# Kapitel 11

# Binärisierung und Verarbeitung von Binärbildern

- Automatische Schwellwertbestimmung
- Verarbeitung von Dokumentbildern (Skew- und Slant-Korrektur)
- Mathematische Morphologie
- Distanz-Transformation

### Binärisierung

Binärbilder einfacher zu verarbeiten als Grauwertbilder Häufig sind Binärbilder aus dem Eingangsbild ableitbar:

- Objekt/Hintergrund, Text/Hintergrund, Blutgefäße/Hintergrund
- aktive Beleuchtungskontrolle (machine vision)

Binärisierung wandelt ein Grauwertbild in ein Binärbild um

#### Binärisierung:

Transformation eines Grauwertbildes f(r,c) in Binärbild b(r,c) durch Schwellwertoperation:

$$b(r,c) \ = \ \left\{ \begin{array}{ll} 0, & \text{falls } f(r,c) \leq S \\ 1, & \text{falls } f(r,c) > S \end{array} \right.$$

S =Schwellwert (threshold)

Visualisierung: als Zweipegelbild, z.B.  $0 \rightarrow 0$ ,  $1 \rightarrow 255$ 

### Automatische Schwellwertbestimmung (1)

**Verfahren 1:** Iterative Schwellwertbestimmung (Iterative Verfeinerung eines initialen Schwellwertes bis zur Konvergenz)

```
S_1=128; \ /* Initialisierung */ for (i=1; \ i++) { Berechne den mittleren Grauwert aller Pixel f(r,c) \leq S_i bzw. f(r,c) > S_i:
```

$$\mu_1 = \sum_{k=0}^{S_i} k \cdot H(k) / \sum_{k=0}^{S_i} H(k), \quad \mu_2 = \sum_{k=S_i+1}^{255} k \cdot H(k) / \sum_{k=S_i+1}^{255} H(k)$$

```
S_{i+1}=rac{\mu_1+\mu_2}{2}; /* verfeinerter Schwellwert */

if (S_{i+1}=S_i) break;
}
Schwellwert S=S_i;
```

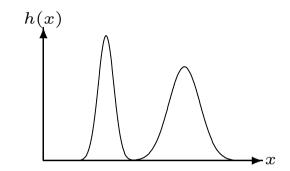
Terminierungsbedingung kann durch  $|S_{i+1} - S_i| \le t$  (t: kleine Zahl) ersetzt werden

## Automatische Schwellwertbestimmung (2)

**Verfahren 2:** Schwellwertbestimmung mittels Histogrammapproximation durch Normalverteilungen

#### **Annahme:**

- Bimodalität des Histogramms
- Objekt und Hintergrund jeweils normalverteilt



#### Idee:

ullet Approximation des relativen Histogramms h(x) durch zwei Normalverteilungen

$$h(x) \approx h'(x) = p_1 \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} e^{-\frac{(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}} + p_2 \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} e^{-\frac{(x-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}}$$

$$p_1$$
 ( $p_2$ ): Anteil der linken (rechten) Normalverteilung, d.h.  $p_1+p_2=1$ ;  $\int_{-\infty}^{\infty}h'(x)dx=1$ 

Bestimmung der Parameter durch Minimierung des Approximationsfehlers

$$e(h(x), h'(x)) = \int_{-\infty}^{\infty} (h(x) - h'(x))^2 dx \approx \sum_{k=0}^{255} (h(k) - h'(k))^2$$

lacksquare Bestimmung des optimalen Schwellwertes S

## Automatische Schwellwertbestimmung (3)

#### **Approximative Lösung:**

- ullet versuchsweise einen Schwellwert S annehmen
- ${\color{red} \blacktriangleright}$  den Bereich [0,S] bzw. [S+1,255] jeweils durch Normalverteilung approximieren

$$p_{1} = \sum_{k=0}^{S} h(k);$$

$$p_{2} = \sum_{k=S+1}^{255} h(k)$$

$$\mu_{1} = \frac{1}{p_{1}} \sum_{k=0}^{S} h(k) \cdot k;$$

$$\mu_{2} = \frac{1}{p_{2}} \sum_{k=S+1}^{255} h(k) \cdot k$$

$$\sigma_{1} = \sqrt{\frac{1}{p_{1}} \sum_{k=0}^{S} h(k) \cdot (k - \mu_{1})^{2}};$$

$$\sigma_{2} = \sqrt{\frac{1}{p_{2}} \sum_{k=S+1}^{255} h(k) \cdot (k - \mu_{2})^{2}}$$

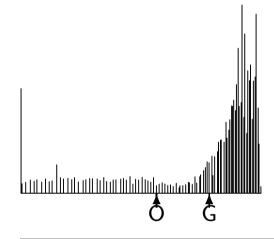
▶ S so variieren, dass der Approximationsfehler e(h(x),h'(x)) minimiert wird, z.B. durch Laufschleife über  $S=1,2,\cdots,254$ 

**Bemerkung:** andere Fehlerfunktion e(h(x), h'(x)) möglich

### **Automatische Schwellwertbestimmung (4)**

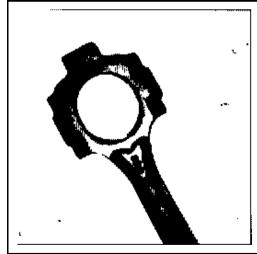
#### **Beispiel**:







Normalverteilung, S=200



Otsu, S=144

## Automatische Schwellwertbestimmung (5)

#### **Beispiel:** (Entropie $H_e = 1.02$ )

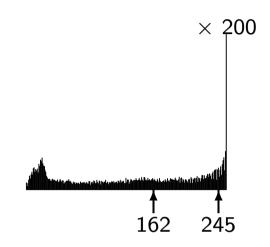
#### 5.1.2 Schwellwertbestimmung durch Diskriminanzanalyse

Grauwerte:  $0, 1, \ldots, M$ .

H(i): relative Häufigkeit(Wahrscheinlichkeit) von Grauwert i,

$$\sum_{i=0}^{M} H(i) = 1$$

Ein möglicher Schwellwert S, 0 < S < M, trennt die Grauwerte in zwei Klassen,  $C_1$  und  $C_2$ . Die Auftrittswahrscheinlichkeiten für die Elemente dieser Klassen sind:



#### 5.1.2 Schwellwertbestimmung durch Diskriminanzanalyse

Grauwerte:  $0, 1, \ldots, M$ .

H(i): relative Häufigkeit(Wahrscheinlichkeit) von Grauwert i,

$$\sum_{i=0}^{M} H(i) = 1$$

Ein möglicher Schwellwert S, 0 < S < M, trennt die Grauwerte in zwei Klassen,  $C_1$  und  $C_2$ . Die Auftrittswahrscheinlichkeiten für die Elemente dieser Klassen sind:

#### 5.1.2 Schwellwertbestimmung durch Diskriminanzanalyse

Grauwerte:  $0, 1, \ldots, M$ .

H(i): relative Häufigkeit(Wahrscheinlichkeit) von Grauwert i,

$$\sum_{i=0}^{M} H(i) = 1$$

Ein möglicher Schwellwert S, 0 < S < M, trennt die Grauwerte in zwei Klassen,  $C_1$  und  $C_2$ . Die Auftrittswahrscheinlichkeiten für die Elemente dieser Klassen sind:

Normalverteilung, S=245

Otsu, 
$$S=162$$

Vergleich von Binärisierungsverfahren: Task-oriented performance evaluation sinnvoll

### Automatische Schwellwertbestimmung (6)

#### Verfahren 3: Schwellwertbestimmung nach Otsu

Schwellwert 0 < S < 255 trennt Grauwerte in zwei Klassen  $C_1 : [0, S]$  und  $C_2 : [S + 1, 255]$ . Die Auftrittswahrscheinlichkeit, der mittlere Grauwert und die Varianz dieser Klassen sind:

$$p_{1} = \sum_{k=0}^{S} h(k);$$

$$p_{2} = \sum_{k=S+1}^{255} h(k)$$

$$\mu_{1} = \frac{1}{p_{1}} \sum_{k=0}^{S} h(k) \cdot k;$$

$$\mu_{2} = \frac{1}{p_{2}} \sum_{k=S+1}^{255} h(k) \cdot k$$

$$\sigma_{1}^{2} = \frac{1}{p_{1}} \sum_{k=0}^{S} h(k) \cdot (k - \mu_{1})^{2};$$

$$\sigma_{2}^{2} = \frac{1}{p_{2}} \sum_{k=S+1}^{255} h(k) \cdot (k - \mu_{2})^{2}$$

#### Forderungen:

ullet Varianz innerhalb der Klassen  $C_1$  und  $C_2$  (within-class variance) wird minimal

$$\sigma_W^2 = p_1 \sigma_1^2 + p_2 \sigma_2^2$$

ullet Varianz zwischen den Klassen  $C_1$  und  $C_2$  (between-class variance) wird maximal

$$\sigma_B^2 = p_1(\mu_1 - \mu)^2 + p_2(\mu_2 - \mu)^2, \quad \mu = \sum_{k=0}^{255} h(k) \cdot k$$
 (mittlerer Grauwert des Gesamtbildes)

## **Automatische Schwellwertbestimmung (7)**

Beobachtung: Varianz des Gesamtbildes

$$\sigma^2 = \sum_{k=0}^{255} (k - \mu)^2 \cdot h(k) = \sigma_W^2 + \sigma_B^2$$
 (konstant!)

Es exisitiert ein Wert von S, bei dem  $\sigma_W^2$  minimiert und gleichzeitig auch  $\sigma_B^2$  maximiert wird

## Automatische Schwellwertbestimmung (7)

Beobachtung: Varianz des Gesamtbildes

$$\sigma^2 = \sum_{k=0}^{255} (k - \mu)^2 \cdot h(k) = \sigma_W^2 + \sigma_B^2 \quad \text{(konstant!)}$$

Es exisitiert ein Wert von S, bei dem  $\sigma_W^2$  minimiert und gleichzeitig auch  $\sigma_B^2$  maximiert wird

**Lösungsvariante 1:** Bestimme S durch Laufschleife über  $S=1,2,\cdots,254$ , so dass  $\sigma_W^2$  minimiert wird

**Lösungsvariante 2:** Bestimme S durch Laufschleife über  $S=1,2,\cdots,254$ , so dass  $\sigma_B^2$  maximiert wird. Nützlich

$$\sigma_B^2 = p_1(\mu_1 - \mu)^2 + p_2(\mu_2 - \mu)^2 = \frac{p_1}{1 - p_1} \cdot (\mu - \mu_1)^2$$

#### Bemerkung:

- keine Bimodalität des Histogramms nötig
- sehr populär in der Schriftzeichenerkennung und Dokumentanalyse

#### Verarbeitung von Dokumentbildern

**Ziel:** Vorverarbeitung zur Vereinfachung der Dokumentanalyse (Strukturanalyse, Schrifterkennung, Rekonstruktion von Zeichnungen, etc.)

- Segmentierung (Layout-Analyse, Zeilensegmentierung, Wortsegmentierung, etc.)
- Skew-Korrektur

- Slant-Korrektur
- Skalierung: Normierung der Schriftgröße
- Verdünnung: Normierung der Schriftdicke

Normierungsschritte insb. bei Schrifterkennung von großer Wichtigkeit

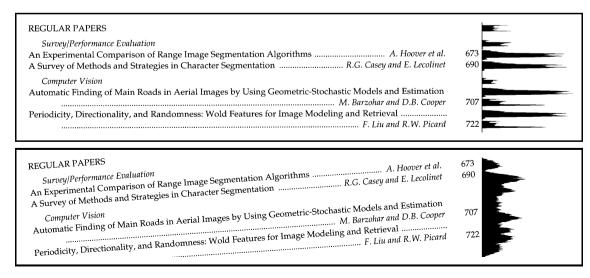
the me the the the the the the the the

## Verarbeitung von Dokumentbildern: Skew-Korrektur (1)

#### Skew-Korrektur: Justierung von Textvorlagen

- "Natürliche Drehung" eines Dokuments
  - beim Einspannen in eine Schreibmaschine
  - beim Einzug in einen Scanner
  - Abweichung des Schreibers von der horizontalen Schreibrichtung
- Ohne besonders vorsichtig zu sein, gelingt es einem Menschen nur selten, ein Dokument mit einer Schieflage von weniger als 3° unter einen Scanner zu legen; extrem kritisch bei gefalteten Dokumenten ⇒ große Auswirkung auf die Erkennungsrate

Idee: Auswertung der Y-Projektion verschiedener Drehwinkel



## Verarbeitung von Dokumentbildern: Skew-Korrektur (2)

#### Algorithm:

- **▶** Führe für jeden hypothetischen Drehwinkel  $\alpha \in [-\alpha_{\max}, \alpha_{\max}]$  durch:
  - ullet rotiere binäres Eingabebild b(r,c) gemäß lpha zu b'(r,c)
  - berechne die Y-Projektion  $A_{\alpha}$  von b'(r,c)
  - ullet berechne die Bewertung  $\Phi(A_lpha)$  der Y-Projektion  $A_lpha$
- ullet Winkel  $lpha_{ topt}$  mit optimaler Bewertung  $\Longrightarrow$  Rotationswinkel zur Skew-Korrekur
- ullet Skew-Korrektur durch Rotation des Eingabebildes gemäß  $lpha_{ t opt}$

#### Bewertungsfunktion:

nach Baird: 
$$\Phi(A_{\alpha}) = \sum_{\rho=\rho_{\min}}^{\rho_{\max}} (A_{\alpha}(\rho))^2$$
 (maximieren)

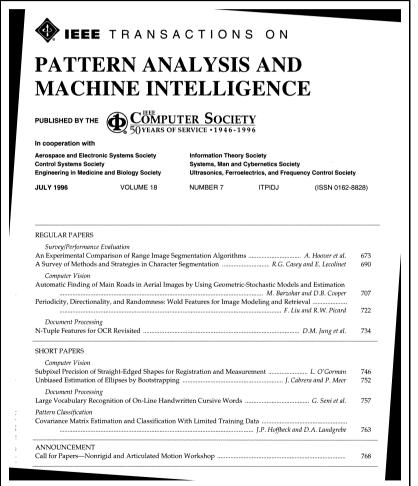
nach Postl: 
$$\Phi(A_{lpha}) = \sum_{
ho=
ho_{\min}}^{
ho_{\max}-1} (A_{lpha}(
ho+1) - A_{lpha}(
ho))^2$$
 (maximieren)

nach Nakano: 
$$\Phi(A_{lpha}) = \sum_{
ho=
ho_{\min}}^{
ho_{\max}} (A_{lpha}(
ho) == 0) \ ? \ 1 \ : \ 0 \quad \text{(maximieren)}$$

## Verarbeitung von Dokumentbildern: Skew-Korrektur (3)

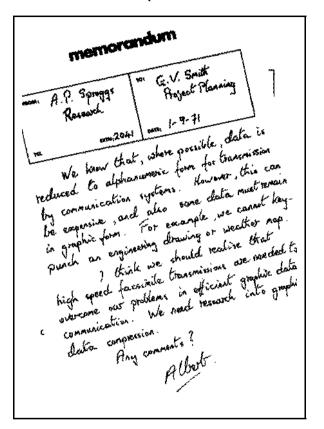
**Beispiel:** Textseite mit Skew (links). Rechts: Skew-Korrektur (Drehwinkel  $\alpha_{\mbox{\rm opt}}=4.0^{\circ}$ ); Suche in  $[-20^{\circ},20^{\circ}]$  mit Schrittweite  $0.1^{\circ}$ ; Bewertungsfunktion Baird/Postl/Nakano.

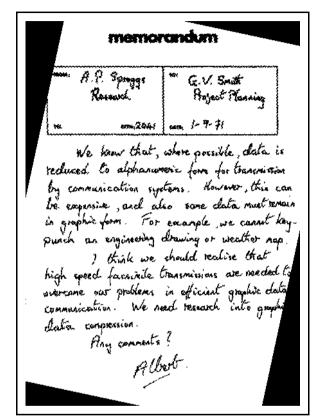




### Verarbeitung von Dokumentbildern: Skew-Korrektur (4)

**Beispiel:** Handschrift (evtl. zeilenweise Skew-Korrektur erforderlich)





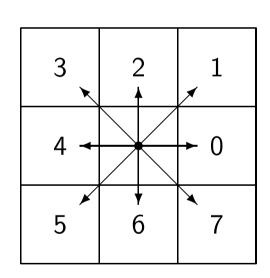
#### Bemerkung:

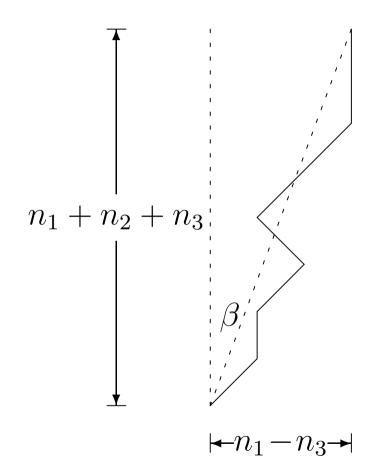
- Verwendung anderer Merkmale möglich, z.B. Mittelpunkt von Zusammenhangskomponenten
- Aus Effizienzgründen häufig eine Beschränkung auf eine Untermenge der Merkmale erforderlich

## Verarbeitung von Dokumentbildern: Slant-Korrektur (1)

**Slant-Korrektur:** Korrektur der Schräglage der Schrift; nicht ganz vertikal geschriebene Buchstaben in nahezu vertikale Position bringen

**Idee:** nur (nahezu) vertikale Konturabschnitte relevant; Ausschluss anderer Konturabschnitte





## Verarbeitung von Dokumentbildern: Slant-Korrektur (2)

#### Algorithmus:

- Bestimme den Kettencode der Konturpunkte gemäß dem Schema links (Richtung eines Konturpunktes zu seinem Nachfolger)
- Berechne

 $n_1 = \text{Anzahl von 1 und 5 in Kettencodes}$ 

 $n_2 = \text{Anzahl von 2 und 6 in Kettencodes}$ 

 $n_3 = \text{Anzahl von 3 und 7 in Kettencodes}$ 

Der Slant-Winkel ergibt sich aus

$$\beta = \tan^{-1} \frac{n_1 - n_3}{n_1 + n_2 + n_3}$$

• Slant-Korrektur durch Scherung gemäß  $\beta$ :

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & -\tan\beta \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$$

## Verarbeitung von Dokumentbildern: Slant-Korrektur (3)

Beispiel: Slant-Korrektur

Eingabebild

The film version of Miss Shelagh Delaney's

Konturen

The film version of Niss Shelagh Delaney's

relevante Konturabschnitte

The film ochrin of Nico Ahelagh Delaney's

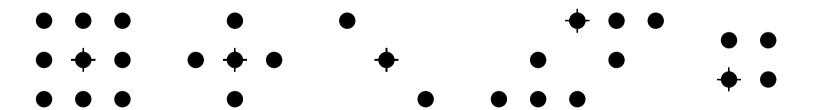
nach Slant-Korrektur (Slant-Windel  $\beta=27.4^{\circ}$ )

The film version of Miss Shelagh Delaney's

### Mathematische Morphologie (1)

Mathematische Morphologie stellt eine Klasse von Nachbarschaftsoperatoren zur Verfügung, mit denen sich die Form von Objekten in Binärbildern modifizieren und analysieren lässt. Methodisch steht die Theorie der Verknüpfung von Mengen im Vordergrund. Dazu werden binäre Bilder als Menge von Objektpunkten aufgefasst. (Erweiterung auf Grauwertbilder möglich)

**Strukturelement:** Bei jeder morphologischen Operation wird ein Strukturelement S mit einem Referenzpunkt, auch Kern oder Maske genannt, verwendet. I.A. muss der Referenzpunkt nicht Teil der Maske sein. Mit  $S_p$  bezeichnet man die mit ihrem Referenzpunkt zum Bildpunkt p verschobene Maske. Beispiele von Masken:



## Mathematische Morphologie (2)

#### Grundlegende morphologische Operatoren (1):

Dilatation: 
$$F \oplus S = \bigcup_{p \in F} S_p$$

Erosion: 
$$F\ominus S \ = \ \{p \mid S_p\subseteq F\} \ = \ \{p \mid F\cap S_p=S_p\}$$

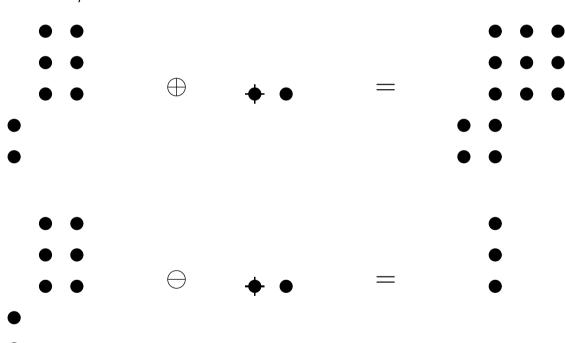
## Mathematische Morphologie (2)

#### Grundlegende morphologische Operatoren (1):

Dilatation: 
$$F \oplus S = \bigcup_{p \in F} S_p$$

Erosion: 
$$F \ominus S = \{p \mid S_p \subseteq F\} = \{p \mid F \cap S_p = S_p\}$$

Beispiel: Dilatation / Erosion



Dilatation/Erosion: Objekt expandiert/schrumpft (getrennte Objekte zusammenführen / überlappende Teile aufteilen / kleine Störungsbereiche entfernen)

## Mathematische Morphologie (3)

#### Grundlegende morphologische Operatoren (2):

Opening: 
$$F \circ S = (F \ominus S) \oplus S$$

Closing: 
$$F \bullet S = (F \oplus S) \ominus S$$

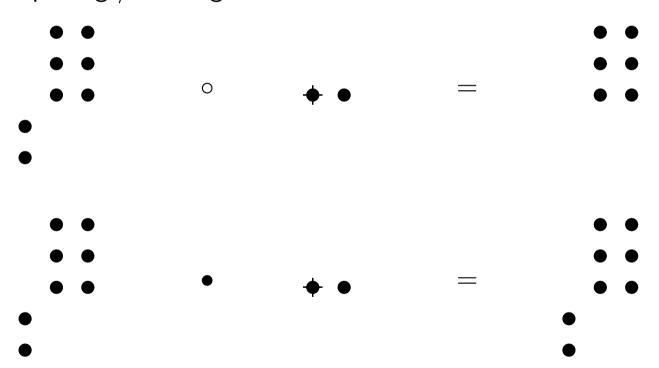
## Mathematische Morphologie (3)

#### Grundlegende morphologische Operatoren (2):

Opening: 
$$F \circ S = (F \ominus S) \oplus S$$

Closing: 
$$F \bullet S = (F \oplus S) \ominus S$$

**Beispiel:** Opening / Closing



Die mit Dilatation/Erosion einhergehende Größenänderung kann durch Opening/Closing relativiert werden

#### Mathematische Morphologie (4)

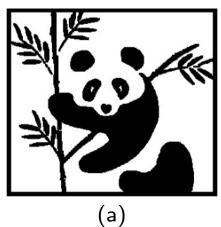
Notation: Mehrfache Operationen

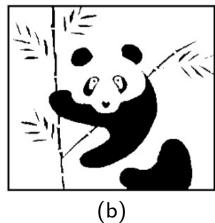
$$F\oplus^n S=F\oplus\underbrace{S\oplus S\oplus\cdots\oplus S}_{n-\mathsf{mal}}, \quad F\ominus^n S=F\ominus\underbrace{S\ominus S\ominus\cdots\ominus S}_{n-\mathsf{mal}}$$

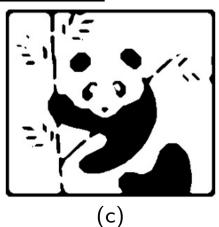
$$F \circ^n S = (F \ominus^n S) \oplus^n S, \quad F \bullet^n S = (F \oplus^n S) \ominus^n S$$

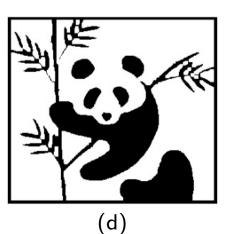
**Beispiel:** (a)  $F \oplus S$ ; (b)  $F \ominus S$ ; (c)  $F \circ^6 S$ ; (d)  $F \bullet^2 S$ .





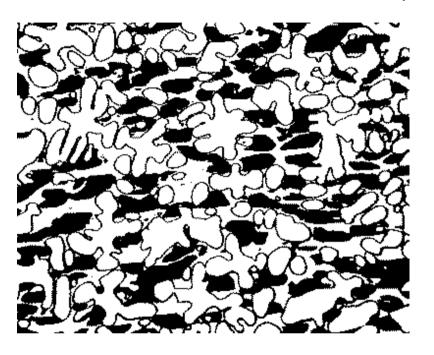


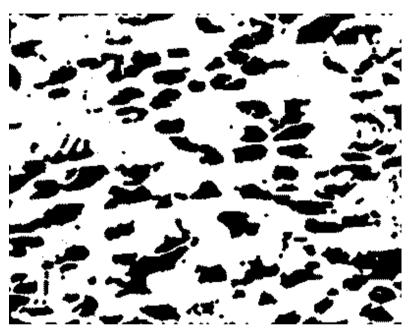




### Mathematische Morphologie (5)

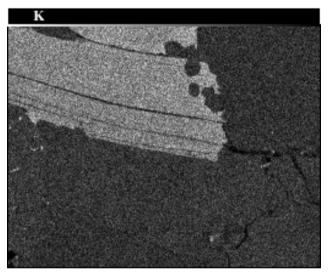
**Beispiel:** Entfernung dünner Linien  $(F \circ^2 S)$ 

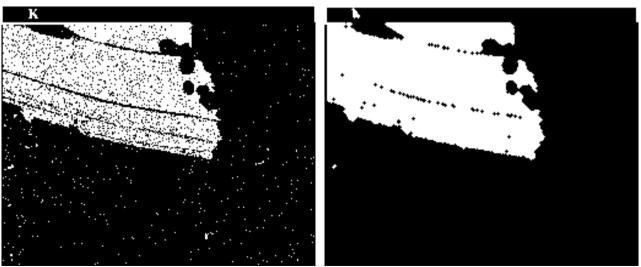




## Mathematische Morphologie (6)

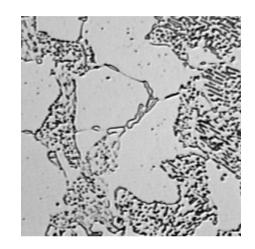
**Beispiel:** Entfernung kleiner Störungen im Vorder- und Hintergrund. Originalbild (oben); Binärbild F (unten links); Ergebnis ( $F \bullet S \circ S$ , unten rechts).

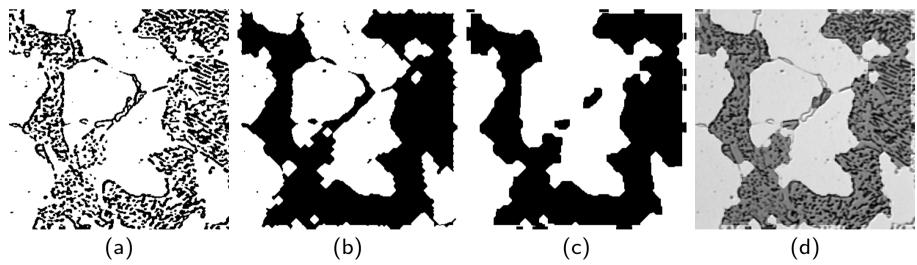




#### Mathematische Morphologie (7)

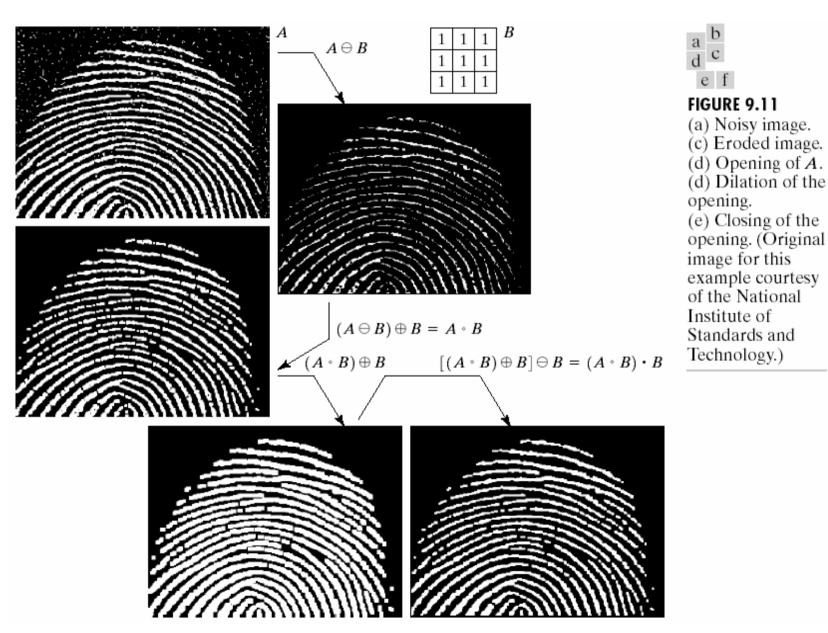
**Beispiel:** Markierung von Texturregionen. Originalbild (oben); (a) Binärbild F; (b)  $F \bullet^6 S$ ; (c)  $(F \bullet S^6) \circ^4 S$ ; (d) Visualisierung im Originalbild.





### Mathematische Morphologie (8)

**Beispiel:** Verarbeitung von Fingerprints



## Mathematische Morphologie (9)

#### Eigenschaften:

- Dilatation
  - Kommutativ:  $F \oplus S = S \oplus F$
  - Assoziativ:  $F \oplus (S_1 \oplus S_2) = (F \oplus S_1) \oplus S_2$
  - Chain rule:

$$F \oplus S = F \oplus (S_1 \oplus S_2 \oplus \cdots \oplus S_n) = (((X \oplus S_1) \oplus S_2) \cdots) \oplus S_n$$

Erosion

- Nicht kommutativ:  $F \ominus S \neq S \ominus F$
- Nicht assoziativ:  $F \ominus (S_1 \ominus S_2) \neq (F \ominus S_1) \ominus S_2$
- Chain rule:

$$F \ominus S = F \ominus (S_1 \oplus S_2 \oplus \cdots \oplus S_n) = (((X \ominus S_1) \ominus S_2) \cdots) \ominus S_n$$

Opening/Closing: Idempotenz

$$F \circ S = (F \circ S) \circ S; \qquad F \bullet S = (F \bullet S) \bullet S$$

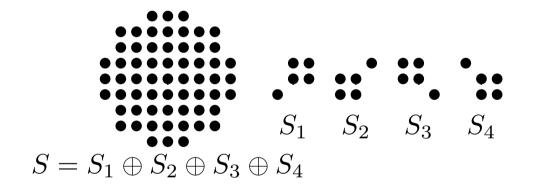
### Mathematische Morphologie (10)

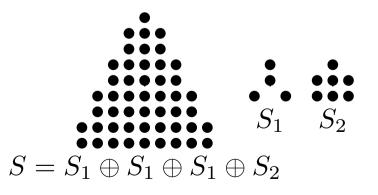
#### Effiziente Realisierung von morphologischen Operationen:

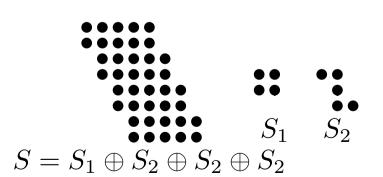
Kettenregel  $\Longrightarrow$  effiziente Realisierung, insb. auf Parallelrechnern

Voraussetzung: Strukturelement S in  $S_1 \oplus \cdots \oplus S_n$  zerlegen, wobei die kleinen  $S_i$  direkt von der Hardware unterstützt werden (z.B. solche innerhalb eines  $3 \times 3$  Fensters)

Es sind spezielle Zerlegungsalgorithmen bekannt







## **Distanz-Transformation (1)**

Distanzkarte: für jedes Pixel die kleinste Distanz zum Hintergrund

Typische Distanzfunktionen:

Euklidische Distanz:

$$D_{euclid}((x_1, y_1), (x_2, y_2)) = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$$

Cityblock-Distanz (auch Manhattan-Distanz genannt):

$$D_{city}((x_1, y_1), (x_2, y_2)) = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2|$$

Chessboard-Distanz:

$$D_{chess}((x_1, y_1), (x_2, y_2)) = \max(|x_1 - x_2|, |y_1 - y_2|)$$

## **Distanz-Transformation (2)**

#### **Beispiel:**

PiCi.															
	0	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0	0
	0	0	1	1	1	0	0		0	0	1	1	1	0	0
	0	1	1	1	1	1	0		0	1	$\sqrt{2}$	2	$\sqrt{2}$	1	0
f(r,c):	0	1	1	1	1	1	0	$D_{euclid}$ :	0	1	2	$\sqrt{8}$	3 2	1	0
	0	1	1	1	1	1	0		0	1	$\sqrt{2}$	2	$\sqrt{2}$	1	0
	0	0	1	1	1	0	0		0	0	1	1	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	0	0	0	0	0	0
	0	0	1	1	1	0	0		0	0	1	1	1	0	0
	0	1	2	2	2	1	0		0	1	1	2	1	1	0
$D_{city}$ :	0	1	2	3	2	1	0	$D_{chess}$ :	0	1	2	2	2	1	0
	0	1	2	2	2	1	0		0	1	1	2	1	1	0
	0	0	1	1	1	0	0		0	0	1	1	1	0	0
	0	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0	0

#### **Distanz-Transformation (3)**

#### Two-pass algorithm for $D_{city}$

```
Input:
        Binärbild f(r,c)
Output: Distanzkarte d(r, c)
for (r = 0; r < M; r++)
  for (c = 0; c < N; c++)
       d(r,c) = (f(r,c) == Hintergrund)?0 : \infty;
for (r = 0; r < M - 1; r + +) /* links oben nach rechts unten */
  for (c = 1; c < N; c++)
       if (d(r,c) \neq 0) \ d(r,c) = \min(d(r-1,c), \ d(r,c-1)) + 1;
for (r = M - 2; r \ge 0; r - -) /* rechts unten nach links oben */
  for (c = N - 2; c > 0; c - -)
       if (d(r,c)\neq 0)
        d(r,c) = \min[\min(d(r+1,c), d(r,c+1)) + 1, d(r,c)];
```

Ähnliche Algorithmen für  $D_{chess}$  und  $D_{euclid}$  bekannt

## **Distanz-Transformation (4)**

**Beispiel:** Distanz-Transformation  $D_{city}$ 

0	0	0	0	0	0	0
$\cap$	$\cap$	$\sim$	$\sim$	$\sim$	$\cap$	Λ

$$0\quad 0\quad \infty\quad \infty\quad \infty\quad 0\quad 0$$

$$0 \infty \infty \infty \infty \infty \infty 0$$

Start:

$$0 \infty \infty \infty \infty \infty \infty 0$$

$$0 \infty \infty \infty \infty \infty 0$$

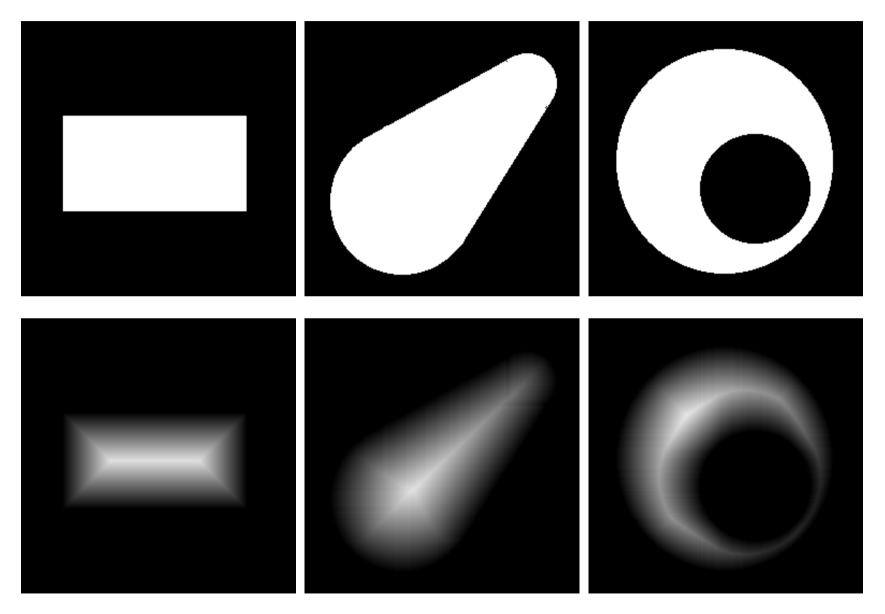
$$0 \quad 0 \quad \infty \quad \infty \quad \infty \quad 0 \quad 0$$

vorwärts:

$$0 \quad 0 \quad 1 \quad 1 \quad 1 \quad 0 \quad 0$$

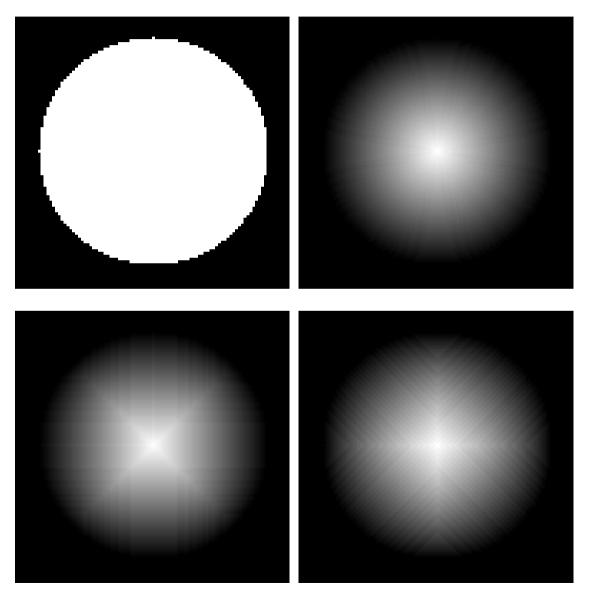
## **Distanz-Transformation (5)**

**Beispiel:** Distanzkarte für  $D_{euclid}$ 



#### **Distanz-Transformation (6)**

**Beispiel:** Distanz-Transformation eines Kreises.  $D_{euclid}$  (oben rechts);  $D_{city}$  (unten links);  $D_{chess}$  (unten rechts)



Kapitel 11 "Binärisierung und Verarbeitung von Binärbildern" – p.33/38

#### **Distanz-Transformation (7)**

**Anwendung** in der mathematischen Morphologie:

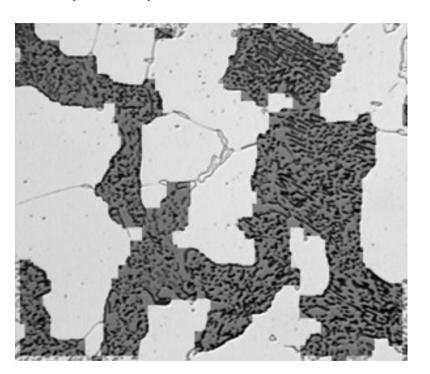
Falls das Strukturelement S kreisförmig ist, so bedeutet die Dilatation/Erosion, Schichten am Rand des Objektes auf- bzw. abzutragen. Die diskrete Natur von S führt allerdings zu unbefriedigenden Ergebnissen. Z.B. die Anwendnung der 4er-Nachbarschaft als S an einem Kreis (links):

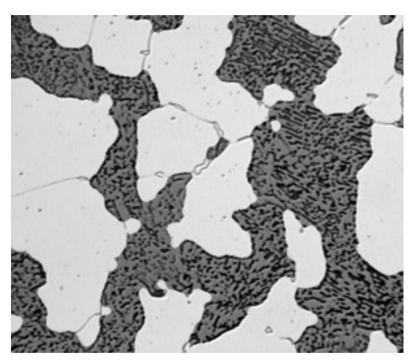


Das Ergebnis rechts ist nicht wie erwartet kreisförmig; ähnliches Ergebnis auch mit der 8-Nachbarschaft. Mit der  $D_{euclid}$  Distanzkarte ist ein exaktes Auf- und Abtragen möglich.

#### **Distanz-Transformation (8)**

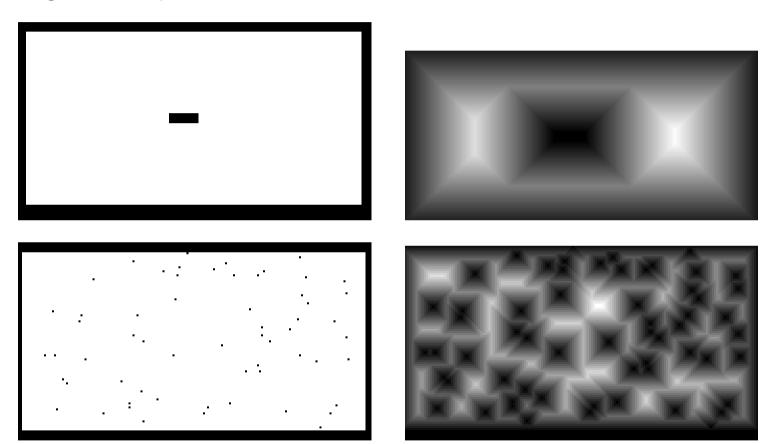
**Beispiel:** Markierung von Texturregionen. Ergebnis mit morphologischen Operationen (links); Ergebnis mit morphologischen Operationen mithilfe von  $D_{euclid}$  (rechts)





### **Distanz-Transformation (9)**

Distanz-Tranformation sehr empfindlich auf Störungen ⇒ häufig vorherige Glättungen im Binärbild, z.B. mithilfe von morphologischen Operationen



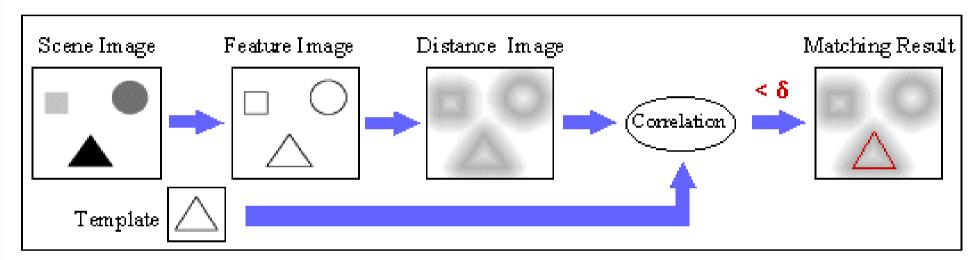
#### Distanz-Transformation (10)

**Anwendung** in der Objekterkennung (durch Vergleich von Konturen)

Objektmodell: binäres Template

Vergleich: Template nicht direkt mit Bild, sondern mit Distanzkarte im

Anschluß an Konturdetektion im Bild

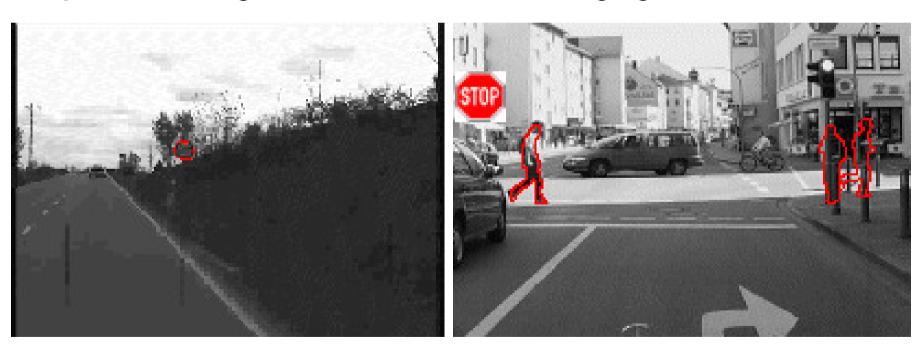


#### Distanz-Transformation (11)

Vergleichsverfahren:

Verschiebe das Template über das Bild. An jeder Position wird die Übereinstimmung zwischen dem Template und dem betrachteten Bildausschnitt ermittelt, indem für alle Konturpunkte im Template die entsprechenden Distanzwerte zusammen addiert werden. Die Erkennung ergibt sich aus ausreichender Übereinstimmung.

Beispiel: Erkennung von Verkehrszeichen und Fußgängern



Quelle: www.gavrila.net/Computer\_Vision/Research/Chamfer\_System/chamfer\_system.html