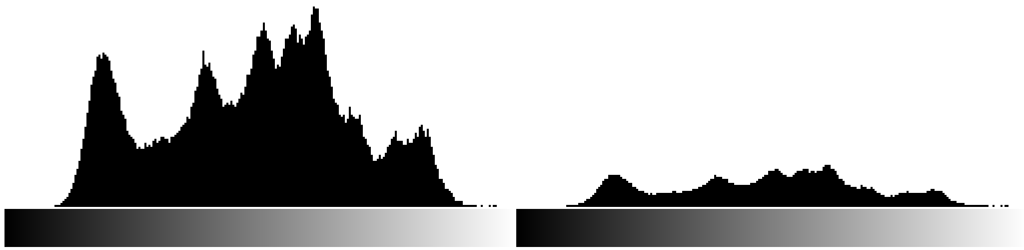
$\mu = 124.050$ $\sigma = 47.854$

Attenzione: l'istogramma di destra di ogni esempio è normalizzato a quello relativo al (successivo) esempio "salt & pepper"!

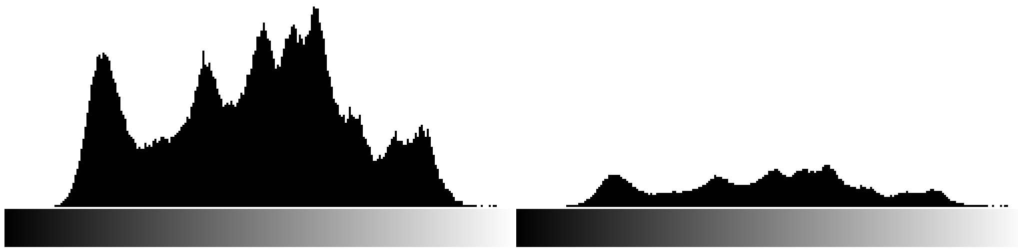
Istogramma

Lena

mirrored & shuffled



$\mu = 124.050$ $\sigma = 47.854$



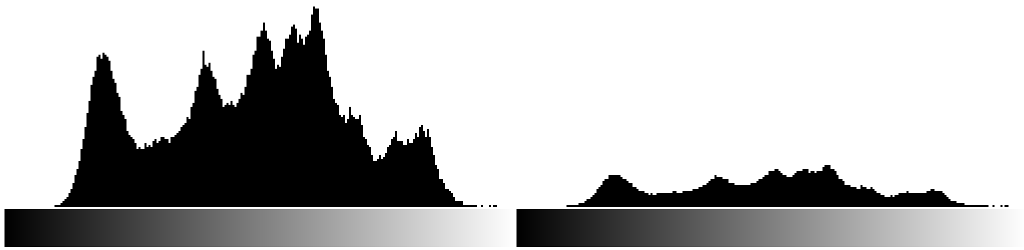
$\mu = 124.050$ $\sigma = 47.854$

Attenzione: l’istogramma di destra di ogni esempio è normalizzato a quello relativo al (successivo) esempio “salt & pepper”!

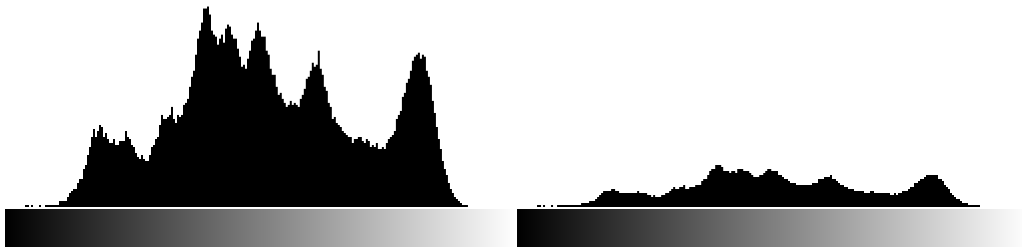
Istogramma

Lena

not



$\mu = 124.050$ $\sigma = 47.854$



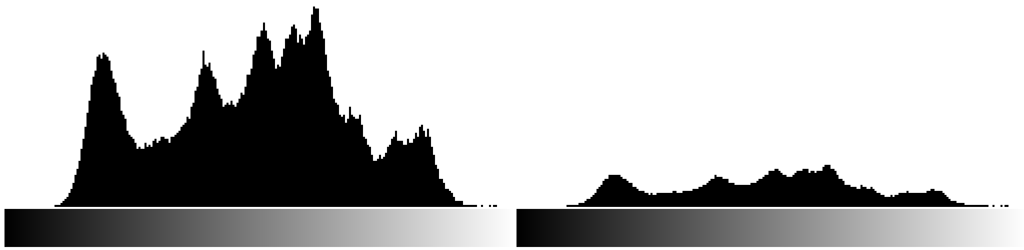
$\mu = 130.950$ $\sigma = 47.854$

Attenzione: l'istogramma di destra di ogni esempio è normalizzato a quello relativo al (successivo) esempio "salt & pepper"!

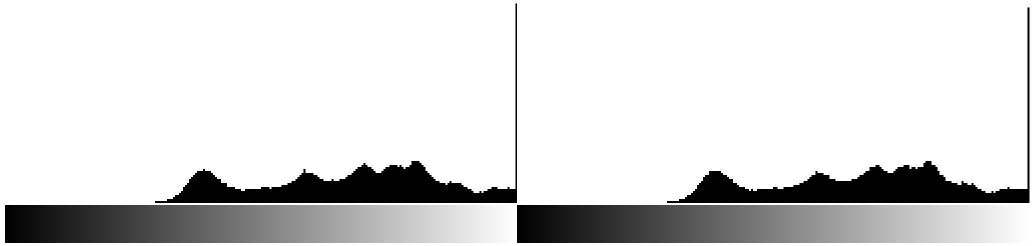
Istogramma

Lena

Lena+50



$\mu = 124.050$ $\sigma = 47.854$



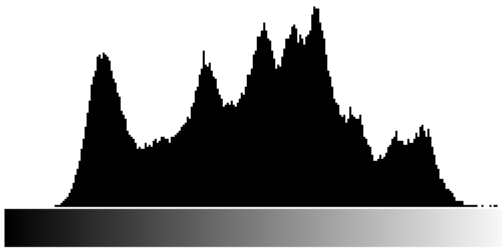
$\mu = 173.710$ $\sigma = 47.233$

Attenzione: l’istogramma di destra di ogni esempio è normalizzato a quello relativo al (successivo) esempio “salt & pepper”!

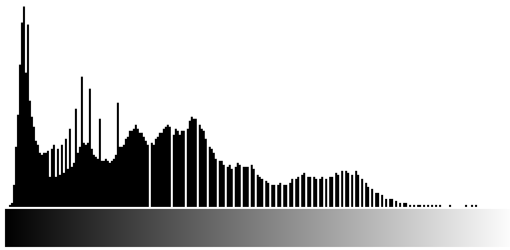
Istogramma

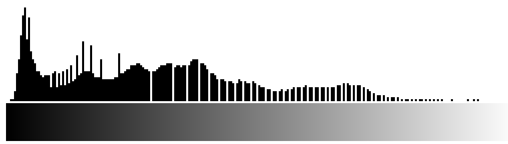
Lena

sqr



$\mu = 124.050$ $\sigma = 47.854$





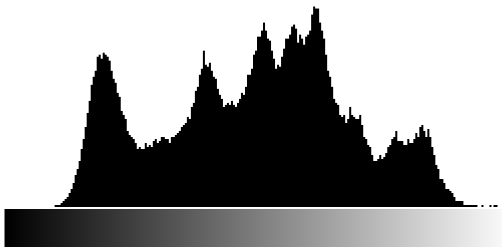
$\mu = 69.293$ $\sigma = 46.817$

Attenzione: l'istogramma di destra di ogni esempio è normalizzato a quello relativo al (successivo) esempio "salt & pepper"!

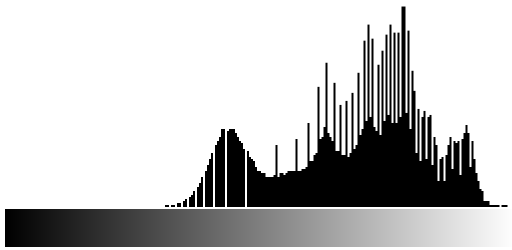
Istogramma

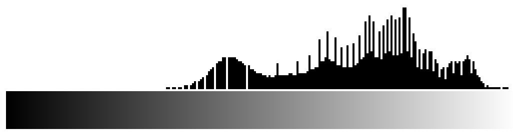
Lena

sqrt



$\mu = 124.050$ $\sigma = 47.854$





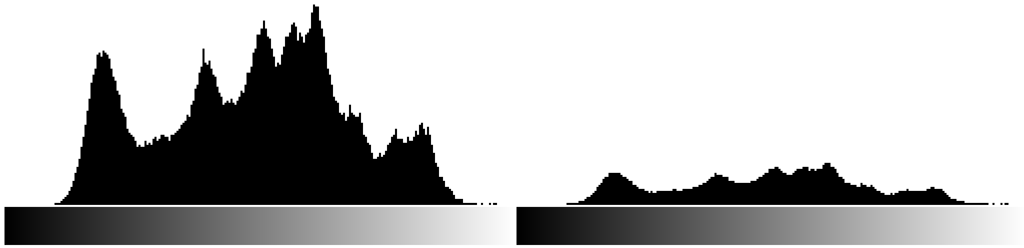
$\mu = 174.057$ $\sigma = 36.541$

Attenzione: l’istogramma di destra di ogni esempio è normalizzato a quello relativo al (successivo) esempio “salt & pepper”!

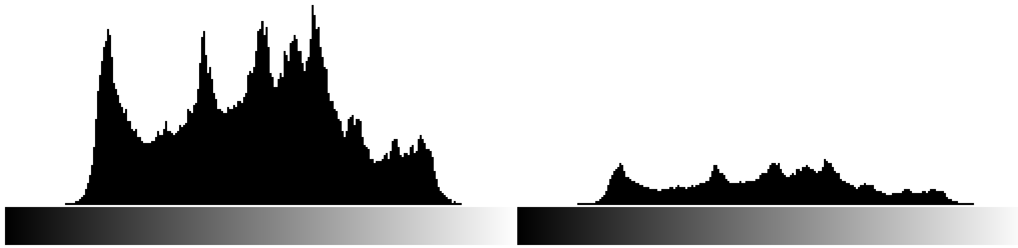
Istogramma

Lena

mean 7×7



$\mu = 124.050$ $\sigma = 47.854$



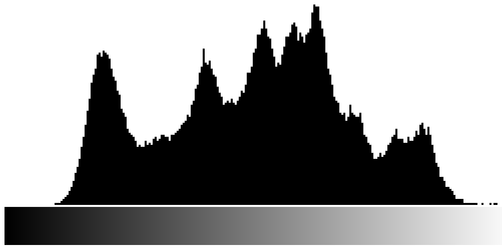
$\mu = 123.558$ $\sigma = 45.167$

Attenzione: l'istogramma di destra di ogni esempio è normalizzato a quello relativo al (successivo) esempio "salt & pepper"!

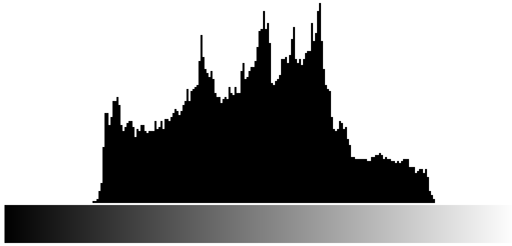
Istogramma

Lena

mean 25×25



μ = 124.050 σ = 47.854



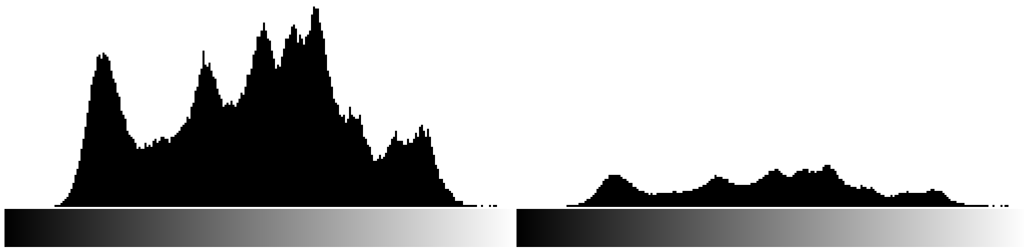
μ = 123.557 σ = 39.185

Attenzione: l'istogramma di destra di ogni esempio è normalizzato a quello relativo al (successivo) esempio "salt & pepper"!

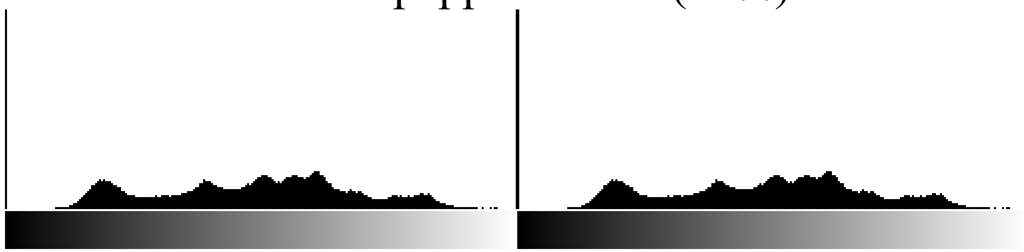
Istogramma

Lena

“salt & pepper” noise (10%)



$\mu = 124.050$ $\sigma = 47.854$



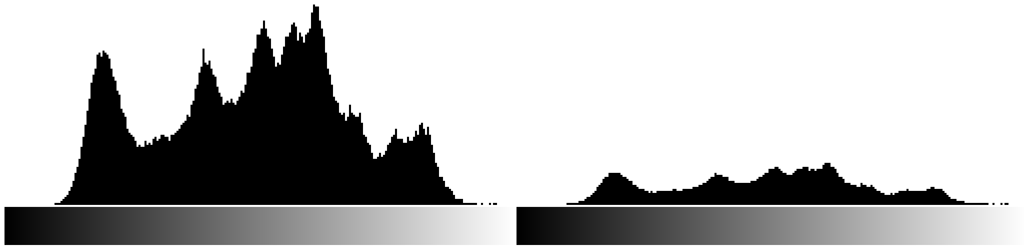
$\mu = 124.461$ $\sigma = 60.809$

Attenzione: l’istogramma di destra di ogni esempio è normalizzato a quello relativo all’esempio “salt & pepper”!

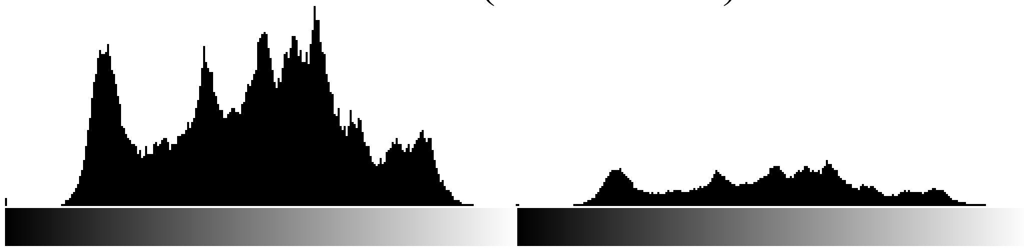
Istogramma

Lena

denoised (median 3×3)



$\mu = 124.050$ $\sigma = 47.854$



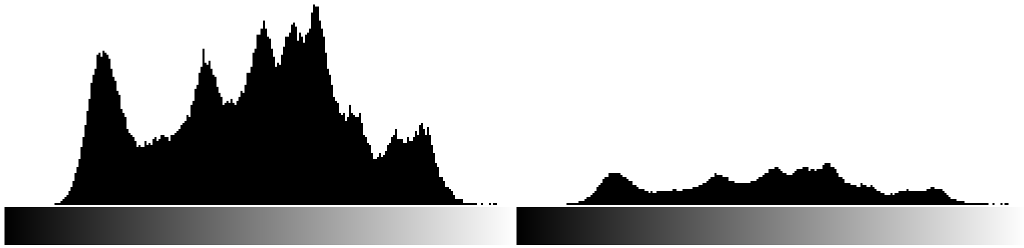
$\mu = 123.896$ $\sigma = 47.650$

Attenzione: l'istogramma di destra di ogni esempio è normalizzato a quello relativo al (precedente) esempio "salt & pepper"!

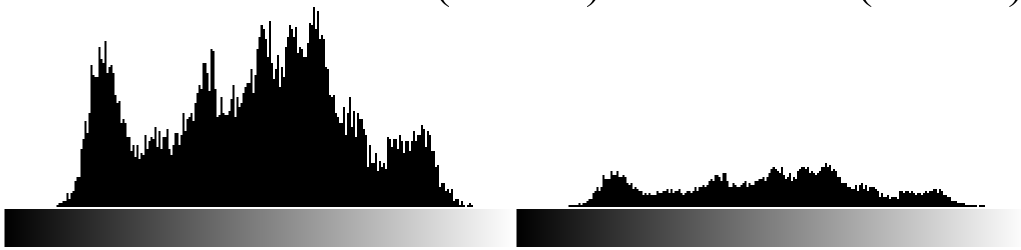
Istogramma

Lena

512×512 → 128×128 (nearest) → 512×512 (nearest)



$\mu = 124.050$ $\sigma = 47.854$



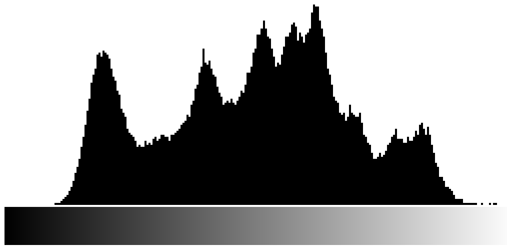
$\mu = 124.131$ $\sigma = 47.900$

Attenzione: l'istogramma di destra di ogni esempio è normalizzato a quello relativo al (precedente) esempio "salt & pepper"!

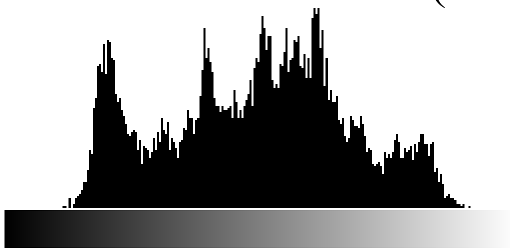
Istogramma

Lena

512×512 → 128×128 (bilinear) → 512×512 (nearest)



$\mu = 124.050$ $\sigma = 47.854$



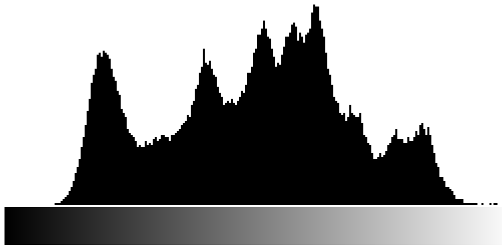
$\mu = 124.301$ $\sigma = 46.456$

Attenzione: l'istogramma di destra di ogni esempio è normalizzato a quello relativo al (precedente) esempio "salt & pepper"!

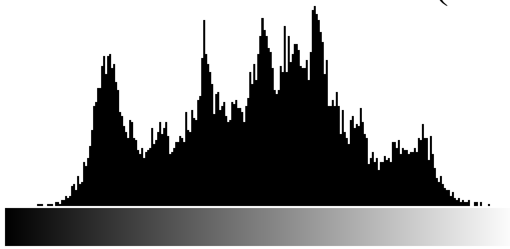
Istogramma

Lena

512×512 → 128×128 (bicubic) → 512×512 (nearest)




$\mu = 124.050$ $\sigma = 47.854$



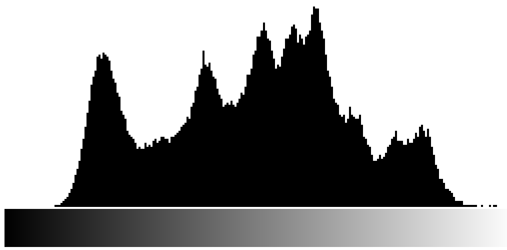

$\mu = 124.048$ $\sigma = 47.047$

Attenzione: l’istogramma di destra di ogni esempio è normalizzato a quello relativo al (precedente) esempio “salt & pepper”!

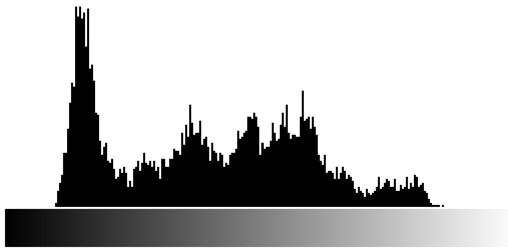
Istogramma

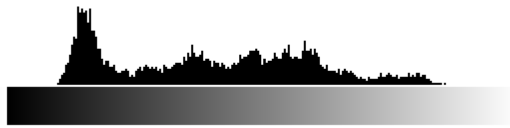
Lena

ε_5



$\mu = 124.050$ $\sigma = 47.854$





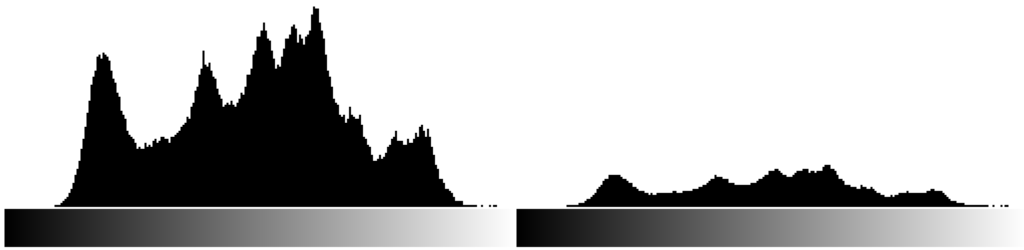
$\mu = 100.606$ $\sigma = 49.410$

Attenzione: l'istogramma di destra di ogni esempio è normalizzato a quello relativo al (precedente) esempio "salt & pepper"!

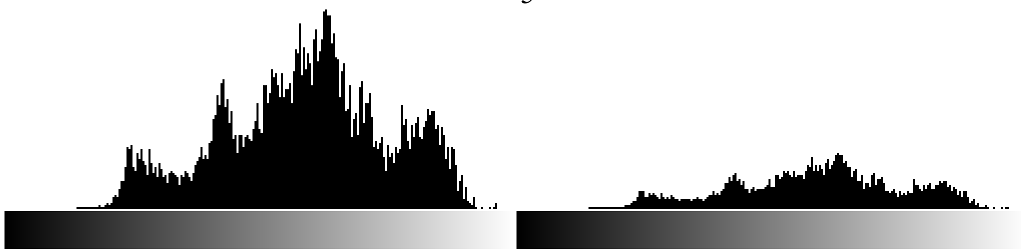
Istogramma

Lena

δ_5



$\mu = 124.050$ $\sigma = 47.854$



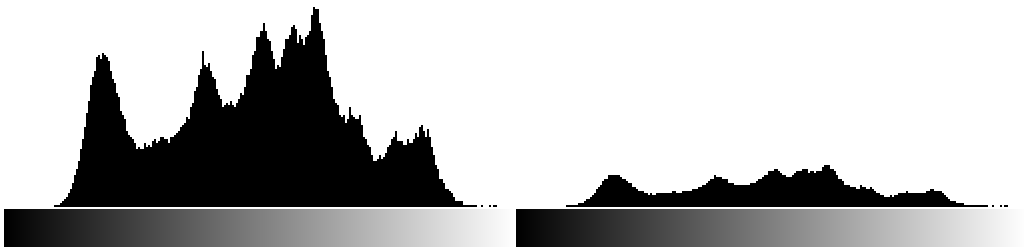
$\mu = 149.569$ $\sigma = 41.417$

Attenzione: l’istogramma di destra di ogni esempio è normalizzato a quello relativo al (precedente) esempio “salt & pepper”!

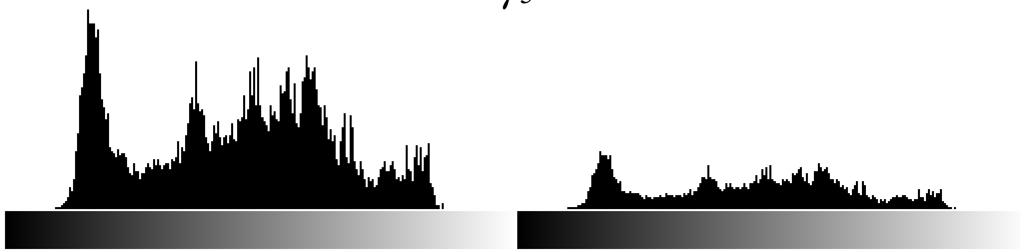
Istogramma

Lena

γ_5



$\mu = 124.050$ $\sigma = 47.854$



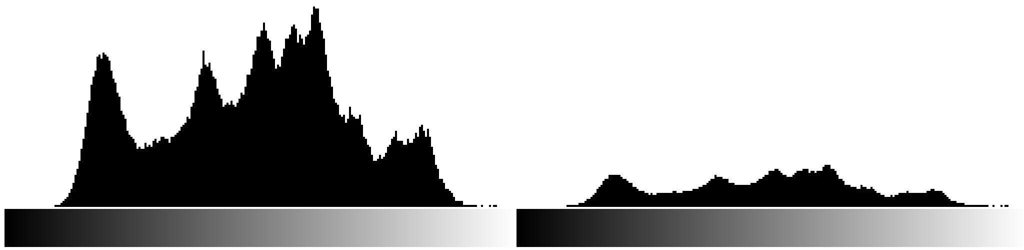
$\mu = 115.421$ $\sigma = 49.049$

Attenzione: l'istogramma di destra di ogni esempio è normalizzato a quello relativo al (precedente) esempio "salt & pepper"!

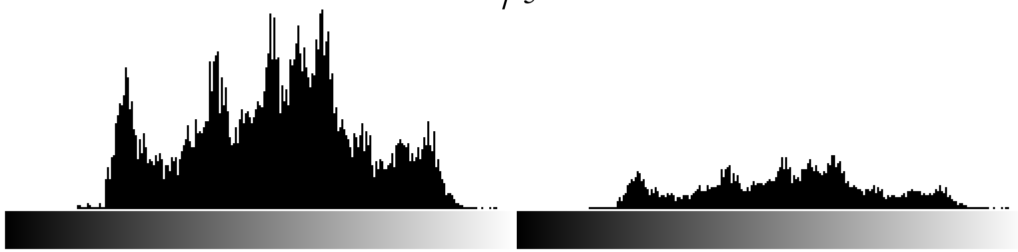
Istogramma

Lena

φ_5



$\mu = 124.050$ $\sigma = 47.854$



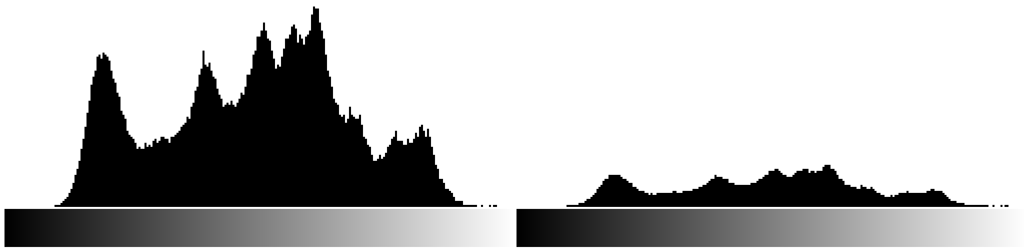
$\mu = 133.701$ $\sigma = 43.063$

Attenzione: l'istogramma di destra di ogni esempio è normalizzato a quello relativo al (precedente) esempio "salt & pepper"!

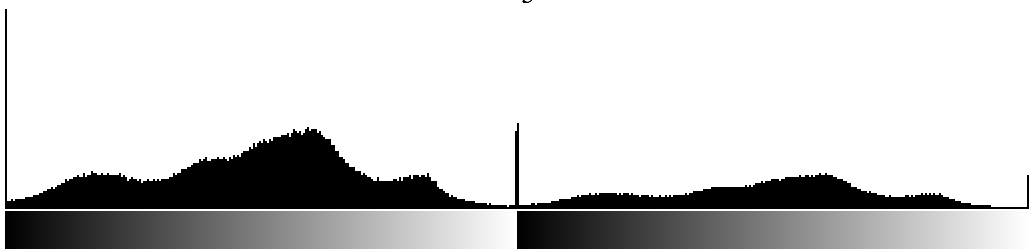
Istogramma

Lena

κ_5



$\mu = 124.050$ $\sigma = 47.854$



$\mu = 123.262$ $\sigma = 57.380$

Attenzione: l'istogramma di destra di ogni esempio è normalizzato a quello relativo al (precedente) esempio "salt & pepper"!

Istogramma

Lo stretching dilata l'istogramma in modo da coprire l'intera gamma dei grigi, anche se introduce dei "buchi" nel nuovo istogramma.

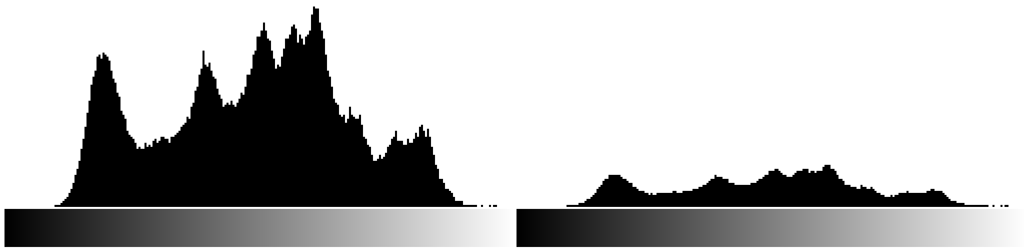
```
function out=mystretch(img)
% esempio: imshow(mystretch(lena));
ming=double(min(img(:)));
maxg=double(max(img(:)));
out=uint8(round(255*(double(img)-ming)/(maxg-ming)));
```

Esercizio: eliminare gli *outlier* (solo quelli di saturazione a 0 e 255), per non vanificare il miglioramento nel contrasto.

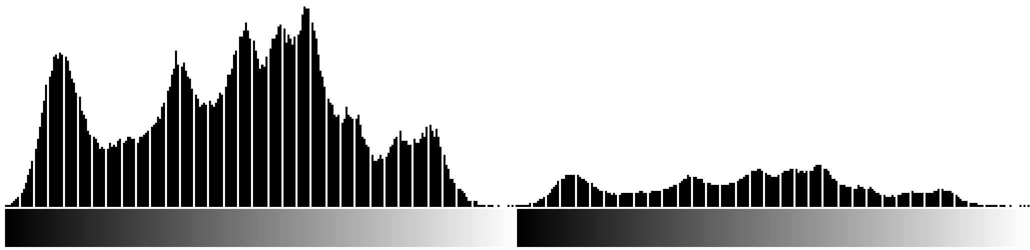
Istogramma

Lena

stretched



$\mu = 124.050 \quad \sigma = 47.854$



$\mu = 114.319 \quad \sigma = 55.472$

Attenzione: l'istogramma di destra di ogni esempio è normalizzato a quello relativo al (precedente) esempio "salt & pepper"!

Istogramma

L'equalizzazione è una tecnica che *dovrebbe* migliorare la visualizzazione delle immagini. Come per lo stretching, modifica i livelli di grigio dell'immagine secondo una LUT che comprende l'intero range di variabilità [0,255]. Inoltre, produce un nuovo istogramma più uniformemente distribuito.

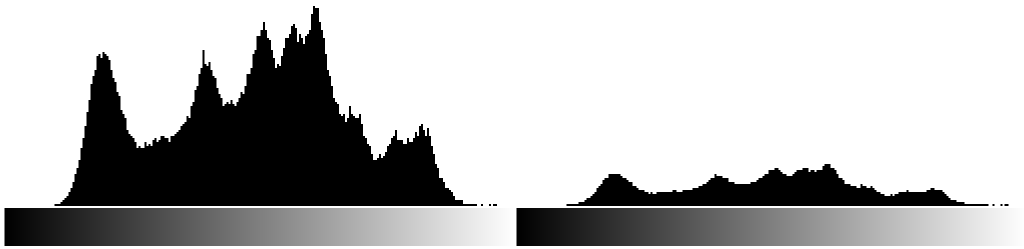
```
function out=myeq(img)
% esempio: equalized=myeq(lena);
s=255/prod(size(img));
lut=uint8(round(s*cumsum(imhist(uint8(img),256))));
out=lut(img);
```

Esercizio: definire qualche altro algoritmo che permetta di distribuire uniformemente l'istogramma.

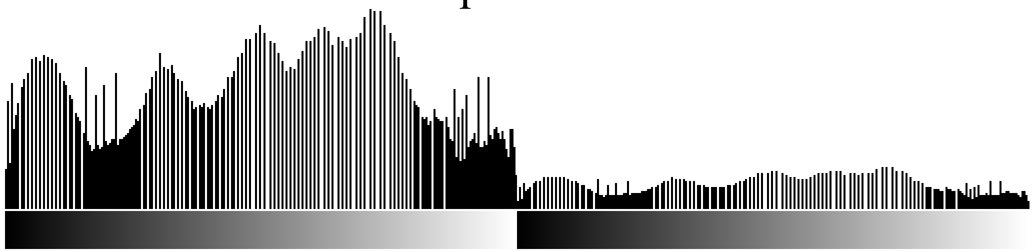
Istogramma

Lena

equalized



$\mu = 124.050 \quad \sigma = 47.854$



$\mu = 126.678 \quad \sigma = 73.608$

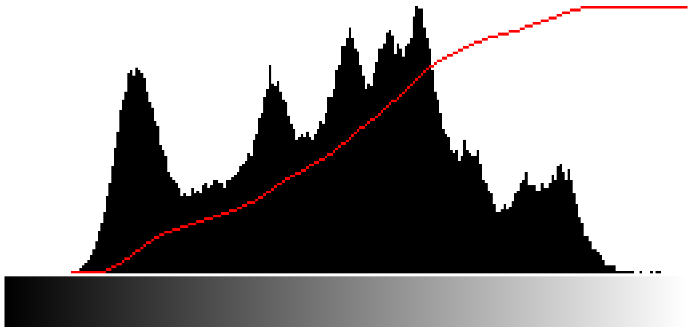
Attenzione: l'istogramma di destra di ogni esempio è normalizzato a quello relativo al (precedente) esempio "salt & pepper"!

Istogramma

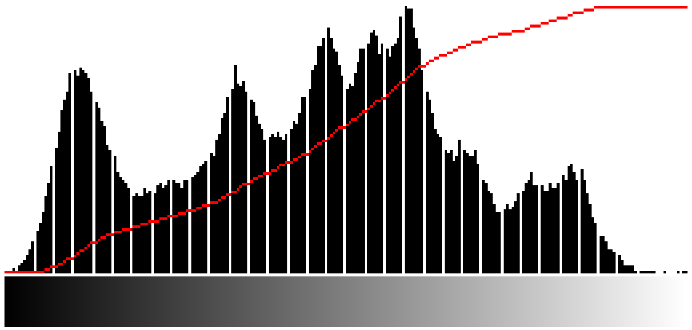
La cumulativa dell'istogramma assume l'andamento di un crescita lineare, poiché il nuovo istogramma è "appiattito".

```
function h=plothist(img);
% esempio: plothist(img);
h=imhist(uint8(img),256)';
m=101-ceil(100*double(h)/double(max(h(:))));
c=101-ceil(100*cumsum(h)/prod(size(img)));
hplot=uint8(zeros(120,256,3)+255);
for i=1:256
    hplot(m(i):100,i,:)=0;
    if c(i)<101
        hplot(c(i),i,:)=[255,0,0];
    end;
    hplot(102:120,i,:)=i-1;
end;
figure; imshow(hplot);
```

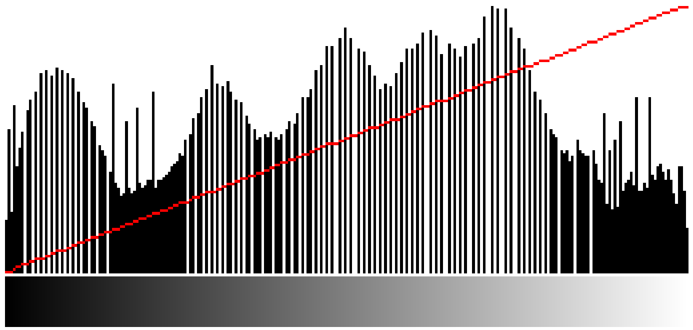
Istogramma



Original histogram



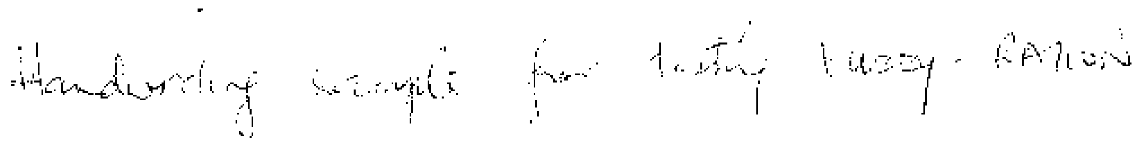
Stretched histogram



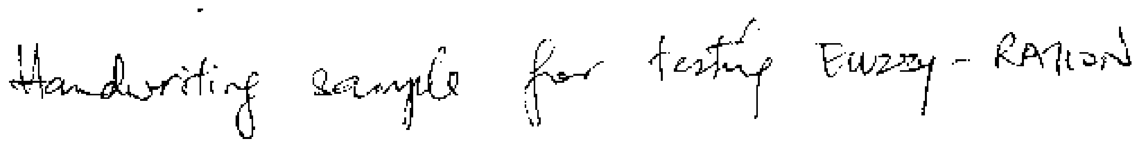
Equalized histogram

Threshold

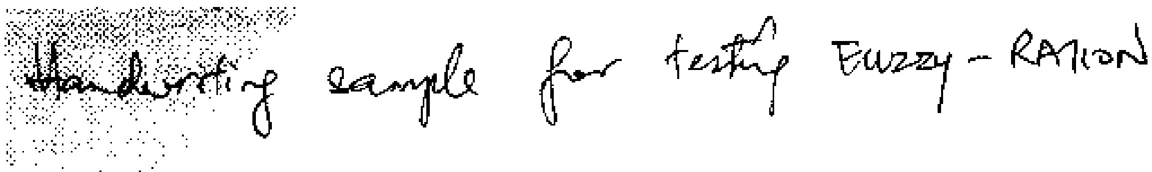
Input



$t = 120$



$t = 180$



$t = 220$

Threshold

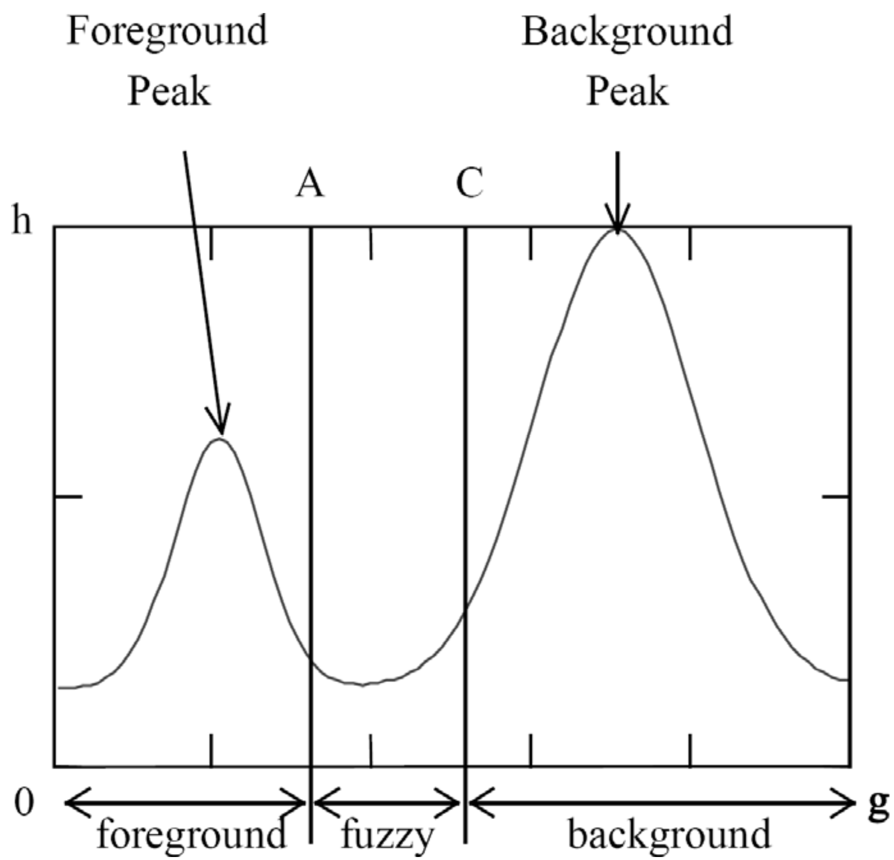
In generale il valore di sogliatura t dipende non solo dal livello di grigio g del singolo pixel $\mathbf{p}$, ma anche dalla posizione (x, y) e dall'intorno N del pixel.

threshold globale: $t = f(g(\mathbf{p}))$

threshold locale: $t = f(g(\mathbf{p}), x, y)$

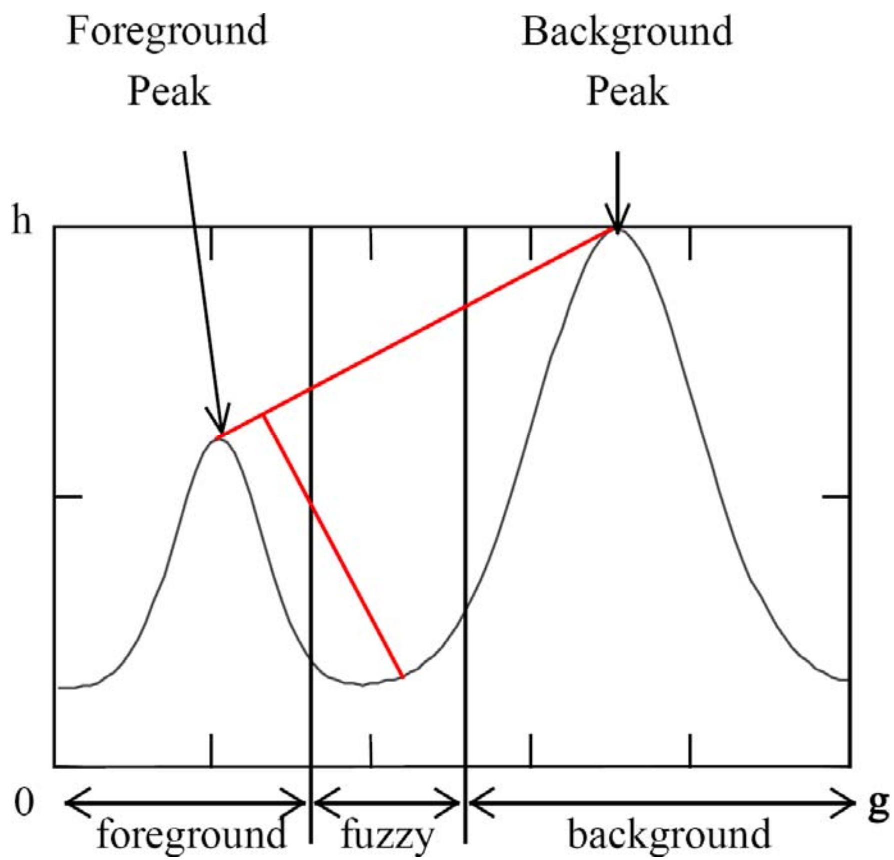
Threshold

Nel caso di un istogramma bimodale, è possibile separare il primo piano (*foreground*) dallo sfondo (*background*).



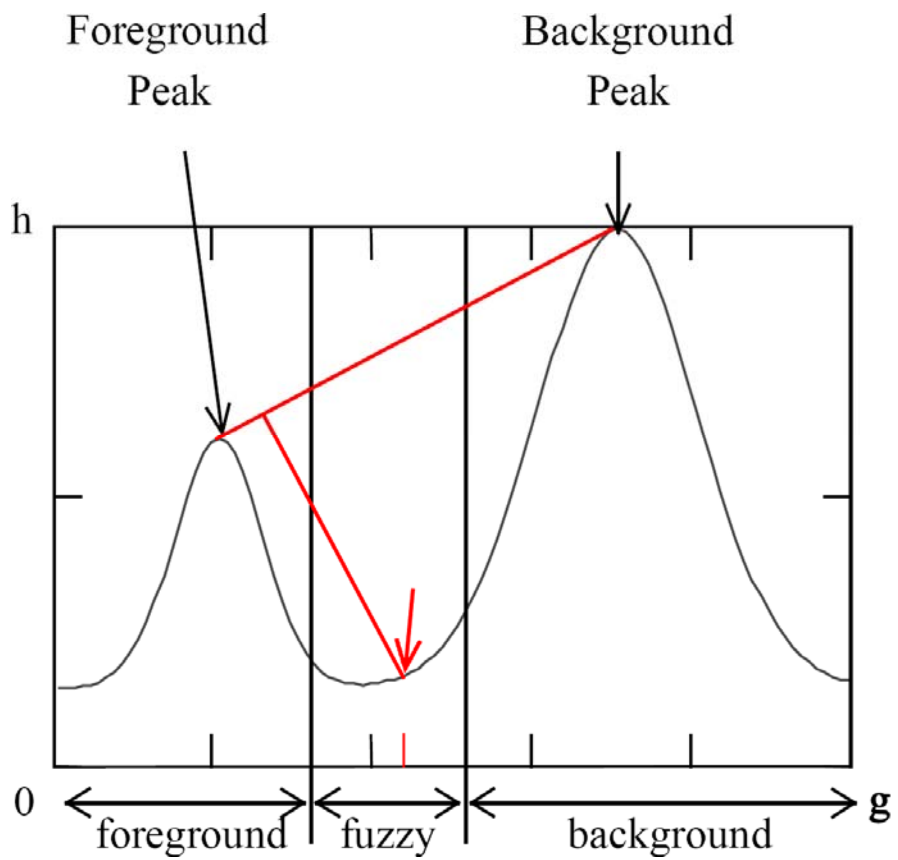
Threshold “ottimale”

Un valore di sogliatura per istogrammi bimodali può essere ricavato *geometricamente*, partendo dal segmento di massima distanza tra la curva dell’istogramma e la congiungente i suoi picchi.



Threshold “ottimale”

Un valore di sogliatura per istogrammi bimodali può essere ricavato *geometricamente*, partendo dal segmento di massima distanza tra la curva dell’istogramma e la congiungente i suoi picchi.



Threshold

Spesso l'istogramma non è bimodale oppure è bimodale, ma mascherato da rumore. Partendo dall'assunzione che l'illuminazione è uniforme almeno localmente, si può calcolare una sogliatura adattiva:

$$t = [\mu]; \qquad t = \text{median}; \qquad t = \left[\frac{\mu + \text{median}}{2}\right]$$

Threshold

Input

t = 119 (mean value)

Threshold

t = 144 (median value)

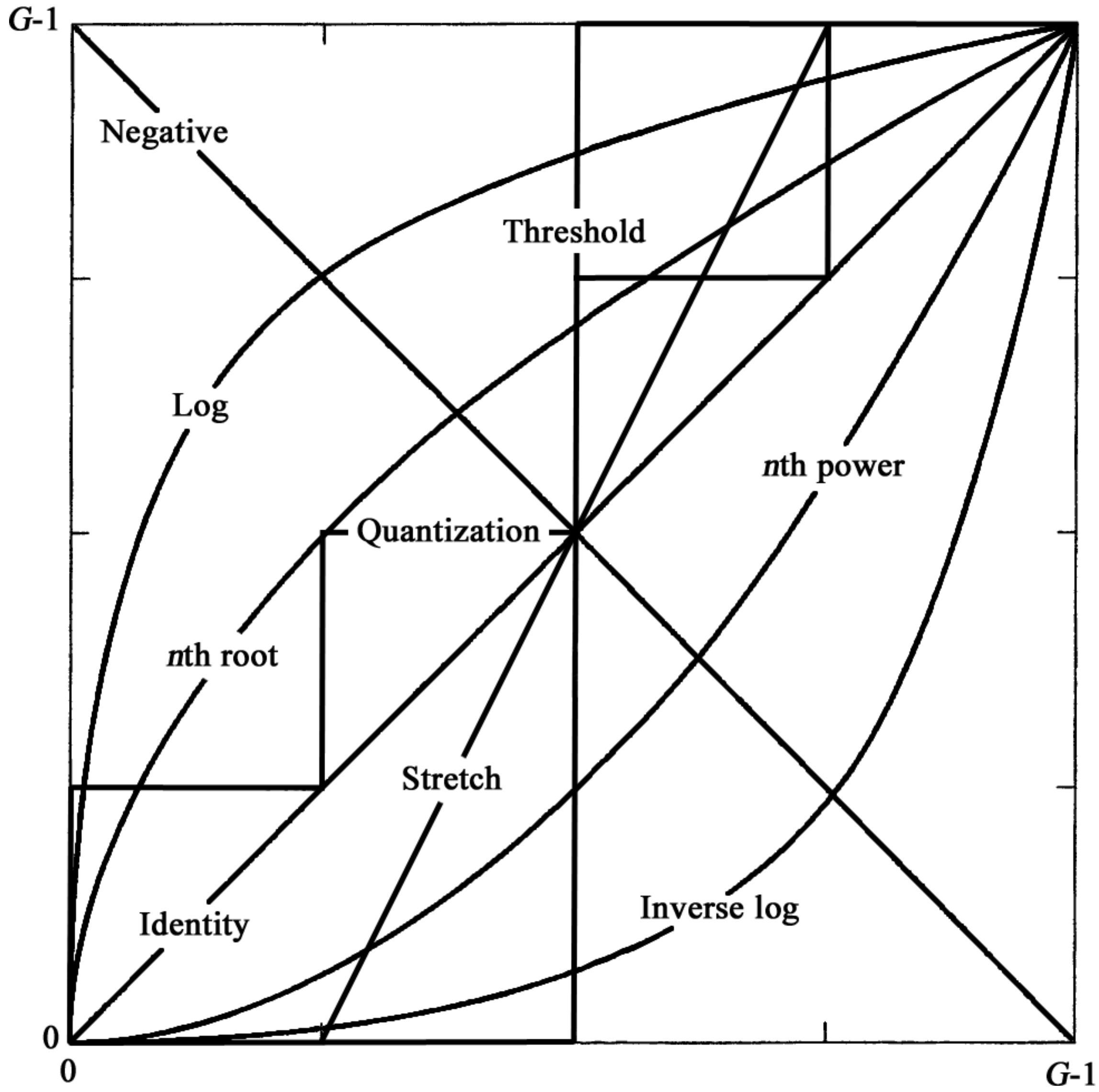
t = 131 (mean and median average value)

Threshold iterativo

Per un dato istogramma, relativo ad un’immagine con due oggetti, un valore di sogliatura *sufficientemente* buono può essere facilmente ricavato minimizzando iterativamente la varianza all’interno dei due insiemi (foreground e background). Inizialmente l’immagine è segmentata arbitrariamente in due parti e sono calcolati i rispettivi valori medi $\overline{g}_1$ e $\overline{g}_2$. Il nuovo valore *t* di sogliatura è posto uguale alla media di $\overline{g}_1$ e $\overline{g}_2$ e la segmentazione è ricalcolata. Il procedimento termina quando il valore di *t* si stabilizza.

Esercizio: estendere questo metodo quando sono presenti tre componenti nell’immagine.

LUT


G-1
Negative
Threshold
Log
nth power
Quantization
nth root
Stretch
Identity
Inverse log
0
0
G-1