

Grundlagen der Bildverarbeitung - Überblick

Universität Duisburg-Essen
Fakultät für Informatik

Josef Pauli

gbv.is@uni-due.de

Folien zur Vorlesung

1. Einführung
2. Digitale Bilder
3. Bildvorverarbeitung
4. Bildsegmentierung
5. Morphologische Operationen

Gliederung im Detail

1. Einführung

- 1.1 Ebenen der Computer Vision Systeme
- 1.2 Teilaufgaben der Verarbeitungsebenen
- 1.3 Datenstrukturen der Verarbeitungsebenen
- 1.4 Beispiele für CV Forschungsaufgaben

2. Digitale Bilder

- 2.1 Digitale Repräsentation
- 2.2 Orts- versus Frequenzraum
- 2.3 Bildeigenschaften

3. Bildvorverarbeitung

- 3.1 Korrelation und Faltung
- 3.2 Reduktion von Rauschen
- 3.3 Definition und Analyse von Grauwertkanten
- 3.4 Detektion von Grauwertkanten
- 3.5 Detektion von Grauwertecken

4. Bildsegmentierung

- 4.1 Vordergrund-/Hintergrund-Separierung
- 4.2 Regionenorientierte Segmentierung
- 4.3 Berandungsorientierte Segmentierung

5. Morphologische Operationen

5.1 Grundlagen morphologischer Operationen

5.2 Dilatation und Erosion

5.3 Anwendungen von Dilatation, Erosion

5.4 Opening und Closing

5.5 Hit-or-Miss

5.6 Anwendungen von Hit-or-Miss

Unterlagen und Literatur

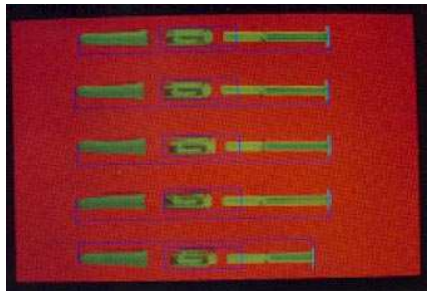
- Folien und Unterlagen zur Vorlesung und Übung:
<https://moodle.uni-due.de/course/view.php?id=44605>
- R. Steinbrecher: Bildverarbeitung in der Praxis, Oldenbourg Verlag, 1993.
- K. Tönnies: Grundlagen der Bildverarbeitung, Pearson Studium, München, 2005.
- Computer Vision Online,
<https://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CVonline>

Anwendungen

- Qualitätskontrolle
- Produktion und Robotik
- Überwachung
- Medizin und Biologie
- Kriminologie
- Fernerkundung
- Wettervorhersage
- Militärische Anwendungen
- Weitere Anwendungen

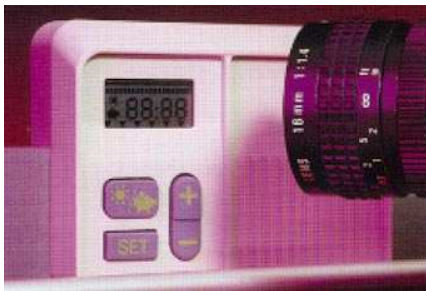
Qualitätskontrolle

Anwesenheit der Spritze, Nadelschutz, Etikett, Stößel.



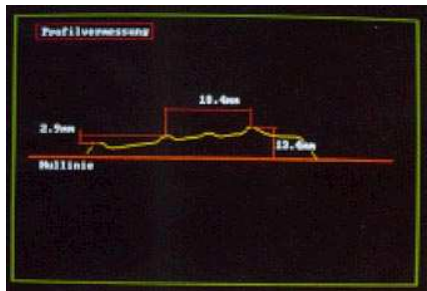
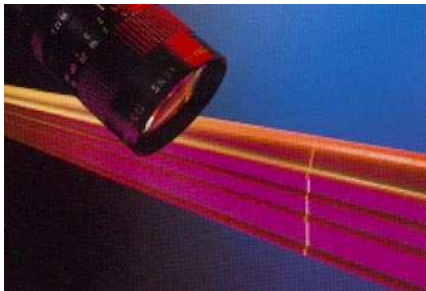
Qualitätskontrolle

Jedes Segment einer LCD-Anzeige wird auf Funktion und Kontrast geprüft.



Qualitätskontrolle

Im laufenden Fertigungsprozeß wird ein Profil kontinuierlich vermessen.



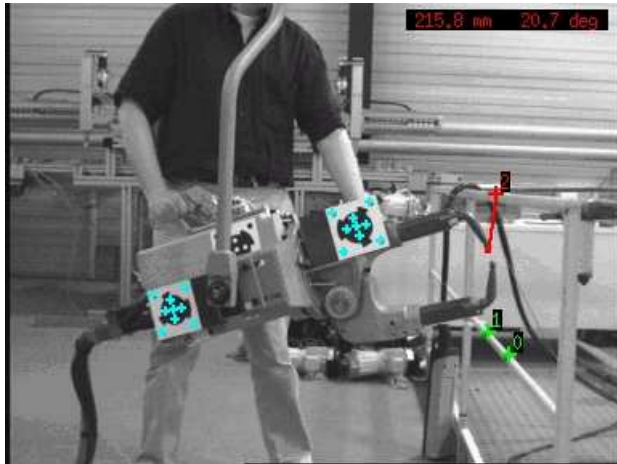
Produktion und Robotik

Bildbasierte Regelung eines Industrieroboters



Produktion und Robotik

Bildgestützte manuelle Führung von Werkgeräten

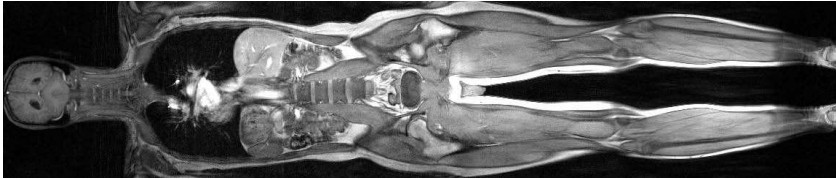


Überwachung

Verfolgen eines verdächtigen Fahrzeugs

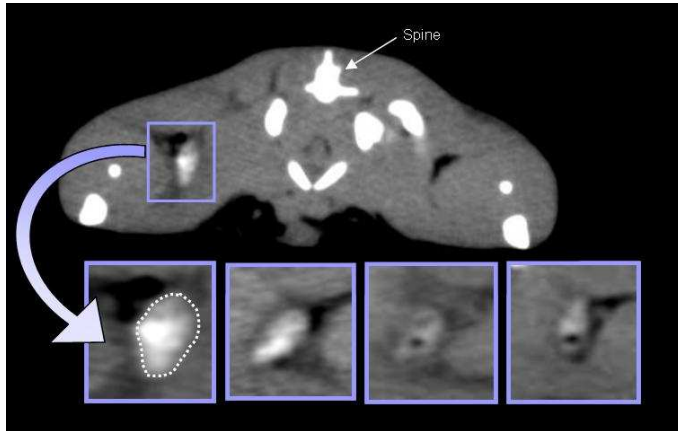


Ganzkörperscan für ganzheitliche Diagnose (MRT)



Medizin und Biologie

Therapie durch Medikamenten-Platzierung (drug delivery)



Tätererkennung durch Gesichts-Morphing



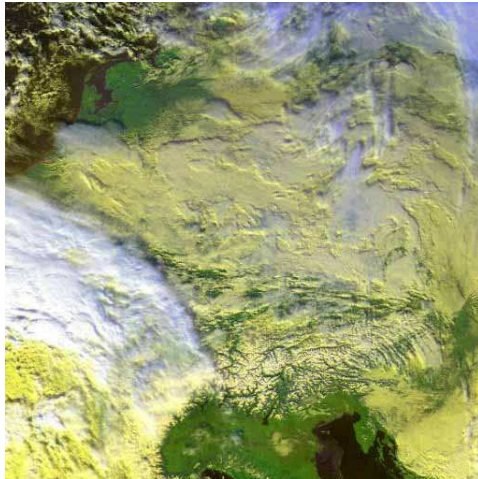
Fernerkundung

Kartierung der Mars-Oberfläche



Wettervorhersage

Lokalisierung/Verhalten von Regengebiet



Militärische Anwendungen

Aufklärung im Stadtgebiet mit Drohne



Weitere Anwendungen

- Schrift- und Zeichenerkennung
- Identifikation von Personen (Fingerabdrücke, Gesichter)
- Retrieval in Bildatenbanken durch inhaltsbasierte Suche
- ...

1. Einführung

- 1.1 Ebenen der Computer Vision Systeme
- 1.2 Teilaufgaben der Verarbeitungsebenen
- 1.3 Datenstrukturen der Verarbeitungsebenen
- 1.4 Beispiele für CV Forschungsaufgaben

1.1 Ebenen der Computer Vision Systeme

Low-Level Verarbeitung (Bildvorverarbeitung)

- Verbesserung der Auswertbarkeit von Bildern
- Trennung von Information und Störungen

Medium-Level Verarbeitung (Bildsegmentierung)

- Ermittlung von Bildbestandteilen
- Berechnung von Merkmalswerten

1.1 Ebenen der Computer Vision Systeme

High-Level Verarbeitung (Bildinterpretation)

- Objekterkennung
- Situationserkennung
- Bedeutungszuweisung

Bemerkungen:

- Keine klare Trennung der Ebenen der Abstraktion

1.2 Teilaufgaben der Verarbeitungsebenen

Low-Level Verarbeitung

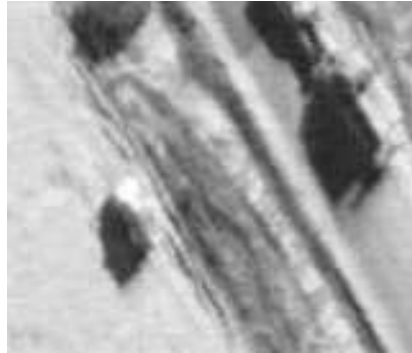
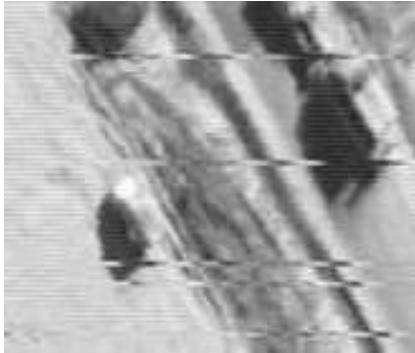
- Strukturschärfung
- Strukturrestauration
- Rauschenverringering
- Kontrasterhöhung

Strukturschärfung



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Strukturrestaurations



Rauschenverringering



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Kontrasterhöhung

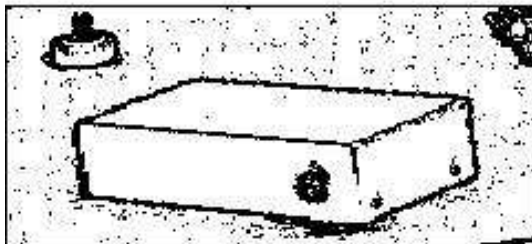


(adaptiert aus Tönnies 2005)

Medium-Level Verarbeitung

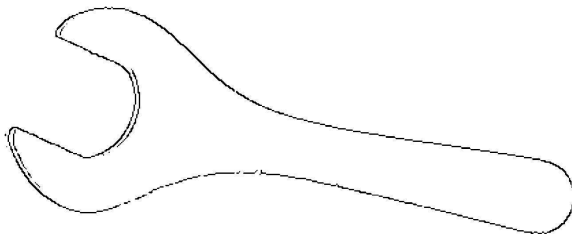
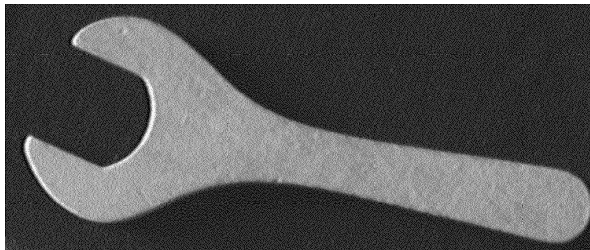
- Extraktion Grauwertkanten
- Strukturextraktion

Extraktion Grauwertkanten



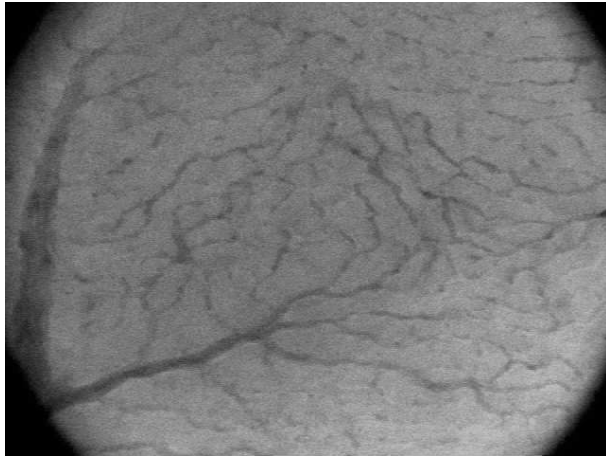
Strukturextraktion

(Berandung eines Schraubenschlüssels)



Strukturextraktion

(Vermessung Blutgefäße/-fluß in der Leber)

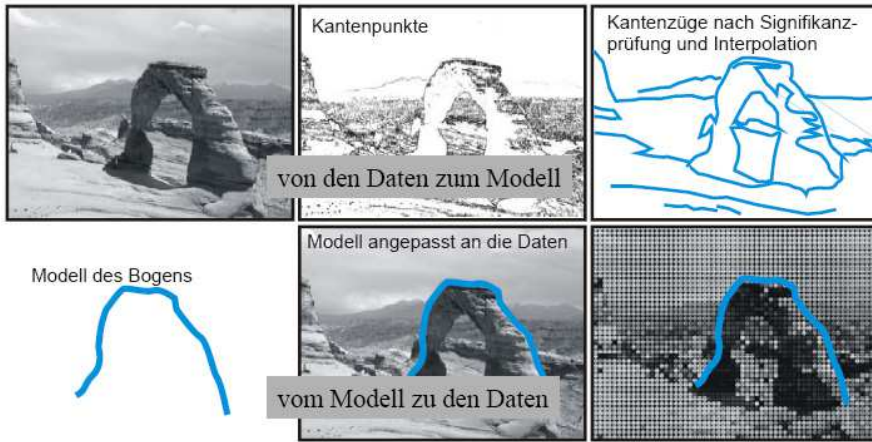


High-Level Verarbeitung

- Modellbasierte Mustererkennung
- Bedeutungszuweisung
- Modellierung

Modellbasierte Mustererkennung

- Bottom-Up- oder/und Top-Down-Strategie



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Bedeutungszuweisung

(Was sehen Sie im Bild ?)

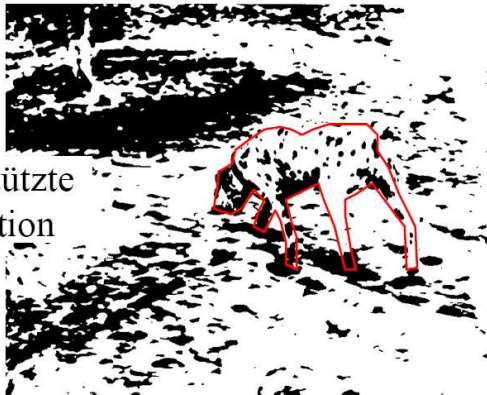


(adaptiert aus Tönnies 2005)

Bedeutungszuweisung

(Erkennung eines Hundes mithilfe eines Modells)

Modellgestützte
Interpretation



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Bedeutungszuweisung

Bilddaten (Grauwert- oder Farbstruktur)

⇒ Interpretation (Objekt-Existenz, Identifikation, Klasse, Eigenschaften)



⇒ „Dalmatiner-Hund in rechter Bildhälfte schnüffelt am Boden“

Modellierung: Kategorien

- Modell drückt Erwartung über gesuchtes Objekt (und dessen Aussehen) im Bild aus
- Modell beschreibt Wissen über Bildaufnahme (Eigenschaften der Kamera)
- Modell macht Vorhersagen über Änderungen/Bewegungen in einer Szene (Dynamik)

Modellierung: Herausforderungen

- Modell ist auf bestimmte Situationen/Bedingungen einjustiert und somit oft ungeeignet bei Abweichungen
- Modell müßte generisch sein und sich selbständig veränderten Bedingungen anpassen

1.3 Datenstrukturen der Verarbeitungsebenen

- **Low-Level Verarbeitung (LLV):**

Muster von Grauwerten

Muster von elementaren Operatoranwendungen

→ Bezug zu Pixeln bleibt erhalten

- **Medium-Level Verarbeitung (MLV):**

Markante Punkte

Konturabschnitte (Polygon)

Bereich (Regionen) (Ellipsen)

→ Pixelbezug nur noch eingeschränkt vorhanden

1.3 Datenstrukturen der Verarbeitungsebenen

- **High-Level Verarbeitung (HLV):**

- Graphenartige Beschreibungen

- 3D rekonstruierte Beschreibung

- Millimeter-Einheit

- Logikorientierte Beschreibung

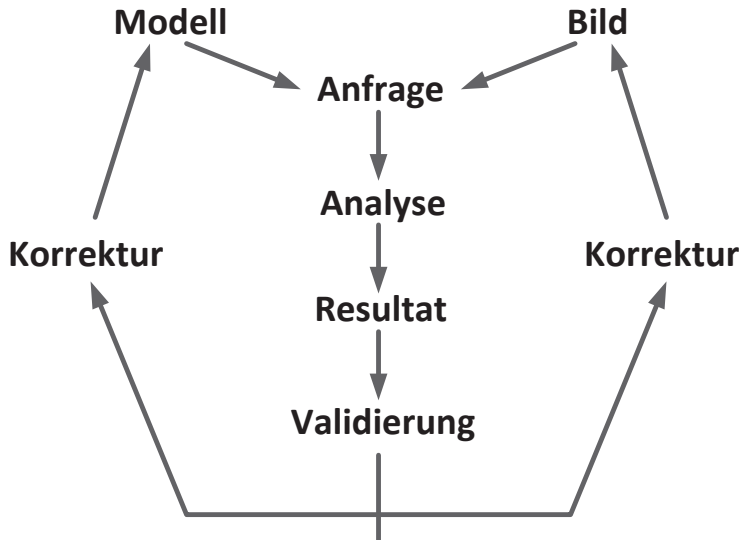
Bemerkungen:

- CV-System liefert Strukturen verschiedener Typen

1.4 Beispiele für CV Forschungsaufgaben

- Purposive Vision
- Robot Vision
- Adaptive Modellierung und aktive Bildgewinnung

Adaptive Modellierung und aktive Bildgewinnung



2. Digitale Bilder

- 2.1 Digitale Repräsentation
- 2.2 Orts- versus Frequenzraum
- 2.3 Bildeigenschaften

2.1 Digitale Repräsentation

Überblick:

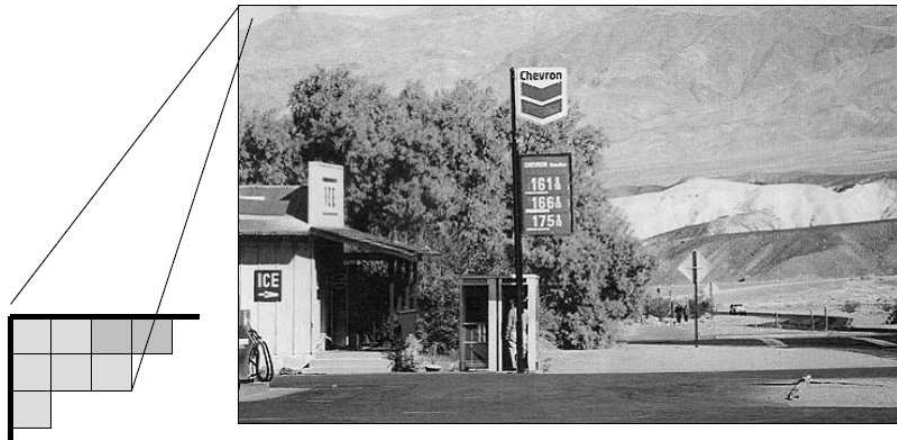
- Beispiel eines digitalen Bildes
- Definition eines digitalen Bildes
- Rasterung und Quantisierung
- Digitales Grauwertbild
- Koordinaten von Pixeln
- ...

2.1 Digitale Repräsentation

Überblick:

- ...
- Ortsauflösung
- Kontrastauflösung
- Nachbarschaft
- Pfade benachbarter Pixel
- Pixel-Pfade bei Schriftzeichen-/Texterkennung
- Distanzmaße

Beispiel eines digitalen Bildes



(adaptiert aus Tönnies 2005)

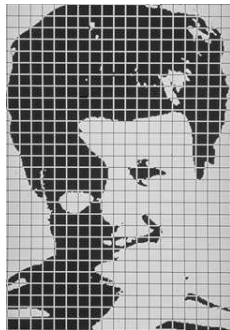
Definition eines digitalen Bildes

- Anordnung von Pixeln, die durch Rasterung der Abbildungsfläche der Kamera entsteht, zusammen mit dem quantisierten Licht je Pixel, kodiert als diskreter Grauwert.
- Bild f^{im} aus Bildraum F^{im} : Menge möglicher digitaler Bilder.
- Mathematik: Bildfunktion $f^{im}(x, y)$ mit Parameter x, y ; auch als Bildmatrix bezeichnet.
- Informatik: Datenstruktur „Array“ für Bilder.

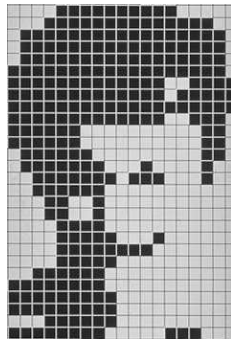
Rasterung und Quantisierung



Original



Rasterung



Quantisierung

Digitales Grauwertbild

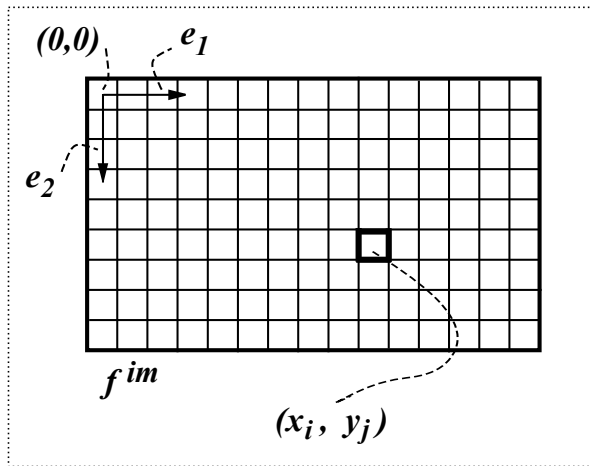
- Häufige Rasterung 512^2 Pixel (quadratisch) mit Quantisierung von 256 möglichen Grauwerten.
- Beispielhafte Vereinbarungen: $f^{im}(x, y) \in \{0, \dots, 255\}$;
 $x, y \in \{0, \dots, 511\}$
- Größe des Bildraums mit dieser Rasterung und Quantisierung, d.h. Anzahl möglicher Bilder:

$$\underbrace{256 \cdot 256 \cdot \dots}_{512^2 \text{ Faktoren}} = 2^{2097152} = 4.54429... \cdot 10^{631305}$$

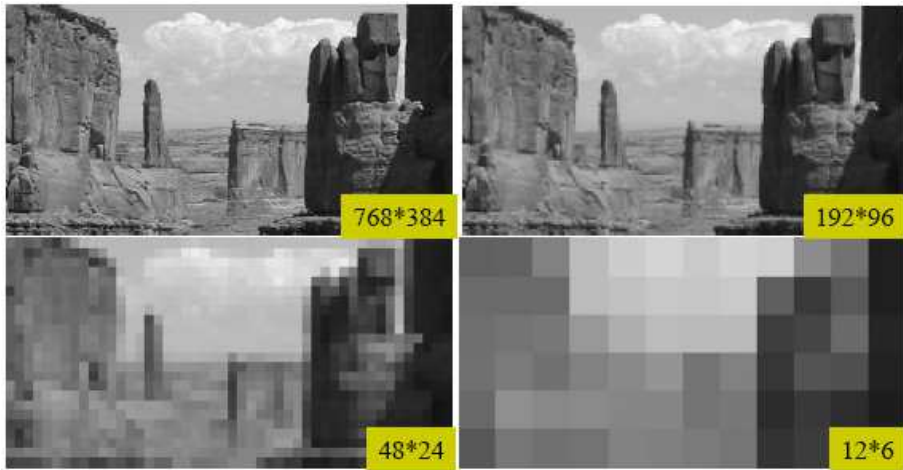
Vgl.: Atomanzahl im Universum geschätzt $< 10^{89}$.

Koordinaten von Pixeln

Koordinatensystem, Position/Koordinaten von Pixeln



Ortsauflösung



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Ortsauflösung

Koordinatenumrechnung zwischen verschiedenen Ortsauflösungen:

$$m := \lfloor M \cdot (x - x_{min}) / (x_{max} - x_{min}) \rfloor$$

$$n := \lfloor N \cdot (y - y_{min}) / (y_{max} - y_{min}) \rfloor$$

$$\text{für } x_{min} \leq x \leq x_{max} \text{ und } y_{min} \leq y \leq y_{max}$$

Zur Eingabe-Auflösung: $x, x_{min}, x_{max}, y, y_{min}, y_{max}$.

Oft x_{min}, y_{min} gleich 0, und x_{max}, y_{max} gleich der Pixelzahl in Breite bzw. Höhe, d.h. Koordinatenumrechnung für ganzes Bild, sonst für einen Ausschnitt.

Zur Ausgabe-Auflösung: n, m, M, N . Pixelzahl M, N in Breite bzw. Höhe des Ausgabe-Bildes.

Kontrastauflösung

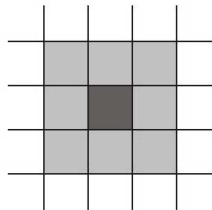
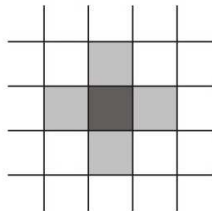


(adaptiert aus Tönnies 2005)

Nachbarschaft

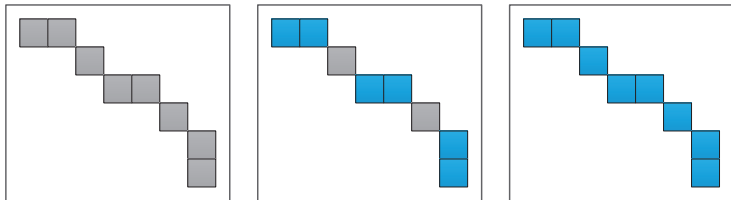
Rechteckige Gitter:

- 4-Nachbarschaft: Pixel haben eine gemeinsame Seite.
- 8-Nachbarschaft: Pixel haben eine gemeinsame Seite oder einen gemeinsamen Eckpunkt.

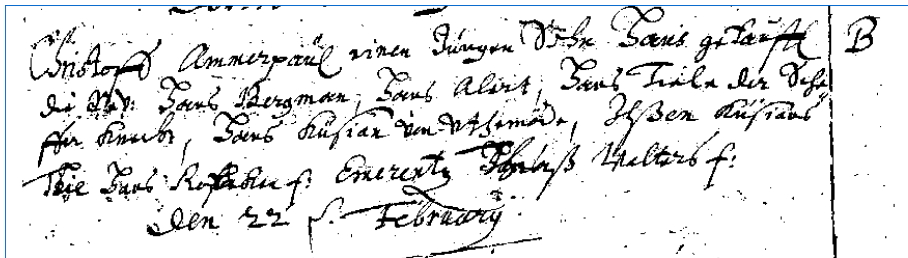


Pfade benachbarter Pixel

- Pfad benachbarter Pixel muß Optimalitätskriterium erfüllen (z.B. Folge von Grauwertkanten mit maximalen Gradientenbeträgen).
- 4-Nachbarschaft-Pfade unterscheiden sich von 8-Nachbarschaft-Pfaden.



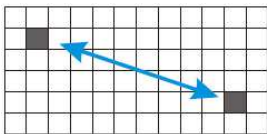
Pixel-Pfade bei Schriftzeichen-/Texterkennung



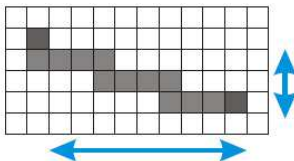
(adaptiert aus Tönnies 2005)

Ergebnis der Erkennung evtl. abhängig von Definition der Pixel-Nachbarschaft.

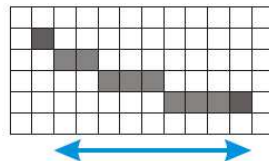
Distanzmaße



Euklidische Distanz



Cityblock Distanz
(in 4-Nachbarschaft)



Schachbrett Distanz
(in 8-Nachbarschaft)

(adaptiert aus Tönnies 2005)

Distanzmaße

Euklidische Distanz:

$$d_e(x_1, y_1; x_2, y_2) := \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$$

Cityblock Distanz:

$$d_4(x_1, y_1; x_2, y_2) := |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2|$$

Schachbrett Distanz:

$$d_8(x_1, y_1; x_2, y_2) := \max \{|x_1 - x_2|, |y_1 - y_2|\}$$

Distanzmaße

Beispiel:

$$d_8 \leq d_e \leq d_4$$

$$\text{Bsp. } (1, 1), (10, 4)$$

$$d_8 = 9$$

$$d_e = \sqrt{81 + 9} \approx 9.5$$

$$d_4 = 9 + 3 = 12$$

2.2 Orts- versus Frequenzraum

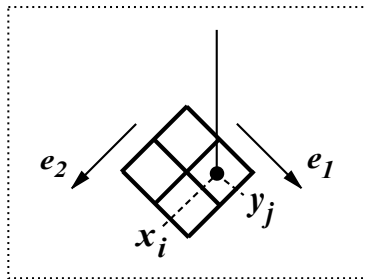
Überblick:

- Bildrepräsentation im Ortsraum
- Bildrepräsentation im Frequenzraum
- Rolle der Bildrepräsentation im Frequenzraum
- Einschub: Komplexe Zahlen, Reelle Wellen, Komplexe Wellen
- Diskrete Fourier-Transformation
- Orts- und Frequenzraumrepräsentation (Binärbild, Grauwertbild)
- Illustration von 2D-Ortsfrequenzen
- Rolle der Phase bei Frequenzraumrepräsentation

Bildrepräsentation im Ortsraum

Impulsfunktion

$$\delta_{x_i, y_j}(x, y) := \begin{cases} 1, & \text{falls } x = x_i, y = y_j \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$



Bildrepräsentation im Ortsraum

Bildfunktion $f^{im}(x, y)$ läßt sich als Summe gewichteter Impulsfunktionen, d.h. Linearkombination von Impuls-Basisfunktionen, beschreiben.

$$f^{im}(x, y) := \sum_{x_s=0}^{M-1} \sum_{y_t=0}^{N-1} w_{x_s, y_t} \cdot \delta_{x_s, y_t}(x, y)$$

Bildrepräsentation im Ortsraum

$$f^{im}(x, y)$$

 $\cdot =$

\mathcal{W}_{x_s, y_t}



$$\delta_{x_s, y_t}(x, y)$$



■■■■■■■■■■

+

+

+

+

Bildrepräsentation im Frequenzraum

Alternativ zu Impuls-Basisfunktionen sind zur Bildrepräsentation auch (Komplexe) Wellen unterschiedlicher Frequenzen geeignet.

$$f^{im}(x, y) := \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} f_{im}^{fs}(u, v) \cdot e^{i2\pi(\frac{x \cdot u}{M} + \frac{y \cdot v}{N})}$$

x, y : Ortskoordinaten; u, v : Frequenzen

$f_{im}^{fs}(u, v)$: Frequenzspektrum (i.A. komplexe Zahlen)

$$\text{Re}(f_{im}^{fs}(u, v)) + i \cdot \text{Im}(f_{im}^{fs}(u, v))$$

Rolle der Bildrepräsentation im Frequenzraum

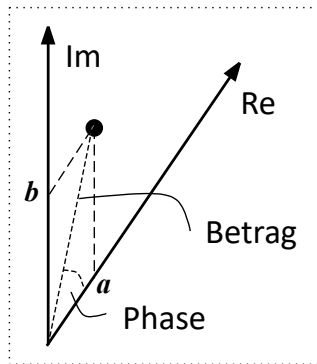
- Effizienzaspekt: Evtl. Bildverarbeitung effizienter als im Ortsraum.
- Filteraspekt: Evtl. Operationen zur Bildverarbeitung einfacher realisierbar/nachvollziehbar.

Einschub: Komplexe Zahlen

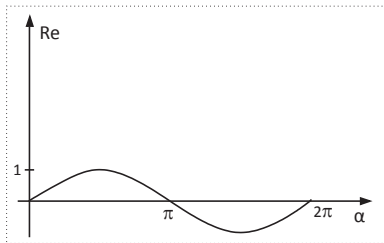
Komplexe Zahl: $a + ib$

Betrag (Amplitude): $\sqrt{a^2 + b^2}$

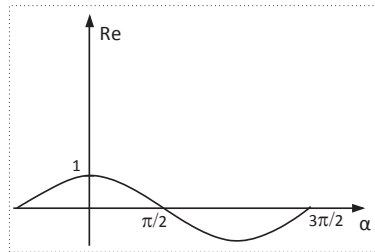
Phase: $\arctan(\frac{b}{a})$



Einschub: Reelle Wellen



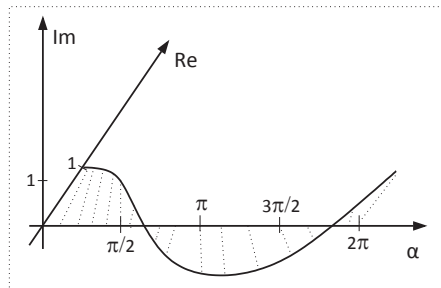
Reelle (sin-)Welle



Reelle (cos-)Welle

Einschub: Komplexe Wellen

$$\cos \alpha + i \sin \alpha = e^{i\alpha}$$



Diskrete Fourier-Transformation

Das Frequenzspektrum $f_{im}^{fs}(u, v)$ eines Bildes f^{im} erhält man durch seine Fourier-Transformation FT_{im} :

$$FT_{im}(u, v) := \frac{1}{M \cdot N} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f^{im}(x, y) \cdot e^{-i2\pi(\frac{x \cdot u}{M} + \frac{y \cdot v}{N})}$$

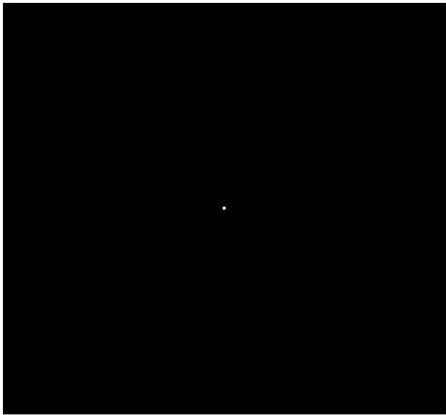
$$u = 0, \dots, M - 1; \quad v = 0, \dots, N - 1$$

$$\text{Kurz: } f_{im}^{fs}(u, v) := FT_{im}(u, v)$$

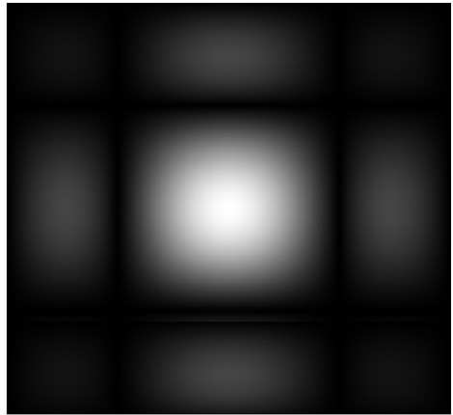
Die Ortskoordinaten $x = 0, y = 0$ sind links oben im Bild $f_{im}(x, y)$.

Die Frequenzen $u = 0, v = 0$ sind in der Mitte im Bild $f_{im}^{fs}(u, v)$.

Orts- und Frequenzraumrepräsentation (Binärbild)



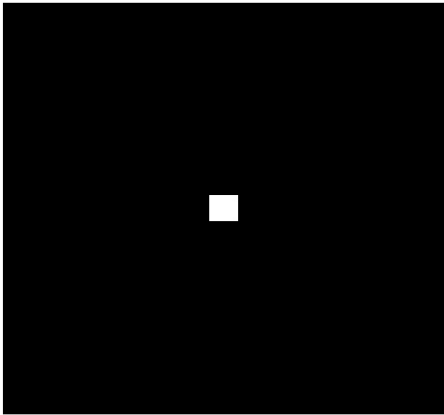
Block im Ortsbereich



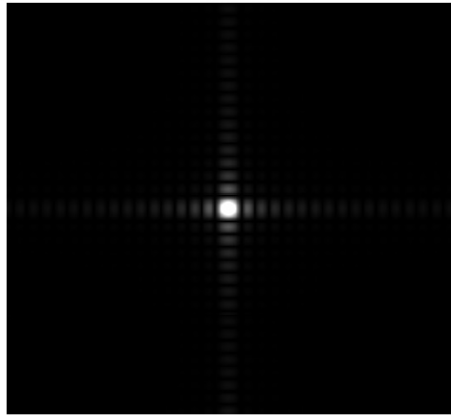
Spektrum (Amplitude)
im Frequenzbereich

(adaptiert aus Tönnies 2005)

Orts- und Frequenzraumrepräsentation (Binärbild)



Block im Ortsbereich



Spektrum (Amplitude)
im Frequenzbereich

(adaptiert aus Tönnies 2005)

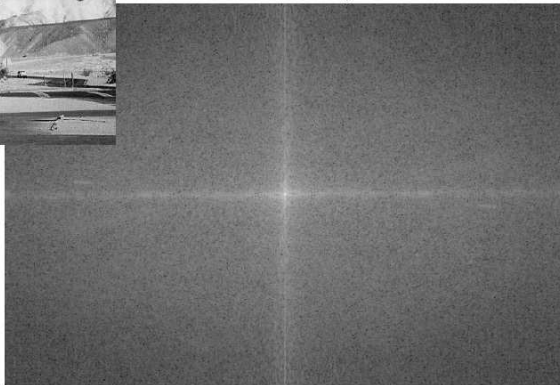
Orts- und Frequenzraumrepräsentation (Grauwertbild)



Bild im Ortsbereich

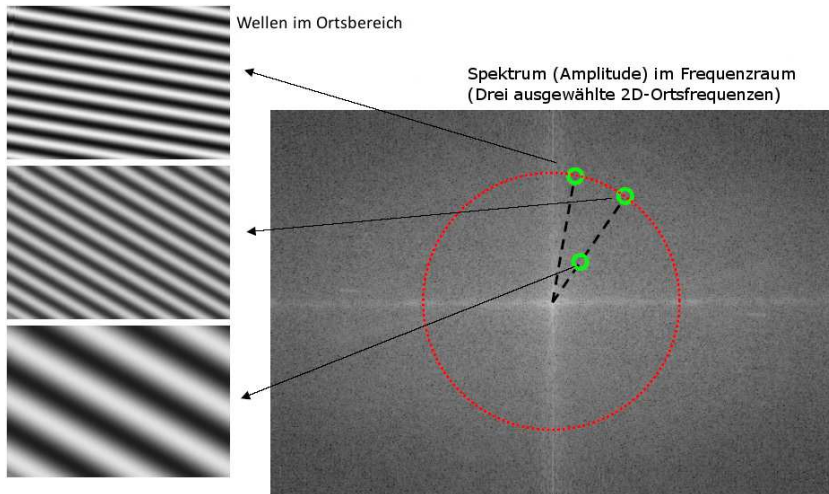


Spektrum (Amplitude)
im Frequenzbereich



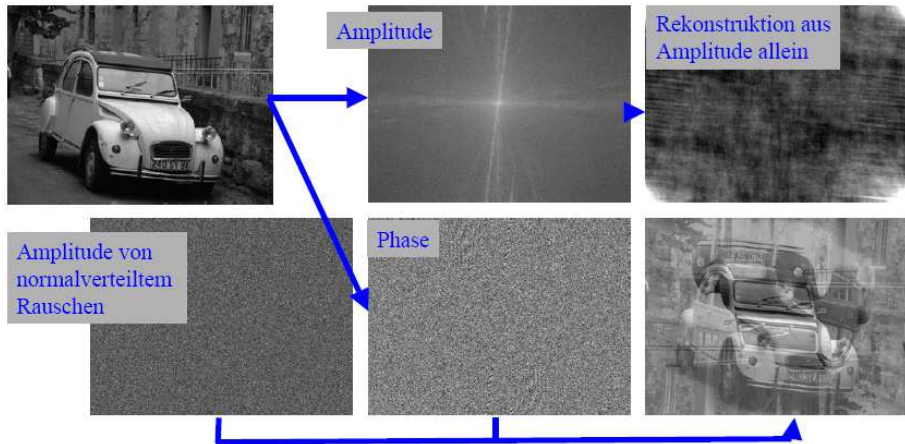
(adaptiert aus Tönnies 2005)

Illustration von 2D-Ortsfrequenzen



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Rolle der Phase bei Frequenzraumrepräsentation



(adaptiert aus Tönnies 2005)

2.3 Bildeigenschaften

Überblick:

- Helligkeit und Kontrast
- Globaler bzw. lokaler Kontrast
- Verteilung der Grauwerte (Grauwerthistogramm)
- Grauwertübergangsmatrix (Co-occurrence)
- Verrauschte Bilder
- Quantenrauschen
- ...

2.3 Bildeigenschaften

Überblick:

- ...
- Signal-Rausch-Verhältnis
- Impulsrauschen
- Digitalisierungsmängel
- Fokussierungsunschärfe
- Sammel (Konvexe) Linse
- Bewegungsunschärfe

Helligkeit und Kontrast

- Mittelwert der Grauwerte des Bildes (Helligkeit):

$$\overline{f^{im}} := \frac{1}{M \cdot N} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f^{im}(x, y)$$

- Varianz der Grauwerte des Bildes (Kontrast):

$$\widehat{f^{im}} := \frac{1}{M \cdot N} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (f^{im}(x, y) - \overline{f^{im}})^2$$

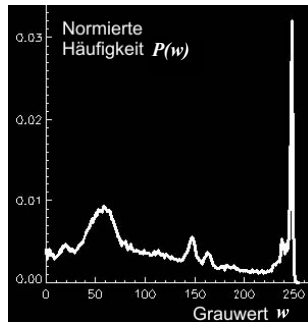
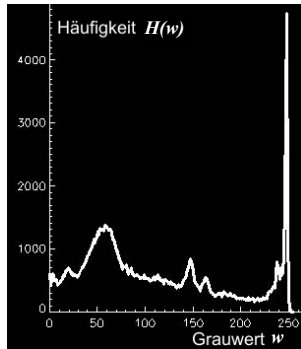
Globaler bzw. lokaler Kontrast



(adaptiert aus Tönnies 2005)

- Hoher Kontrast im rechten Bild (global und lokal).
- Geringer lokaler Kontrast im linken Bild.

Verteilung der Grauwerte (Grauwerthistogramm)



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Beliebiger Grauwert w ; Häufigkeit $H(w)$ (= Anzahl) der Pixel mit Grauwert w in einem bestimmten Bild; Normierte Häufigkeit $P(w)$ (= Wahrscheinlichkeit) für Grauwert w .

Grauwertübergangsmatrix (Co-occurrence)

- Vereinbarung einer geometrischen Relation zwischen Pixeln, z.B. „Horizontaler Nachbar“.
- Quadratische Matrix f^{co} mit Zeilen (=Spalten) = Anzahl der Grauwerte, z.B. 4 verschiedene Grauwerte 0, 1, 2, 3.
- Eintrag f_{ij}^{co} in Matrix f^{co} enthält die Häufigkeit, mit welcher im Bild das linke Pixel den Grauwert w_i , und das rechte Pixel den Grauwert w_j hat.

Grauwertübergangsmatrix

Beispiel:

<i>0</i>	<i>0</i>	<i>1</i>	<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>
<i>0</i>	<i>0</i>	<i>0</i>	<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>
<i>0</i>	<i>0</i>	<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>3</i>
<i>0</i>	<i>1</i>	<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>3</i>
<i>1</i>	<i>2</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>3</i>	<i>3</i>
<i>2</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>3</i>	<i>3</i>	<i>3</i>

Digitales Bild f^{im}

<i>4</i>	<i>0</i>	<i>0</i>	<i>0</i>
<i>4</i>	<i>2</i>	<i>0</i>	<i>0</i>
<i>0</i>	<i>5</i>	<i>2</i>	<i>0</i>
<i>0</i>	<i>0</i>	<i>6</i>	<i>7</i>

Co-occurrence Matrix f^{co}

Verrauschte Bilder

- Ein Bild ist die zu einem Zeitpunkt erhaltene Realisierung des stochastischen Prozesses der Bildentstehung.
- Nicht-deterministischer Einfluß auf die Bildentstehung.
- Störung der Grauwerte von Pixeln, nur durch Wahrscheinlichkeit beschreibbar.
- Zwei Arten:
 - **Quantenrauschen:** Normalverteilte Schwankung der Grauwerte von Pixeln.
 - **Impulsrauschen:** Komplettes Fehlen (bzw. Extremwerte) der Grauwerte von Pixeln.

Quantenrauschen

Gauß-Normalverteilung:

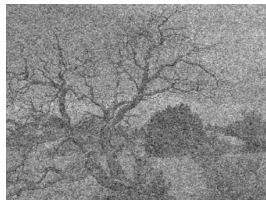
$$G_{\bar{w},\sigma}(w) := \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(w-\bar{w})^2}{2\sigma^2}}$$

Grauwert w eines bestimmten Pixels zu einem bestimmten Zeitpunkt; Erwartungswert \bar{w} des Grauwertes an diesem Pixel in einem bestimmten Zeitintervall; Varianz σ^2 als Grad des Rauschens an diesem Pixel im Zeitintervall. Die Pixel-Koordinaten (x, y) sind zur Vereinfachung weggelassen.

Hinweis: In Praxis ist Varianz σ^2 oft abhängig von der Höhe des Erwartungswertes \bar{w} des Grauwertes.

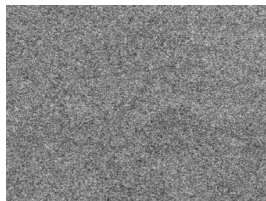
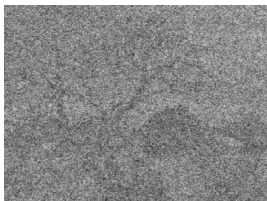
Quantenrauschen

Original



$\sigma = 50$

$\sigma = 125$



$\sigma = 250$

(adaptiert aus Tönnies 2005)

Gauß-Abweichungen der Grauwerte von den Erwartungswerten.

Signal-Rausch-Verhältnis

- Quantenrauschen über Standardabweichung σ beschreibbar.
- Signal-Rausch-Verhältnis (signal-to-noise-ratio):

$$SNR := \frac{\textit{Nutzanteil des Signals}}{\textit{Störanteil des Signals}}$$

- Beispiel einer Definition:

$$SNR(f^{im}) := \log \left(\frac{\frac{1}{M \cdot N} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \overline{w}_{x,y}}{\frac{1}{M \cdot N} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \sigma_{x,y}} \right)$$

$\overline{w}_{x,y}$ ist Erwartungswert des Grauwertes an Pixel-Koordinaten (x, y) ;

$\sigma_{x,y}$ ist Standardabweichung des Grauwertes an diesem Pixel.

Impulsrauschen

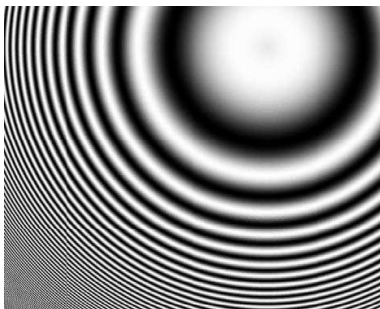


(adaptiert aus Tönnies 2005)

- Salz/Pfeffer Rauschen: Schwarze und weiße Grauwerte, zufällig im Bild verstreut.
- „Robuste“ Ansätze der Bildanalyse nötig, die von „Ausreißer-Pixeln“ nicht beeinflußt werden.

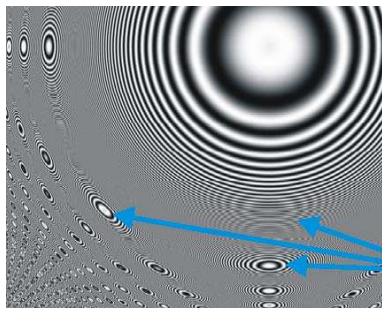
Digitalisierungsmängel

Informationsverfälschung durch Aliasing-Artefakte bei ungenügender Abtastung.



Originalbild

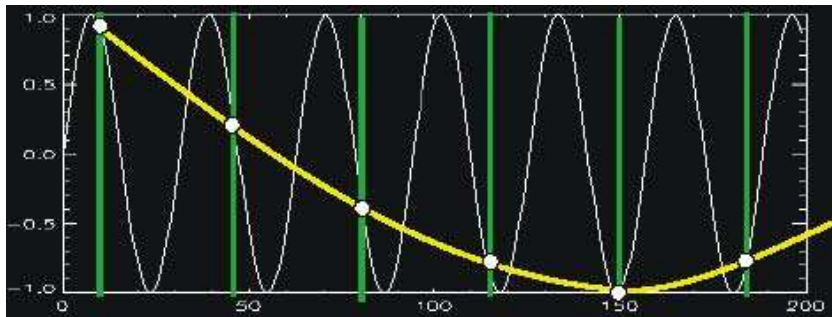
(adaptiert aus Tönnies 2005)



Aliasing-Artefakte

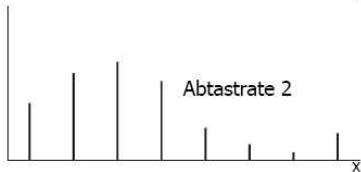
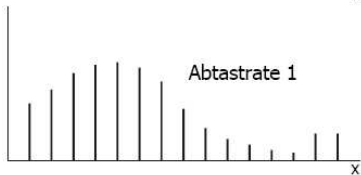
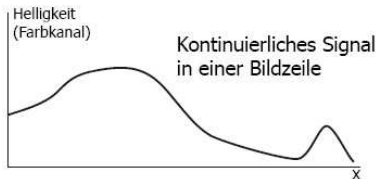
Digitalisierungsmängel

Informationsverlust wg. ungenügender Abtastung.



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Digitalisierungsmängel



Abtast-Theorem

(Shannon, Nyquist):

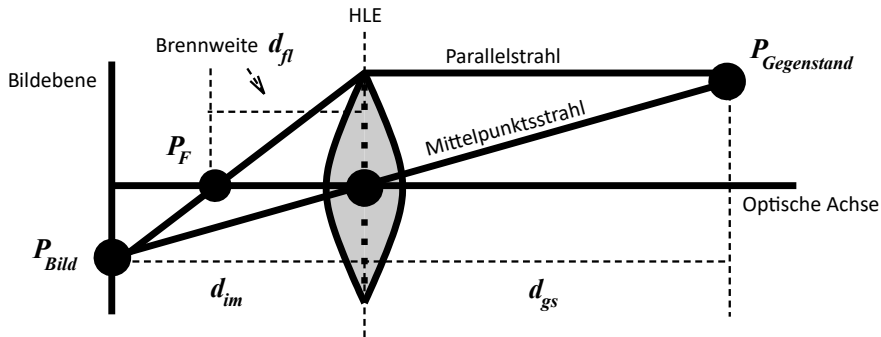
Das analoge Signale kann exakt rekonstruiert werden, wenn die Abtastfrequenz (Abtastrate) mindestens doppelt so hoch ist wie die höchste vorkommende Frequenz.

Fokussierungsunschärfe



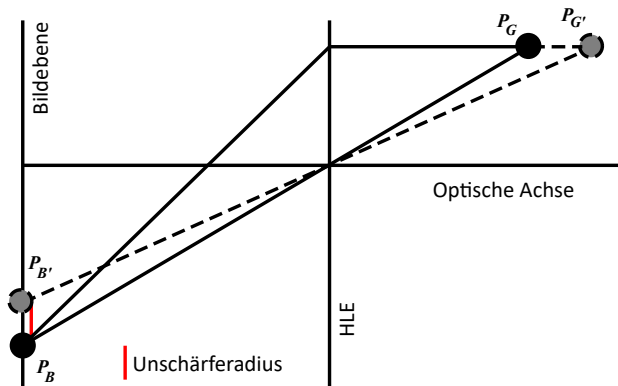
(adaptiert aus Tönnies 2005)

Sammel (Konvexe) Linse



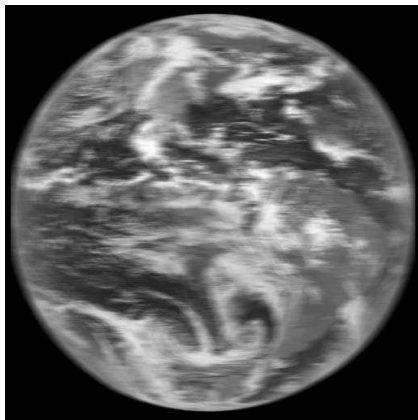
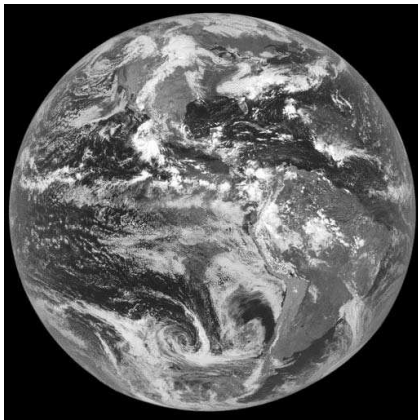
Linse (mit Hauptlinsenebene HLE) so positioniert, daß alle von einem Objektpunkt (Gegenstand) ankommenden Lichtstrahlen auf EINEN Bildpunkt abgebildet werden.

Fokussierungsunschärfe



Bei falscher Linsenposition wird Objektpunkt auf mehrere Bildpunkte (Unschärfekreis) abgebildet. Parallelstrahl gleich, Mittelpunktstrahl anders.

Bewegungsunschärfe



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Im Zeitraum Δt wird Objektpunkt P auf unterschiedliche Bildpunkte p_i abgebildet.

3. Bildvorverarbeitung

- 3.1 Korrelation und Faltung
- 3.2 Reduktion von Rauschen
- 3.3 Definition und Analyse von Grauwertkanten
- 3.4 Detektion von Grauwertkanten
- 3.5 Detektion und Charakterisierung von Grauwertecken

3.1 Korrelation und Faltung

Überblick:

- Operatormuster und Korrelation
- Matrix von Bild und Operatormuster
- Ausgeschriebene Korrelationsformel
- Bemerkungen zur Korrelation
- Verarbeitung des Bildrandes
- Linearität der Korrelation
- Impulsfunktion und Impulsantwort

...

3.1 Korrelation und Faltung

Überblick:

...

- Konstruktion der Impulsantwort
- Bemerkungen zur Impulsantwort
- Faltung (Konvolution)
- Faltung im Ortsraum, Multiplikation im Frequenzraum
- FT von Bild und Impulsantwort von Operatormuster
- Fouriertransformation für die Bildverarbeitung
- Beispiel zur Filterung im Frequenzraum

Operatormuster und Korrelation

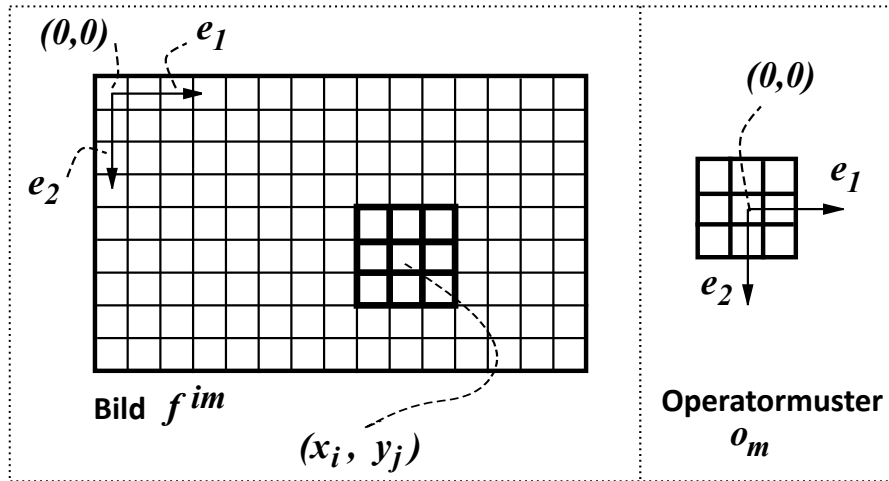
Ein Bild $f^{im} \in F^{im}$ wird in ein anderes Bild $f^{im'} \in F^{im}$ transformiert (Operation auf dem Bild), um beispielsweise Rauschen zu verringern, oder Kontrast zu erhöhen, oder Grauwertkanten zu detektieren.

Definition: Bildtransformation durch Operatormuster o_m und Korrelation (i.f. Symbol \otimes für Korrelation):

$$o_m \otimes f^{im}(x_i, y_j) := \sum_{x=-h1}^{h1} \sum_{y=-h2}^{h2} o_m(x, y) \cdot f^{im}(x_i + x, y_j + y)$$

$h1$ bzw. $h2$ ist die abgerundete, halbe Breite bzw. Höhe des Operatormusters o_m .

Matrix von Bild und Operatormuster



Ausgeschriebene Korrelationsformel

Beispiel: Korrelationsformel für Mustergröße 3×3 ,

$$h1 = h2 = \lfloor \frac{3}{2} \rfloor = 1$$

$$\begin{aligned} o_m \otimes f^{im}(x_i, y_j) &= o_m(-1, -1) \cdot f^{im}(x_i - 1, y_j - 1) \\ &+ o_m(-1, 0) \cdot f^{im}(x_i - 1, y_j) \\ &+ \dots \\ &+ o_m(1, 1) \cdot f^{im}(x_i + 1, y_j + 1) \end{aligned}$$

Bemerkungen zur Korrelation

- Am Bildrand ist eine spezielle Verarbeitungsstrategie erforderlich.
- Korrelation ist eine lineare Bildtransformation.
- Hoher Rechenaufwand bei großen Operatormustern.
Abhilfe basiert auf Definitionen und Satz zu Impulsantwort, Faltung, Fourier-Transformation.

Verarbeitung des Bildrandes



Korrelation am Bildrand

- + Periodische Fortsetzung des Bildes
- + Nicht-Behandlung des Bildrandes
- + Default-Definition des Bildrandes



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Linearität der Korrelation

Definition: Eine Bildtransformation g heißt linear, wenn

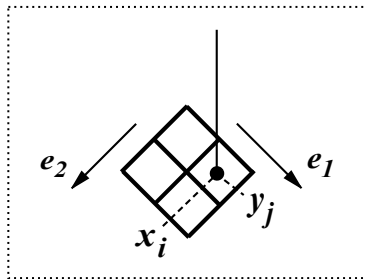
$$\alpha \cdot g(f^{im_1}(x, y)) + \beta \cdot g(f^{im_2}(x, y)) = \\ g(\alpha \cdot f^{im_1}(x, y) + \beta \cdot f^{im_2}(x, y))$$

Satz: Die durch Korrelation mit endlichem Muster definierte Bildtransformation $\mathbf{o}_m \otimes f^{im}$ ist linear.

Impulsfunktion und Impulsantwort

Impulsfunktion:

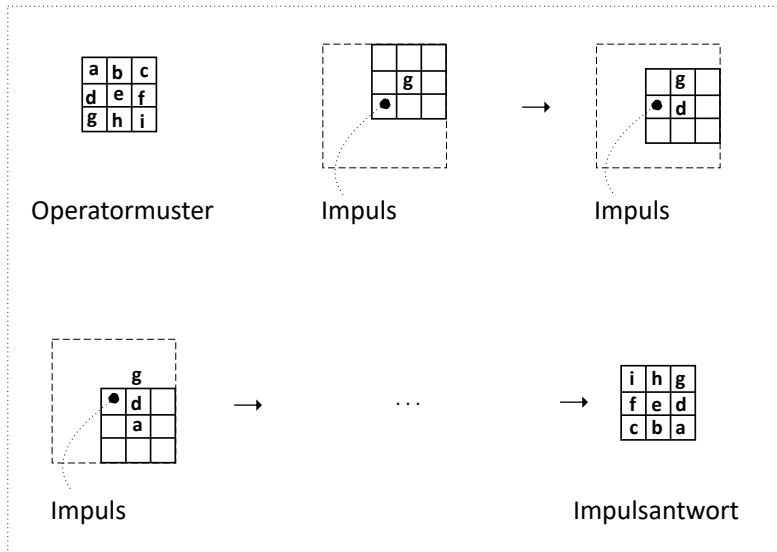
$$\delta_{x_i, y_j}(x, y) := \begin{cases} 1, & \text{falls } x = x_i, y = y_j \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$



Impulsantwort:

Muster \mathbf{o}_m auf Impuls setzen und Musterausprägung an dieser Position auf die Position der Mustermitte der Impulsfunktion übertragen, liefert Impulsantwort \mathbf{o}_p .

Konstruktion der Impulsantwort



Bemerkungen zur Impulsantwort

- Impulsantwort o_p ist spiegelsymmetrisch zum Muster o_m .
- FIR-Operator: Finite Impulse Response, d.h. endlich viele Werte $\neq 0$.
- IIR-Operator: Infinite Impulse Response, sonst.

Faltung (Konvolution)

Definition: Faltung (Symbol \odot) des Bildes f^{im} mit der Impulsantwort o_p des Operatormusters:

$$o_p \odot f^{im}(x_i, y_j) := \sum_{x=-h1}^{h1} \sum_{y=-h2}^{h2} o_p(x, y) \cdot f^{im}(x_i - x, y_j - y)$$

Satz: Die Korrelationsoperation kann äquivalent durch eine Faltungsoperation durchgeführt werden, d.h.:

$$o_m \otimes f^{im}(x_i, y_j) = o_p \odot f^{im}(x_i, y_j)$$

Satz: Die durch Faltung mit endlicher Impulsantwort definierte Bildtransformation $o_p \odot f^{im}$ ist linear.

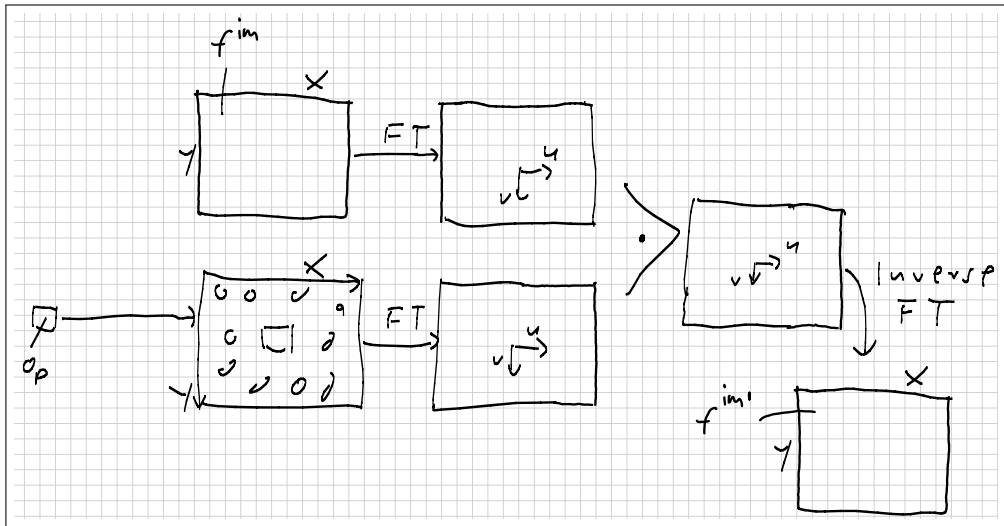
Faltung im Ortsraum, Multiplikation im Frequenzraum

Satz: Das Frequenzspektrum der Faltung von zwei Funktionen ist gleich der Multiplikation der Frequenzspektren der beiden Funktionen:

$$f_{o_p \odot f_{im}}^{fs}(u, v) = f_{o_p}^{fs}(u, v) \cdot f_{im}^{fs}(u, v)$$

Bemerkung: Rückblick auf Unterkapitel 2.2.

FT von Bild und Impulsantwort von Operatormuster



Fouriertransformation für die Bildverarbeitung

Effizienzaspekt:

Faltung im Ortsraum eventuell zu aufwändig.

Eine Alternative ist FT und Multiplikation der Spektren im Frequenzraum (insbesondere bei großen Operatormustern).

Fouriertransformation für die Bildverarbeitung

Filteraspekt:

Frequenzanteile $f_{im}^{fs}(u, v)$ für u, v nahe Null geben niedrigfrequente Komponenten an.

Frequenzanteile $f_{im}^{fs}(u, v)$ von hohen u, v geben hochfrequente Komponenten des Bildes an.

Setzt man hochfrequente Komponenten auf Null, d.h. nur niedrige Frequenzen können “passieren (durchkommen)”, ergibt geglättetes Bild.

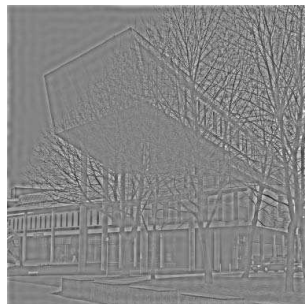
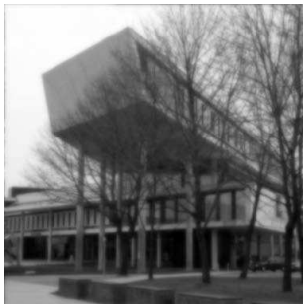
Setzt man niedrigfrequente Komponenten auf Null, d.h. nur hohe Frequenzen können “passieren (durchkommen)”, ergibt Kantendetektion.

Beispiel zur Filterung im Frequenzraum

Links: Originalbild

Mitte: Unterdrücken hohe Frequenzen ("Tiefpass")

Rechts: Unterdrücken niedrige Frequenzen ("Hochpass")



(adaptiert aus Tönnies 2005)

3.2 Reduktion von Rauschen

Überblick:

- Aufgabenstellung und Methoden
- Gauß'scher Glättungsoperator
- Diskretisierung des 1D-Gauß
- Diskretisierung des 2D-Gauß
- Bild "Lena" und Gauß-Glättung
- Grauwertverlauf und dessen Glättung
- Frequenzspektrum des Gauß

...

3.2 Reduktion von Rauschen

Überblick:

...

- Erklärung Gauß-Glättung im Ort- bzw. Frequenzraum
- Rotationssymmetrie des Gauß
- Separabilität des Gauß
- Kaskadierung des Gauß
- Rangordnungsfilter
- Beispiel für Rangordnungsfilter
- Medianfilter gegen Impulsrauschen

Aufgabenstellung und Methoden

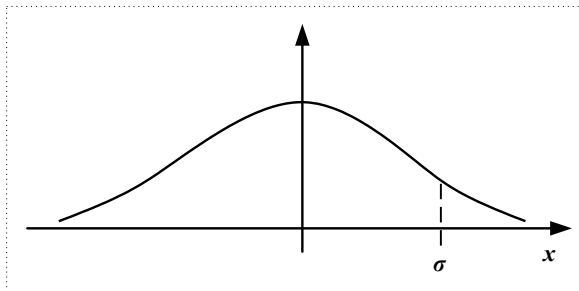
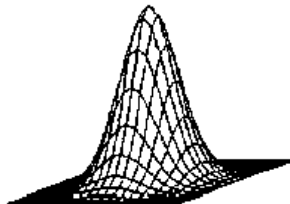
Von der Grauwertstruktur die zufälligen Störungen möglichst beseitigen oder zumindest reduzieren (noise reduction).

- Gauß'scher Glättungsoperator gegen Quantenrauschen
- Rangordnungsfiler (Median) gegen Impulsrauschen

Gauß'scher Glättungsoperator

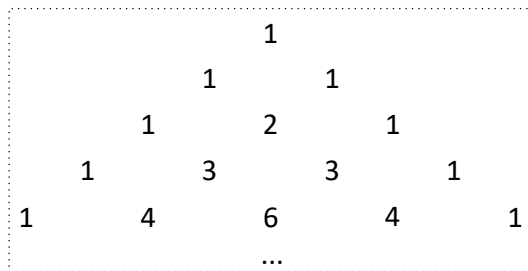
$$o^{G_a}(x, y) := e^{\frac{-(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$$

Parameter ("Support") σ
bestimmt Weite des Gauß.



Diskretisierung des 1D-Gauß

Koeffizienten des diskreten 1D-Gauß gemäß Pascal Dreieck.



A Pascal's Triangle of coefficients for 1D Gaussian discretization, enclosed in a dotted rectangular box. The triangle is symmetric and contains the following values:

				1				
			1		1			
		1		2		1		
	1		3		3		1	
1		4		6		4		1
				...				

Einfache Konstruktion von 2D-Gauß durch Multiplikation 1D-Gauß Spalten- und Zeilenvektor.

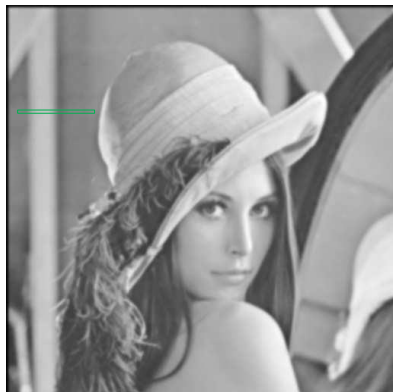
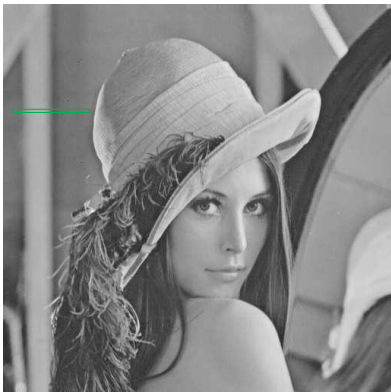
Diskretisierung des 2D-Gauß

$$\begin{pmatrix} 1 \\ 4 \\ 6 \\ 4 \\ 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{pmatrix}$$

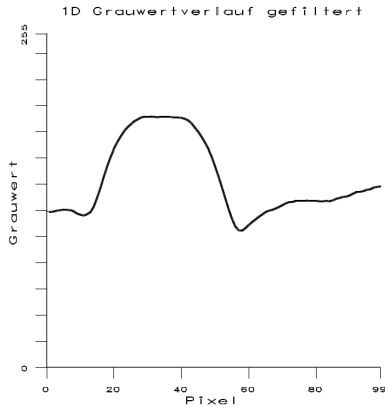
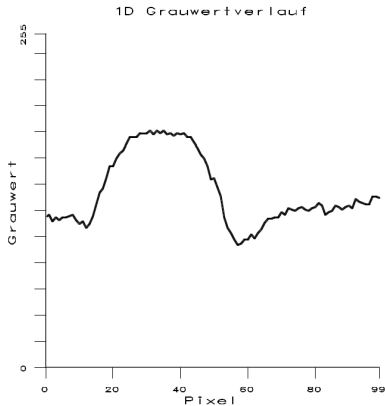
${}_0G_n :=$

Bild “Lena” und Gauß-Glättung

Beispiel: Gauß-Glättung mit (7×7) Operatormuster



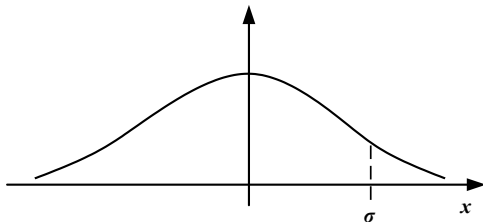
Grauwertverlauf und dessen Glättung



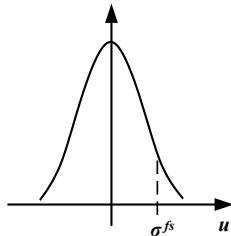
Frequenzspektrum des Gauß

Das Frequenzspektrum (Amplitude) des Gauß ist wieder ein Gauß (im Frequenzraum) mit Parameter (Support) $\sigma^{fs} = \frac{1}{\sigma}$.

Gauß im Ortsraum,
mit Support-Parameter σ



Gauß im Frequenzraum,
mit Support-Parameter $\sigma^{fs} = 1/\sigma$



Erklärung Gauß-Glättung im Ort- bzw. Frequenzraum

Glättung durch Faltung im Ortsraum:

- Je größer σ , desto größer/stärker die Glättung.

Glättung durch Multiplikation im Frequenzraum:

- Bei großem σ , d.h. kleinem σ^{fs} , bleiben aufgrund der Multiplikation der Spektren (von Bild und Impulsantwort des Gauß-Operatorarmusters) im Frequenzraum nur die niedrigen Frequenzen übrig, d.h. starke Glättung.

Rotationssymmetrie des Gauß

- Grad der Glättung ist in jeder Richtung gleich.
- Gauß'scher Glättungsoperator, definiert mit Polarkoordinaten:

$$r := \sqrt{x^2 + y^2}, \quad \theta := \arctan\left(\frac{y}{x}\right)$$

$$\rightarrow o^{\overline{Ga}}(r, \theta) := e^{\frac{-r^2}{2\sigma^2}}$$

Definition ist unabhängig von θ .

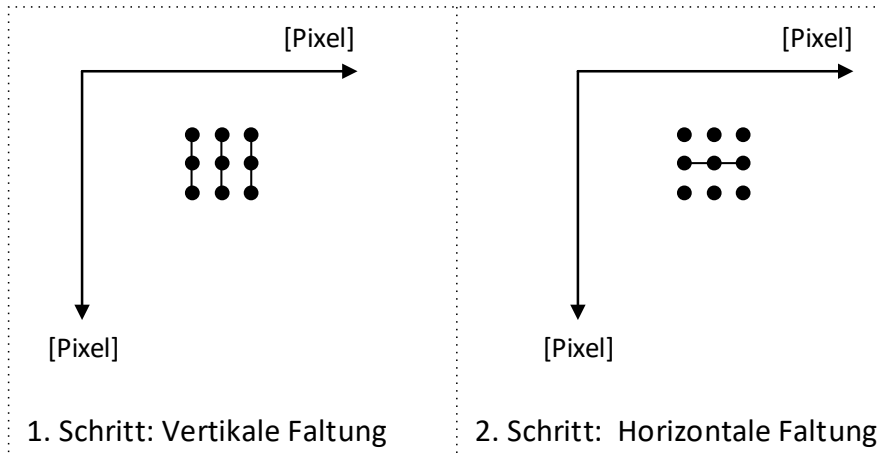
Separabilität des Gauß

- Faltung des Bildes mit 2D-Gauß ergibt dasselbe Ergebnis wie Faltung des Bildes mit 1D-Gauß und anschließender Faltung des Ergebnisses mit orthogonalen 1D-Gauß.
- Durch diese separierte Durchführung wird Rechenaufwand verringert.

Separabilität des Gauß

$$\begin{aligned} o^{G_a} \odot f^{im}(x_i, y_j) &= \\ \sum_{x=-h1}^{h1} \sum_{y=-h2}^{h2} o^{G_a}(x, y) \cdot f^{im}(x_i - x, y_j - y) &= \\ \sum_{x=-h1}^{h1} \sum_{y=-h2}^{h2} e^{\frac{-(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \cdot f^{im}(x_i - x, y_j - y) &= \\ \sum_{x=-h1}^{h1} e^{\frac{-x^2}{2\sigma^2}} \sum_{y=-h2}^{h2} e^{\frac{-y^2}{2\sigma^2}} \cdot f^{im}(x_i - x, y_j - y) \end{aligned}$$

Separabilität des Gauß



Separabilität des Gauß

Bsp.: 10×10 Bild

3×3 Operator — unter

$100 \cdot 17$ Operationen = 1700

— Separabilität:

vertikal: $10 \times 10 \cdot (3+2) = 500$
(10 Zeilen 10 Spalten)

horizontal: $10 \times 10 \cdot (3+2) = 500$

insg. 1000 Operationen

Kaskadierung des Gauß

- Faltung eines Gauß (Support σ) mit sich selbst liefert wieder einen Gauß (mit größerem Support $\sigma' = \sqrt{2}\sigma$).

$$o^{G_a(\sigma)} \odot o^{G_a(\sigma)} \odot f^{im} = o^{G_a(\sqrt{2}\sigma)} \odot f^{im}$$

- Anwendung: Um größere Glättung zu erreichen, kann zweimal hintereinander mit einem Gauß mit kleinem σ geglättet werden. Selber Effekt, aber effizienter.

RangordnungsfILTER

- Sortierung Grauwerte im Bildfenster des Operators.
- Auswahl des an einer Stelle einsortierten Wertes:
Bsp.1: Wert in Mitte \Rightarrow Medianfilter;
Bsp.2: Maximaler Wert \Rightarrow Maximumsfilter.
- Schreiben dieses Wertes an Zentrumsposition des Bildfensters.
- Verschieben des Fenster sukzessive über gesamtes Bild.

Beispiel für Rangordnungsfilter

26 3.	132 8.	112 5.
25 2.	102 4.	142 9.
17 1.	122 7.	117 6.



erster Rang



mittlerer Rang (Median)



letzter Rang

Rangordnungsfilter realisiert eine nichtlineare Transformation.

Medianfilter gegen Impulsrauschen



(adaptiert aus Tönnies 2005)

3.3 Definition und Analyse von Grauwertkanten

Überblick:

- Definition einer Grauwertkante
- Charakterisierung einer Grauwertkante
- Arten von Grauwertkanten
- Richtung der maximalen Grauwertänderung
- Stärke der maximalen Grauwertänderung
- Verlauf der Stärke der Grauwertänderung
- Anwendung: Messung der Bildschärfe

Definition einer Grauwertkante

Grauwertkante (engl. gray-level edge) wird definiert auf der Grundlage des Grauwertverlaufs entlang einer eindimensional angeordneten (linearen) Pixelfolge. Eine Grauwertkante ist dann an einer lokal signifikanten Änderung des Grauwerts gegeben.

Häufige Konvention: Kantenorientierung wird so definiert, daß bei entsprechender Richtung der Pixelfolge eine maximale Änderung des Grauwertverlaufs unter allen möglichen Richtungen vorliegt (Gradient).

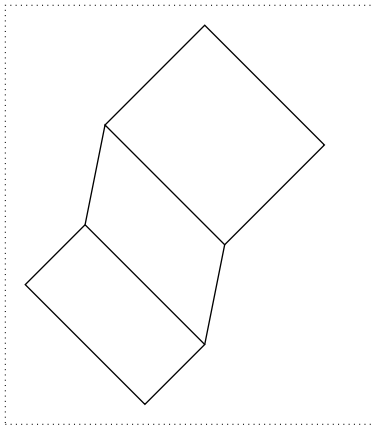
Charakterisierung einer Grauwertkante

- Punkt mit großer Grauwertänderung bezogen auf seine lokale Umgebung.
- Orientierung des Gradienten an diesem Punkt.
- Ausmaß der Grauwertänderung entlang des Gradienten.

Arten von Grauwertkanten

Stufe (step)

2D (ideal), GWK Folge



1D (ideal)



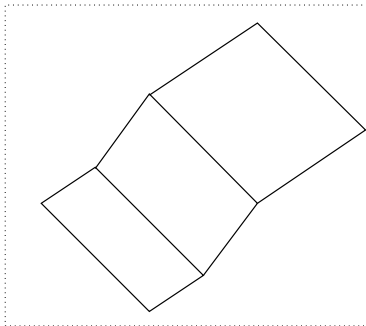
1D (real)



Arten von Grauwertkanten

Rampe (ramp)

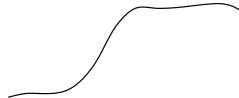
2D (ideal), GWK Folge



1D (ideal)



1D (real)



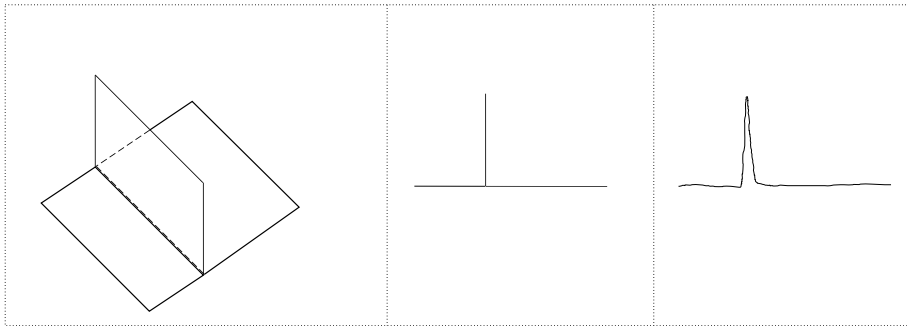
Arten von Grauwertkanten

Linie (line)

2D (ideal), GWK Folge

1D (ideal)

1D (real)



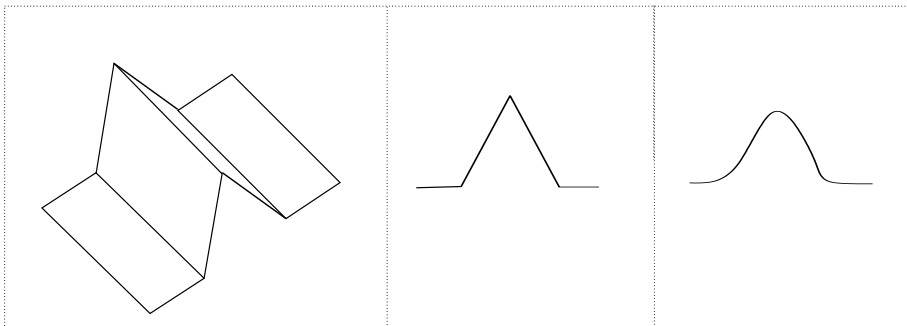
Arten von Grauwertkanten

Dach (roof)

2D (ideal), GWK Folge

1D (ideal)

1D (real)



Richtung der maximalen Grauwertänderung

Satz: Der Gradient einer Bildfunktion zeigt genau in die Richtung (in der Bildebene), entlang der sich eine maximal mögliche Änderung des Grauwerts ergibt.

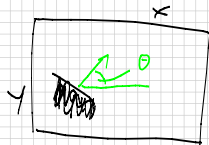
$$o^{G_r} \odot f^{im}(x, y) := G_r^{im}(x, y) :=$$

$$\begin{pmatrix} G_{rx}^{im} \\ G_{ry}^{im} \end{pmatrix} (x, y) := \begin{pmatrix} \frac{\partial f^{im}(x, y)}{\partial x} \\ \frac{\partial f^{im}(x, y)}{\partial y} \end{pmatrix}$$

Orientierung des Gradienten

Orientierung

$$\theta = \arctan \left(G_{ry}^{im}(x, y) / G_{rx}^{im}(x, y) \right)$$

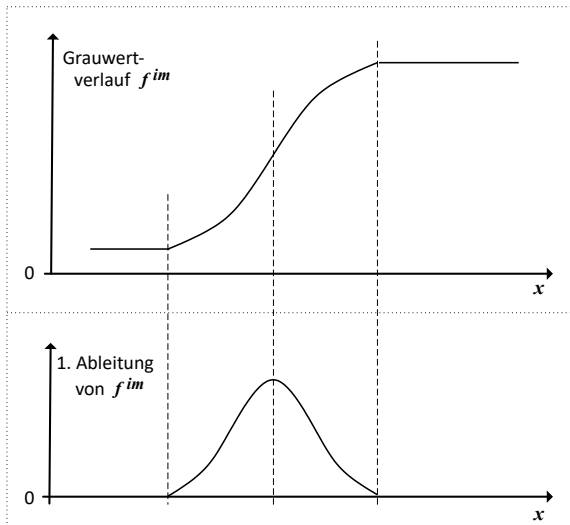


Stärke der maximalen Grauwertänderung

Satz: Betrag $\sqrt{(G_{rx}^{im}(x, y))^2 + (G_{ry}^{im}(x, y))^2}$ des Gradienten entspricht der Grauwertänderung je Pixel, entlang des Gradienten.

Resume: Berechnet man den Gradienten der Bildfunktion und daraus den Betrag, an jeder Pixelposition, so erhält man hohe Werte an Positionen von lokal signifikanten Grauwertänderungen und geringe Werte bei homogenen Grauwertstrukturen.

Verlauf der Stärke der Grauwertänderung



Anwendung: Messung der Bildschärfe

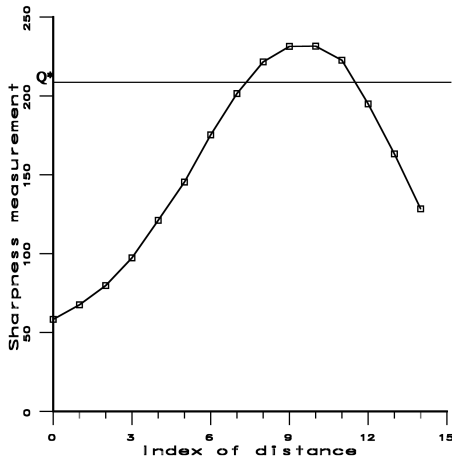
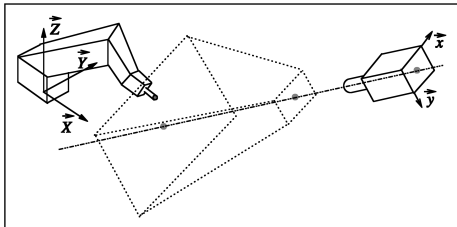
Methode:

- An jedem Pixel den Gradienten der Bildfunktion berechnen und Betragsbildung.
- Im ganzen Bild oder innerhalb von Bildausschnitt den Mittelwert der Gradientenbeträge berechnen.
- Hohe Werte bei scharfen Bildern mit abrupten Grauwertübergängen.
- Niedrige Werte bei unscharfen Bildern mit langsamen Grauwertübergängen.

Anwendung: Messung der Bildschärfe

Experiment zur Schärfemessung:

Roboterfinger bewegt sich auf Kamera zu, ist zunächst unscharf, kommt in den scharfen Sichtbereich der Kamera, und wird dann wieder unscharf.



3.4 Detektion von Grauwertkanten

Überblick:

- a) Reduktion von Rauschen
- b) Hervorheben von Grauwertübergängen
- c) Detektion von Grauwertkanten
- d) Selektion von relevanten Grauwertkanten

a) Reduktion von Rauschen

Das im Bild enthaltene “Rauschen” (in Aufnahmetechniken begründet) hat mit der Szene nichts zu tun, und muß reduziert werden.

- Üblicherweise erhält man eine zackige Bildfunktion (Hinweis auf Quantenrauschen). Beseitigung dieser Störungen mit Gauß'schem Glättungsoperator.
- Gelegentlich sind die Grauwerte von einzelnen Pixeln komplett gestört (Impulsrauschen). Beseitigung dieser Störungen mit Medianfilter.

b) Hervorheben von Grauwertübergängen

Überblick:

- Hervorheben von Grauwertübergängen durch Gradienten-Operator
- Beispiel zum Betrag der Ableitung
- Beispiel zum Betrag des Gradienten
- Beispiel für Histogramm der Orientierung von Grauwertkanten
- Canny-Optimalität
- Gauß-Ableitungs-Operator

Hervorheben von Grauwertübergängen durch Gradienten-Operator

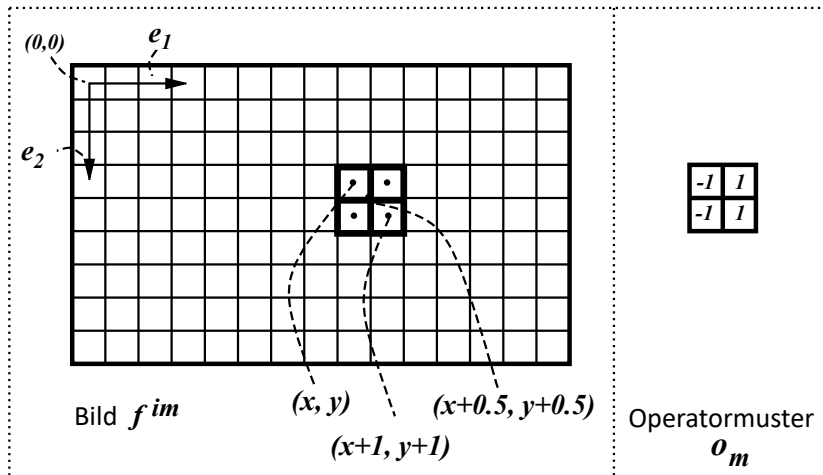
Gradientenbestimmung und Betragsbildung

1. Variante:

Approximation der horizontalen Ableitung G_{rx}^{im} des Bildes f^{im} mit (2×2) Operatormuster, durch Differenzbildung benachbarter Pixel innerhalb Zeile und Resultatfusion von je zwei benachbarten Zeilen.

Problem: Es wird eigentlich $G_{rx}^{im}(x + \frac{1}{2}, y + \frac{1}{2})$ approximiert, anstatt $G_{rx}^{im}(x, y)$. In der Praxis bedeutet dies eine unerwünschte Verschiebung des gefilterten Bildes gegenüber dem Originalbild.

Hervorheben von Grauwertübergängen durch Gradienten-Operator



Hervorheben von Grauwertübergängen durch Gradienten-Operator

Gradientenbestimmung und Betragsbildung

2. Variante:

Prewitt-Operator mit ungerader Zeilen- und Spaltenzahl, mit einer oder mehr Null-Zeilen bzw. -Spalten, und einer oder mehr Eins-Zeilen bzw. -Spalten, sowie einer oder mehr Minus-Eins-Zeilen bzw. -Spalten.

Approximation der horizontalen/vertikalen Ableitung:

$$o^{Grx} := \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad o^{Gry} := \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

Hervorheben von Grauwertübergängen durch Gradienten-Operator

Gradientenbestimmung und Betragsbildung

3. Variante:

Sobel-Operator, d.h. Ersetzen im (3×3) Prewitt-Operator die mittlere Eins bzw. Minus-Eins durch Zwei bzw. Minus-Zwei, und dadurch Erhöhung der Sensitivität für Grauwertkanten.

$$\mathbf{o}^{Sobel_x} := \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad \mathbf{o}^{Sobel_y} := \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

Beispiel zum Betrag der Ableitung

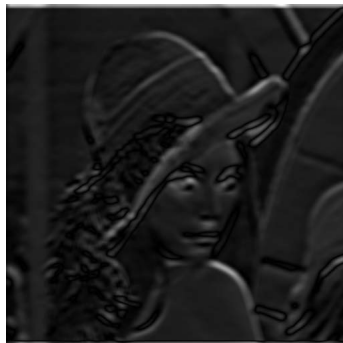
Originalbild



horizontale Ableitung



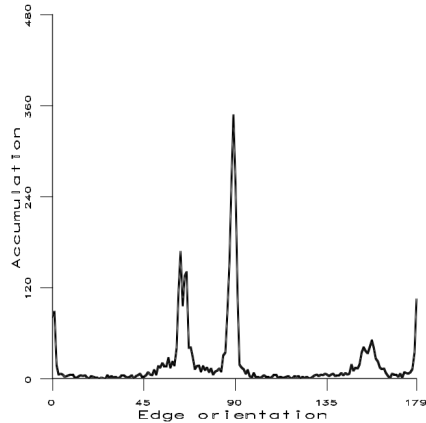
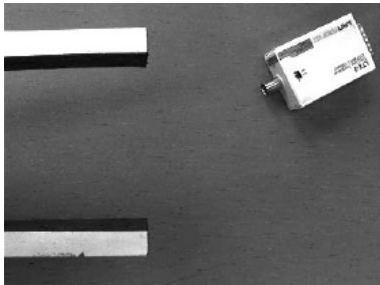
vertikale Ableitung



Beispiel zum Betrag des Gradienten



Beispiel für Histogramm der Orientierung von Grauwertkanten



Canny-Optimalität

Problem: Zielkonflikt zwischen Stärke der Rauschunterdrückung und Genauigkeit der Lokalisierung von Grauwertkanten.

Lösung: Glättungsoperator und Ableitungsoperator als Kombination approximieren. → sog. Canny-Optimalität.

Siehe auch Canny (1986).

Canny-Optimalität

Sei o^{G_a} Impulsantwort von Gauß-Glättungsoperator.

Sei $o^{G_{rx}}$ Impulsantwort des horizontalen Ableitungsoperators.

Es gilt die Assoziativität der Faltung:

$$o^{G_{rx}} \odot (o^{G_a} \odot f^{im}) = (o^{G_{rx}} \odot o^{G_a}) \odot f^{im}$$

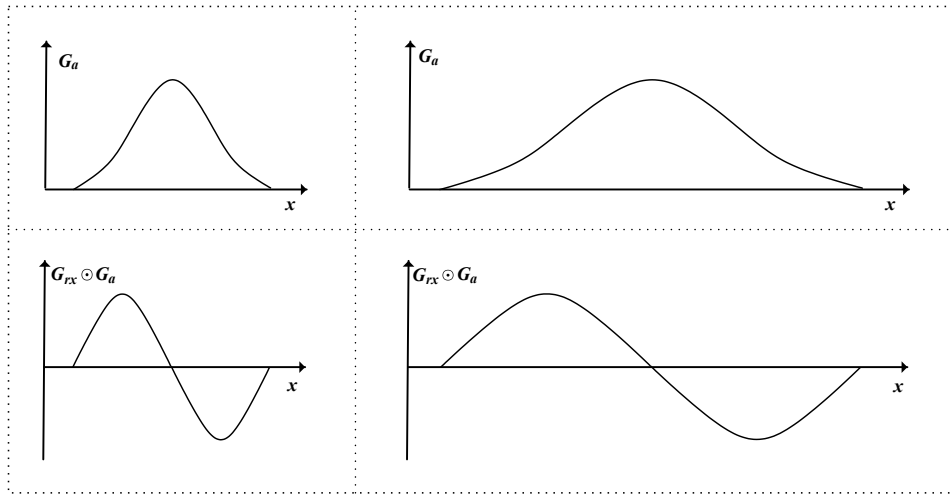
Also Bildung des Operators $o^{G_{rx}} \odot o^{G_a}$.

Ebenso mit Impulsantwort $o^{G_{ry}}$ des vertikalen Ableitungsoperators.

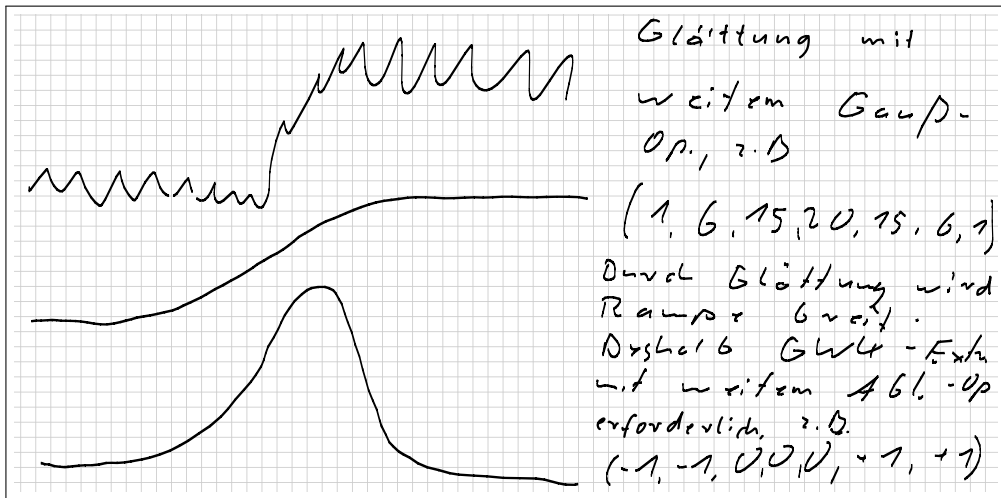
Canny-Optimalität

Optimalität: Wenn wenig bzw. stark geglättet werden muß, also kleiner bzw. großer Wert des Support-Parameters σ von Gauß (siehe obere Kurven in nächster Abbildung), dann hat dies auch entsprechende Auswirkung auf die Approximation des Ableitungsoperators (kleine bzw. große Streckung, siehe untere Kurven in nächster Abbildung).

Canny-Optimalität



Canny-Optimalität



Canny-Optimalität



Fall, wenig Rauschen, dann
Glättung mit schmalen Gauß-
-Op, z.B. $(-1, 2, 1)$ -

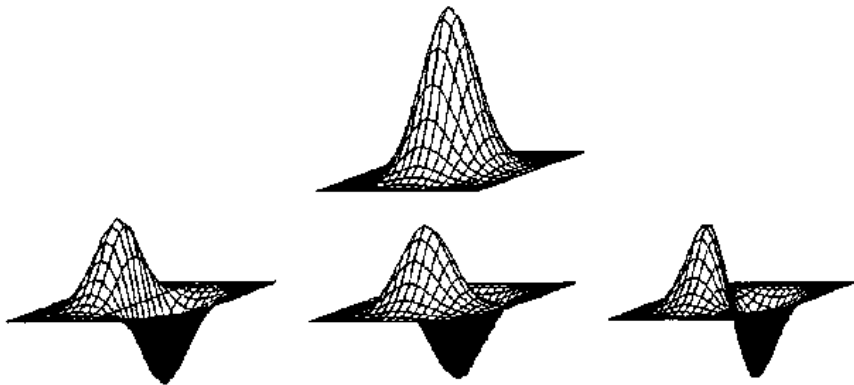
Rampe bleibt schmal.

Deshalb Gauß-Ext. mit
schmalen Abl.-Op, z.B.

$(-1, 0, 1)$

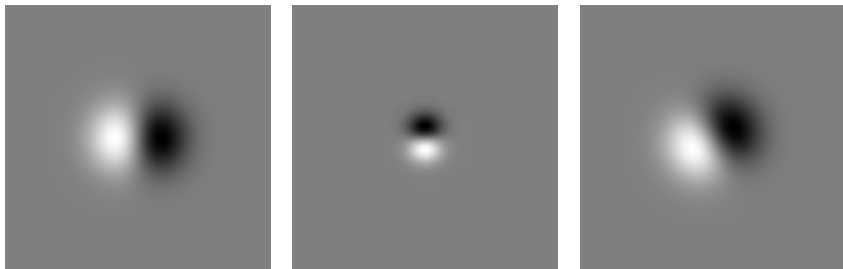
Gauß-Ableitungs-Operator

3D-Darstellung der Gauß-Ableitung:
horizontal, vertikal, 30 Grad



Gauß-Ableitungs-Operator

Grauwertstruktur der Gauß-Ableitung:
horizontal, vertikal (mit kleinerem σ), 30 Grad



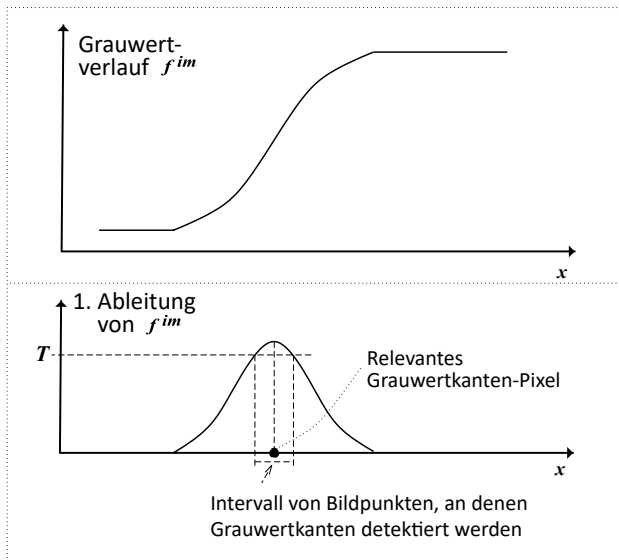
c) Detektion von Grauwertkanten

Überblick:

- Schwellenwert im Gradientenbetragsbild
- Beispiel zur Detektion von Grauwertkanten
- Grauwertkanten durch zweite Ableitung
- Laplace-Operator
- Laplace-of-Gauß-Operator (LoG)
- LoG versus DoG
- LoG als Operatormuster
- Detektion von Grauwertkanten mit LoG
- Detektion von Nulldurchgängen

Schwellenwert im Gradientenbetragsbild

In realen Bildern haben fast alle Pixel einen Gradientenbetrag > 0 . Deshalb Schwellenwert T setzen, dann binarisieren.



Beispiel zur Detektion von Grauwertkanten

Binarisierung und Bildinvertierung bei
niedrigem Schwellenwert



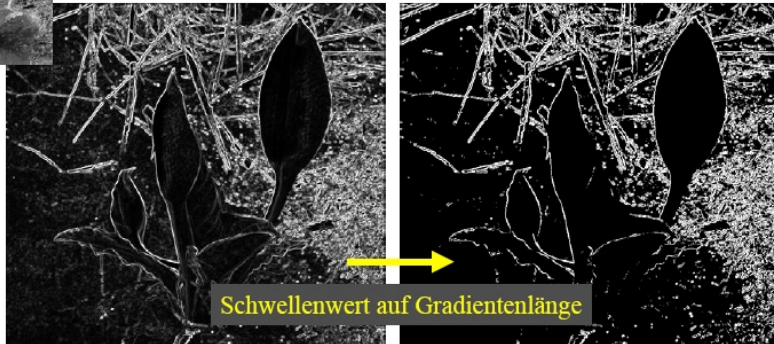
hohem Schwellenwert



Beispiel zur Detektion von Grauwertkanten



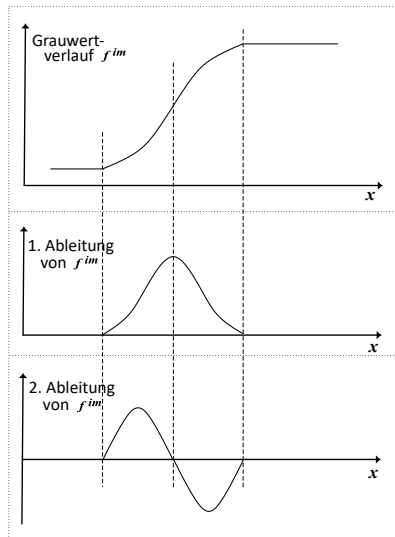
Folgen von Grauwertkanten sind nicht geschlossene Konturen von Regionen.



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Grauwertkanten durch zweite Ableitung

Aufgabe: Nulldurchgänge der zweiten Ableitung suchen. Diese erhält man einfacher als die Maxima der ersten Ableitung (siehe später).



Laplace-Operator

Summe beider zweiten partiellen Ableitungen:

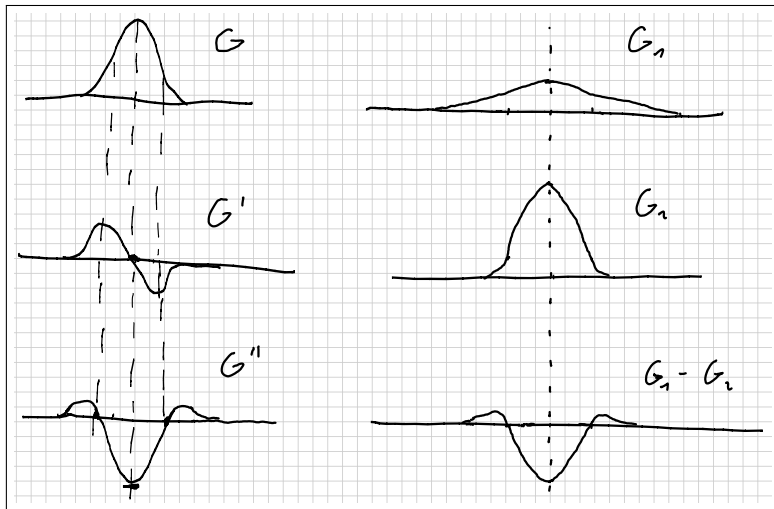
$$\nabla^2 f^{im}(x, y) := \frac{\partial^2 f^{im}(x, y)}{\partial^2 x} + \frac{\partial^2 f^{im}(x, y)}{\partial^2 y}$$

Approximation durch zweifache Differenzbildung in x -Richtung addiert mit derjenigen in y -Richtung.

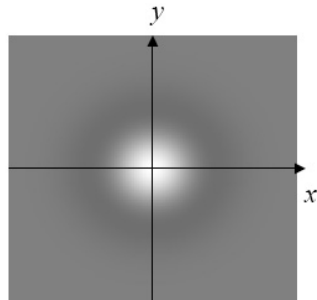
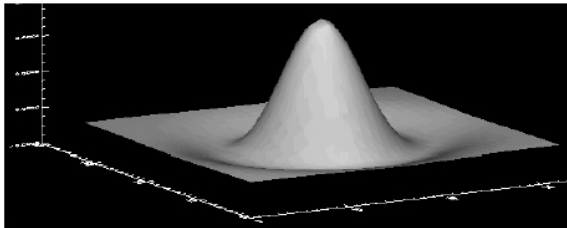
Laplace-of-Gauß-Operator (LoG)

- Mit selber Motivation wie beim Ableitungs-Operator ist auch vor Anwendung des Laplace-Operators eine Gauß-basierte Glättung des Bildes angebracht.
- Wegen Assoziativität der Faltung kann Gauß-Operator mit Laplace-Operator gefaltet werden.
- Synonyme: Laplace-of-Gauß-Operator (LoG), Marr-Hildreth-Operator oder Mexican-Hat-Operator.
- Approximation durch Differenz zweier Gauß-Operatoren (DoG) mit verschiedenen Sigmas.

LoG versus DoG



Laplace-of-Gauß-Operator (LoG)



(adaptiert aus Tönnies 2005)

LoG als Operatormuster

Beispiel für ein (3×3) Operatormuster des LoG Operators:

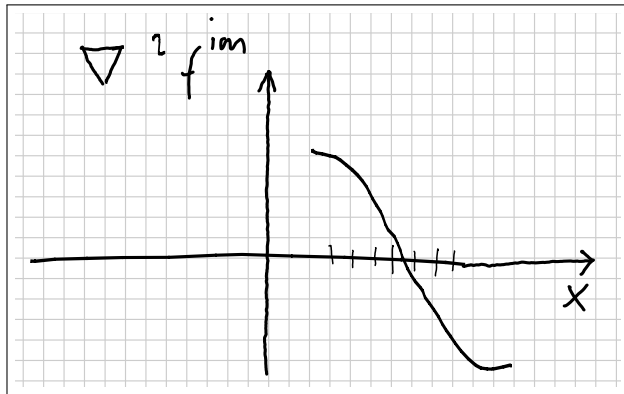
$$\mathbf{o}^{LoG} := \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}$$

Detektion von Grauwertkanten mit LoG

- 1. Variante: Falls an einem Pixel der Betrag von LoG Filterergebnis größer ist als ein Schwellenwert (d.h. Detektion von lokalen Maxima in Nachbarschaft von Nulldurchgängen).
- 2. Variante: Falls das Produkt von LoG Filterergebnis an einem Pixel mit dem LoG Filterergebnis im benachbarten Pixel kleiner ist als Null, z.B.

$$\nabla^2 f^{im}(x, y) \cdot \nabla^2 f^{im}(x + 1, y + 1) < 0$$

Detektion von Nulldurchgängen



Grauwertkanten mit Laplace oder LoG

Grauwertkanten ermittelt, basierend auf
Laplace-Operator



LoG-Operator



(adaptiert aus Tönnies 2005)

d) Selektion von relevanten Grauwertkanten

Überblick:

- Motivation zur Selektion von GWK
- Extraktion von Objekträndern
- Methode zur Ausdünnung

Motivation zur Selektion von GWK

Durch Schwellenwertbildung in Gradientenbetragsbild entsteht ein Binärbild von Grauwertkanten.

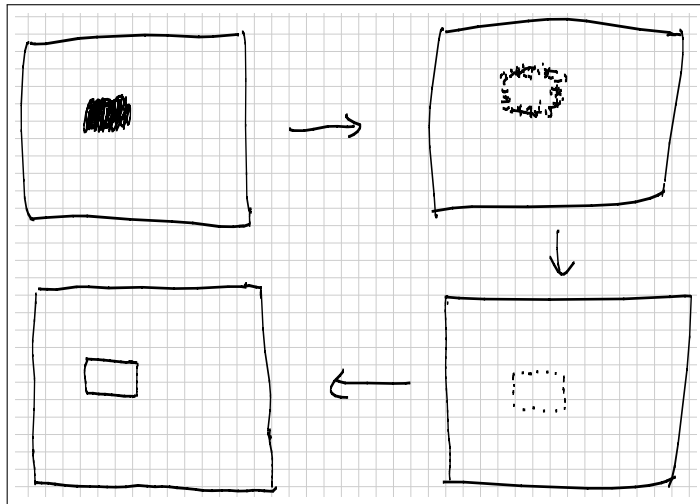
Visualisierung der Grauwertkanten-Pixel z.B. als “schwarze” Pixel.

Oft sind solche GWK-Pixel benachbart, d.h. es entstehen Gebiete/Cluster von GWK-Pixel.

Zur Selektion der relevanten Grauwertkanten muß das entstandene Binärbild “ausgedünnt” werden.

Dadurch sollen insbesondere die Ränder von Objekten exakt bestimmt werden.

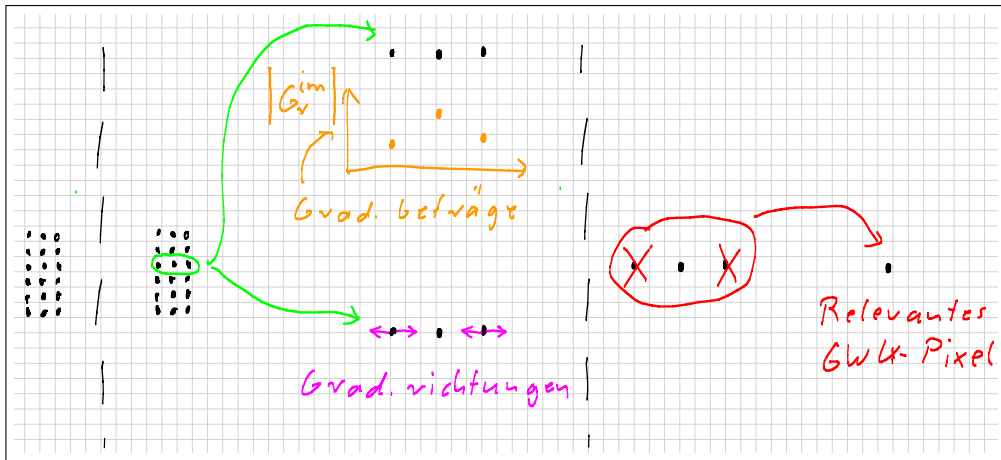
Extraktion von Objekträndern



Methode zur Ausdünnung

- Heranziehen der Gradienten, d.h. der Gradientenbeträge und -richtungen.
- In Umgebung eines GWK-Pixels, Bestimmen des lokalen Maximums im Gradientenbetragsbild unter den Umgebungspixeln in bzw. gegen Gradientenrichtung.
- Deklarieren dieses Pixels am lokalen Maximum des Gradientenbetragsbildes als “relevantes” GWK-Pixel, die sonstigen GWK-Pixel in lokaler Umgebung als irrelevant deklarieren.
- Wiederholung für alle GWK-Pixel im Bild, bis nur noch “relevante” GWK-Pixel vorhanden sind.

Methode zur Ausdünnung



3.5 Detektion/Charakterisierung von Grauwertecken

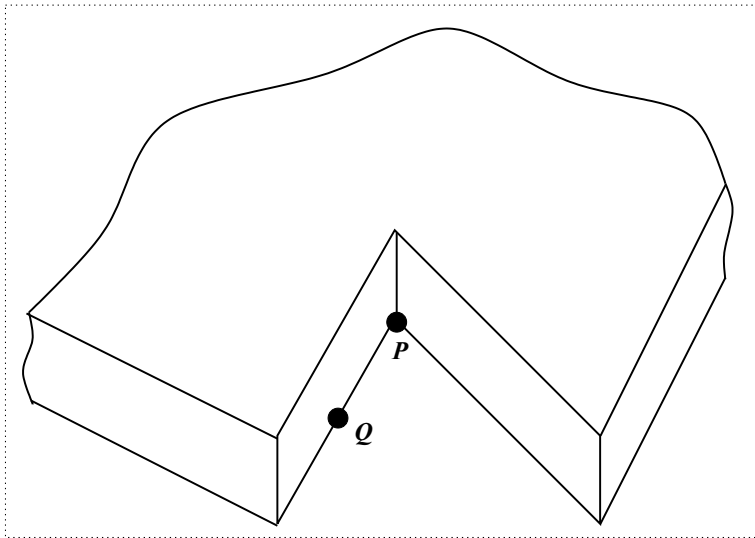
Überblick:

- Grauwertkante versus Grauwertecke
- Kontext einer Grauwertkante versus Grauwertecke
- Detektion von Grauwertecken mit SUSAN
- Bemerkungen zum SUSAN Verfahren
- Schwellenwert-abhängige Detektion von Grauwertecken
- Extraktion relevanter Ecken durch Clusterung
- Rotation-abhängige Detektion von Grauwertecken
- Charakterisierung von Grauwertecken
- Richtungsableitung
- Rotierende Richtungsableitung
- Alternative Charakterisierung von Grauwertecken

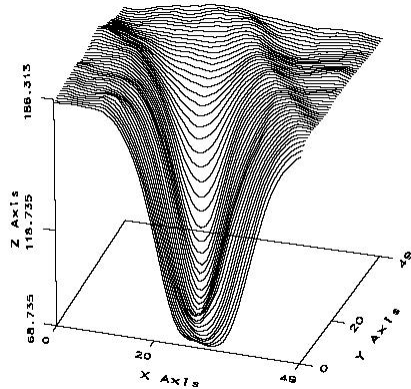
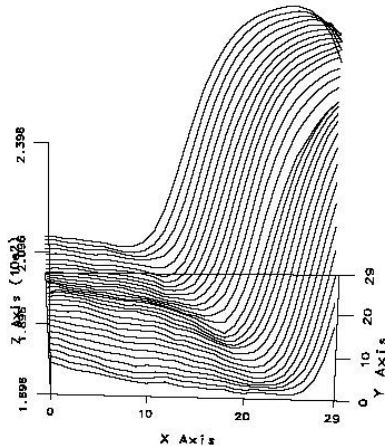
Grauwertkante versus Grauwertecke

- Grauwertkantendetektion durch Gradientenbetrag ist “isotrop” (Rotationsinvarianz).
- Aus Grauwertkantendetektion geht nicht hervor, daß an verschiedenen Punkten unterschiedliche Arten von Grauwertkanten vorliegen können.
- Bsp.: In nächster Abbildung, Grauwertkante an Q und sogenannte Grauwertecke (engl. gray-level corner) an P .
- Grauwertecken sind sehr relevant für nachfolgende Schritte der Bildanalyse.

Grauwertkante versus Grauwertecke



Kontext einer Grauwertkante versus Grauwertecke



Detektion von Grauwertecken mit SUSAN

Smallest **U**nivalue **S**egment **A**ssimilating **N**ucleus

Siehe auch Smith et al. (1997).

1. Ein Fenster wird sukzessive über das gesamte Bild geschoben. An jeder Position im Bild wird festgestellt, wieviele Bildpixel innerhalb des Fensters denselben Grauwert haben wie das mittlere Pixel.
2. Es entsteht ein neues (gefiltertes) Bild dadurch, daß die eben genannte Zahl in das Bild an der genannten Pixelposition geschrieben wird.

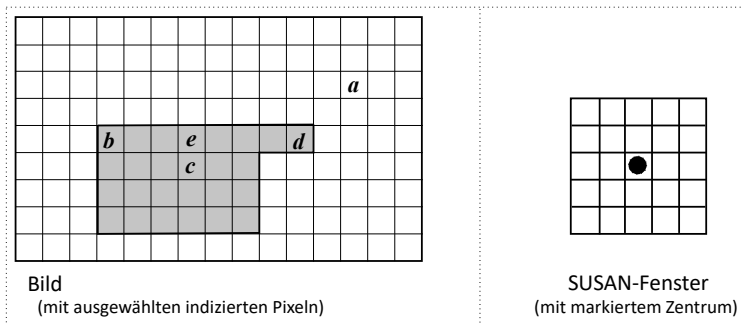
Detektion von Grauwertecken mit SUSAN

3. Binarisierung des entstehenden Bildes durch Anwenden eines Schwellenwertes, d.h. Detektieren eines Grauwertecken-Pixels falls SUSAN-Wert unterhalb des Schwellenwertes.
4. Ausdünnen des binarisierten Bildes von hypothetischen Grauwertecken-Pixeln durch Bestimmen von Lokalen Minima oder Cluster-Zentren.

Detektion von Grauwertecken mit SUSAN

Demonstration der ersten beiden Schritte:

Beispielbild mit einer Region (konstanter Grauwert) und deren Umgebung (anderer Grauwert); Beispiele von Pixelpositionen (a, b, c, d, e); Quadratisches SUSAN-Fenster der Größe (5×5).



Detektion von Grauwertecken mit SUSAN

Demonstration der ersten beiden Schritte:

Beispielhaft erhält man folgende Werte an folgenden Pixelpositionen:

$$a : 24, \quad b : 9, \quad c : 20, \quad d : 5, \quad e : 15$$

Grauwertecken erhält man an den Minima, d.h. im Beispiel an den Positionen *b* und *d*.

Dieses sind gerade die beiden Grauwertecken unter den fünf betrachteten Pixelpositionen.

Bemerkungen zum SUSAN Verfahren

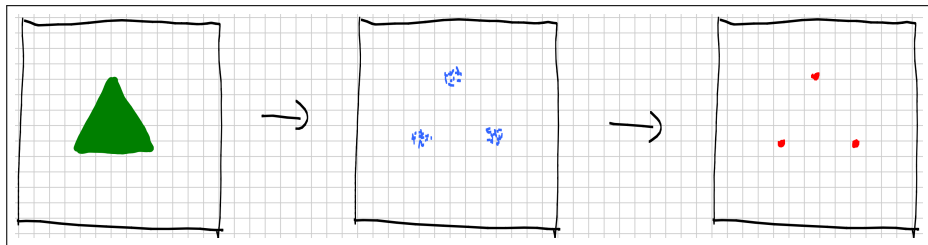
- SUSAN Verfahren realisiert eine nichtlineare Transformation.
- Schwierigkeit der Wahl des Schwellenwertes.
- Extraktion relevanter Ecken durch Clusterung.
- Um an nähernd Rotationsinvarianz zu erreichen, muß das SUSAN Fenster kreisförmig sein.
- Ein alternatives, auch sehr bekanntes, Verfahren ist die sogenannte "Harris-Ecken-Detektion".

Schwellenwert-abhängige Eckendetektion

Grauwertecken, mit SUSAN extrahiert,
hoher Schwellenwert niedriger Schwellenwert



Extraktion relevanter Ecken durch Clustering



Rotation-abhängige Detektion von Grauwertecken

Anwendung von SUSAN auf Originalbild und rotiertem Bild liefert unterschiedliche Ecken-Mengen. \Rightarrow Verfahren bei rechteckigem oder quadratischem Fenster nicht rotationsinvariant.



Charakterisierung von Grauwertecken

Beispiel für eine Charakterisierung: Richtungsableitung über den Winkelbereich von 0° bis 360° .

Richtungsableitung der Bildfunktion im Punkt \mathbf{P} , approximiert durch Grauwertdifferenz zwischen Pixel nach und vor \mathbf{P} in Ableitungsrichtung.

Es müssen Operatoren entwickelt werden, die eine Richtungsableitung durchführen.

Richtungsableitung

Operatormuster zur
Richtungsableitung,
z.B. entlang 45°

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 0 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & -1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & 0 \end{pmatrix}$$

Rotierende Richtungsableitung

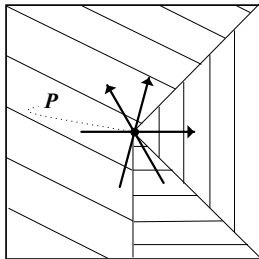
Siehe in nächster Abbildung im linken Teil ein Bildmuster mit drei Gebieten von verschiedenen Grauwerten.

Dargestellt sind beispielhaft auch drei Ableitungsrichtungen (siehe Richtung der Pfeile).

Das Ergebnis des Verlaufs aller Richtungsableitungen ist in der Abbildung im rechten Teil dargestellt.

Rotierende Richtungsableitung

Bild f^{im}



= Grauwert 255

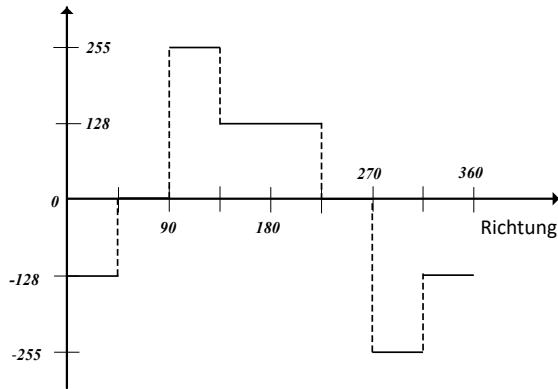


= Grauwert 128



= Grauwert 0

1. Ableitung von f^{im}



Bemerkungen zur rotierenden Richtungsableitung

- Problem bei Richtungsableitung ist Diskretisierung und Quantisierung.
- Weiteres Problem ist der große Rechenaufwand wegen Drehung und wiederholte Anwendung der Operator-Muster, z.B. in Abständen von 5° .
- Abhilfe durch Interpolation, mit sogenannten steuerbaren Operatoren (siehe auch Freeman et al. (1991).)

Alternative Charakterisierung von Grauwertecken

- Histogram of Oriented Gradients
(HOG, https://en.wikipedia.org/wiki/Histogram_of_oriented_gradients)
- Scale-Invariant Feature Transform
(SIFT, https://en.wikipedia.org/wiki/Scale-invariant_feature_transform)

Literaturhinweise zum Kapitel

- J. Canny: A computational approach to edge detection; IEEE T. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8:679-698, 1986.
- W. Freeman, E. Adelson: The design and use of steerable filters; IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 13:891-906, 1991.
- C. Harris, M. Stephens: A combined corner and edge detector; Proc. 4th Alvey Vision Conf., Manchester, pp. 147-151, 1988.
- D. Lowe: Distinctive image features from scale-invariant keypoints; Tech. Report, Computer Science Department, University of British Columbia, Vancouver, 2004.
- S. Smith, J. Brady: SUSAN - A new approach to low level image processing; International Journal of Computer Vision, 23:45-78, 1997.
- K. Tönnies: Grundlagen der Bildverarbeitung, Pearson Studium, München, 2005.

4. Bildsegmentierung

- 4.1 Vordergrund-/Hintergrund-Separierung
- 4.2 Regionenorientierte Segmentierung
- 4.3 Berandungsorientierte Segmentierung

4.1 Vordergrund-/Hintergrund-Separierung

Überblick:

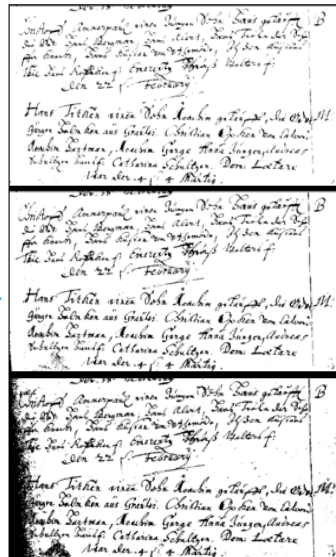
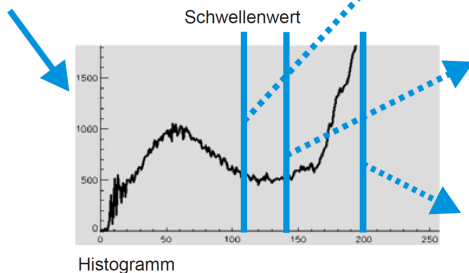
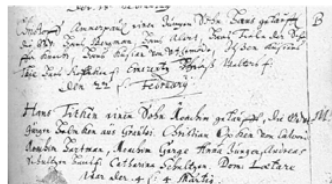
- Aufgabenstellung und Annahme
- Histogrammbasierte Binarisierung
- Problem des Shading
- Maximumsfilter für Erzeugung Shading-Bild
- Original-Bild und Shading-Bild
- Histogrammbasierte Binarisierung bei Shading
- Binarisierung mit variablen Schwellenwerten
- Beispiel zur Binarisierung mit variablen Schwellenwerten

Aufgabenstellung und Annahme

- Gesamtes Bild in zwei Mengen von Pixeln aufteilen, die zum “Vordergrund” bzw. “Hintergrund” einer Szene gehören.
- Annahme, Grauwerte von Vordergrund- und Hintergrund-Pixeln unterscheiden sich signifikant.
- Lösung durch Binarisierung mithilfe von Schwellenwerten aus Grauerthistogrammen.

Histogrammbasierte Binarisierung

Beispiel:
Altes
Schriftstück



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Histogrammbasierte Binarisierung

Verfahren:

- Annahme:
Bild hat 2 Anteile (z.B. Vordergrund und Hintergrund der Szene), deren Pixel sich durch Grauwert (o.a. Merkmal) unterscheiden.
- Schwellenwert der Grauwerte zwischen beiden Anteilen finden.
- Schwellenwert als Minimum von bimodaler Funktion des Histogramms ?
- Binarisierung, $f^{bin}(x, y) := \begin{cases} 1 & : f^{im}(x, y) \geq T \\ 0 & : \text{sonst} \end{cases}$

Problem des Shading

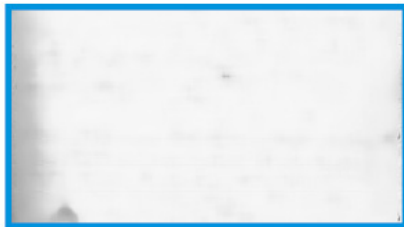
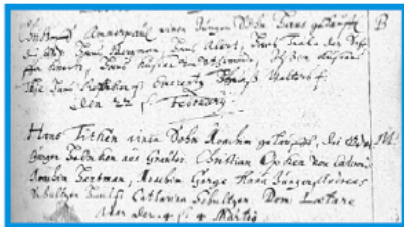
- Grauwertvariation aufgrund inhomogener Beleuchtung.
- Schwellenwert für gesamtes Bild schwierig zu finden.
- Evtl. Abhilfe durch Ermittlung Shading-Bild (durch Rangordnungsfiler) und Subtraktion.
- Evtl. Abhilfe durch Setzen variabler Schwellenwerte.

Maximumsfilter für Erzeugung Shading-Bild

Annahmen:

- In jedem Bildfenster (rechteckiger kleiner Bildausschnitt) muß mindestens 1 Pixel des Hintergrundes enthalten sein.
- In jedem Bildfenster ist der dargestellte Hintergrund stets heller als der dargestellte Vordergrund.
- \Rightarrow Rangordnungsfilter (Maximumsfilter) liefert Hintergrund-(Shading-) Bild.

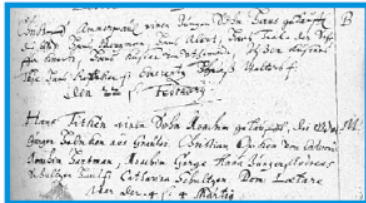
Original-Bild und Shading-Bild



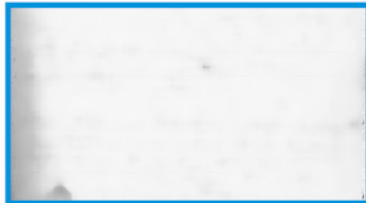
(adaptiert aus Tönnies 2005)

Histogrammbasierte Binarisierung bei Shading

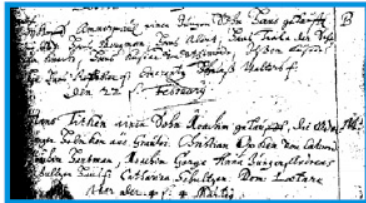
Original-
Bild



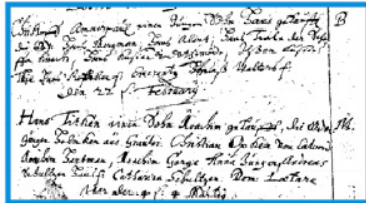
Shading-
Bild



Binarisierung via Histogramm
von Original-Bild



Binarisierung via Histogramm
von Differenzbild zwischen
Original- und Shading-Bild

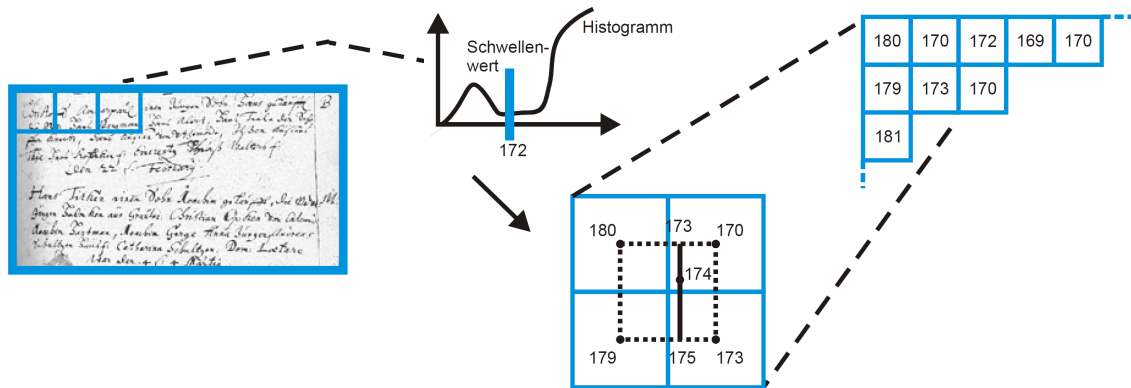


(adaptiert aus Tönnies 2005)

Binarisierung mit variablen Schwellenwerten

- Individuelle histogrammbasierte Schwellenwerte für rechteckige Bildteilgebiete (jeweils das Minimum in bimodaler Funktion bestimmen).
- Lineare Interpolation zur Bestimmung pixel-individueller Schwellenwerte $T(x, y)$.
- Binarisierung, $f^{bin}(x, y) := \begin{cases} 1 & : f^{im}(x, y) \geq T(x, y) \\ 0 & : \text{sonst} \end{cases}$

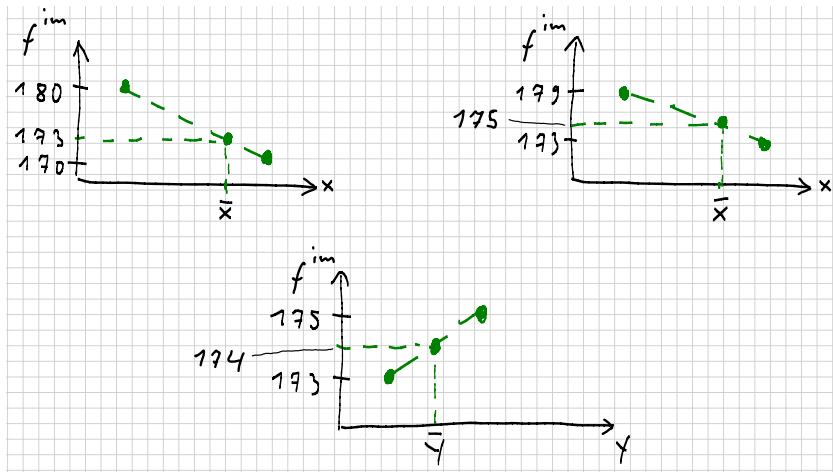
Bestimmung variabler Schwellenwerte



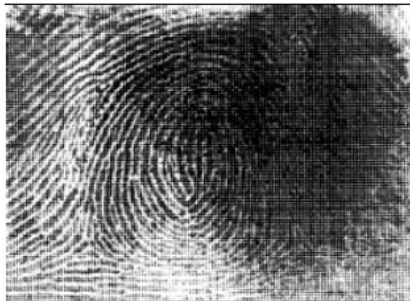
(adaptiert aus Tönnies 2005)

Bestimmung variabler Schwellenwerte

Interpolation von Schwellenwerten



Beispiel zur Binarisierung mit variablen Schwellenwerten



4.2 Regionenorientierte Segmentierung

Überblick:

- Aufgabenstellung und Annahmen
- Beispiel einer Segmentierung
- Region Growing
- Region Merging
- Relaxation Labeling
- Wasserscheiden-Transformation

Aufgabenstellung und Annahmen

- Mehrere Mengen von jeweils “zusammengehörenden” Pixeln erzeugen.
- Homogenitäten in den Grauwerten, Farbwerten, Texturwerten, Transformationswerten, etc., als Kriterium der Zusammengehörigkeit.
- Jedem Pixel einer solchen Menge kann dieselbe Bedeutung zugewiesen werden (diese Pixel bilden dann eine “semantische Einheit”).
- Bsp.: Manche Pixel gehören zur semantischen Einheit “Wald”, und andere Pixel zur semantischen Einheit “Wiese”.
- Man spricht auch von “Semantischer Segmentierung”.

Aufgabenstellung und Annahmen

- Eine Menge von “zusammengehörenden” Pixeln kann in mehrere “zusammenhängende” Gebiete (Segmente, Regionen, Zusammenhangskomponenten) von Pixeln aufgeteilt sein.
- Bsp.: Ein “zusammenhängendes” Gebiet von Pixeln, welches eine zusammenhängende Gruppe von Bäumen (lokal begrenztes Waldgebiet) darstellt.
- Jedes Pixel im Bild gehört zu genau einem Segment.
- Visualisierung des Segmentierungsergebnisses durch einheitlichen “Label” für alle Pixel eines Segments.
- Man spricht auch von “Semantischer Instanz-Segmentierung”.

Beispiel einer Segmentierung

Darstellung der Labels als Zahlen

Binärbild						Labels der Segmente					
1	1	1	0	1	1	0	0	0	1	2	2
1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
0	0	0	0	0	1	↪	1	1	1	1	3
1	1	1	1	1	1		3	3	3	3	3
1	1	1	1	1	1		3	3	3	3	3

Beispiel einer Segmentierung

Darstellung der Labels als Grauwerte



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Region Growing

Überblick:

- Region Growing im Binärbild
- Beispiel zu Binarisierung und Region Growing
- Entfernen zu kleiner Regionen
- Region Growing im Grauwertbild

Region Growing im Binärbild

Im Binärbild die Menge von Zusammenhangskomponenten (Segmente, Regionen) bestimmen, und die Segment-Pixel mit einheitlichen Labels versehen.

```
region_growing (f^{bin}):  
for (x,y) := (0,0), ... (M-1,N-1)  
  f^{seg}(x,y) := -1;  
  /* Bild der Größe M x N pixelweise  
    mit -1 initialisieren */  
label := -1;  
...
```

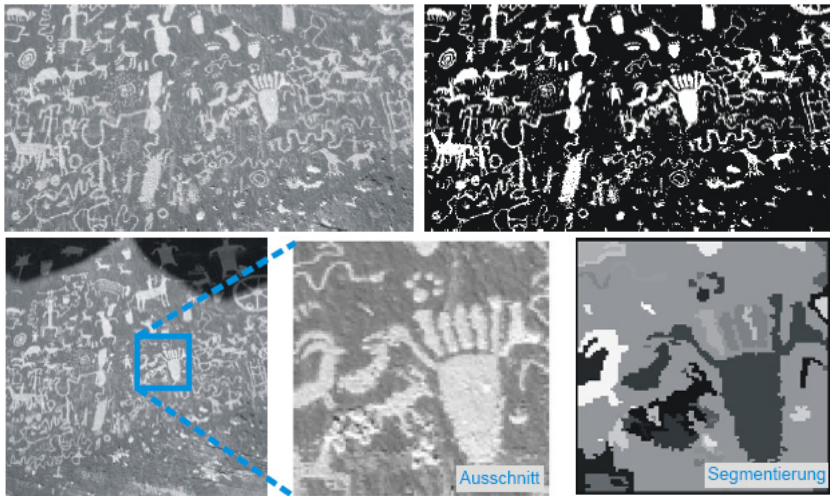
Region Growing im Binärbild

```
...  
for (x,y) := (0,0), ... (M-1,N-1)  
  if f^{seg}(x,y) == -1 then  
    label := label + 1;  
    flood_fill(x,y,label,f^{bin}(x,y));  
    /* Gehört (x,y) noch nicht zu einem  
       Segment, dann neues Label vergeben,  
       und zusammenhängendes Pixelgebiet um (x,y)  
       mit selbem Label versehen */  
return (f^{seg});  
  /* Rückgabe des segmentierten (gelabelten)  
     Bildes */  
...
```


Region Growing im Binärbild

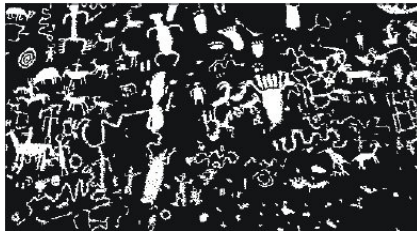
```
...  
flood_fill(x,y,label,saatwert):  
if flood_bedingung_erfüllt then  
    f^{seg}(x,y) := label;  
    flood_fill(x-1,y,label,saatwert);  
    flood_fill(x+1,y,label,saatwert);  
    flood_fill(x,y-1,label,saatwert);  
    flood_fill(x,y+1,label,saatwert);  
/* flood_bedingung_erfüllt, d.h.  
   (x,y) liegt innerhalb des Bildes  
   und f^{seg}(x,y) = -1  
   und f^{bin}(x,y) = saatwert) */
```

Beispiel zu Binarisierung und Region Growing



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Entfernen zu kleiner Regionen



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Region Growing im Grauwertbild

Verfahren ähnlich wie beim Binärbild, jedoch mit:

- Definition eines Homogenitätskriteriums, z.B. Ähnlichkeit von Grauwerten, sowie
- vorherige Bildverbesserung zur Entfernung von Quanten- und Impulsrauschen.

Region Merging

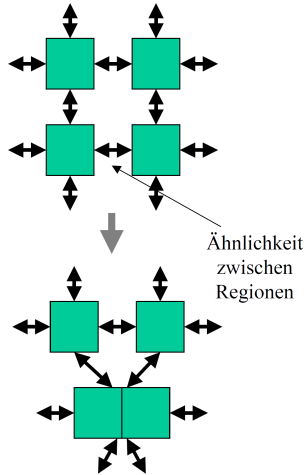
Überblick:

- Region Merging im Grauwertbild
- Definition eines Homogenitätskriteriums
- Texturmerkmale als Homogenitätskriterien
- Beispielhafte Werte von Texturmerkmalen

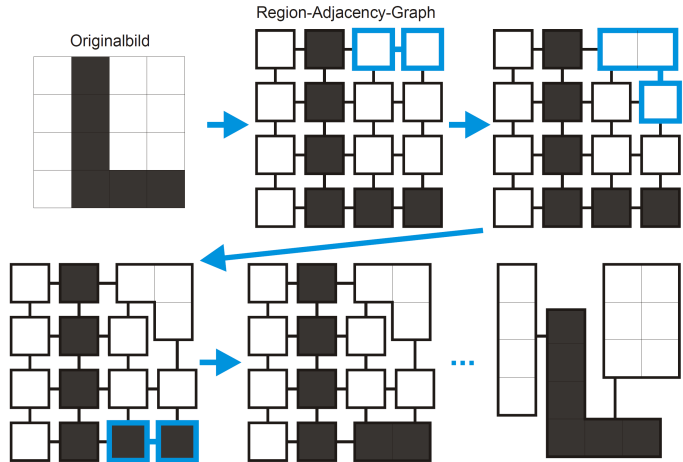
Region Merging im Grauwertbild

- Initial jedes Pixel als Region deklarieren.
- Zwei benachbarte Regionen zusammenfassen, wenn Homogenitätskriterium erfüllt, z.B. ähnliche Grauwertverteilung.
- Zwischenergebnisse in Region Adjacency Graph (RAG) speichern.
- Iteration solange Region Merging möglich.

Region Merging im Grauwertbild



(adaptiert aus Tönnies 2005)



Definition eines Homogenitätskriteriums

Wie lautet hier das Homogenitätskriterium um die gewünschte Segmentierung zu erreichen?



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Texturmerkmale als Homogenitätskriterien

- Verwenden der Grauwertübergangsmatrix $f^{co} = [f_{ij}^{co}]$.
Hier jedoch sei angenommen, dass nicht Häufigkeiten sondern Wahrscheinlichkeiten eingetragen sind.
Also die Wahrscheinlichkeit der Grauwertkombination (w_i, w_j) mit geometrischer Relation (d, ϕ) zwischen Pixeln.
- Energie: $\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} (f_{ij}^{co})^2$
- Kontrast: $\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} (w_i - w_j)^2 \cdot (f_{ij}^{co})^2$
- Entropie: $-\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} f_{ij}^{co} \cdot \log f_{ij}^{co}$

Beispielhafte Werte von Texturmerkmalen

Geometrische Relation (d, ϕ)

Beispiele:

$$d = 1, \phi = 0$$



$$d = 1, \phi = 90$$



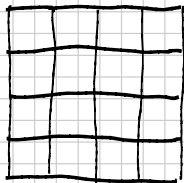
$$d = \sqrt{2}, \phi = 45$$



Beispielhafte Werte von Texturmerkmalen

Relation: $d=1$, $\phi=0$

Weißer Fläche



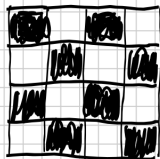
Energie = 1

Kontrast = 0

Entropie = 0

Beispielhafte Werte von Texturmerkmalen

Relation: $d=1$, $\phi=0$



Schachbrett, je Feld ein Pixel mit Grauwert 255 oder 0.

$$\text{Energie: } \left(\frac{1}{2}\right)^2 + \left(\frac{1}{2}\right)^2 = \frac{1}{2}$$

$$\text{Kontrast: } (\pm 255)^2 \cdot \left(\frac{1}{2}\right)^2 \cdot 2 \approx 32700$$

$$\text{Entropie: } \left(-\frac{1}{2} \cdot \log \frac{1}{2}\right) \cdot 2 \approx 0.3$$

Beispielhafte Werte von Texturmerkmalen

Resümee zum Vergleich der
Texturmerkmale:

Weißer Fläche und Schachbrett lassen
sich unterscheiden,

- am besten mit Kontrast-Maß,
- am zweitbesten mit Energie-Maß,
- am drittbesten mit Entropie-Maß.

Gilt in diesem Anwendungsbeispiel,
und ist keine allgemeingültige Aussage.

Relaxation Labeling

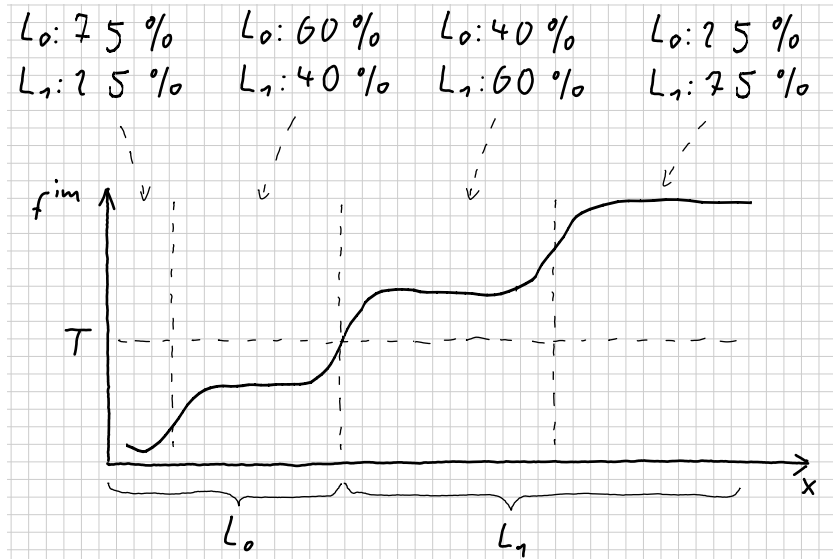
Überblick:

- Konzept des Relaxation Labeling
- Beispiel für initiale Label-Wahrscheinlichkeiten
- Initiale Label-Wahrscheinlichkeiten
- Kompatibilitäten benachbarter Pixel
- Beispiel für Kompatibilitäten benachbarter Pixel
- Unterstützung eines Pixels
- Iteration beim Relaxation Labeling

Konzept des Relaxation Labeling

- Im Segmentierungsergebnis hat jedes Pixel unterschiedliche Label-Kandidaten, jeweils mit assoziierter Wahrscheinlichkeit (WS).
- Z.B. erhält nach Vordergrund-/Hintergrund-Separierung (Binärbild) ein Pixel initial den Label "Vordergrund" mit 75% und den Label "Hintergrund" mit 25%, oder umgekehrt. Dies erfolgt z.B. anhand Vorzeichen der Distanz zwischen Schwellenwert und Grauwert.
- Eine bessere Initialisierung erfolgt z.B. anhand der Ausprägung der positiven/negativen Distanz zw. Schwellenwert und Grauwert.
- In einem anschließenden iterativen Relaxationsprozess werden die Wahrscheinlichkeiten verändert.
- Bei benachbarten Pixeln unterstützen sich "kompatible" Labels, d.h. bestimmte Label-WS erhöhen sich und andere verringern sich.

Beispiel für initiale Label-Wahrscheinlichkeiten



Initiale Label-Wahrscheinlichkeiten

- Menge $\{p_1, p_2, \dots, p_N\}$ von Pixeln des Bildes.
- Initiale Label-Wahrscheinlichkeit $P^{(0)}$ für jedes Pixel p_i und jedes Label L_k : z.B. bei Binärbild

$$P^{(0)}(p_i, L_k) := \begin{cases} 0.75 & : \text{ falls } L_k == f^{bin}(p_i) \\ 0.25 & : \text{ sonst} \end{cases}$$

mit: $k \in \{0, 1\}$ sowie $L_0 = 0, L_1 = 1$

- Im folgenden seien allgemein K Labels $\{L_0, L_1, \dots, L_{K-1}\}$ angenommen, welche einfach die Nummern $\{0, 1, \dots, K-1\}$ sein können.

Kompatibilitäten benachbarter Pixel

- Ein Pixel p_i mit Label L_k hat eine Kompatibilität r mit einem (benachbarten) Pixel p_j mit Label L_l :

$$r((p_i, L_k), (p_j, L_l))$$

- Beispiel bei Binärbildern:

$$r((p_i, L_k), (p_j, L_l)) := \begin{cases} 1 & : \text{ falls } L_k = L_l \\ 0 & : \text{ sonst} \end{cases}$$

Bei benachbarten Pixeln werden gleiche Labels unterstützt, d.h. in einer Vordergrund-Region wird für ein eingeschlossenes Hintergrund-Pixel das zugehörige Label nicht unterstützt.

Unterstützung eines Pixels

- Ausmaß der Unterstützung des Labels L_k von Pixel p_i durch ein anderes Pixel p_j in der Iteration n :

$$q_j^{(n)}(p_i, L_k) := \sum_{l=0}^{K-1} P^{(n)}(p_j, L_l) \cdot r((p_i, L_k), (p_j, L_l))$$

- Ausmaß der Unterstützung des Labels L_k von Pixel p_i durch alle anderen Pixel:

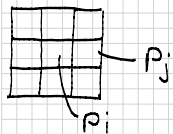
$$Q^{(n)}(p_i, L_k) := \sum_{j=1}^N c_{ij} q_j^{(n)}(p_i, L_k)$$

- Einflußbereich definiert durch c_{ij} , z.B.:

$$c_{ij} := \begin{cases} 1/8 : & \text{falls } p_j \in 8\text{-Nachbarschaft}(p_i) \\ 0 : & \text{sonst} \end{cases}$$

Beispiel für Kompatibilitäten benachbarter Pixel

$$\begin{aligned}r((p_i, 0), (p_j, 0)) &= 1, & r((p_i, 0), (p_j, 1)) &= 0, \\r((p_i, 1), (p_j, 0)) &= 0, & r((p_i, 1), (p_j, 1)) &= 1.\end{aligned}$$



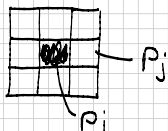
$$\begin{aligned}P^{(0)}(p_i, 0) &= 0.25, & P^{(0)}(p_j, 0) &= 0.25 \\P^{(0)}(p_i, 1) &= 0.75, & P^{(0)}(p_j, 1) &= 0.75\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}q_j^{(0)}(p_i, 1) &= P^{(0)}(p_j, 0) \cdot r((p_i, 1), (p_j, 0)) + \\&\quad P^{(0)}(p_j, 1) \cdot r((p_i, 1), (p_j, 1)) = \\&\quad 0.25 \cdot 0 + 0.75 \cdot 1 = 0.75\end{aligned}$$

$\Rightarrow p_i$ wird durch p_j stark unterstützt.

Beispiel für Kompatibilitäten benachbarter Pixel

$$\begin{aligned}v((p_i, 0), (p_j, 0)) &= 1, & v((p_i, 0), (p_j, 1)) &= 0, \\v((p_i, 1), (p_j, 0)) &= 0, & v((p_i, 1), (p_j, 1)) &= 1.\end{aligned}$$



$$\begin{aligned}P^{(0)}(p_i, 0) &= 0.75, & P^{(0)}(p_j, 0) &= 0.25 \\P^{(0)}(p_i, 1) &= 0.25, & P^{(0)}(p_j, 1) &= 0.75\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}q_j^{(0)}(p_i, 0) &= P^{(0)}(p_j, 0) \cdot v((p_i, 0), (p_j, 0)) + \\&\quad P^{(0)}(p_j, 1) \cdot v((p_i, 0), (p_j, 1)) = \\&\quad 0.25 \cdot 1 + 0.75 \cdot 0 = 0.25\end{aligned}$$

$\Rightarrow p_i$ wird durch p_j wenig unterstützt.

Iteration beim Relaxation Labeling

$$P^{(n+1)}(p_i, L_k) := \frac{P^{(n)}(p_i, L_k) (1 + Q^{(n)}(p_i, L_k))}{\sum_{l=0}^{K-1} P^{(n)}(p_i, L_l) (1 + Q^{(n)}(p_i, L_l))}$$

Iteration

0

1

20



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Kleinere Segmente verschwinden, Lücken in größeren Segmenten werden gefüllt.

Wasserscheiden-Transformation

Überblick:

- Konzept der Wasserscheiden zur Segmentierung
- Detektion Wasserscheiden durch Flutung
- Beispiele zur Wasserscheiden-Transformation
- Übersegmentierung bei Wasserscheiden-Transformation
- Detektion Wasserscheiden durch Beregnung
- Hierarchische Wasserscheiden-Transformation

Konzept der Wasserscheiden zur Segmentierung

- Wasserscheide: Menge aller Orte, die Grenzen unterschiedlicher (Wasser-) Senken sind.
- Segmentierung: Ermittle Gradientenbeträge der Grauwertstruktur und finde maximale Werte (Wasserscheiden) als Segmentgrenzen.

Konzept der Wasserscheiden zur Segmentierung

Beispiel: Originalbild und Beträge der Gradienten



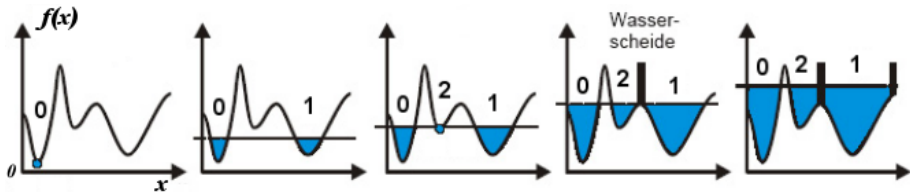
(adaptiert aus Tönnies 2005)

Konzept der Wasserscheiden zur Segmentierung

Verfahren zur Detektion von Wasserscheiden:

- Verwendung des Gradientenbetragsbildes.
 - Simulierte Flutung, d.h. Wasserstand steigt von den Senken her.
 - Oder Simulierte Beregnung, d.h. Regen fließt talwärts bis zur lokalen Senke.
 - Immer wenn zwei benachbarte Senken überlaufen und somit zusammenfließen, dann liegt an Grenze eine Wasserscheide vor.
- ⇒ Wasserscheiden-Transformation (watershed transformation, WST)

Detektion Wasserscheiden durch Flutung



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Verfahren:

- $f(x)$ sind die Gradientenbeträge der Grauwertstruktur
- Flutungshöhe h_{akt} ist zunächst Null.
- Schrittweise Erhöhung von h_{akt} .
- Jeweils feststellen, ob/welche neue/n Pixel überflutet werden.

Detektion Wasserscheiden durch Flutung

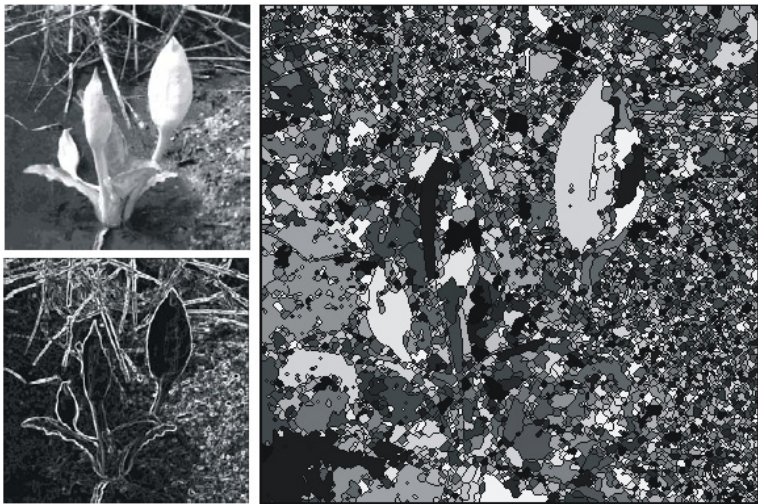
- Ein neu überflutetes Pixel (x_f, y_f) :
 - Ist *isoliert*, d.h. nicht zu anderen Pixeln mit $\|G_r^{im}(x', y')\| < h_{akt}$ benachbart; dann Kern einer neuen Senke (Segment) gefunden, neues Label geben.
 - Oder *erweitert* eine Überflutungsregion, da zu anderen Pixeln mit $\|G_r^{im}(x', y')\| < h_{akt}$ benachbart, die alle den gleichen Label haben; Pixel (x_f, y_f) erhält dasselbe Senke-Label (d.h. Segment-Label).
 - Oder ist *Wasserscheide-Pixel*, d.h. ist zu anderen Pixeln mit $\|G_r^{im}(x', y')\| < h_{akt}$ benachbart, die verschiedene Label haben; dann (x_f, y_f) als Wasserscheiden-Pixel markieren.

Beispiele zur Wasserscheiden-Transformation



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Beispiele zur Wasserscheiden-Transformation



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Übersegmentierung bei WST

- Quantenrauschen führt zu vielen kleinen Segmenten (Übersegmentierung), da jedes lokale Minimum in der Gradientenbetragsfunktion der Kern eines neuen Segmentes ist.
- Eventuelle Abhilfe durch vorangehende Bildglättung.

Detektion Wasserscheiden durch Berechnung

- Für jedes Pixel ermitteln, in welchem lokalen Minimum ein Regentropfen beim Abfließen enden würde.
- Steilster Abfluß entlang des negativen Gradienten bis zum Pixel mit Gradientenbetrag Null.
- Die Teilmenge der Pixel mit Regenabfluß in die selbe Senke erhalten den gleichen Label.

Hierarchische Wasserscheiden-Transformation

- Eventuelle Vermeidung der Übersegmentierung durch wiederholte WST, die sog. hierarchische Wasserscheiden-Transformation.
- Jedes Segment aus erster WST als sog. Makropixel definieren mit mittlerem Grauwert und Formbeschreibung des Segments.
- Für das Makropixel-Bild eine generelle Definition von Gradientenbetrag und -richtung erstellen und diese dann berechnen.
- Erneute WST, nun auf dem Makropixel-Bild.
- Wiederholung bis adäquate Segmentierung erreicht ist.

4.3 Berandungsorientierte Segmentierung

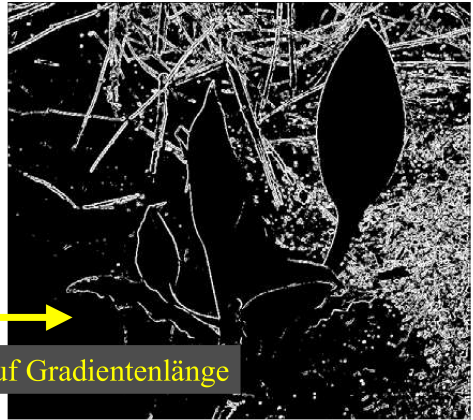
Überblick:

- Konzept der Berandungsorientierten Segmentierung
- Grauwertkanten, basierend auf Gradienten-Beträgen
- Kriterien für ein Edge Linking
- Beispiel für ein Edge Linking
- Zielfunktion für ein Edge Linking
- Dynamische Optimierung für Edge Linking
- Beispiel zur DO für Edge Linking
- Probleme beim Edge Linking Verfahren
- Globale Verfahren für Konturextraktion

Konzept der Berandungsorientierten Segmentierung

- Regionenorientierte Segmentierung ist eventuell problematisch bei Grauwertschwankungen innerhalb der Regionen.
- Eine mögliche Alternative ist eventuell die Berandungsorientierte Segmentierung.
- Direkte Ermittlung der umschließenden Konturen von Segmenten, basierend auf Detektion von Grauwertkanten.
- Selektion und Verkettung von benachbarten Grauwertkanten (Edge Linking).
- Aber es gibt oft Probleme mit Kontur-Unterbrechungen, -Verzweigungen, -Abschlüssen.

Grauwertkanten, basierend auf Gradienten-Beträgen



Schwellenwert auf Gradientenlänge

(adaptiert aus Tönnies 2005)

Kriterien für ein Edge Linking

- Stärke einer Grauwertkante: Gradienten-Betrag,

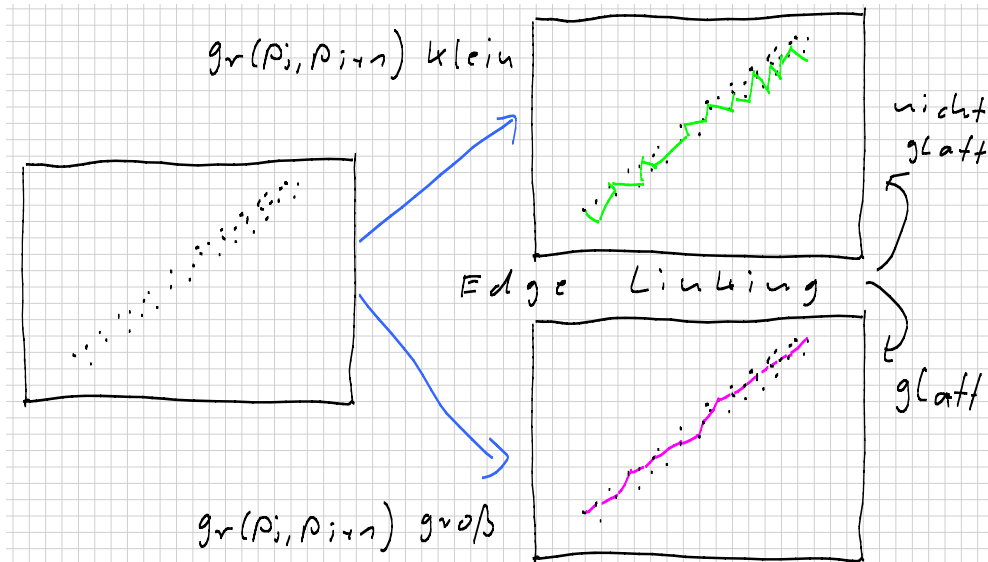
$$g_b(p_i) := \sqrt{(G_{rx}^{im}(p_i))^2 + (G_{ry}^{im}(p_i))^2}$$

- Kontinuierliche Fortsetzung der Pixel-Kette, d.h. keine oder nur kleine Krümmungen des Verlaufs. Hierbei sind die Gradienten-Richtungen sequentieller Grauwertkanten ähnlich, d.h. folgende Funktion g_r nimmt dann lokal hohe Werte an:

$$g_r(p_i, p_{i+1}) := \exp(-(\theta(p_i) - \theta(p_{i+1}))^2)$$

$$\text{mit } \theta(p) := \arctan(G_{ry}^{im}(p)/G_{rx}^{im}(p))$$

Beispiel für ein Edge Linking



Zielfunktion für ein Edge Linking

- Definition der Zielfunktion für Konturextraktion:

$$h(p_1, \dots, p_n) := \sum_{i=1}^n (g_b(p_i) + \alpha \cdot g_r(p_i, p_{i+1}))$$

- Annahme: Die Kontur soll durch eine Kette von n Punkten beschrieben werden.
- Annahme: $p_{n+1} = p_1$, d.h. gesucht ist geschlossene Kontur (Polygon) eines Objektes.
- Parameter α dient zur Gewichtung von Kontinuität der Gradienten-Richtungen versus Stärke der Grauwertkanten.

Dynamische Optimierung für Edge Linking

- Zur Optimierung der Zielfunktion werden für die Variablen p_1, \dots, p_n optimale Punkte p_1^*, \dots, p_n^* ermittelt.
- Annahme: Variablen hängen nur seriell von einander ab, d.h. Zielfunktion läßt sich additiv separieren:

$$h(p_1, \dots, p_n) := \\ h_1(p_1, p_2) + h_2(p_2, p_3) + \dots + h_n(p_n, p_{n+1})$$

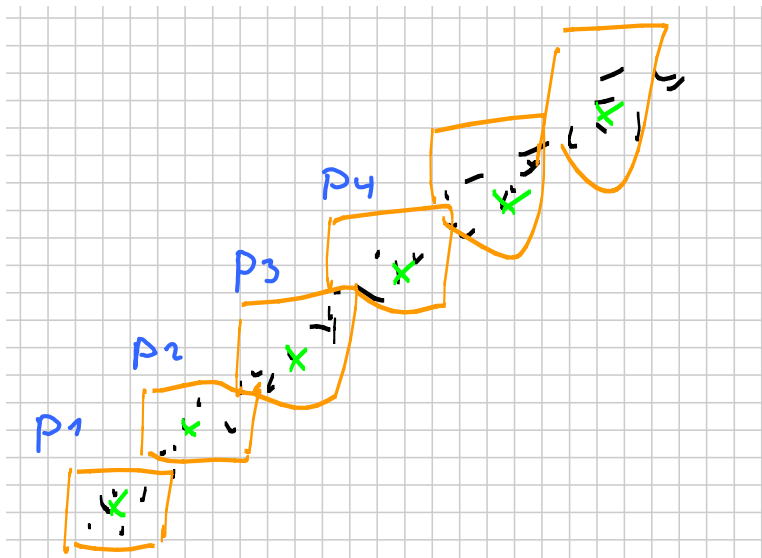
- Definition der Teile der Zielfunktion:

$$h_i(p_i, p_{i+1}) := g_b(p_i) + \alpha \cdot g_r(p_i, p_{i+1})$$

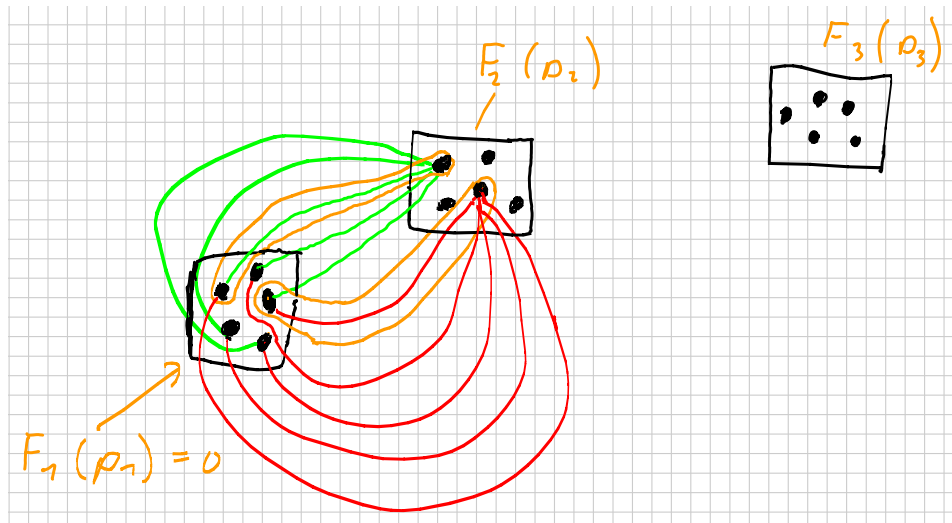
Dynamische Optimierung für Edge Linking

- Verfahren der Dynamischen Optimierung:
 - Initialisierung: $F_1(p_1) := 0$,
für alle Punkte in bestimmter Umgebung von hypothetischem Startpunkt der Kontur.
 - Iteration: von $i = 1$ bis n ,
$$F_{i+1}(p_{i+1}) := \max_{p_i} \{F_i(p_i) + h_i(p_i, p_{i+1})\}$$

Beispiel zur DO für Edge Linking



Beispiel zur DO für Edge Linking



Beispiel zur DO für Edge Linking

Effizienz schätzung, für $n=10$ Variablen,
und je Variable, $m=5$ mögliche Punkte

a) Optimierung mit Greedy-Ansatz,
alle Möglichkeiten betrachten:

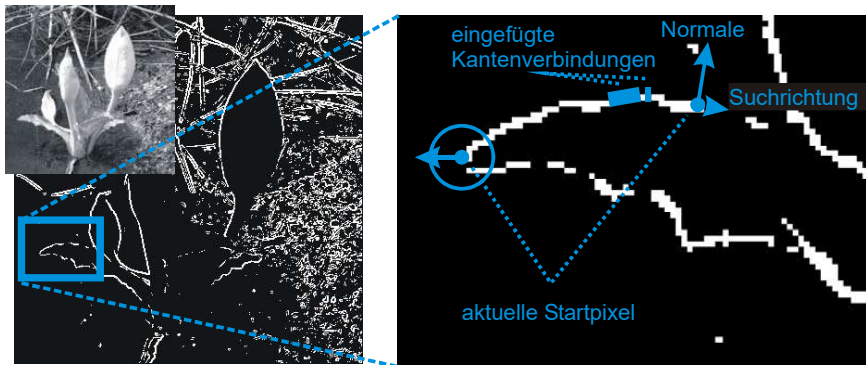
$$\underbrace{5 \times 5 \times 5 \cdots \times 5}_{10 \text{ Faktoren}} = 5^{10}, \Rightarrow \text{allg. } m^n$$

b) Optimierung mit DO:

$$\underbrace{5 \times 5 + 5 \times 5 + \cdots + 5 \times 5}_{9 \text{ Summanden}} = 9 \cdot 5^2 \Rightarrow \underbrace{\text{allg. } (n-1) \cdot m^2}_{\text{viel effizienter}}$$

Probleme beim Edge Linking Verfahren

Probleme bei relevanten, abrupten Richtungsänderungen, und bei fehlenden Grauwertkanten.



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Globale Verfahren für Konturextraktion

- Einbezug globale Gestaltprinzipien: Räumliche Nähe, Parallelität, Symmetrie, Abgeschlossenheit.
- Verfahren basierend auf Hough-Transformation für analytische Formen (Gerade Linien, Polyeder, kurvige Gebilde), sowie für Freiform-Gebilde.
- Zusätzlich Einbezug von experimentell ermittelten Eigenschaften der Bildentstehung (z.B. Abweichungsgrad von Parallelität).

Literaturhinweise zum Kapitel

- K. Tönnies: Grundlagen der Bildverarbeitung, Pearson Studium, München, 2005.

5. Morphologische Operationen

5.1 Grundlagen morphologischer Operationen

5.2 Dilatation und Erosion

5.3 Anwendungen von Dilatation, Erosion

5.4 Opening und Closing

5.5 Hit-or-Miss

5.6 Anwendungen von Hit-or-Miss

5.1 Grundlagen morphologischer Operationen

Überblick:

- Aufgabenstellung
- Annahmen, Prinzip
- Strukturelement
- Beispiele für Strukturelemente

Aufgabenstellung

- Morphologisch, d.h. die äußere Gestalt betreffend.
- Morphologische Operationen verändern die Gestalt/Form von Bildsegmenten.
- Prozesse der Segmentverschmelzung, Segmentteilung, Lückenfüllung, Form-/Konturglättung, Segmentdetektion, etc.
- Ziel ist die Vereinfachung der nachgeschalteten Prozesse des Bildverstehens.

Annahmen, Prinzip

- Binarisierung: Separierung in Hintergrund- (0) und Vordergrund-Pixel (1).
- Man erzeugt aus der Menge M_{Se} der Pixel des Segments Se und der Menge M_{St} der Pixel eines "Strukturelements" St ein neues Segment.
- Operationen Schnitt \cap , Vereinigung \cup , bzw. zugehörige Boole'sche Operationen \wedge , \vee .
- Bildhafte Speicherung der Operationsergebnisse bei allen möglichen Verschiebungen des Strukturelements.

Strukturelement

- Strukturelement entspricht einem Fenster einer bestimmten Form, z.B. Rechteck, Dreieck, Kreis, etc.
- Vergleichbar auch mit dem SUSAN-Fenster, welches idealerweise ein Kreis ist.
- “Ankerpunkt” als Ursprung des Strukturelements; beliebiger Punkt, z.B. in der Mitte.
- Für eine gezielte Formänderung der Segmente ist eine bestimmte Form des Strukturelements nötig.

Beispiele für Strukturelemente

Beispiel für quadratisches Strukturelement mit Ankerpunkt in Mitte,
zusammen mit Koordinaten:

$$St_1 := \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & \boxed{1} & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad M_{St_1} := \{(-1, -1), (0, -1), (1, -1), \\ (-1, 0), (0, 0), (1, 0), \\ (-1, 1), (0, 1), (1, 1)\}$$

Beispiele für Strukturelemente

Beispiel für dreieckiges Strukturelement mit Ankerpunkt in der Mitte, zusammen mit Koordinaten:

$$St_2 := \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & \boxed{1} & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad M_{St_2} := \{(-1, -1), (0, -1), (1, -1), \\ (0, 0), (1, 0), (1, 1)\}$$

Beispiele für Strukturelemente

Beispiel für quadratisches Strukturelement mit Ankerpunkt rechts, zusammen mit Koordinaten:

$$St_3 := \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & \boxed{1} \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad M_{St_3} := \{(-2, -1), (-1, -1), (0, -1), \\ (-2, 0), (-1, 0), (0, 0), \\ (-2, 1), (-1, 1), (0, 1)\}$$

5.2 Dilatation und Erosion

Überblick:

- Definition der Dilatation
- Beispiele für Dilatationen
- Definition der Erosion
- Beispiel für Erosion
- Beispiel für Dilatation und Erosion
- Eigenschaften von Dilatation und Erosion
- Dilatation und Erosion bei Grauwertbildern

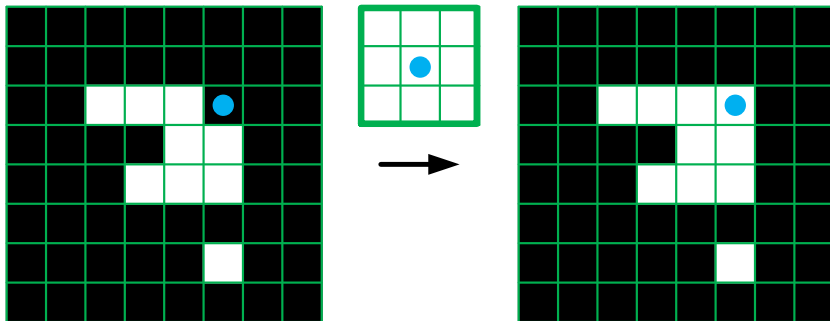
Definition der Dilatation

- Ziel: Segmente vergrößern oder verbinden, Segmentlöcher füllen.
- Im neuen Bild $f^{bin'}$ wird Pixelwert an Position (x, y) auf 1 gesetzt, wenn mindestens eines der durch M_{St} überdeckten Pixel von f^{bin} den Wert 1 hat, dabei liegt Position (x, y) unter dem Ankerpunkt des Strukturelements.

$$f^{bin'}(x, y) := \bigvee_{(x_k, y_k) \in M_{St}} f^{bin}(x + x_k, y + y_k)$$

- Kurzform: $f^{bin'} := f^{bin} \oplus St$

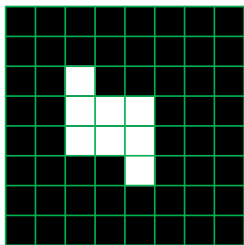
Beispiele für Dilatationen



(adaptiert aus Tönnies 2005)

Beispiele für Dilatationen

Dilatation mit quadrat. Strukturelement mit Ankerpunkt Mitte/Rechts.

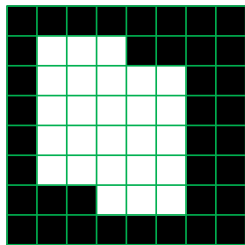


f^{bin}

(adaptiert aus Tönnies 2005)



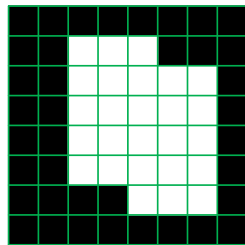
St_1



$f^{bin} \oplus St_1$



St_3



$f^{bin} \oplus St_3$

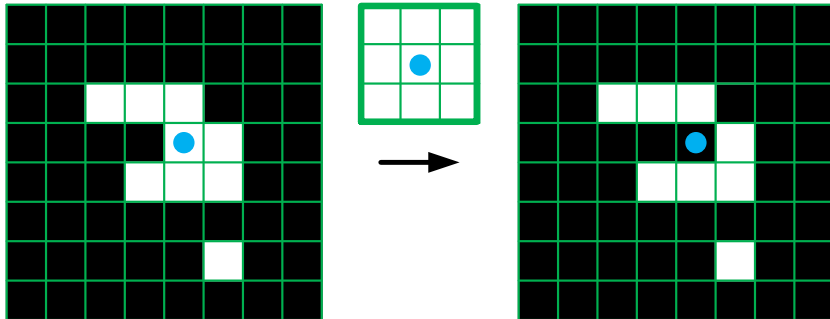
Definition der Erosion

- Ziel: Segmente verkleinern/zerlegen, Details entfernen.
- Im neuen Bild $f^{bin'}$ wird Pixelwert an Position (x, y) auf 1 gesetzt, wenn alle der durch M_{St} überdeckten Pixel von f^{bin} den Wert 1 haben (bzw. auf 0 gesetzt, wenn mindestens eines der durch M_{St} überdeckten Pixel von f^{bin} den Wert 0 hat), dabei liegt Position (x, y) unter dem Ankerpunkt des Strukturelements.

$$f^{bin'}(x, y) := \bigwedge_{(x_k, y_k) \in M_{St}} f^{bin}(x + x_k, y + y_k)$$

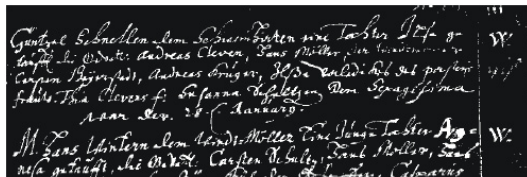
- Kurzform: $f^{bin'} := f^{bin} \ominus St$

Beispiel für Erosion



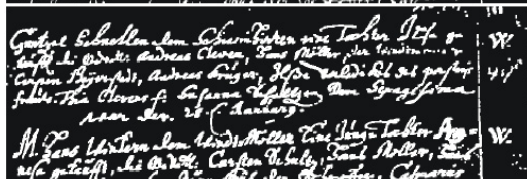
(adaptiert aus Tönnies 2005)

Beispiel für Dilatation und Erosion



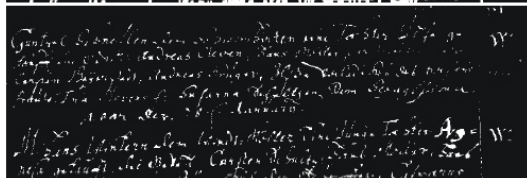
Original handwritten text image showing two paragraphs of cursive script. The text is somewhat blurry and has some noise.

Originalbild



Dilated handwritten text image. The text is more legible than the original, with some noise removed.

Dilatation



Eroded handwritten text image. The text is very legible, with most noise removed, but some characters are slightly blurred.

Erosion

(adaptiert aus
Tönnies 2005)

Eigenschaften von Dilatation und Erosion

- Verschiebungsinvarianz bei Dilatation/Erosion: ja
Ergebnis der morphologischen Operation unabhängig von Koordinaten.

- Assoziativität bei Dilatation: ja

$$(f^{bin} \oplus St_1) \oplus St_2 = f^{bin} \oplus (St_1 \oplus St_2)$$

- Assoziativität bei Erosion: nein

$$(f^{bin} \ominus St_1) \ominus St_2 \neq f^{bin} \ominus (St_1 \ominus St_2)$$

Eigenschaften von Dilatation und Erosion

- Kommutativität bei Dilatation: ja

$$\begin{aligned}(f^{bin} \oplus St_1) \oplus St_2 &= f^{bin} \oplus (St_1 \oplus St_2) = \\ f^{bin} \oplus (St_2 \oplus St_1) &= (f^{bin} \oplus St_2) \oplus St_1\end{aligned}$$

- Kommutativität bei Erosion: ja

$$\begin{aligned}(f^{bin} \ominus St_1) \ominus St_2 &= f^{bin} \ominus (St_1 \oplus St_2) = \\ f^{bin} \ominus (St_2 \oplus St_1) &= (f^{bin} \ominus St_2) \ominus St_1\end{aligned}$$

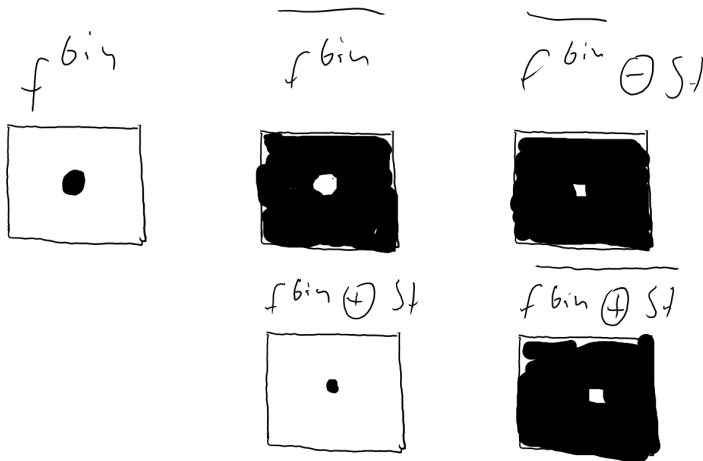
- Dualität:

$$\overline{f^{bin} \ominus St} = \overline{f^{bin} \oplus St}, \quad \overline{f^{bin} \oplus St} = \overline{f^{bin} \ominus St}$$

Hinweis: $\overline{f^{bin}}$ ist pixelweise Invertierung von f^{bin} .

Eigenschaften von Dilatation und Erosion

Beispiel zur Dualität

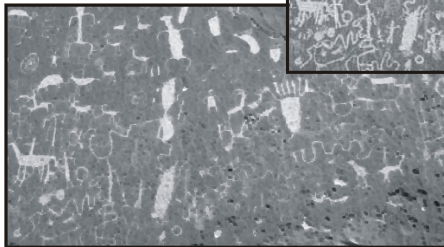


Dilatation und Erosion bei Grauwertbildern

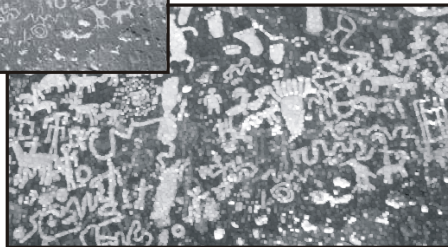
$$D.: f^{im'}(x, y) := \max_{(x_k, y_k) \in M_{St}} \{f^{im}(x + x_k, y + y_k)\}$$

$$E.: f^{im'}(x, y) := \min_{(x_k, y_k) \in M_{St}} \{f^{im}(x + x_k, y + y_k)\}$$

Erosion



Dilatation



(adaptiert aus
Tönnies 2005)

5.3 Anwendungen von Dilatation, Erosion

Überblick:

- Beseitigung Druckfehler
- Hintergrund-/Vordergrund-Unterdrückung
- Extraktion von Segmenträndern
- Distanztransformation
- Morphing

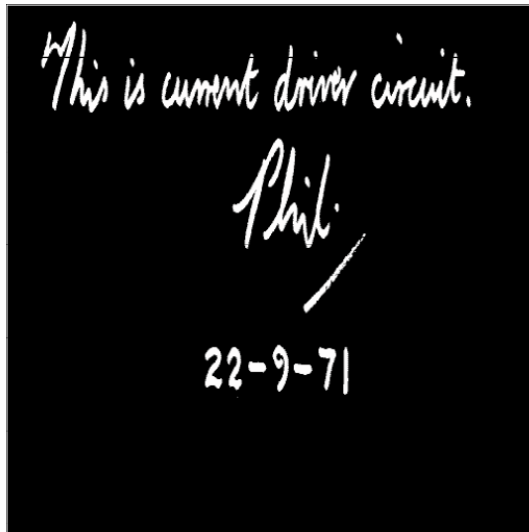
Beseitigung Druckfehler



Ungestörtes
Binärbild

(adaptiert aus
Tönnies 2005)

Beseitigung Druckfehler



Streifenauslöschung

Strukturelement
zum Schließen
des Streifens,
vergrößerte
Darstellung



(adaptiert aus
Tönnies 2005)

Beseitigung Druckfehler



Ergebnis nach Dilation: Streifen ist geschlossen

(adaptiert aus
Tönnies 2005)

Beseitigung Druckfehler



Ergebnis nach
nachfolgender Ero-
sion mit selbem
Strukturelement:
Schriftzüge haben
ihre Ursprungs-
stärke

(adaptiert aus
Tönnies 2005)

Hintergrund-/Vordergrund-Unterdrückung

(adaptiert aus
Tönnies 2005)

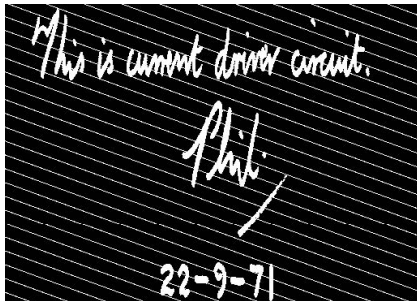


Bild 1: Original

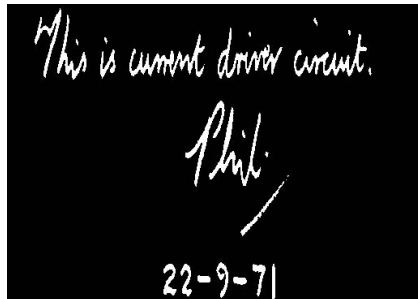


Bild2: Erosion von Bild1

Hintergrund-/Vordergrund-Unterdrückung

(adaptiert aus
Tönnies 2005)

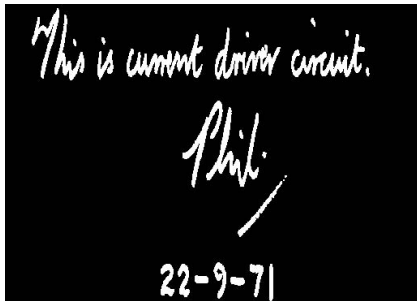


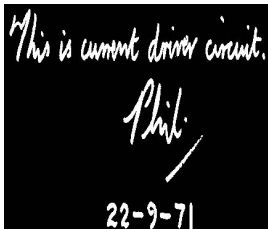
Bild3: Dilatation von Bild2



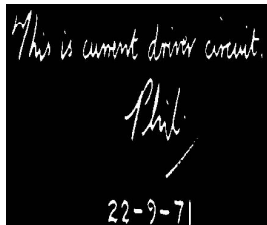
Bild4: Bild1 - Bild3

Extraktion von Segmenträndern

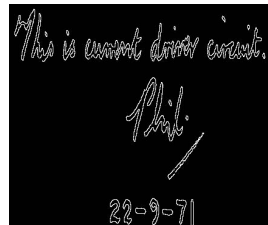
(adaptiert aus
Tönnies 2005)



Originalbild
 f^{bin}



Erosion von
 f^{bin}

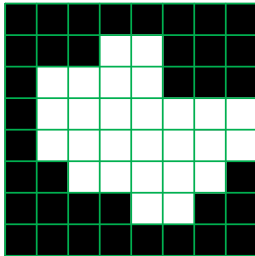


Differenz $\partial f^{bin} :=$
 $f^{bin} - (f^{bin} \ominus St)$

Distanztransformation

- Resultat der Operation $\partial f_0^{bin} := f^{bin} - (f^{bin} \ominus St)$:
Liefert Pixelmenge mit Distanz 0 vom Segmentrand.
- Gleiche Operation auf die um den Rand verkleinerten Bildsegmente nochmals anwenden,
 $\partial f_1^{bin} := (f^{bin} \ominus St) - ((f^{bin} \ominus St) \ominus St)$:
Liefert Pixelmenge mit Distanz 1 vom Segmentrand.
- Fortgesetzte Detektion von immer weiter vom Segmentrand entfernten Pixeln und Zuweisung der Distanzwerte zu den Pixeln.

Distanztransformation



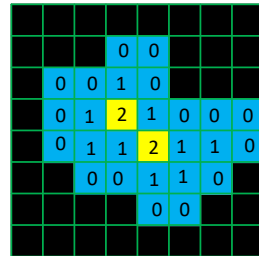
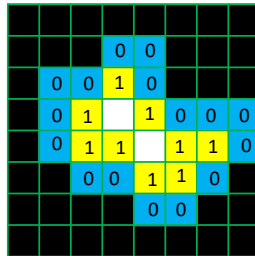
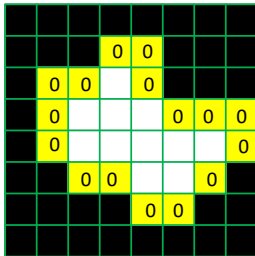
Originalbild mit weißer Region

1

Randpixel nach einer Erosion, und
Abstand zum Rand der Originalregion



Bereits erodierter Anteil der Region



(adaptiert aus
Tönnies 2005)

Distanztransformation

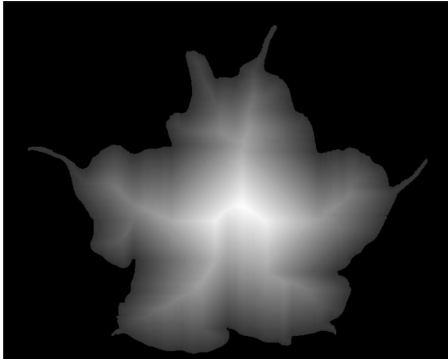
- Mit Dilatation und Differenzbildung auch negative Distanzen außerhalb des Segments bestimmbar.
- Diese sog. Distanztransformation von Binärbild f^{bin} liefert ein neues Bild f^{dis} mit ganzzahligen Distanzwerten an den Pixeln, nämlich positive Distanzen innerhalb eines Segments und negative Distanzen außerhalb eines Segments zum Segmentrand.
- Darstellung der ganzzahligen Distanzwerte durch positive Grauwerte, d.h. Abbildung auf die Grauwerte $\{0, \dots, 255\}$ und hierbei Repräsentation von Distanz 0 durch Grauwert 128 sowie Skalierung der Distanzen auf den Grauwertebereich.

Distanztransformation



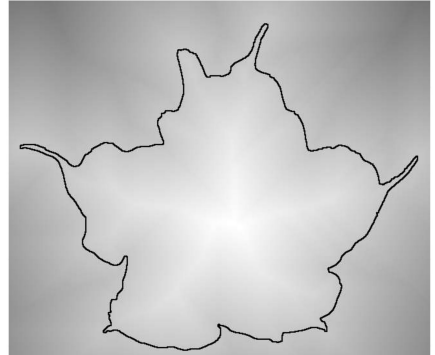
Binärbild

**Positive
Distanztransformation**



(adaptiert aus
Tönnies 2005)

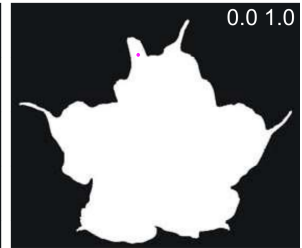
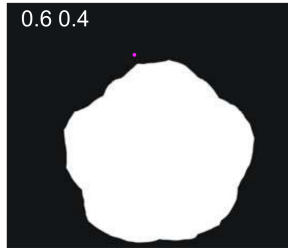
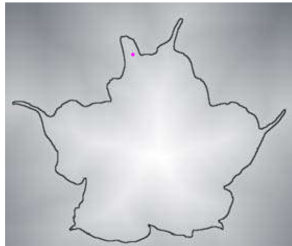
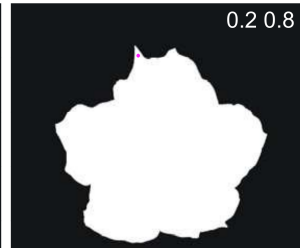
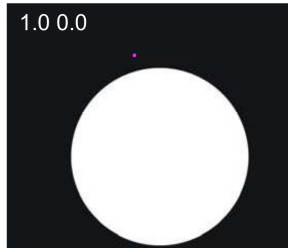
**Vorzeichenbehaftete
Distanztransformation**



Morphing

- Vorzeichenbehaftete Distanztransformation auf Binärbilder f^{bin_A} und f^{bin_B} anwenden; dadurch erhält man f^{dis_A} und f^{dis_B} .
- Für $i = 0, \dots, L$, Distanzbilder f^{dis_i} aus f^{dis_A} und f^{dis_B} interpolieren:
$$f^{dis_i} := \frac{L-i}{L} \cdot f^{dis_A} + \frac{i}{L} \cdot f^{dis_B}$$
- Binarisierung von Distanzbild f^{dis_i} mit Schwellenwert 0 liefert Segmente in Zwischenstufe i , zu denen die Pixel mit positiven Distanzwerten gehören.

Morphing



(adaptiert aus
Tönnies 2005)

5.4 Opening und Closing

Überblick:

- Definition von Opening
- Spiegelung eines Strukturelements
- Definition von Closing
- Beispiele für Opening und Closing

Definition von Opening

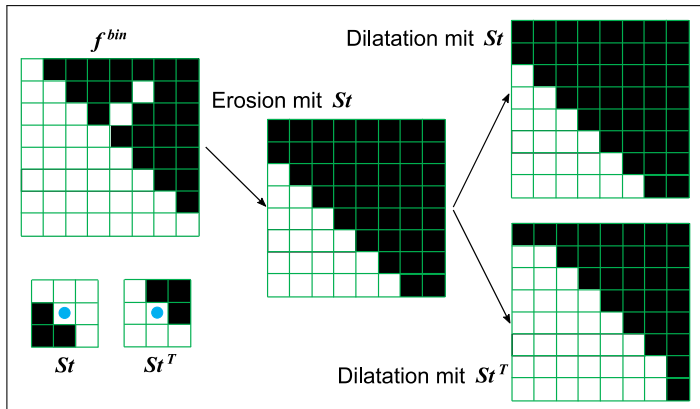
- Erosion mit Strukturelement St gefolgt von einer Dilatation mit Strukturelement St (oder evtl. mit dem um Ankerpunkt gespiegelten Strukturelement St^T):

$$f^{bin} \circ St := (f^{bin} \ominus St) \oplus St^T$$

- Erosion entfernt Teilstrukturen, die kleiner als Strukturelement St sind.
- Dilatation stellt grobe ursprüngliche Segmentgröße wieder her, mit Ausnahme kleinerer, vollständig entfernter Teilstrukturen.
- Die Hintergrund-Unterdrückung im Schriftbild (siehe Folien 25 und 26) erfolgte durch ein Opening.

Spiegelung eines Strukturelements

Beispiel: 2 Varianten von Opening, Dilatation mit selbem Strukturelement wie bei Erosion oder gespiegelt. Letztere Variante ist hier besser, da Rauschen beseitigt und Originalgröße des Segments erhalten bleibt.



Bem.: Vordergrundpixel und zum Strukturelement gehörende Pixel sind weiß.

Definition von Closing

- Dilatation mit Strukturelement St gefolgt von einer Erosion mit Strukturelement St (oder evtl. mit dem um Ankerpunkt gespiegelten Strukturelement St^T):

$$f^{bin} \bullet St := (f^{bin} \oplus St) \ominus St^T$$

- Dilatation vergrößert Segmente und schließt Löcher, die kleiner als Strukturelement St sind.
- Erosion stellt grobe ursprüngliche Segmentgröße wieder her.
- Die Beseitigung des Druckfehlers im Schriftbild (siehe Folien 22 bis 24) erfolgte durch ein Closing.

Beispiele für Opening und Closing

(adaptiert aus
Tönnies 2005)



Originalbild



Opening



Closing

5.5 Hit-or-Miss

Überblick:

- Beispiel eines Hit-or-Miss Ergebnisses
- Prinzip von Hit-or-Miss
- Beispielhafter Ablauf von Hit-or-Miss
- Definition von Hit-or-Miss
- Notation Hit-or-Miss Strukturelemente

Beispiel eines Hit-or-Miss Ergebnisses

Detektion von Kreisen bestimmter Größen



(adaptiert aus
Tönnies 2005)



Kreise mit Radius von 6 Pixel



Kreise mit Radius 6-7 Pixel

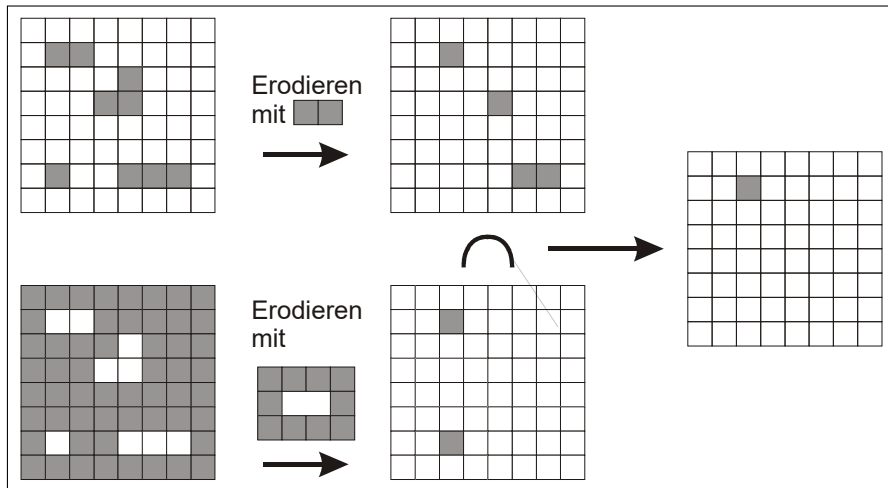
Prinzip von Hit-or-Miss

- Detektion/Lokalisierung von Segmenten bestimmter Form (und Größe).
- Hit-Schritt: Detektion von Orten im Bild, an denen eine bestimmte Segmentform vorliegen könnte.
- Miss-Schritt: Detektion von Orten im Bild, an denen diese Segmentform nicht vorliegen kann, weil der “Hintergrund nicht paßt”.
- Zusammenführen der Ergebnisse ergibt Orte im Bild, an denen die Segmentform vorliegt.

Beispielhafter Ablauf von Hit-or-Miss

Beispiel: Detektion von horizontalen Linien mit Länge von zwei Pixeln

Bem.: Vorder-
grundpixel und
zum Strukturele-
ment gehörende
Pixel sind grau.



(adaptiert aus
Tönnies 2005)

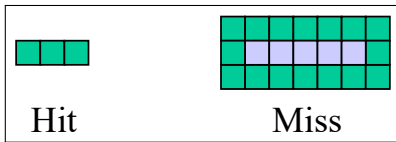
Definition von Hit-or-Miss

- $f^{bin} \blacksquare (St_1, St_2) := (f^{bin} \ominus St_1) \cap (\overline{f^{bin}} \ominus St_2)$
- Strukturelemente St_1 für Hit und St_2 für Miss.
- Es gilt: $M_{St_1} \cap M_{St_2} = \emptyset$
- Deshalb können beide Strukturelemente zusammen in eine kompakte Notation gebracht werden.

Notation Hit-or-Miss Strukturelemente

Beispiel: Strukturelemente zur Extraktion von horizontalen Linien der Länge 3, 4, oder 5 Pixel.

(adaptiert aus
Tönnies 2005)



Zusammenfassung
beider Strukturelemente:

$$St := \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & x & 1 & 1 & 1 & x & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

“1”: Pixel gesetzt in St_1 ; “0”: Pixel gesetzt in St_2 ;

“ x ”: Pixel weder in St_1 noch in St_2 gesetzt.

5.6 Anwendungen von Hit-or-Miss

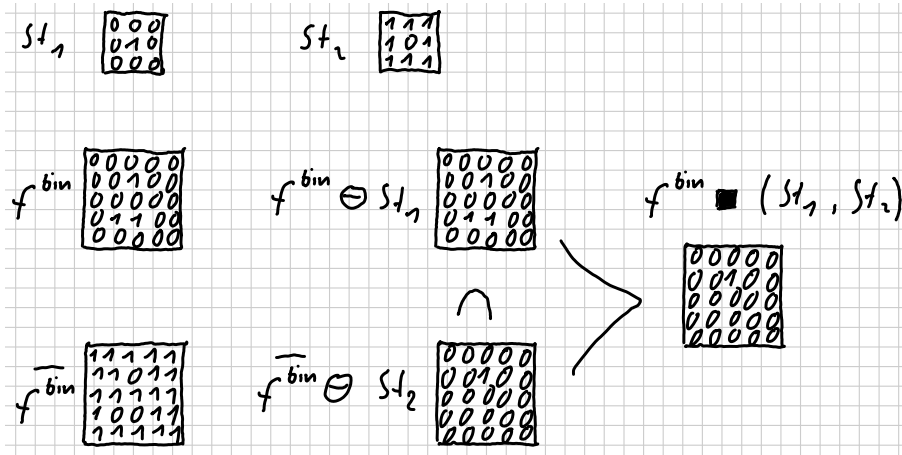
Überblick:

- Detektion markanter Punkte
- Detektion von Konturpunkten
- Objektklassifikation anhand skelettierter Segmente
- Skelettierung von Segmenten

Detektion markanter Punkte

Detektion von Impulsen (d.h. Impulsrauschen):

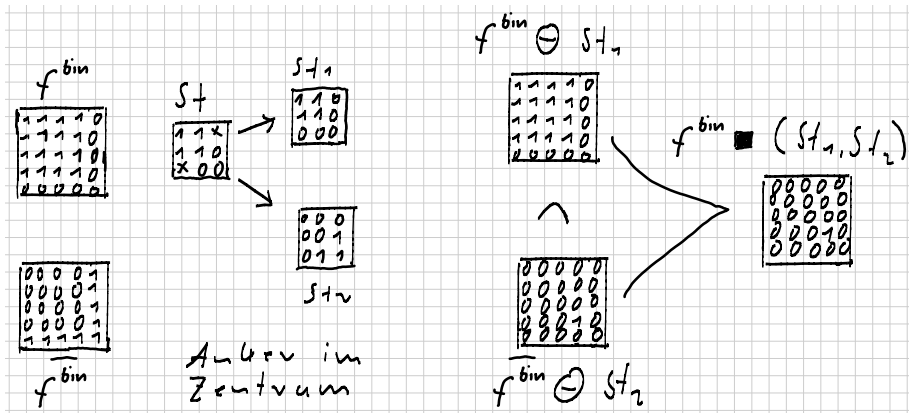
$$St := \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$



Detektion markanter Punkte

Detektion von Segmentecken (z.B. "Rechts-Unten"):

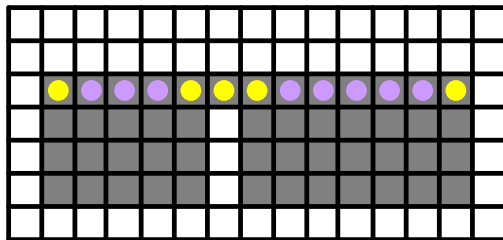
$$St := \begin{pmatrix} 1 & 1 & x \\ 1 & 1 & 0 \\ x & 0 & 0 \end{pmatrix}$$



Detektion von Konturpunkten

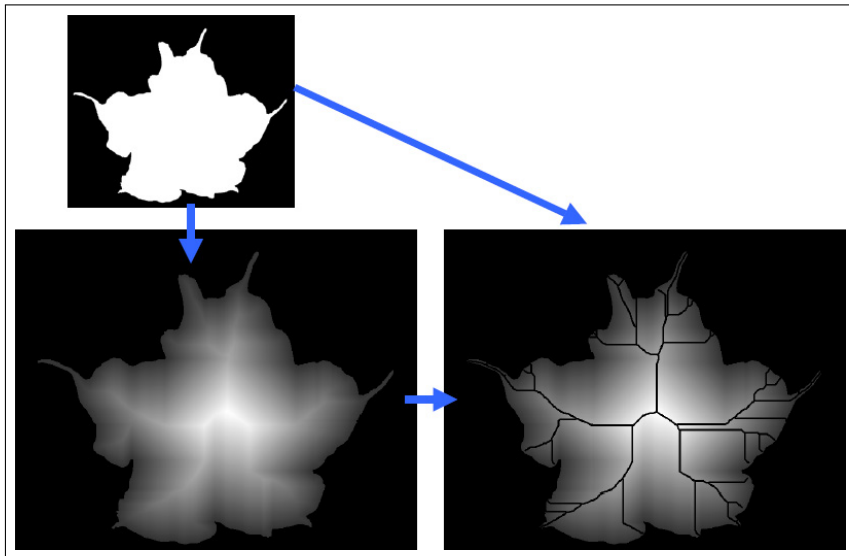
Bsp.: Detektion der oberen Konturpunkte eines Segments

$$St := \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ x & 1 & x \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$



Detektiert werden nur “echte” obere Konturpunkte (blau), die anderen Punkte (gelb) sind “Eckpunkte” oder “halten das Segment zusammen”.

Objektklassifikation anhand skelettierter Segmente



(adaptiert aus
Tönnies 2005)

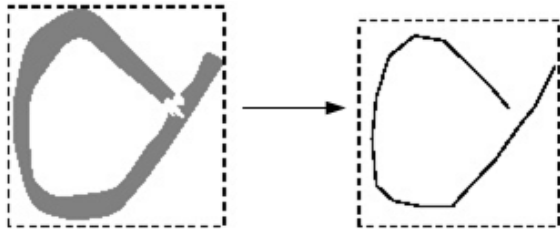
Objektklassifikation anhand skelettierter Segmente

Flexible Objekte sind schwer modellierbar und darum schwer aus dem Bild zu extrahieren. Bsp.: Lokalisation eines Kabels in Elektroschrott.

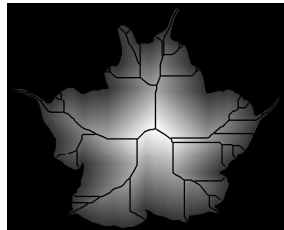


Objektklassifikation anhand skelettierter Segmente

Charakteristische Skelette von Segmenten



Intrinsische 1D-Form, z.B. Kabel



Intrinsische 2D-Form

Skelettierung von Segmenten

- Mehrere Hit-or-Miss Operatoren definieren, um Konturpunkte des Segments aus verschiedenen Orientierungen zu detektieren und dann zu entfernen, ohne die Grundform zu zerstören (d.h. das Segment darf nicht zerlegt werden).
- Vereinigte Anwendung der HM-Operatoren und anschließende Differenzbildung zwischen Originalbild und Bild mit detektierten Konturpunkten führt zu sogenanntem Thinning.
- Wiederholtes Thinning ausgehend jeweils vom resultierendem Bild der vorangegangenen Phase, bis sich keine Veränderungen mehr ergeben.

Skelettierung von Segmenten

$$St_1 := \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ x & 1 & x \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$St_2 := \begin{pmatrix} 0 & x & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & x & 1 \end{pmatrix}$$

$$St_3 := \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ x & 1 & x \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$St_4 := \begin{pmatrix} 1 & x & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & x & 0 \end{pmatrix}$$

$$St_5 := \begin{pmatrix} 0 & 0 & x \\ 0 & 1 & 1 \\ x & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$St_6 := \begin{pmatrix} x & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & x \end{pmatrix}$$

$$St_7 := \begin{pmatrix} 1 & 1 & x \\ 1 & 1 & 0 \\ x & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$St_8 := \begin{pmatrix} x & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & x \end{pmatrix}$$

Skelettierung von Segmenten

Symmetrisches Thinning:

$$f^{bin} \square St := f^{bin} - ((f^{bin} \blacksquare St_1) \cup \dots \cup (f^{bin} \blacksquare St_8))$$

Wiederholung bis:

$$f^{bin} \square St \equiv f^{bin}$$

- K. Tönnies: Grundlagen der Bildverarbeitung, Pearson Studium, München, 2005.
- P. Soille: Morphological Image Analysis - Principles and Applications, Springer-Verlag, 1999.

6. Strukturbeschreibung

- 6.1 Aspekte der Strukturbeschreibung
- 6.2 Formbeschreibung von Segmenten
- 6.3 Farb-/Texturbeschreibung von Segmenten
- 6.4 Relationale Beschreibung von Strukturen

6.1 Aspekte der Strukturbeschreibung

Überblick:

- Von Low-Level zu High-Level Verarbeitung
- Merkmale zur Strukturbeschreibung

Von Low-Level zu High-Level Verarbeitung

- Bildvorverarbeitung und -segmentierung liefert einfache Strukturen (engl. features) wie Grauwertkanten, Grauwertecken, Segmente, Konturen.
- Diese Strukturen werden mit Merkmalen / Parametern (engl. attributes) beschrieben, evtl. unter Einbezug eines mathematischen Modells (z.B. Kreis mit Positions- und Radiusparameter).
- Auf der Grundlage der Strukturmerkmale erfolgen dann Erkennungs-, Analyse- und Rekonstruktionsprozesse.

Merkmale zur Strukturbeschreibung

- Menge und Typen der Merkmale, sowie das zugrundeliegende mathematische Modell, sind entscheidend für Erfolg oder Misserfolg nachgeschalteter Prozesse („representational bias“), z.B. die Zuverlässigkeit der Objekterkennung.
- Herausforderung ist die automatische Bestimmung einer minimalen Menge von Merkmalstypen („Occam's Razor“, „dimension reduction“).
- Es sollten auch sonstige Merkmale einbezogen werden, die etwa Kameraanordnung und Beleuchtung bei der Bildgewinnung beschreiben.

6.2 Formbeschreibung von Segmenten

Überblick:

- Objektsilhouette für Objekterkennung
- Beispiel für formbasierte Objekterkennung
- Beispiel zur Konturextraktion von Objekt
- Digitale Kurven
- Ketten-Code
- Differenz-Code
- Konturbeschreibung als Differenz-Code-Funktion
- Konturbeschreibung durch Fourier-Koeffizienten
- Merkmale der Bounding Box

Objektsilhouette für Objekterkennung



Palmen haben lange schmale und rundliche gezackte Segmente.



Segel der Schiffe haben dreieckige Formen unterschiedlicher Größe.



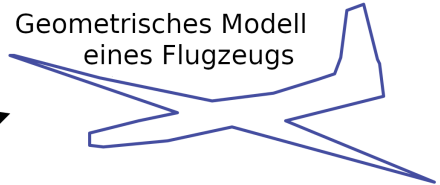
Charakteristischer Polygonzug vom Silhouette eines Segelfliegers.

(adaptiert aus Tönnies 2005, Vorlesung
Pattern Recognition in Image Analysis (PRIA))

Beispiel für formbasierte Objekterkennung



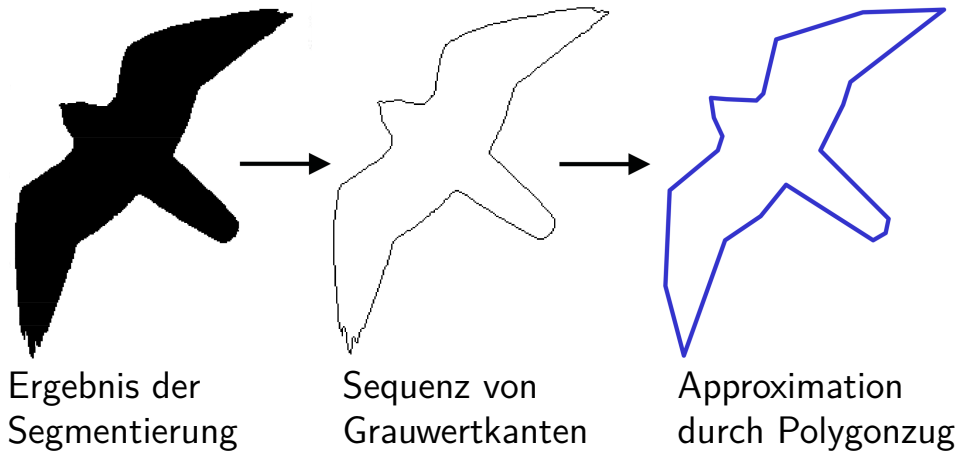
Geometrisches Modell
eines Flugzeugs



Erkennung eines Flugzeugs
anhand Konturbeschreibung

(adaptiert aus Tönnies 2005, PRIA)

Beispiel zur Konturextraktion von Objekt



(adaptiert aus Tönnies 2005, PRIA)

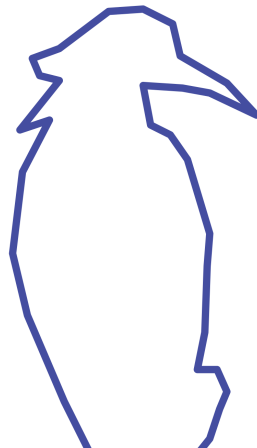
Beispiel zur Konturextraktion von Objekt



Originalbild



Gradientenbeträge



Polygonzug

(adaptiert aus Tönnies 2005, PRIA)

Annahmen:

- Gemäß 8-Nachbarschaft verbundene Berandungspixel eines Segments.
- Länge einer digitalen Kurve mit den Pixeln $p_1 := (x_1, y_1), \dots, p_n := (x_n, y_n)$:

$$L := \sum_{i=2}^n \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2}$$

Vereinbarungen:

- Koordinaten des Startpixels p_{st} (z.B. Berandungspixel des Segments mit minimalem y -Wert und darunter der minimale x -Wert).
- Abfahren der Kurve (z.B. im Uhrzeigersinn) liefert Sequenz von Nachbarschaftsindizes N_i , $N_i \in \{1, \dots, 8\}$.

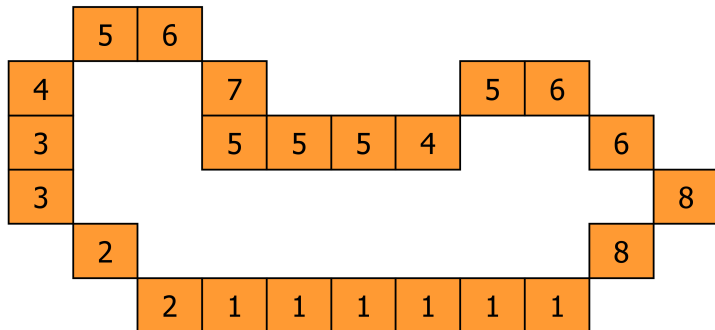
Ketten-Code

Engl.: chain code.

2	3	4
1		5
8	7	6

Indizes der benachbarten Pixel

(adaptiert aus Tönnies 2005, PRIA)



Folge der Indizes der Nachbarschaft für die Berandungspixel (im Uhrzeigersinn)

Eigenschaften:

- Sequenz von Pixeln mit gleichem Index der Nachbarschaft entspricht linearem Kurvenabschnitt.
- Translation erfordert nur eine Änderung der Koordinaten des Startpixels: $p_{st}^{tra} := p_{st} + \Delta$
- Rotation mit ganzzahligem Vielfachen (k) von Winkel 45° :
 $N_i^{rot} := 1 + (N_i - 1 + k) \bmod 8$

Differenz-Code

Vereinbarungen:

- Startpixel mit bestimmter Position p_{st} und Nachbarschaftsindex (Richtung) N_{st} zum nächsten Pixel (z.B. im Uhrzeigersinn), mit $N_{st} \in \{1, \dots, 8\}$.
- Definition der Richtungsänderung entlang der Sequenz von Pixeln:

$$R_{i+1} := \begin{cases} 0 & : \text{keine Drehung bzgl. Richtung in } p_i \\ k & : \text{Linksdrehung um } k \cdot 45^\circ \\ -k & : \text{Rechtsdrehung um } k \cdot 45^\circ \end{cases}$$

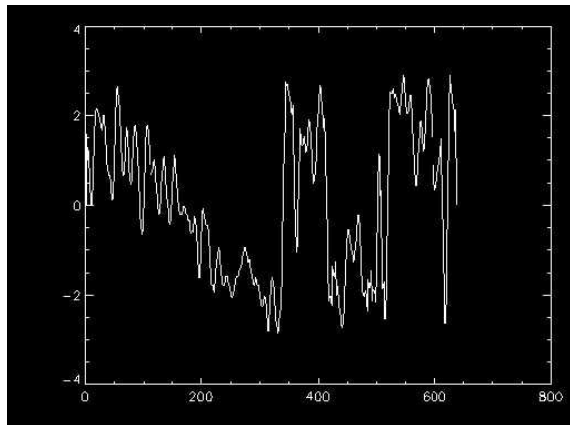
Eigenschaften:

- Rotationsinvarianz (nur um Vielfaches von 45°).
- Effiziente Kompression durch Lauflängenkodierung.

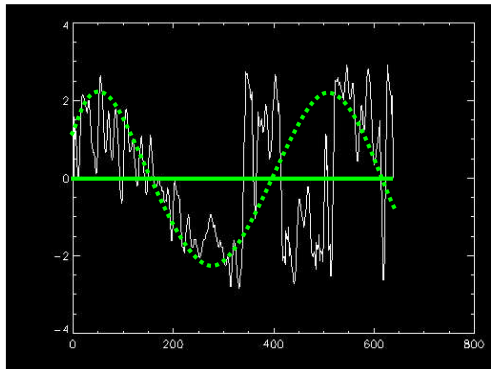
Konturbeschreibung als Differenz-Code-Funktion

Differenz-Code-Repräsentation
auch bei reduzierter Orts-
auflösung möglich.
Beschreibung der Richtungs-
änderung in Abständen von
z.B. 3 Konturpunkten.
Ergibt kontinuierliche Werte der
Richtungsänderung, als Funktion
der selektierten Konturpunkte.

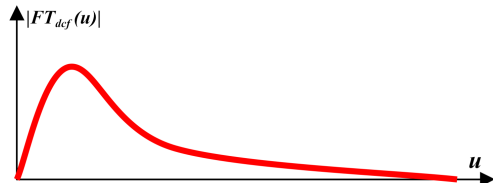
(adaptiert aus Tönnies 2005, PRIA)



Konturbeschreibung durch Fourier-Koeffizienten



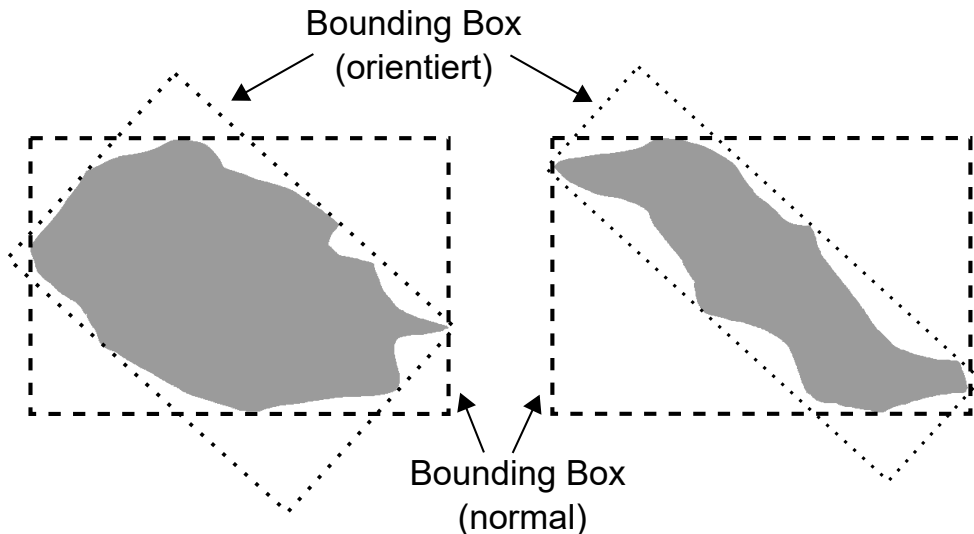
Fourier-Transformation der
Differenz-Code-Funktion.



Niedrige Frequenzanteile repräsentieren groben Kurvenverlauf, hohe Frequenzanteile repräsentieren Feinheiten und Rauschen.

(adaptiert aus Tönnies 2005, PRIA)

Merkmale der Bounding Box



Merkmale der Bounding Box

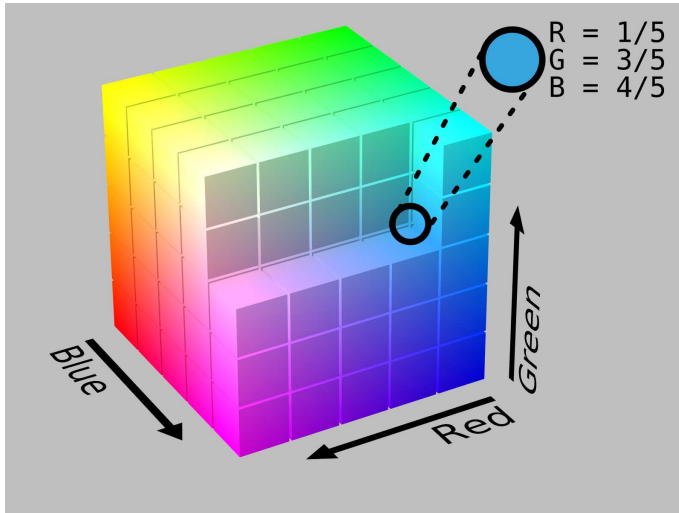
- Kleine und große Seitenlänge des umschließenden Rechtecks (Bounding Box), normal oder orientiert, eines Segments.
- Mittelpunkt und Orientierung der Bounding Box.
- Füllgrad der Bounding Box.

6.3 Farb-/Texturbeschreibung von Segmenten

Überblick:

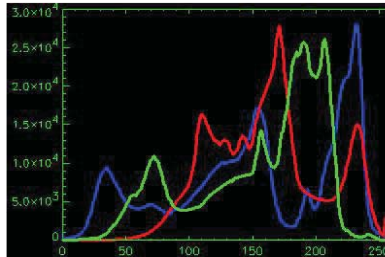
- RGB Farbraum
- Histogramm(e) der Farben eines Segments
- Unterräume des RGB Farbraums
- HSV Farbraum
- Textur von Segmenten
- Bilder mit verschiedenen Texturen
- Texturmerkmale von Segmenten

RGB Farbraum



(Wikipedia: RGB color space)

Histogramm(e) der Farben eines Segments



RGB-Farbraum



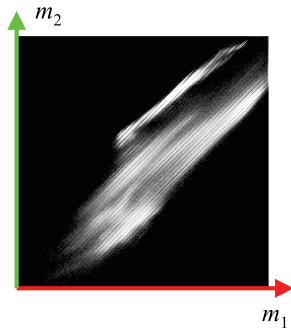
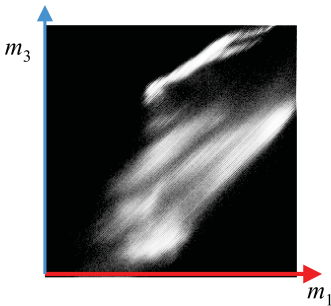
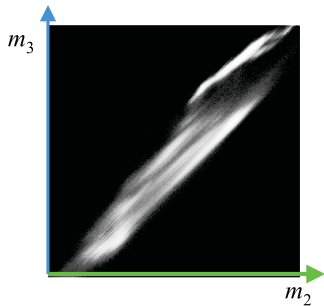
(adaptiert aus Tönnies 2005, Vorlesung Grundlagen der Bildverarbeitung (BV))

Bem.: 3 Histogramme des Bildes für Farbkanäle **rot**, **grün**, **blau**. Zur Bestimmung der Histogramme des Bogens muß vorweg der Hinter-/Untergrund herausgefiltert werden.

Histogramm(e) der Farben eines Segments

- Option 1: Konkatination von **3** (Histogramm-)Vektoren. Jeweils mit Dimension **256**; ergibt insgesamt einen **768**-dimensionalen Vektor.
- Option 2: Drei-dimensionales Farb-Histogramm. Je Dimension mit Kontrastauflösung **256**; ergibt **16777216** Farben; Darstellung des zugehörigen Histogramms als Vektor dieser Dimensionalität.
- Option 3: Zwei-dimensionale Histogramme von Farb-Unterräumen. Histogramme von GB-, RB-, RG- Unterräumen ergeben Vektoren der Dimension **65536**.

Unterräume des RGB Farbraums



Projektion des drei-dimensionalen
Farb-Histogramms auf die:
grün-blau Ebene
rot-blau Ebene
rot-grün Ebene

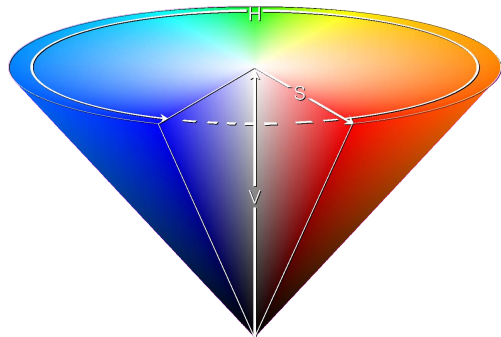
(adaptiert aus Tönnies 2005, BV)

HSV Farbraum

Hue-Saturation-Value Farbraum:

Weglassen der Value-Komponente wegen Beleuchtungsinvarianz; biologisch motivierte Diskretisierung von Hue und Saturation; separate Histogramme für Hue und Saturation oder kombiniertes zwei-dimensionales Histogramm.

(Wikipedia: HSV-Farbraum)

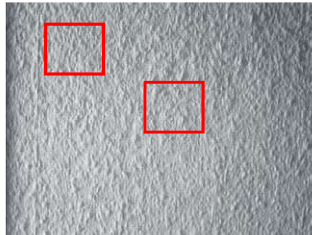
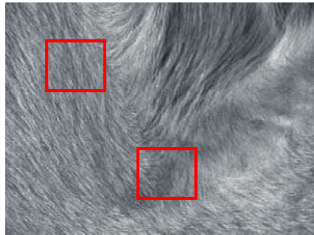
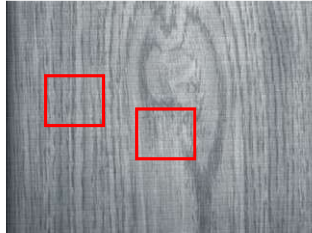
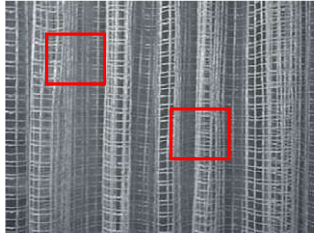


Textur von Segmenten

Textur: Sich in einem Segment stochastisch oder deterministisch wiederholendes Grauwertmuster (invariantes Muster).

Texturmerkmal: Charakterisierung dieses invarianten Musters.

Bilder mit verschiedenen Texturen



(adaptiert aus Tönnies 2005, BV)

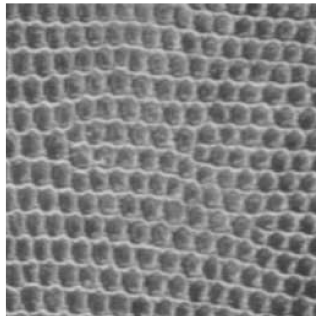
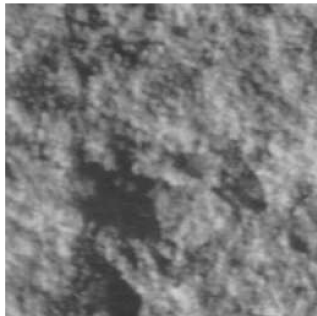
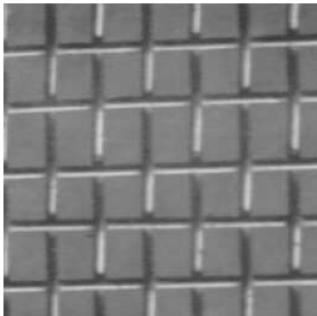
Texturmerkmale von Segmenten

Verwenden Grauwertübergangsmatrix $f^{co} = [f_{ij}^{co}]$, Wahrscheinlichkeit der Grauwertkombination (w_i, w_j) mit geometrischer Relation (d, ϕ) zwischen Pixeln.

- Energie: $\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} (f_{ij}^{co})^2$
- Kontrast: $\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} (w_i - w_j)^2 \cdot (f_{ij}^{co})^2$
- Entropie: $-\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} f_{ij}^{co} \cdot \log f_{ij}^{co}$

Texturmerkmale von Segmenten

Richtungspräferenz, Rauigkeit: durch Analyse der Ortsfrequenzen mit Fourier-Transformation.



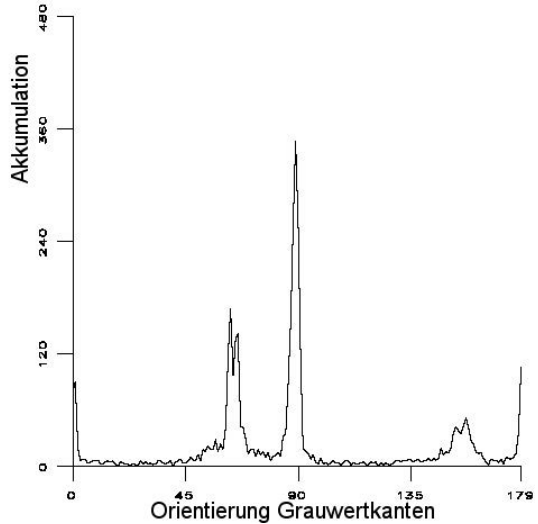
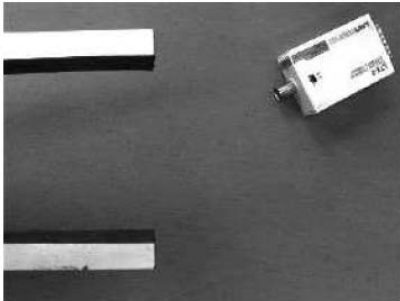
(adaptiert aus Tönnies 2005, BV)

6.4 Relationale Beschreibung von Strukturen

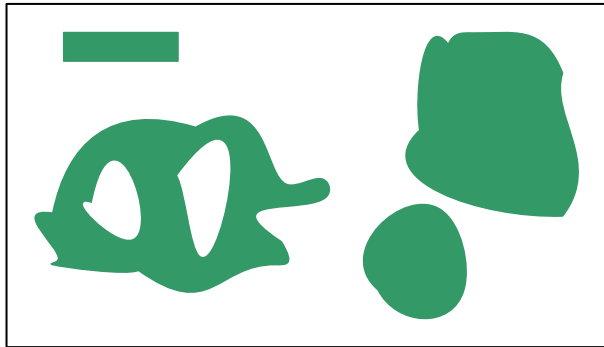
Überblick:

- Histogramm der Orientierung von Grauwertkanten
- Merkmale zur Topologie
- Graphenartige, relationale Beschreibung

Histogramm der Orientierung von Grauwertkanten



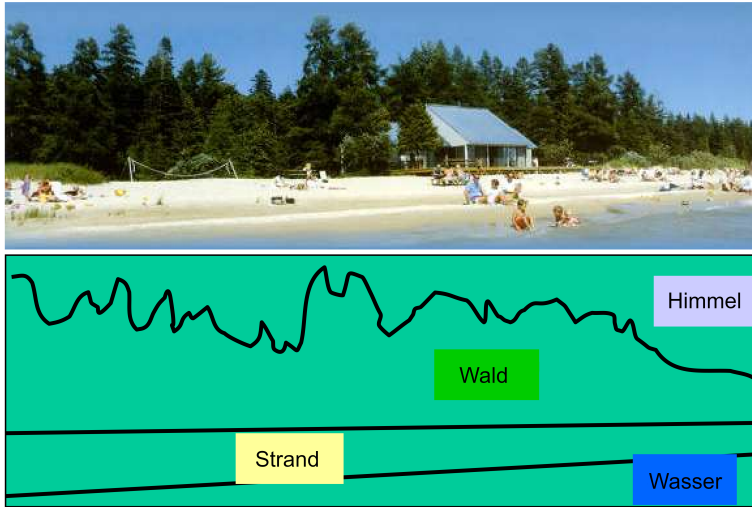
Merkmale zur Topologie



Topologische Charakterisierung des Segmentierungsergebnisses:

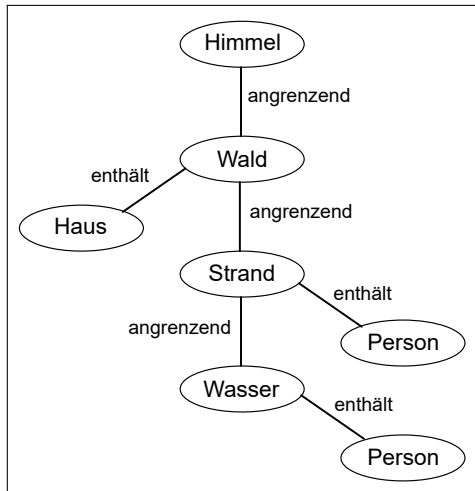
- Anzahl Segmente im Vordergrund (im Bsp.: 4)
- Anzahl Löcher in den Segmenten (im Bsp.: 2)

Graphenartige, relationale Beschreibung

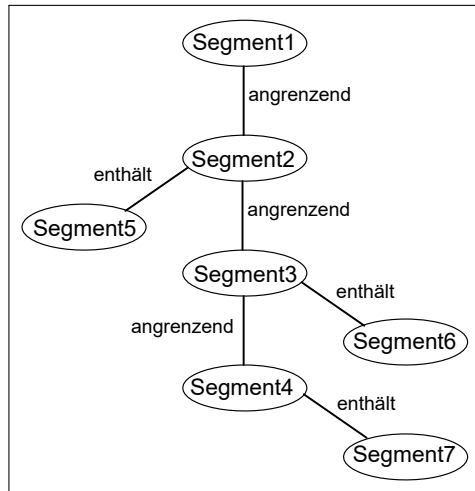


(adaptiert aus Tönnies 2005, PRIA)

Graphenartige, relationale Beschreibung



Modell



Bild

Graphenartige, relationale Beschreibung

Relationale Beschreibung des Bildes:

ANGRENZEND :=

{angrenzend(Segment1,Segment2),
angrenzend(Segment2,Segment3),
angrenzend(Segment3,Segment4)}

ENTHÄLT :=

{enthält(Segment2,Segment5),
enthält(Segment3,Segment6),
enthält(Segment4,Segment7)}

- K. Tönnies: Grundlagen der Bildverarbeitung, Vorlesung, 2005.
- K. Tönnies: Pattern Recognition in Image Analysis, Vorlesung, 2005.