


Kanten und Konturen

Industrielle Bildverarbeitung, Vorlesung No. 6¹

M. O. Franz

14.11.2007

¹ falls nicht anders vermerkt, sind die Abbildungen entnommen aus Burger & Burge, 2005. 

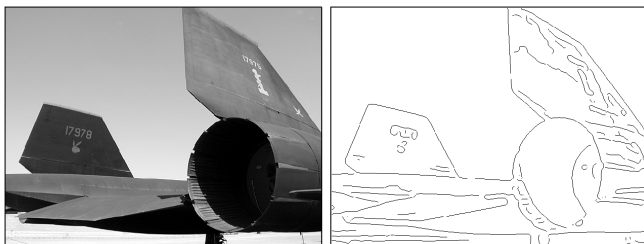
Übersicht

- 1 Kanten und Gradienten
- 2 Filter zur Kantendetektion
- 3 Kantenschärfung

Übersicht

- 1 Kanten und Gradienten
- 2 Filter zur Kantendetektion
- 3 Kantenschärfung

Kanten



(a)

(b)

- Kanten spielen eine dominante Rolle im menschlichen Sehen: Bildinhalt ist bereits erkennbar, wenn nur wenige Konturen sichtbar sind (s. Karikaturen).
- Subjektiver Schärfeeindruck eines Bildes steht in direktem Zusammenhang mit seiner Kantenstruktur.
- Ein Bild kann (beinahe) vollständig aus Kanten rekonstruiert werden.

Kanten und Ableitungen

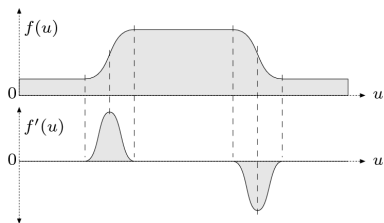
Kanten sind Bildorte, an denen sich die Intensität auf kleinem Raum stark verändert.

Die Intensitätsänderung bezogen auf die Bilddistanz wird durch die **Ableitung** der Bildintensität gemessen. In einer Dimension (z.B. entlang einer Bildzeile):

$$f'(u) = \frac{df(u)}{du}$$

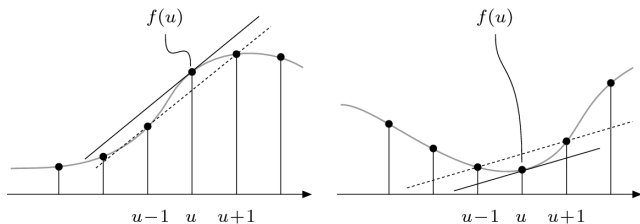


(a)



(b)

Genäherte Ableitung auf diskreten Gittern



Näherung durch sog. endliche Differenzen (**finite difference schemes**), z.B.

$$\frac{df(u)}{du} \approx \frac{1}{2}(f(u+1) - f(u-1)) \quad \text{symmetrischer Gradient}$$

$$\frac{df(u)}{du} \approx f(u) - f(u-1) \quad \text{Rückwärtsgradient}$$

$$\frac{df(u)}{du} \approx f(u+1) - f(u) \quad \text{Vorwärtsgradient}$$

Partielle Ableitung und Gradient

Partielle Ableitung: Ableitung einer mehrdimensionalen Funktion (hier das Bild $I(u, v)$) entlang einer der Koordinatenrichtungen

$$\frac{\partial I}{\partial u}(u, v) = \partial_u I(u, v) \quad \text{und} \quad \frac{\partial I}{\partial v}(u, v) = \partial_v I(u, v)$$

Gradient: Vektor der partiellen Ableitungen

$$\nabla I(u, v) = \begin{bmatrix} \partial_u I(u, v) \\ \partial_v I(u, v) \end{bmatrix}$$

Der Betrag des Gradienten

$$|\nabla I| = \sqrt{(\partial_u I(u, v))^2 + (\partial_v I(u, v))^2}$$

ist unabhängig von der Orientierung der Bildstruktur.

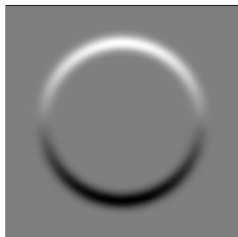
Ableitungsfilter



(a)



(b)



(c)



(d)

Realisierung des
symmetrischen Gradienten
als Filter:

$$\begin{aligned} H_x &= [-0.5 \quad 0 \quad 0.5] \\ &= 0.5 \cdot [-1 \quad 0 \quad 1] \end{aligned}$$

$$H_y = \begin{bmatrix} -0.5 \\ 0 \\ 0.5 \end{bmatrix} = 0.5 \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Übersicht

- 1 Kanten und Gradienten
- 2 Filter zur Kantendetektion**
- 3 Kantenschärfung

Prewitt-Operator

Gradientenfilter haben Hochpaßigenschaften und verstärken dadurch das Bildrauschen. Daher wird beim **Prewitt-Operator** über jeweils 3 Zeilen bzw. Spalten gemittelt:

$$H_x^P = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{und} \quad H_y^P = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Der Prewitt-Operator ist separabel:

$$H_x^P = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} * [-1 \quad 0 \quad 1] \quad \text{und} \quad H_y^P = [1 \quad 1 \quad 1] * \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

d.h. zuerst Glättung über Boxfilter, dann Ableitung (oder umgekehrt).

$$\nabla I(u, v) \approx \frac{1}{6} \begin{bmatrix} H_x^P * I \\ H_y^P * I \end{bmatrix}$$

Sobel-Operator

Ähnlich wie Prewitt-Operator, aber mit stärkerer Gewichtung der zentralen Zeile bzw. Spalte

$$H_x^S = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{und} \quad H_y^S = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Der Sobel-Operator ist ebenfalls separabel:

$$H_x^S = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} * [-1 \ 0 \ 1] \quad \text{und} \quad H_y^S = [1 \ 2 \ 1] * \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

d.h. Glättung mit stärkerer Gewichtung der Mitte.

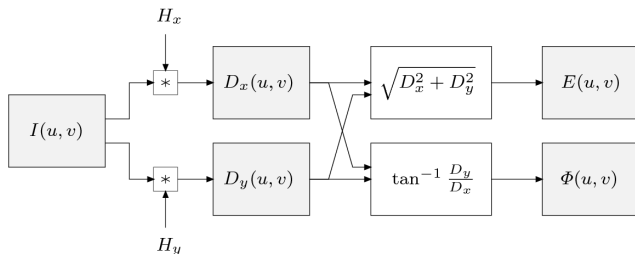
$$\nabla I(u, v) \approx \frac{1}{8} \begin{bmatrix} H_x^S * I \\ H_y^S * I \end{bmatrix}$$

Kantenstärke und -richtung

Skalierte Gradientenwerte: $D_x(u, v) = H_x * I$ und $D_y(u, v) = H_y * I$

Kantenstärke: $E(u, v) = \sqrt{D_x(u, v)^2 + D_y(u, v)^2}$

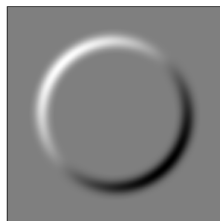
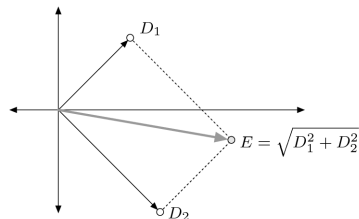
Lokale Kantenrichtung: $\Phi(u, v) = \tan^{-1} \frac{D_y(u, v)}{D_x(u, v)}$



Roberts-Operator

Extrem kleine 2×2 -Filter mit geringer Richtungsselektivität

$$H_1^R = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \quad \text{und} \quad H_2^R = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

 D_1  D_2 

Kompass-Operatoren

Tradeoff: je spezifischer ein Filter Kanten von anderen Bildstrukturen unterscheidet, desto enger ist der Winkelbereich, auf den er anspricht.

Kirsch-Operator:

Nur 4 der 8 Filter müssen tatsächlich berechnet werden, denn H_4^K bis H_7^K sind bis auf das Vorzeichen identisch mit H_0^K bis H_3^K .

Der am stärksten (positiv) reagierende Filter j bestimmt die Kantenrichtung

$$\Phi^K(u, v) \frac{\pi}{4} j.$$

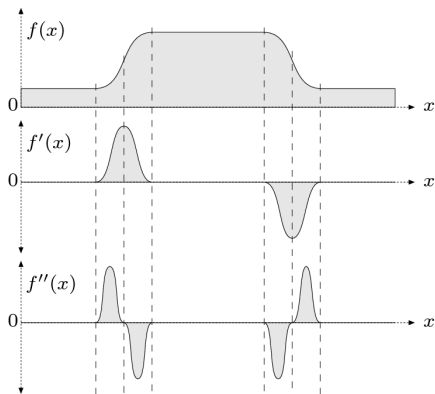
$$\begin{aligned}
 H_0^K &= \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} & H_1^K &= \begin{bmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix} \\
 H_2^K &= \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} & H_3^K &= \begin{bmatrix} 0 & -1 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \end{bmatrix} \\
 H_4^K &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} & H_5^K &= \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -2 \end{bmatrix} \\
 H_6^K &= \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} & H_7^K &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

Kantendetektion mit der zweiten Ableitung

Die bisherigen Kantenoperatoren messen nur die erste Ableitung. Problematisch sind dabei Kanten mit einem langsamen Helligkeitswechsel, die sich damit nicht genau lokalisieren lassen.

Alternative: Bestimmung des **Nulldurchgangs der zweiten Ableitung**.

Da die zweite Ableitung noch empfindlicher gegen Rauschen ist, muß das Bild gleichzeitig geglättet werden.



Laplace-Operator

Laplace-Operator: Spur der **Hesse-Matrix** der zweiten Ableitungen

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(x, y) + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}(x, y) = \partial_{xx}^2 f(x, y) + \partial_{yy}^2 f(x, y)$$

Diskrete Näherung für zweite Ableitung:

$$\partial_{xx}^2 \approx H_x^L = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{und} \quad \partial_{yy}^2 \approx H_y^L = \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

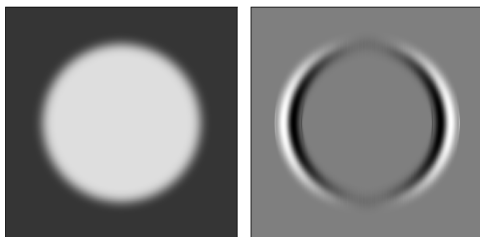
Addiert ergibt sich der zweidimensionale Laplace-Filter

$$H^L = H_x^L + H_y^L = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Nicht separabel, aber berechenbar über

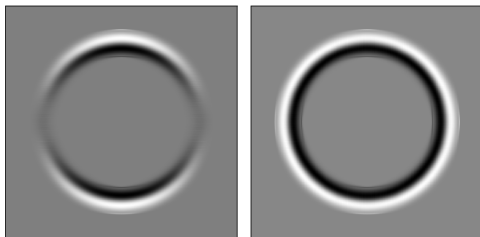
$$I * H^L = I * (H_x^L + H_y^L) = I * H_x^L + I * H_y^L$$

Beispiel: Laplace-Operator



(a)

(b)



(c)

(d)

Nulldurchgang markiert
genaue Kantenposition.

Canny-Operator (1)

Ziele:

- Gute Detektion: möglichst alle Kanten detektieren, ohne zu viel Clutter.
- Gute Lokalisation: minimale Distanz zwischen detektierter und echter Kante
- Klare Antwort: nur eine Antwort pro Kante

Der optimale Filter wurde von Canny durch Variationsrechnung abgeleitet.

Vorgehensweise:

- 1. **Glättung** des Bildes mit Gaußfilter der Breite σ : bestimmt Rauschempfindlichkeit und Breite der zu detektierenden Kanten.
- 2. **Differenzierung**: Meist Prewitt-Operator oder Ableitungen der Gaußfunktion, daraus Kantenstärke $\sqrt{D_x(u, v)^2 + D_y(u, v)^2}$

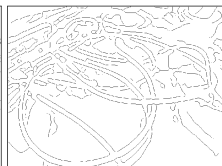
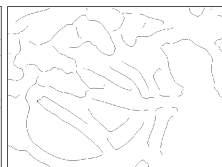
Canny-Operator (2)

- 3. **Unterdrückung von Nichtmaxima:** Zuerst werden lokale Maxima der Kantenstärke gesucht, aber senkrecht zur Kante, nicht entlang der Kante. Dazu wird lokal die Gradientenrichtung $\Phi(u, v) = \tan^{-1}(D_y(u, v)/D_x(u, v))$ bestimmt und alle Maxima, die nicht größer als beide senkrechten Nachbarn sind, unterdrückt.
- 4. **Schwelwertbildung:** Zur Verhinderung von unterbrochenen Linien gibt es 2 Schwellwerte θ_1 und θ_2 : Maxima unter θ_1 werden verworfen, über θ_2 beibehalten. Für Werte dazwischen gibt es Hysterese: Wenn mindestens ein Nachbar akzeptiert wurde, wird das lokale Maximum ebenfalls übernommen. θ_1 und θ_2 werden oft anhand des Histogramms der Filterantworten gewählt.

Beispiel: Canny-Operator



Original

 $\sigma = 1.0$  $\sigma = 2.0$  $\sigma = 4.0$  $\sigma = 8.0$  $\sigma = 16.0$

Vergleich verschiedener Kantendetektoren



Original



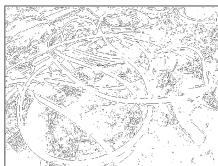
Roberts



Prewitt



Sobel



Laplacian of Gaussian

Canny ($\sigma = 1.0$)

Kriterien:

- Menge von "irrelevanten" Kantenelementen
- Zusammenhang der dominanten Kanten
- Klare Lokalisierbarkeit der Kanten

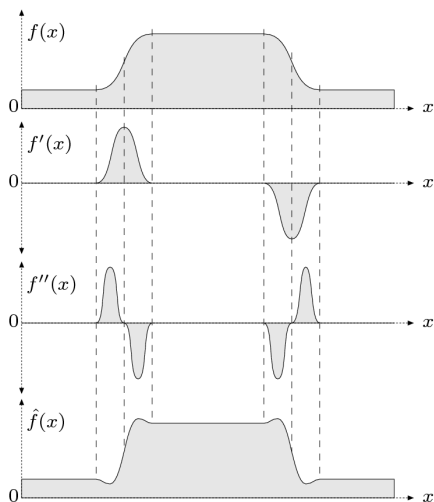
Von Kanten zu Konturen

- **Konturverfolgung:** Ausgehend von einem Bildpunkt hoher Kantenstärke wird Kontur pixelweise in beide Richtungen verfolgt.
- Problem: Konturen können sich teilen, kreuzen, verschwinden, verdeckt sein oder zusammenlaufen.
- Sinnvolle Konturen in Graubildern erfordern Segmentieralgorithmen oder Konturvervollständigungsmechanismen, um Lücken in Kanten zu überbrücken.
- Konturverfolgung wird meist in Binärbildern angewandt (Vorlesung in ca. 3 Wochen)
- Wenn die Art der Kontur vorher bekannt ist (z.B. Kreise oder Dreiecke bei Verkehrsschildern), reichen einfache Kantenbilder als Input aus.

Übersicht

- 1 Kanten und Gradienten
- 2 Filter zur Kantendetektion
- 3 Kantenschärfung**

Kantenschärfung mit dem Laplace-Filter



Grundidee: Überhöhung der Kanten durch Subtraktion der zweiten Ableitung läßt das Bild schärfer erscheinen.

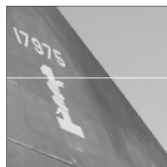
Vorgehensweise:

$$I' = I - wH^L * I$$

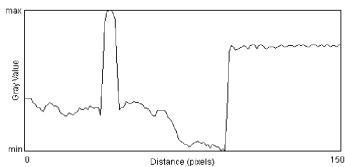
w bestimmt die Stärke der Schärfung.

Achtung: Schärfung verstärkt auch das Bildrauschen - evtl. vorherige Glättung notwendig.

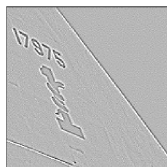
Beispiel: Kantenschärfung mit Laplace



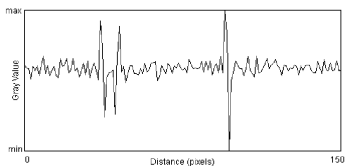
(a)



(b)



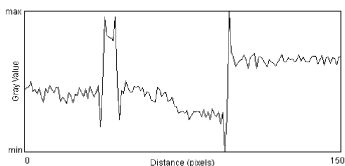
(c)



(d)



(e)



(f)

Unscharfe Maskierung (*unsharp masking* - *USM*)

- 1 Erzeugung einer geglätteten Version des Bildes (z.B. mit einem Gaußfilter)
- 2 Subtraktion der geglätteten Version vom Originalbild:

$$M = I - I * H$$

Ergebnis heißt **Maske**.

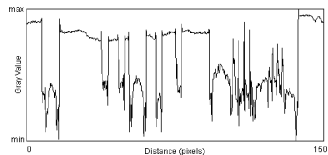
- 3 Addition der gewichteten Maske zum Originalbild

$$\begin{aligned} I' &= I + aM \\ &= (1 + a)I - aI * H \end{aligned}$$

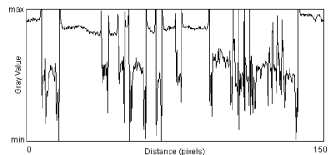
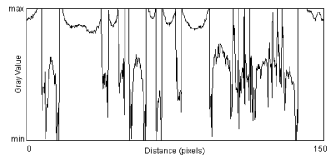
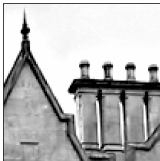
a kontrolliert den Schärfungsgrad ($a \in [0.2, 4]$), Breite σ des Gaußfilters die Rauschempfindlichkeit.

Oft gibt es zusätzlich einen Mindestwert für den Bildkontrast, ab dem ein Schärfung vorgenommen wird.

Beispiel: Kantenschärfung mit USM



Original

 $\sigma = 2.5$ 

Laplace- und USM-Filter

Laplace-Filter ist eigentlich ein Spezialfall des USM-Filters:

$$H^L = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} - 5 \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} = 5(\hat{H}^L - \delta)$$

Laplace-Schärfung

$$\begin{aligned} I' &= I - wH^L * I \\ &= I - 5w(\hat{H}^L * I - I) \\ &= I + 5w(I - \hat{H}^L * I) \\ &= I + 5wM \end{aligned}$$

entspricht USM-Schärfung mit

$$\hat{H}^L = \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad \text{und} \quad a = 5w$$

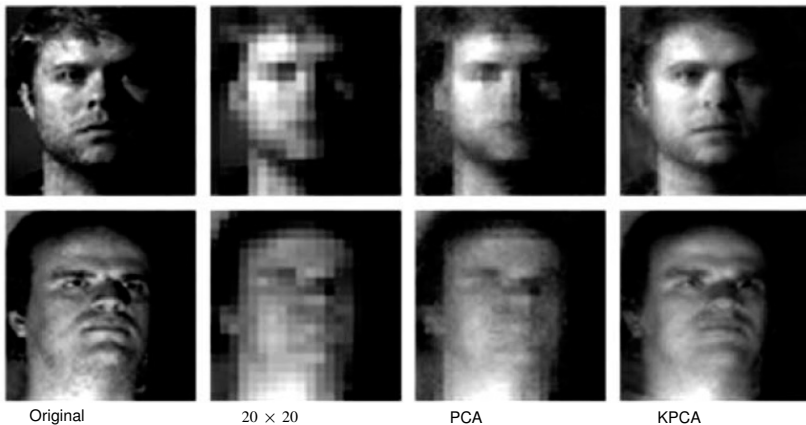
Ausblick: Schärfung mit plausiblen Details

Die bisherigen Techniken schärfen zwar Kanten, können aber keine verlorengegangenen Details hinzufügen.

Grundidee: Details werden aus einer großen Datenbank von Bildausschnitten herausgesucht bzw. zwischen ihnen so interpoliert, daß sie möglichst gut an die unscharfen Stellen passen.

Hier: KPCA-Bildmodell (Kim et al., 2005).

Anwendung auf Bilder von Gesichtern



[Kim et al., 2005]

Trainingsbilder für Bildmodell



[Kim et al., 2005]

Schärfung natürlicher Bilder



(a)



(b)



(c)



(d)

(a) Original
(300 × 500),
(b) Input (90 × 150),
(c) Nearest-Neighbour-
Rekonstruktion,
(d) KPCA
Rekonstruktion.

Kim et al., 2005

Schärfung natürlicher Bilder (Ausschnitt)



Original

Input

Interpolation/
SchärfungNearest
Neighbour

KPCA

[Kim et al., 2005]