



2. Bild im Ortsbereich

2.1 Matrixform

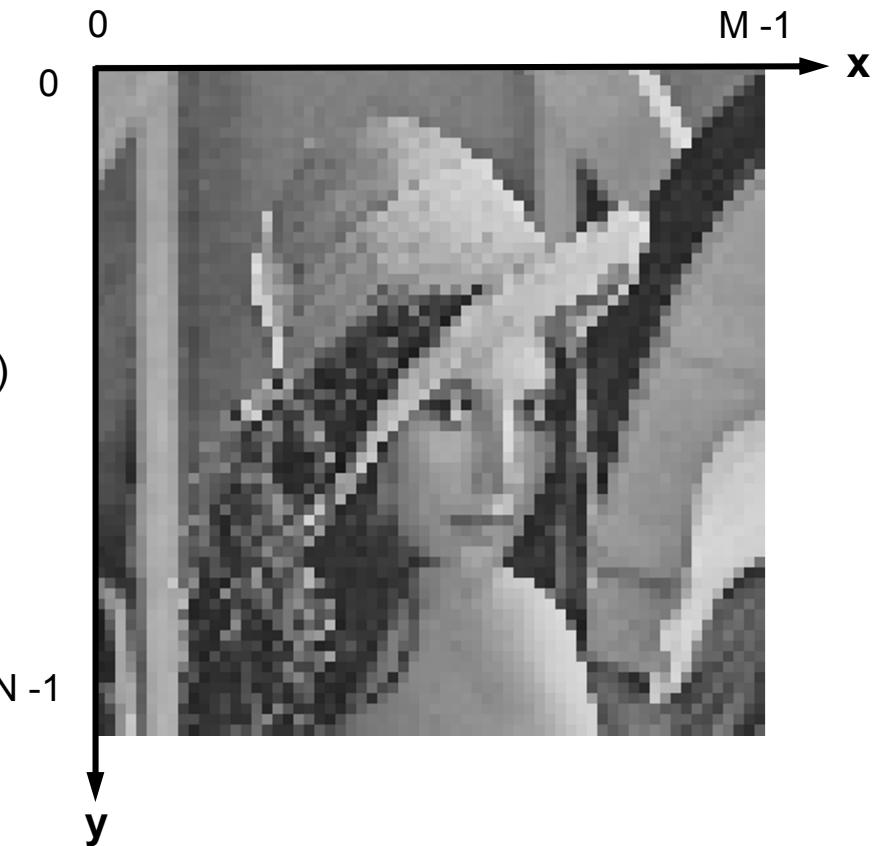
Ein Bild lässt sich als Matrix beschreiben, mit

$f(x,y)$: Grauwert an der Position (x,y)

M : Spaltenzahl (*columns*)

N : Zeilenzahl (*rows*)

Traditionell ist der Bildursprung oben links.





2.2 Ortsauflösung

512 x 512 Bildpunkte

256 Grauwerte (8 bit)

--> 262 144 Byte





256 x 256 Bildpunkte

256 Grauwerte (8 bit)

--> 65 536 Byte





128 x 128 Bildpunkte

256 Grauwerte (8 bit)

--> 16 384 Byte





64 x 64 Bildpunkte

256 Grauwerte (8 bit)

--> 4096 Byte

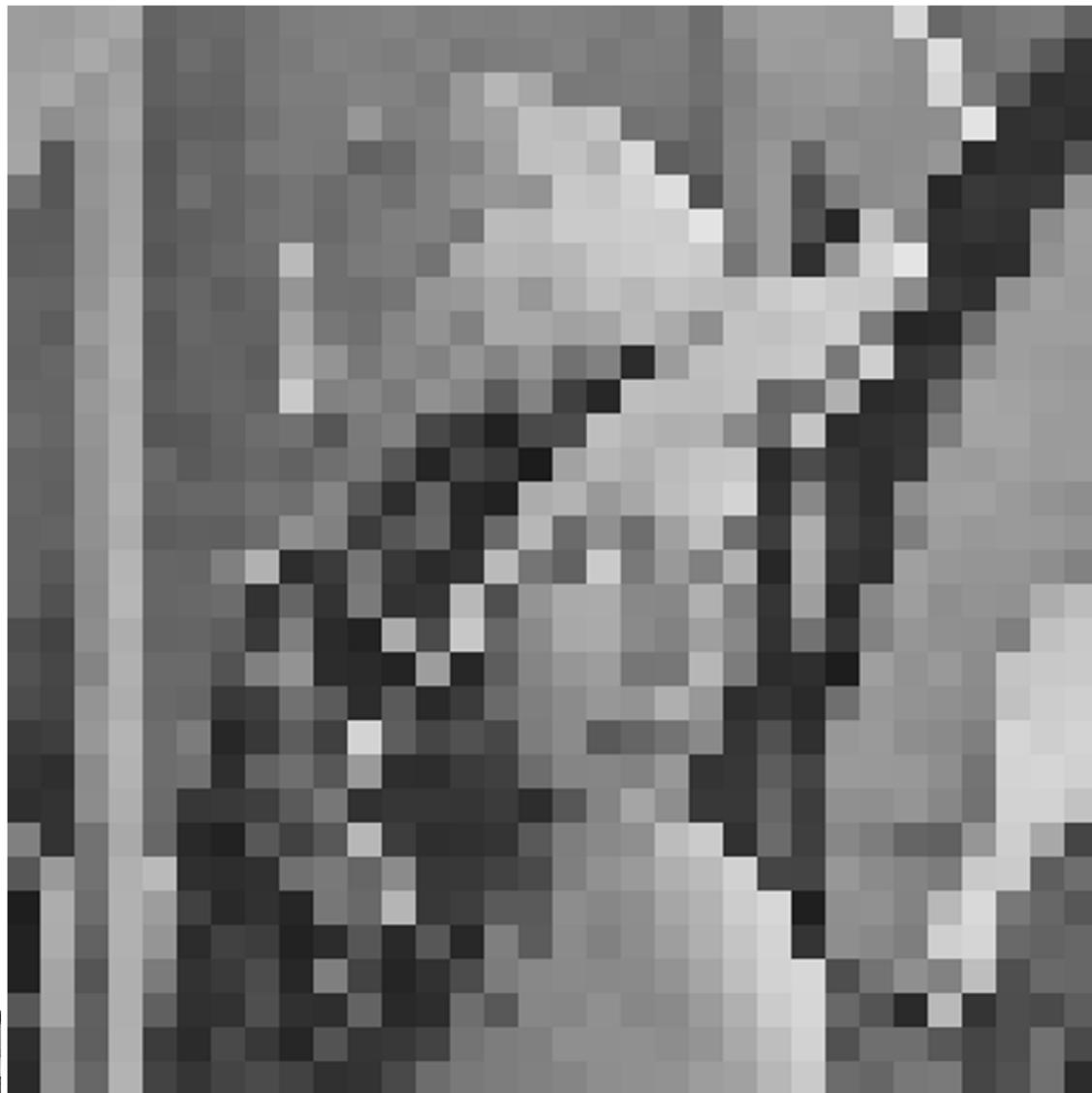




32 x 32 Bildpunkte

256 Grauwerte (8 bit)

--> 1024 Byte





2.3 Grauwertauflösung

256 x 256 Bildpunkte

256 Grauwerte (8 bit)





256 x 256 Bildpunkte

16 Grauwerte (4 bit)





256 x 256 Bildpunkte

8 Grauwerte (3 bit)





256 x 256 Bildpunkte

4 Grauwerte (2 bit)





256 x 256 Bildpunkte

2 Grauwerte (1 bit)

= Binärbild





ÜBUNG: Graustufenreduktion

Geben Sie einen Algorithmus (in C++) an, welcher die Graustufen eines 8-bit Grauwertbildes (Name: `pic`) auf 16 Graustufen reduziert.

Hinweise:

Bild „`pic`“ sei vom Typ `channel18` (= `unsigned char` = 8bit-Grauwertbild).

Die Bildgröße eines Bildes "`pic`," in x- und y-Richtung erhält man mit den Befehlen:

```
y_size = pic.rows();           // Integer-Format  
x_size = pic.columns();
```

Den Grauwert eines Bildpunktes an der Stelle (x,y) erhält bzw. setzt man mit :

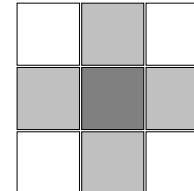
```
pic[y][x] = Grauwert;          // unsigned char  
Grauwert = pic[y][x];
```



2.4 Beziehungen zwischen Bildpunkten

4-er-Nachbarschaft eines Bildpunktes (x,y) :

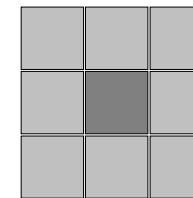
$(x-1,y), (x+1,y), (x,y-1), (x,y+1)$



(1)

8-er-Nachbarschaft eines Bildpunktes (x,y) :

wie (1) und zusätzlich $(x-1,y-1), (x+1,y+1),$
 $(x+1,y-1), (x-1,y+1)$

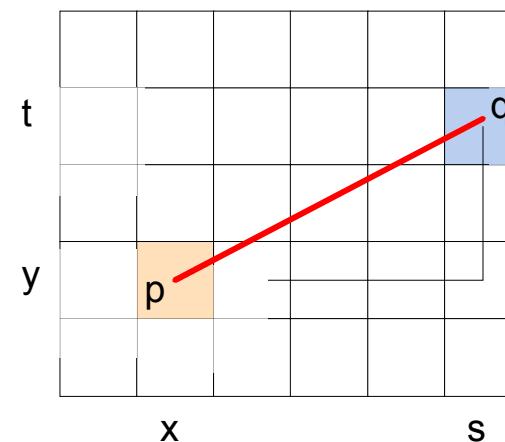


(2)

Euklidische Distanz zwischen 2 Bildpunkten

$p=(x,y)$ und $q=(s,t)$:

$$D_e(p,q) = \sqrt{(x-s)^2 + (y-t)^2}$$





ÜBUNG: Glättungsfilter "gleitender Mittelwert"

Geben Sie einen Algorithmus (in C++) an, welcher ein 8-bit Grauwertbild dadurch glättet, indem der Grauwert eines Bildpunktes (x,y) durch den Mittelwert über seine 8'er Nachbarschaft ersetzt wird (**f**=Quellbild, **g**=Zielbild).

$$g(x, y) = \frac{1}{9} \cdot [f(x, y) + f(x-1, y) + f(x-1, y-1) + \dots + f(x-1, y+1)]$$





2.5 Bildeigenschaft : Histogramm

2.5.1 Definition

Das Histogramm gibt die Häufigkeitsverteilung der Grauwerte im Bild wieder.

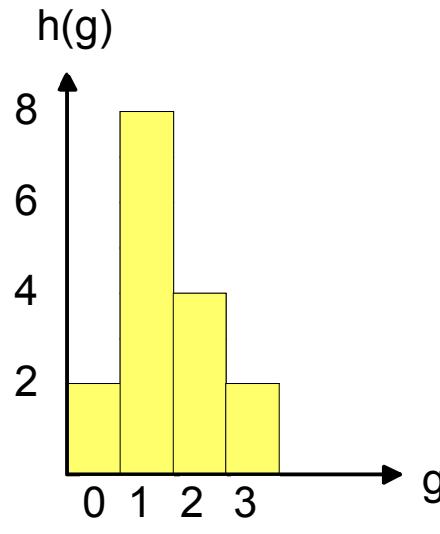
Das Histogramm ist eine diskrete Funktion, für die gilt:

$$h(g) = n_g \quad \text{mit } g : \text{ Grauwert}$$

n_g : Anzahl der Bildpunkte, die diesen Grauwert haben.

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

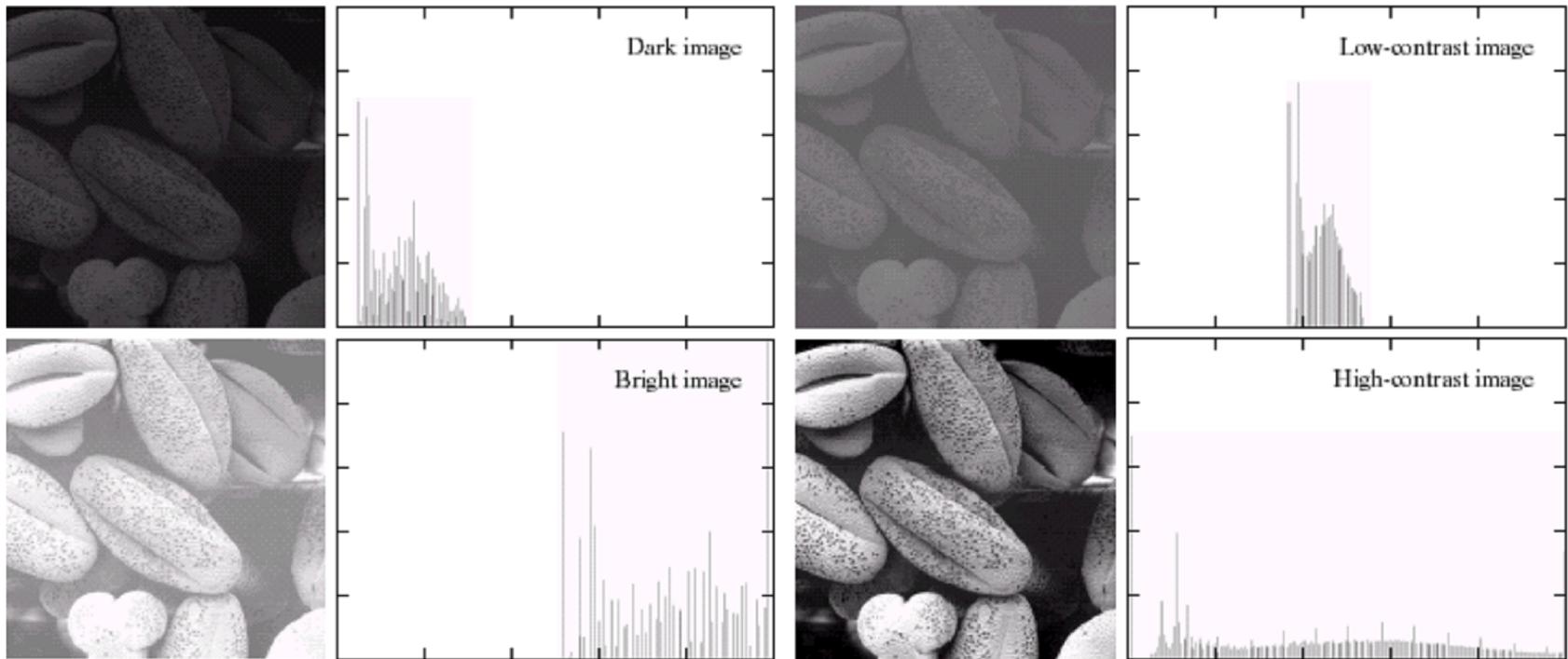
4x4 Bild mit 2 bit
Grauwertauflösung



Histogramm



Zusammenhang zwischen dem Histogramm des Bildes und seinem Erscheinungsbild (Helligkeit, Kontrast).



aus "Digital Image Processing", Gonzalez/Woods



ÜBUNG: Histogrammberechnung

Geben Sie einen Algorithmus (in C++) an, das Histogramm eines Bildes berechnet.

Hinweise:

Die Bildgröße eines Bildes "pic" in x- und y-Richtung erhält man mit den Befehlen

```
y_size = pic.rows();           // Integer-Format  
x_size = pic.columns();
```

Den Grauwert eines Bildpunktes an der Stelle (x,y) erhält bzw. setzt man mit

```
pic[y][x] = Grauwert;          // unsigned char  
Grauwert = pic[y][x];
```



2.5.2 Statistische Kennwerte von Histogrammen

Summe der häufigkeitsgewichteten Grauwerte

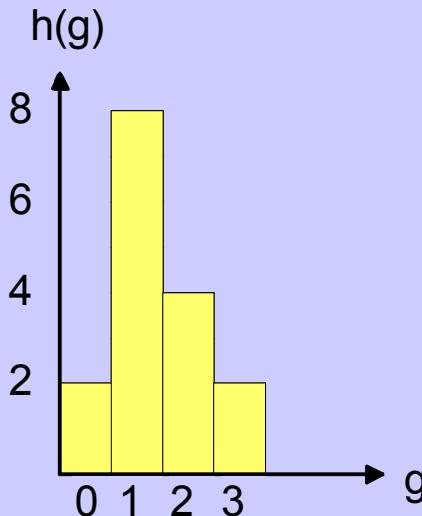
$$\text{Mittelwert: } \mu = \frac{\sum_{i=0}^n g_i \cdot h(g_i)}{\sum_{i=0}^n h(g_i)}$$

quadr. Mittelwertabweichung

$$\text{Varianz: } \sigma^2 = \frac{\sum_{i=0}^n (g_i - \mu)^2 h(g_i)}{\sum_{i=0}^n h(g_i)}$$

Anzahl der Bildpunkte

Beispiel:



$$\mu = \frac{0 \cdot 2 + 1 \cdot 8 + 2 \cdot 4 + 3 \cdot 2}{2 + 8 + 4 + 2} = \frac{22}{16} = 1.375$$

$$\sigma^2 = \frac{(0-1.375)^2 \cdot 2 + (1-1.375)^2 \cdot 8 + \dots}{2+8+4+2} = 0.73$$

Histogramm



3. Bildvorverarbeitung

Ziel und Zweck

- Bildverbesserung (bezüglich eines bestimmten Zwecks)
Beispiel: Kontrastverbesserung
- Hervorhebung interessanter Details (für die nachfolgende Bildverarbeitung)
Beispiel: Kanten hervorheben
- Segmentierung (Bildbereiche mit gleichen Eigenschaften markieren)
Beispiel: Hautfarbene Bildbereiche markieren
- Geometrische Transformationen (Skalierung, Rotation, Entzerrung, ...)
Beispiel: Linsenverzeichnungskorrektur

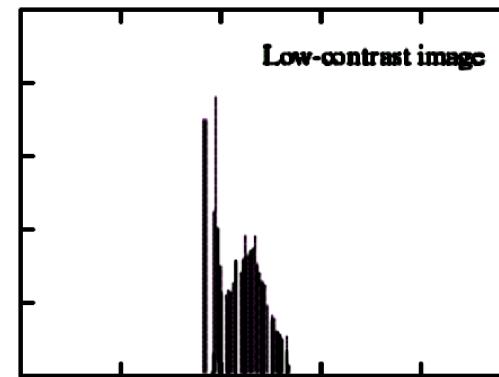
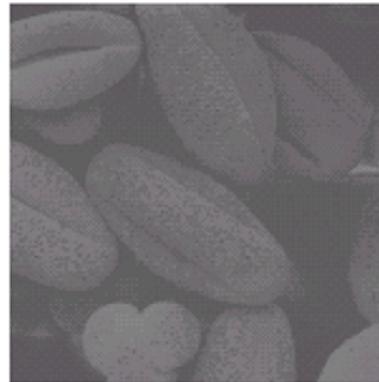


3.1 Grauwert-Transformationen

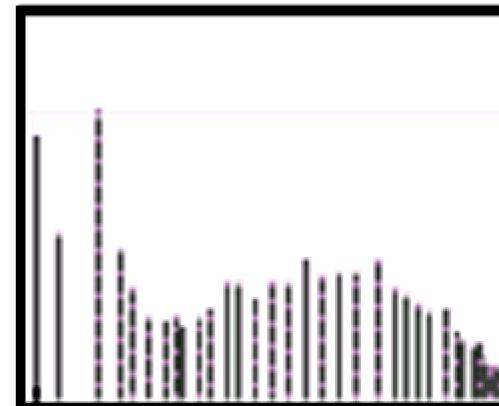
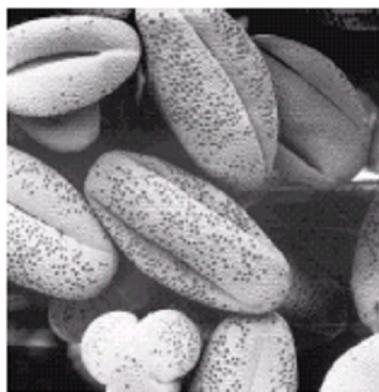
3.1.1 Histogrammausgleich (Kontrastverstärkung)

Grundgedanke: Je signifikanter (häufiger) ein Grauwert ist, desto deutlicher sollte er sich von den anderen Grauwerten absetzen.

vorher



nachher





Funktionsweise des Histogrammausgleichs

Schritt 1: Berechnung des akkumulierten Histogramms

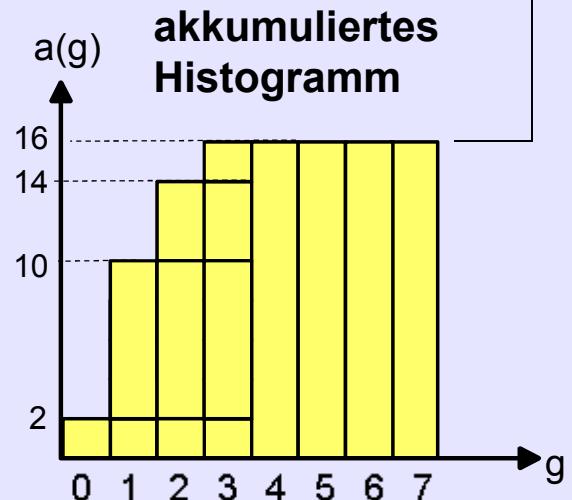
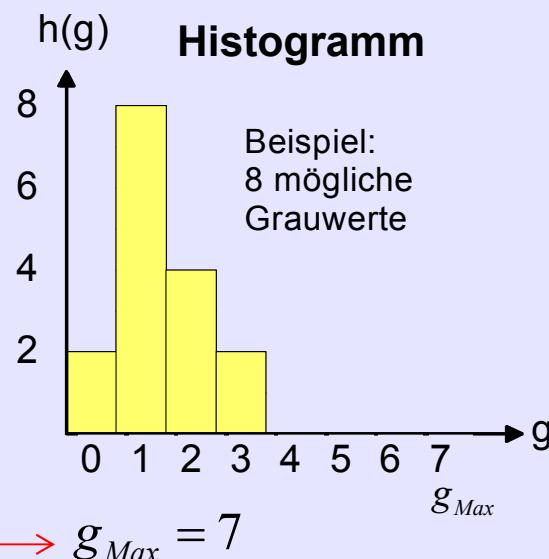
$$a(g) = \sum_{k=0}^g h(k) \quad \text{für } g \in [0, g_{\max}]$$

Summe aller
Bildpunkte

Bild

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

4x4 Bild mit 3 bit
Grauwertauflösung



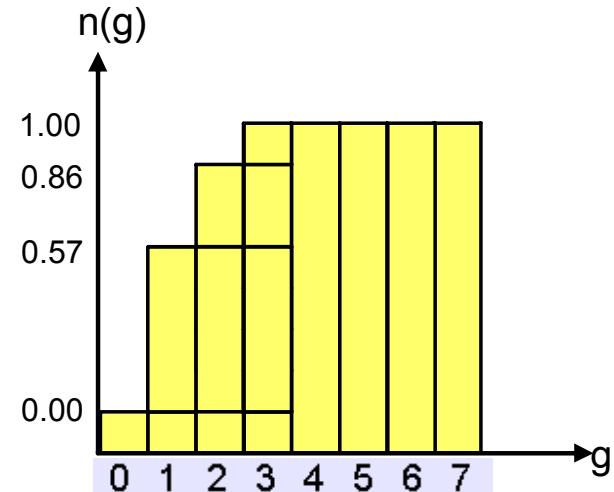
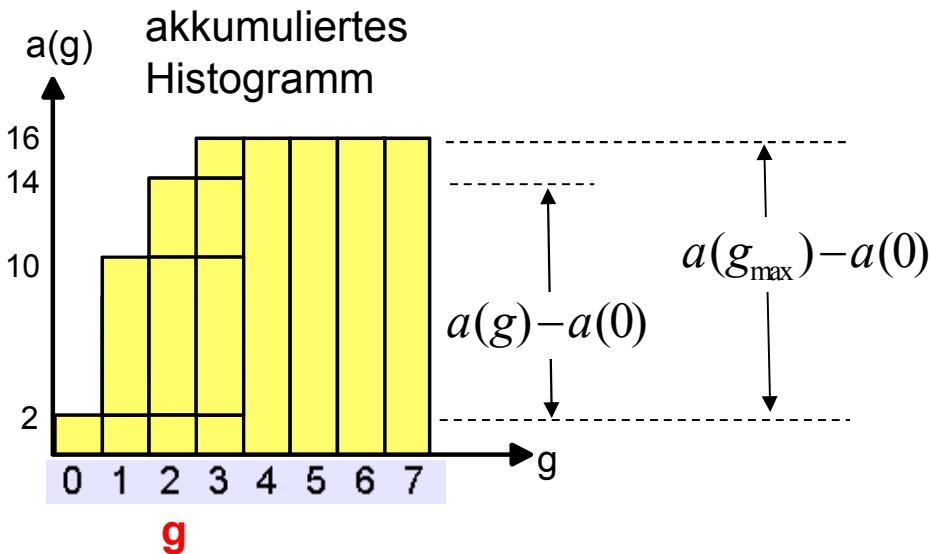


Schritt 2: Normierung des akkumulierten Histogramms (Wertebereich 0...1)

Durch die Normierung der Werte des akkumulierten Histogramms sind die Werte unabhängig von der Bildgröße.

$$n(g) = \frac{a(g) - a(0)}{a(g_{\max}) - a(0)}$$

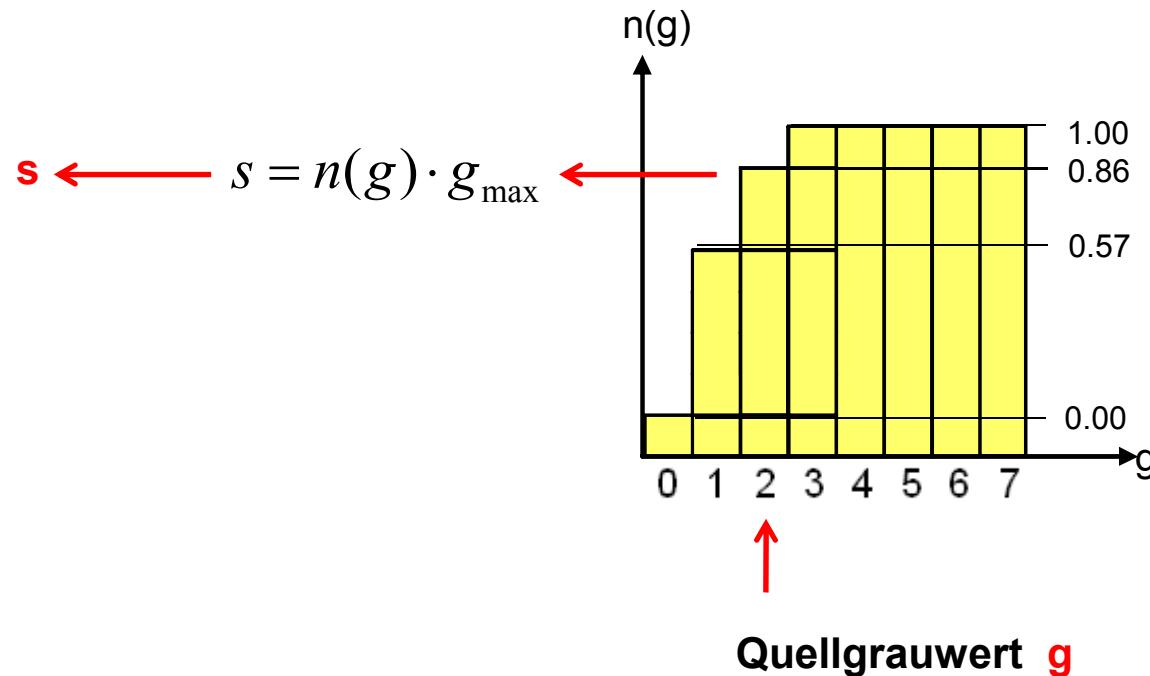
Anm.: g_{\max} = max. möglicher Grauwert
 $a(g_{\max})$ = Gesamtzahl der Bildpunkte





Schritt 3: Transformation der Quellgrauwerte auf die Zielgrauwerte

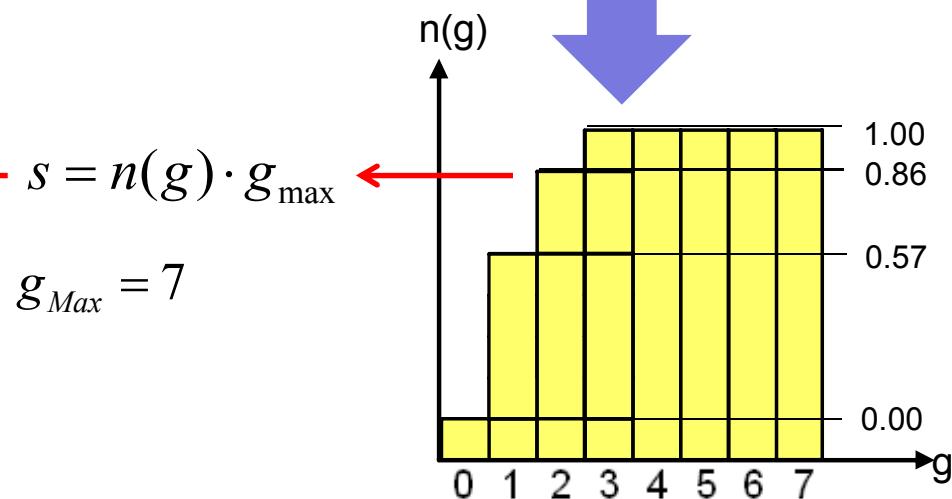
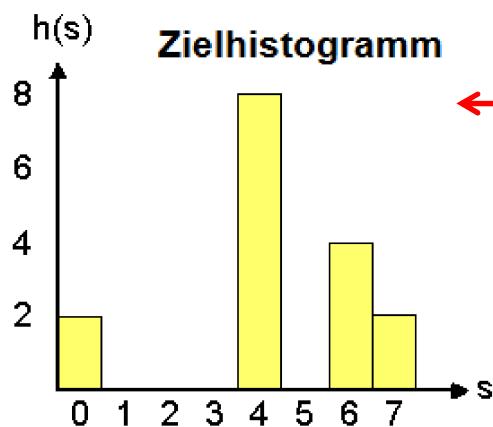
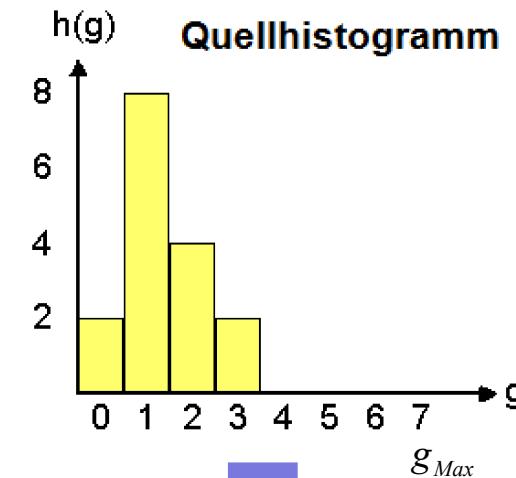
Mit Hilfe der Werte des normierten akkumulierten Histogramms werden die Grauwerte g des Quellbildes in die Grauwerte s des Zielbildes transformiert.





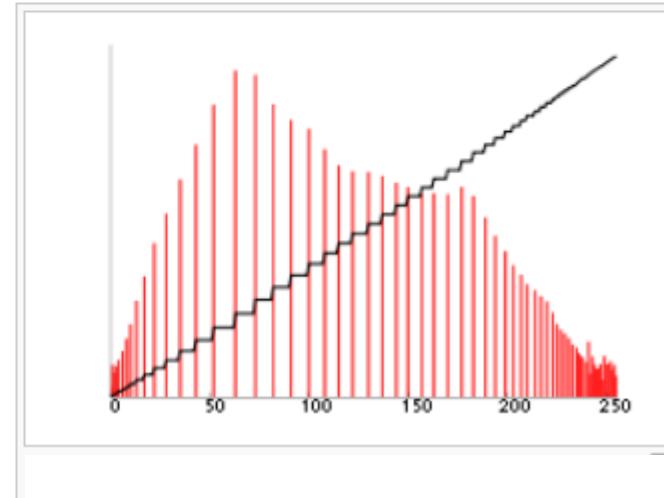
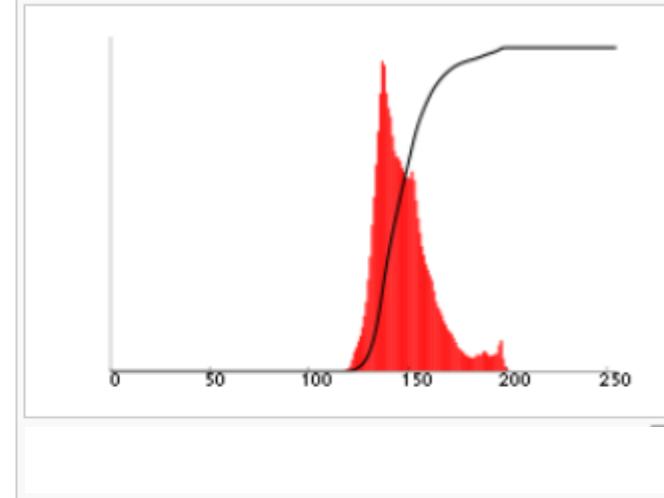
Zahlenbeispiel: Histogrammausgleich

g	n(g)	s
0	0.00	0
1	0.57	4
2	0.86	6
3	1.00	$7 = g_{Max}$





Beispiel: Histogrammausgleich eines Landschaftsbildes



s. Wikipedia



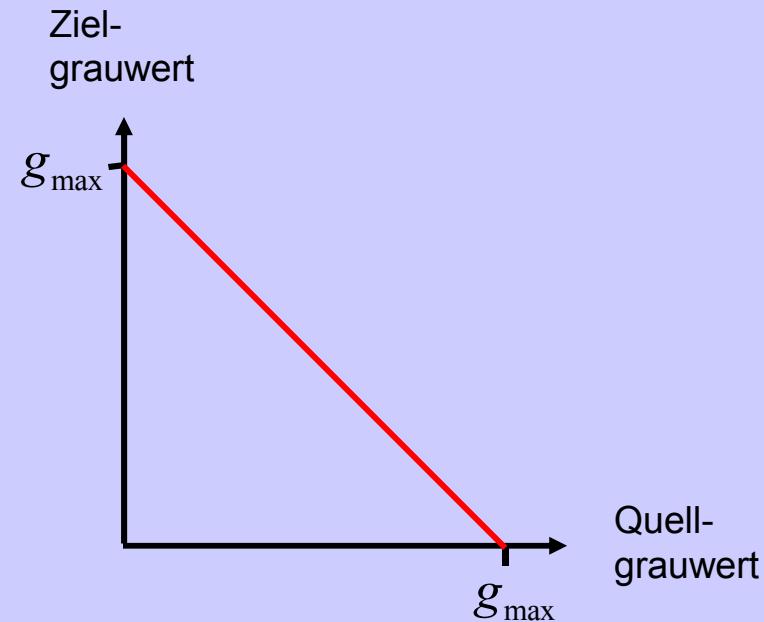
3.1.2 Grauwerttransformation mit Look-up-Tabellen

Grundgedanke: Es wird eine Tabelle erstellt und angewendet, mit deren Hilfe Quellgrauwerte auf Zielgrauwerte abgebildet werden.

→ Vorteil: keine Berechnungen zur Laufzeit (sehr schnell)

Beispiel: Negieren des Bildes.

Quell-grauwert	Ziel-grauwert
0	15
1	14
2	13
.... u.s.wu.s.w
....
13	2
14	1
15	0





ÜBUNG: Operationen mit Look-up-Tabellen

Geben sei ein 4-bit-Grauwertbild
→ Graustufen 0....15.

Geben Sie die Look-up-Tabellen
für folgende Operationen an:

- Binarisierung des Bildes bei Grauwert 10.
- Reduktion auf 4 Grauwerte (0, 5, 10, 15) in 4 äquidistanten Stufen.
- Anhebung des Kontrastes im dunklen Grauwertbereich auf Kosten des hellen Bereiches.
- Hervorheben von Bitebene 0 (= ungerade Grauwerte).

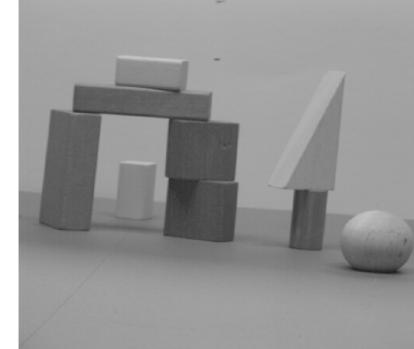
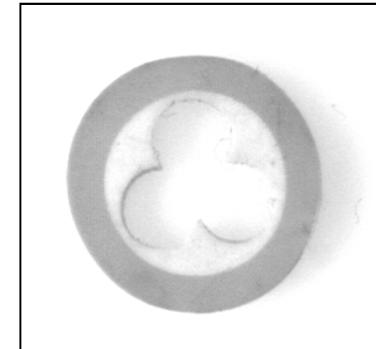
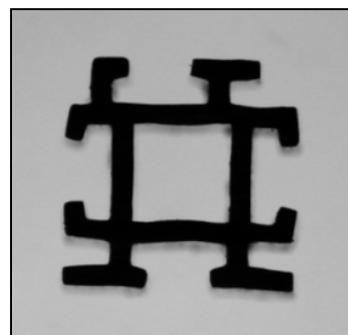
In	Out	In	Out	In	Out	In	Out
0		0		0		0	
1		1		1		1	
2		2		2		2	
3		3		3		3	
4		4		4		4	
5		5		5		5	
6		6		6		6	
7		7		7		7	
8		8		8		8	
9		9		9		9	
10		10		10		10	
11		11		11		11	
12		12		12		12	
13		13		13		13	
14		14		14		14	
15		15		15		15	



3.1.3 Thresholding = Binarisierung

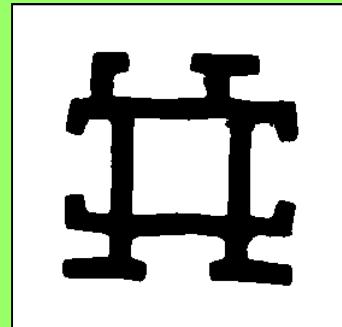
3.1.3.1 Grundgedanke

In manchen Anwendungsfällen werden Objekt und Hintergrund in unterschiedlichen Helligkeitsbereichen abgebildet.

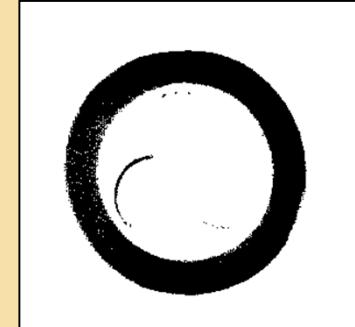


In solchen (einfachen) Fällen kann durch eine geeignete Grauwertschwelle Objekt und Hintergrund voneinander getrennt werden (\rightarrow Segmentierung).

möglich



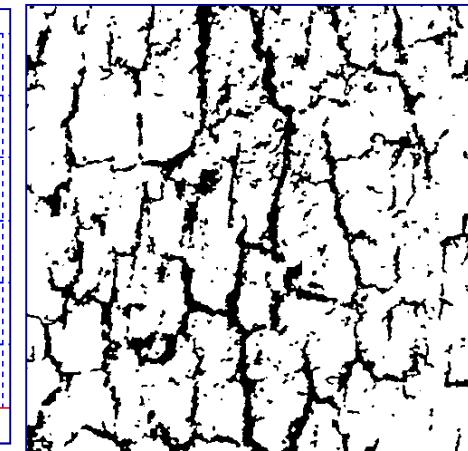
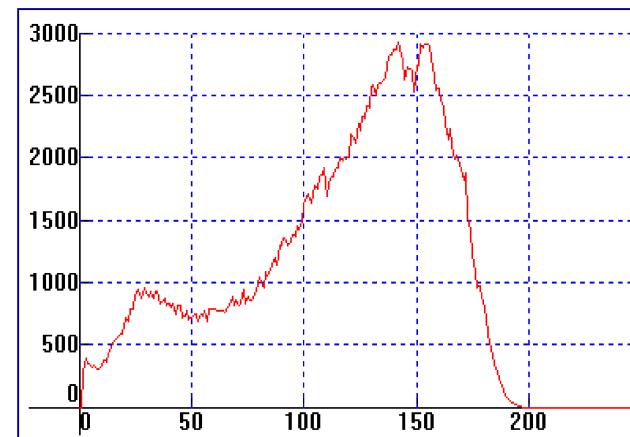
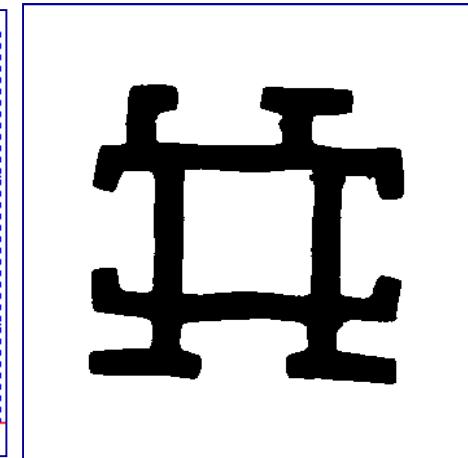
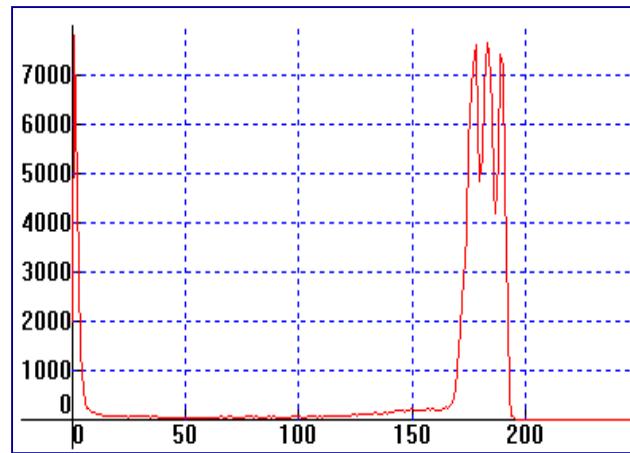
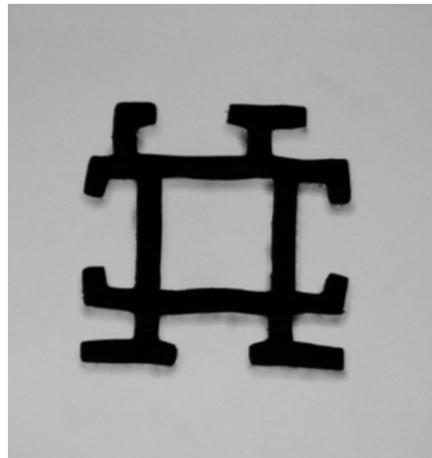
problematisch





3.1.3.2 Automatische globale Schwellwertbestimmung

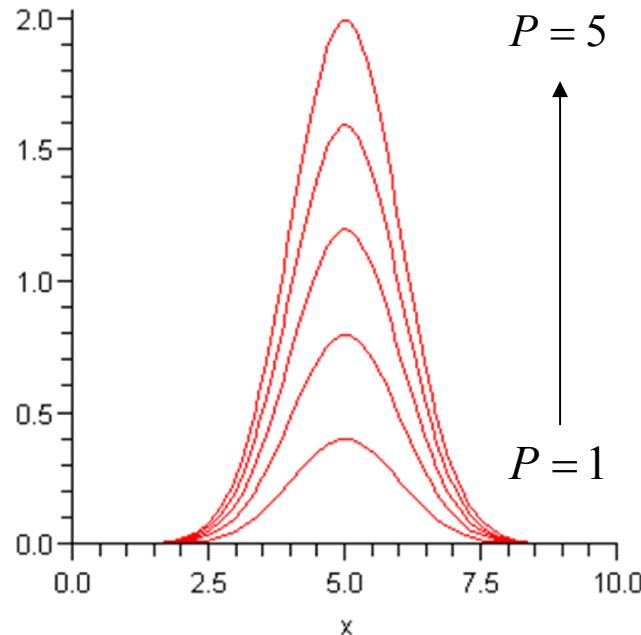
In einfachen Fällen ist das Histogramm „*bimodal*“, d.h. es besteht aus 2 signifikanten Maxima.



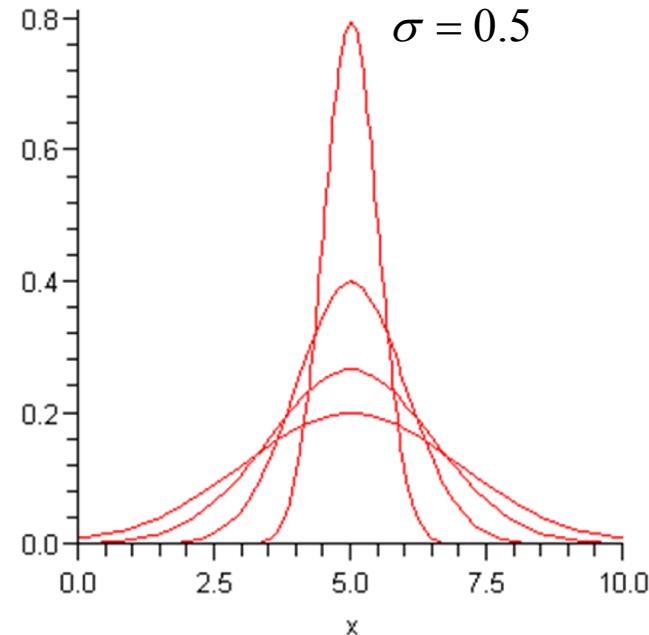


Kurze Erläuterung: Parameter der Gauss-Funktion

$$G(x) = \frac{P}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$



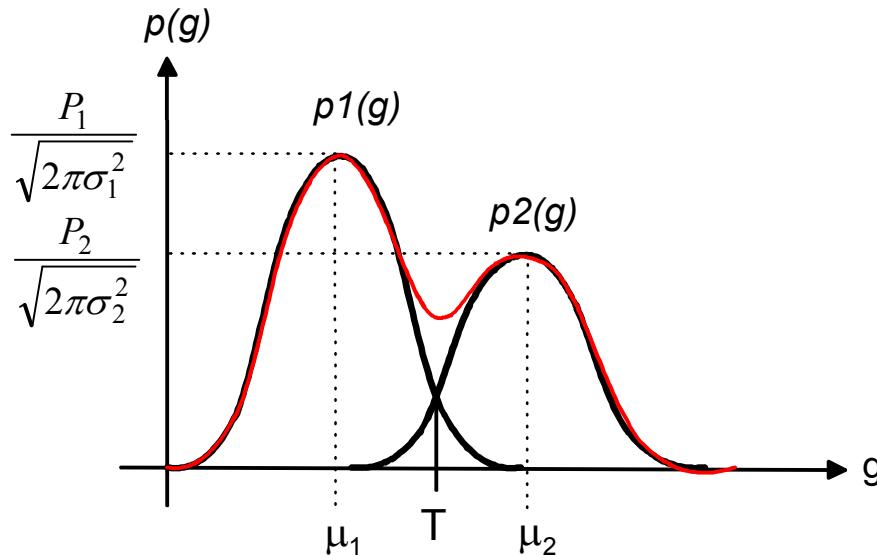
$P = 1..5, \mu = 5, \sigma = 1$



$P = 1, \mu = 5, \sigma = 0.5....2.5$



Bestimmung der optimalen Binarisierungsschwelle T:



Annahmen :

- Es gibt 2 Häufungen $p_1(g)$, $p_2(g)$,
- die Häufungen sind Gauss-Funkt. mit μ : Mittelwert, σ : Varianz
- vereinfachend werden die Varianzen der beiden Häufungen als gleich angenommen $\rightarrow \sigma_1 = \sigma_2 = \sigma$

→ Die optimale Schwelle $g=T$ ist dort, wo gilt: $p_1(g) = p_2(g)$.

$$\frac{P_1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(g-\mu_1)^2}{2\sigma^2}} = \frac{P_2}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(g-\mu_2)^2}{2\sigma^2}}$$

(brace under the first term)
(brace under the second term)

→ nach g
auflösen

$p_1(g)$ $p_2(g)$



Durch Umstellung nach g erhält man die optimale Schwelle T:

$$T = \frac{\mu_1 + \mu_2}{2} + \frac{\sigma^2}{\mu_1 - \mu_2} \cdot \ln \left(\frac{P_2}{P_1} \right)$$

Randbedingungen:

- zwei gaussförmige Häufungen
- mit gleichem σ
- Häufungen können unterschiedliche Höhe haben

Aber: Die Berechnung erfordert die Parameter μ_1 , μ_2 , P_1 , P_2 , und σ der beiden Häufungen. Woher?

In manchen Anwendungsfällen (Schriftstücke binarisieren, Bildmesstechnik, ...) können evtl. näherungsweise Annahmen zu P_1 , P_2 , und σ gemacht werden.

Wenn diese Möglichkeit nicht besteht, können die Parameter iterativ angenähert werden (s.u.).



Sonderfall 1: Für beide Häufungen gilt (näherungsweise)

- a) gaussförmig,
- b) gleiche P ($P_1 = P_2$)



$$T = \frac{\mu_1 + \mu_2}{2}$$

μ_1, μ_2 können dann iterativ mit folgendem Algorithmus berechnet werden (k-Means-Clustering):

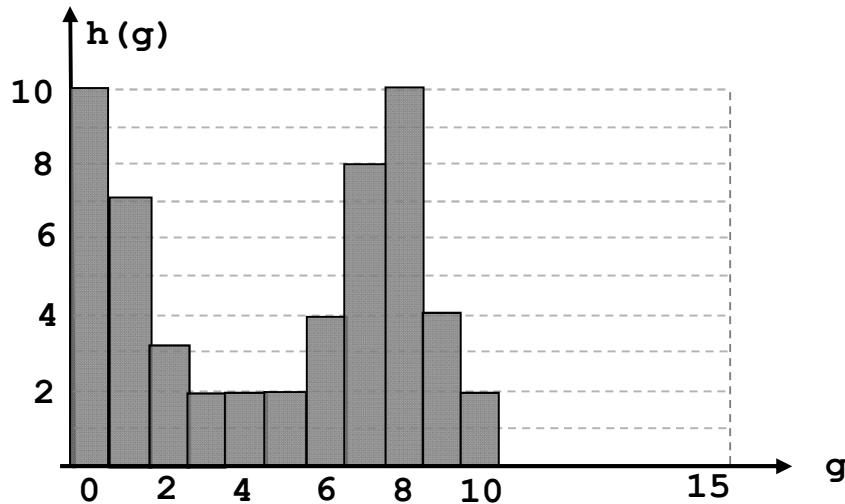
1. **begin** Startwert für T (opt. Schwellwert) festlegen
2. **do** μ_1, μ_2 der Teilhistogramme berechnen
3. T daraus neu berechnen
4. **until** T ändert sich nicht mehr
5. **end**

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n g_i \cdot h(g_i)}{\sum_{i=1}^n h(g_i)}$$



Beispiel: Adaptiven Schwellwert iterativ berechnen für Sonderfall 1

Gegeben ist das folgende Histogramm (Anm.: sehr kleines Bild):



$$P_1 \approx P_2$$

$$T = \frac{\mu_1 + \mu_2}{2}$$

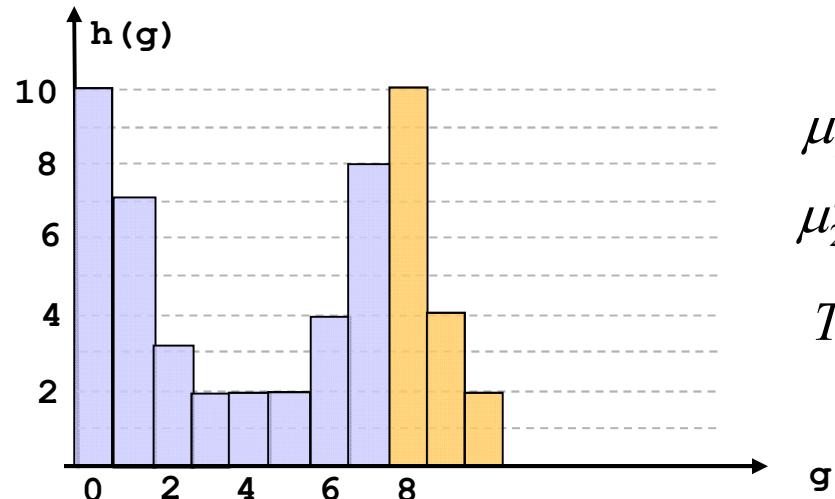
$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n g_i \cdot h(g_i)}{\sum_{i=1}^n h(g_i)}$$

- Der Grauwertbereich geht von 0 ... 15.
- Der Startwert T werde in der Mitte des Grauwertbereiches angenommen ($T=8$).



Startwert: $T = 8$

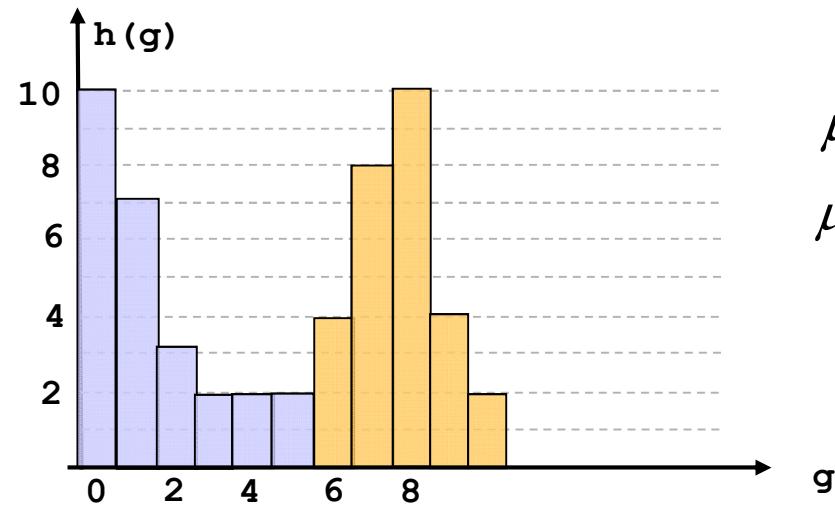
1. Iteration



$$\mu'_1 = 3.1$$
$$\mu'_2 = 8.5$$

$$T' \approx 6$$

2. Iteration

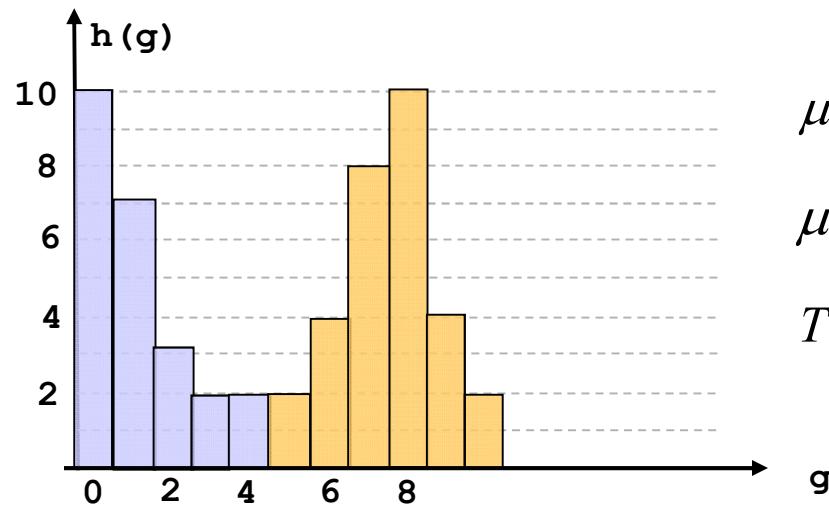


$$\mu''_1 = 1.4$$
$$\mu''_2 = 7.7$$

$$T'' \approx 5$$



3. Iteration

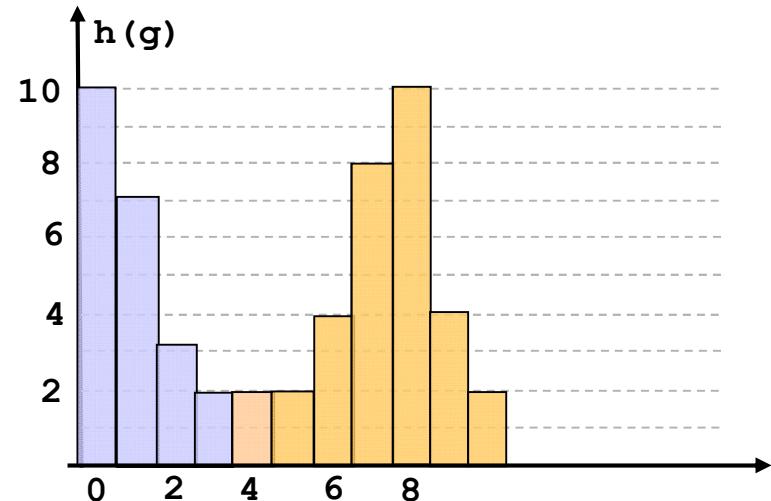


$$\mu_1''' = 1.1$$

$$\mu_2''' = 7.5$$

$$T''' = 4$$

4. Iteration



$$\mu_1''' = 0.9$$

$$\mu_2''' = 7.3$$

$$T''' = 4$$

$$T_{End} = 4$$



Sonderfall 2: Für beide Häufungen gilt (näherungsweise)

- a) gaussförmig,
- b) gleiche σ

Problem: Die Parameter $P_1, P_2, \sigma, \mu_1, \mu_2$ der beiden Verteilungen unbekannt.

Die Parameter können dann iterativ mit folgendem Algorithmus berechnet werden (k-Means-Clustering):

1. **begin** Startwert für T (opt. Schwellwert) festlegen
2. **do** $\mu_1, \mu_2, \sigma, P_1, P_2$ der Teilhistogramme berechnen
3. T daraus neu berechnen
4. **until** T ändert sich nicht mehr
5. **end**

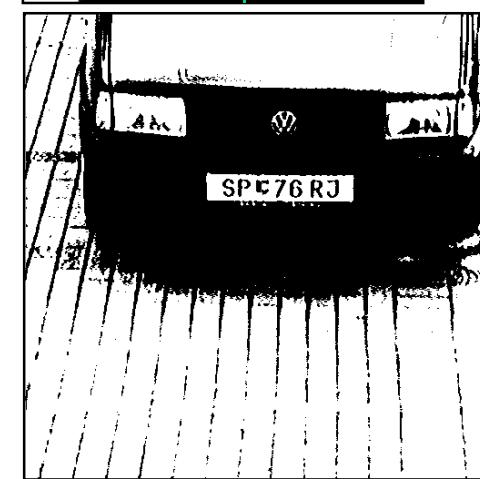
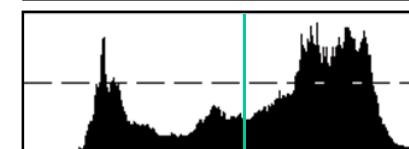
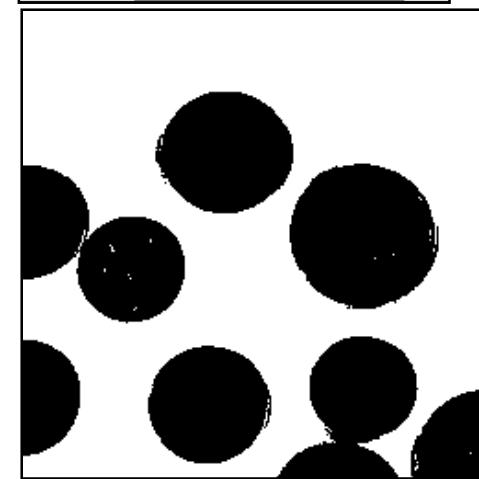
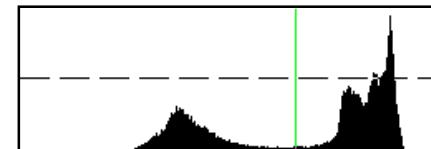
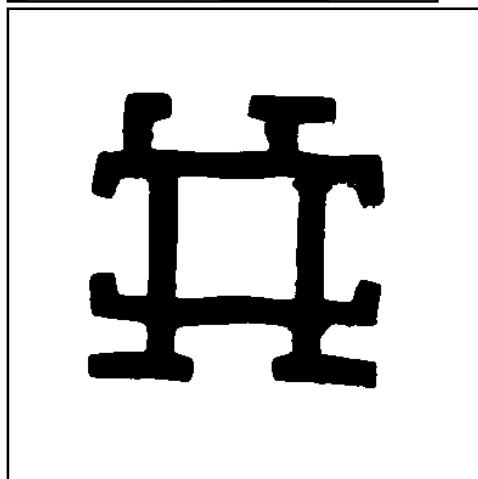
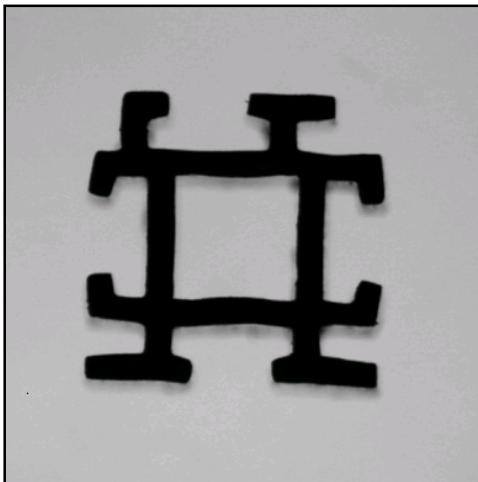
$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n g_i \cdot h(g_i)}{\sum_{i=1}^n h(g_i)}$$

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (g_i - \mu)^2 h(g_i)}{\sum_{i=1}^n h(g_i)}$$

$$P = h(\mu) \cdot \sqrt{2\pi\sigma^2}$$



Beispiele: Adaptive Binarisierung





3.2 Arithmetisch-logische Bildpunktoperationen

3.2.1. Bildsubtraktion

$$f_{out}(x,y) = f_2(x,y) - f_1(x,y)$$

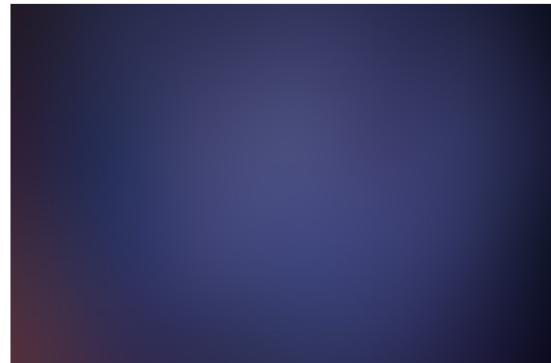


Zu beachten:

Das Ergebnis der Subtraktion kann auch negativ sein. Abhangig vom Anwendungsfall muss damit geeignet umgegangen werden, z.B. :

$$\text{a) } f_{out}(x, y) = |f_2(x, y) - f_1(x, y)|$$

$$\text{b) } f_{out}(x, y) = \begin{cases} f_2(x, y) - f_1(x, y) & \text{wenn } \text{Erg.} > 0 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$



Anwendungsbeispiele:

- Hintergrundkompensation
 - Vignettierungskorrektur
 - Änderungsdetektion (z.B. Bewegungsmelder)





Beispiel : Bewegungsanalyse durch Differenzbildung einer Bildsequenz

aus B. Jähne: Digitale Bildverarbeitung





3.2.2 Averaging (*Mittelung über mehrere Bilder*)

$$\bar{f}(x, y) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K f_i(x, y)$$



von <http://www.djcash.demon.co.uk/astro/webcam/HowItsDone.htm>

Anwendungsbeispiele:

- Rauschunterdrückung in Bildern
- Kompensation thermischer Schwankungen, z.B. astronom. Bilder („stacking“)



3.2.3 Bitweise logische Operationen zwischen Bildern

$$f_{out}(x, y) = f_2(x, y) \text{ AND } f_1(x, y)$$

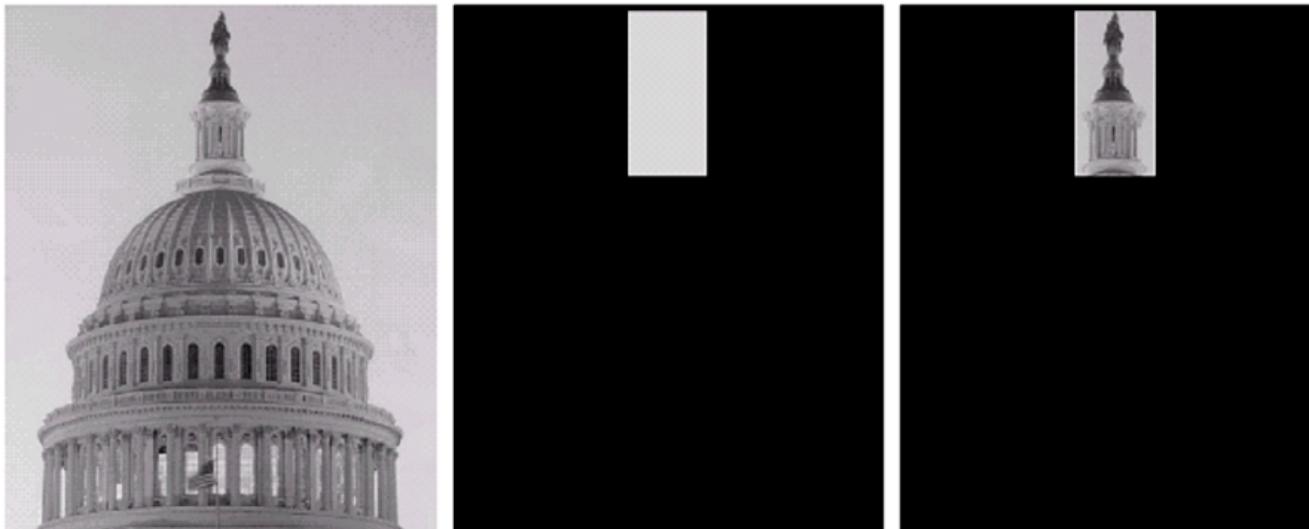
Anm.: bitweise AND / OR / XOR

$$f_{out}(x, y) = f_2(x, y) \text{ OR } f_1(x, y)$$

$$f_{out}(x, y) = f_2(x, y) \text{ XOR } f_1(x, y)$$

Anwendungsbeispiele:

- Ausmaskieren von Bildbereichen (AND)
- Überlagern von Bildern, z.B. Einblenden von Rastern, Fadenkreuzen ((X)OR)



aus "Digital Image Processing", Gonzalez/Woods



ÜBUNG: Logische Operationen mit und zwischen Bildern

Wie lassen sich mit log. Operationen folgende Funktionen realisieren?

- a) Graustufenreduktion auf 2, 4, 8 und 16 Graustufen (s.u.).
- b) Ein Binärbild (0, 255) in ein Grauwertbild einblenden (s.u.) .
- c) Nur die Teile eines Bildes anzeigen, die in einem Binärbild (*Maskierung*) den Wert 255 haben (s.u.).
- d) Die linke Hälfte von Bild 1 und die rechte Hälfte von Bild 2 zwei in einem Bild darstellen (s.u.).

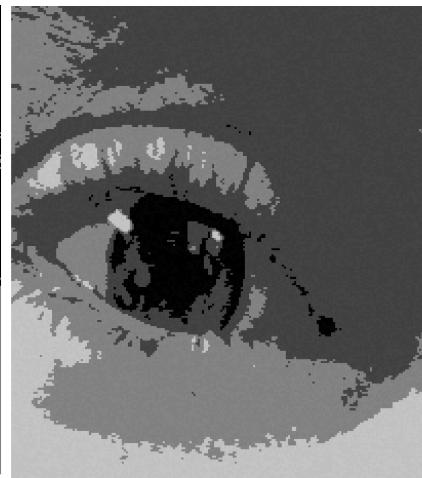
Beispielbilder zur Übung



Originalbild (8-bit)



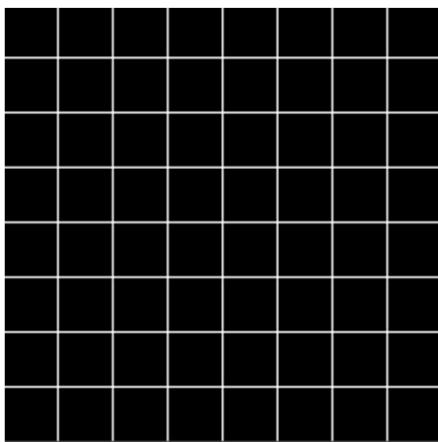
AND 10000000



AND 11000000



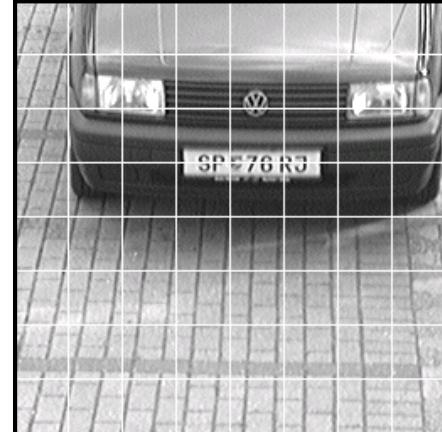
AND 11100000



OR

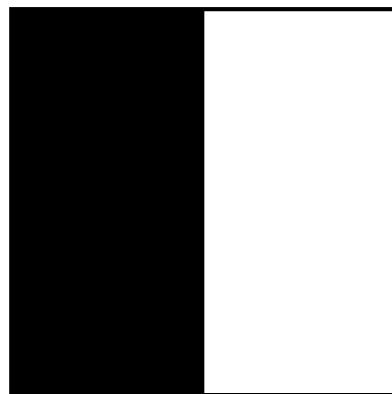
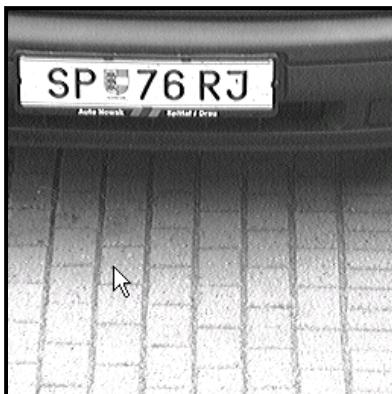


=





Beispielbilder zur Übung



AND

=

OR

