Intelligente Sehsysteme

6 Segmentierung (II)

Edge Linking, Skelettierung, Canny Edge Operator,
optimale Kantenzüge, Wasserscheidentransformation

Florian Oßwald

Inhalt

- Segmentierung nach Diskontinuitätskriterien
  vs. Segmentierung nach Homogenitätskriterien
- Edge Linking
- Linienverdünnung durch Skelettierung
- Canny Edge Operator
  - Non-Maxima-Unterdrückung und Hysterese-Schwellwertbildung
- Interaktive Suche nach optimalen Kantenzügen
- Wasserscheidentransformation

Segmentierung nach Homogenitätskriterien (1)

In der letzten Vorlesung: Segmentierungsansätze, die implizit oder explizit auf Homogenitätskriterien basieren, um benachbarte Pixel zu zusammenhängenden Segment zu gruppieren:

- histogrammbasierte Segmentierung: Homogenitätskriterien durch globale (d.h. für das gesamte Eingabebild festgelegte) Schwellwerte
- regionenbasierte Segmentierung: Homogenitätskriterien in Form von regionenbezogenen Größen wie z.B. deren Intensitätsvarianzen
- texturbasierte Segmentierung: Homogenitätskriterien durch Texturen

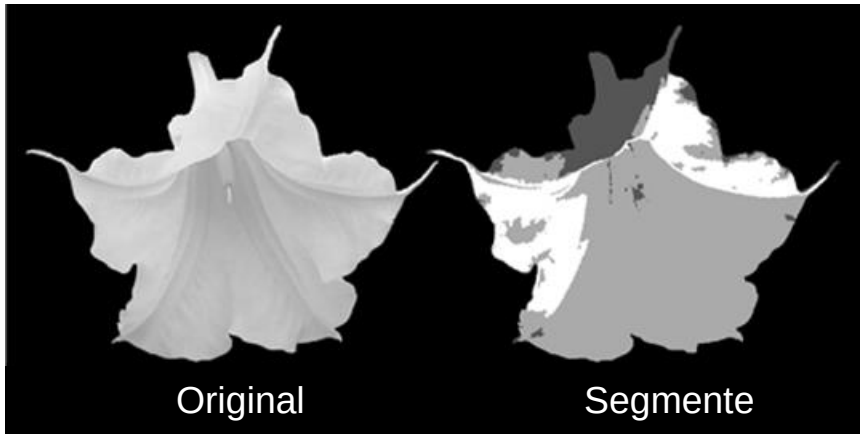
Segmentierung nach Homogenitätskriterien(2)

Zu beachten:

- das gewählte Homogenitätskriterium muss für *alle* Pixel des gesamten Segments gelten

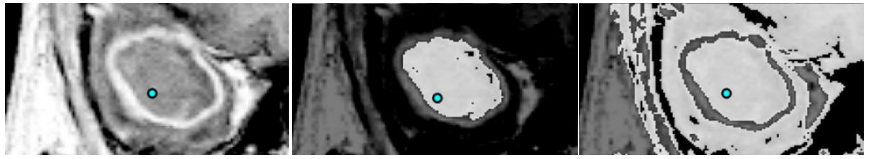
⇝ bei stärkeren Variationen der Segmentcharakteristik können Segmente dann fälschlicherweise in mehrere Segmente zerlegt werden

⇝ es kommt zu einer Übersegmentierung: *



Bildquelle: Klaus Tönnies: Grundlagen der Bildverarbeitung, Pearson Studium, 2005.

* Das Gegenteil heißt Untersegmentierung – s. Bspl.: Originalbild, korrekte Segmentierung, Untersegmentierung (v.l.n.r.)



Bildquelle: Klaus Tönnies: Grundlagen der Bildverarbeitung, Pearson Studium, 2005.

Segmentierung nach Diskontinuitätskriterien (1)

Bei stärkeren Variationen der Segmentcharakteristik bietet sich ein *komplementärer Ansatz* der Segmentierung an:

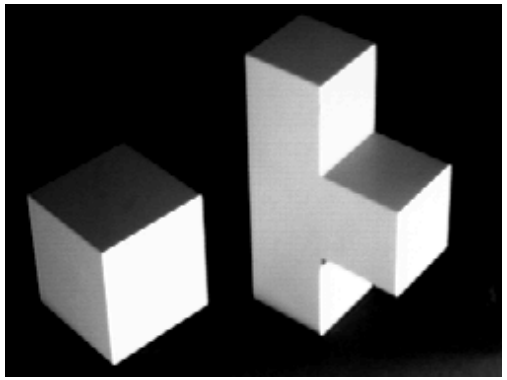
Segmentierung nach Diskontinuitätskriterien

- Solche Ansätze zerlegen ein Bild nach Diskontinuitätskriterien an den *Segmenträndern* und sind daher a priori weniger anfällig gegenüber Variationen der Segmentcharakteristik

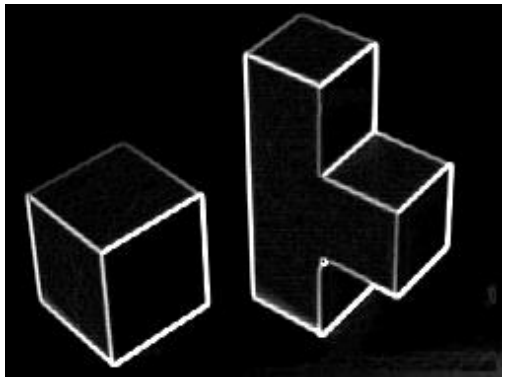
- Typische Diskontinuitätskriterien beziehen sich auf Intensitätsgradienten, die *Konturkanten* wiedergeben

Segmentierung nach Diskontinuitätskriterien (2)

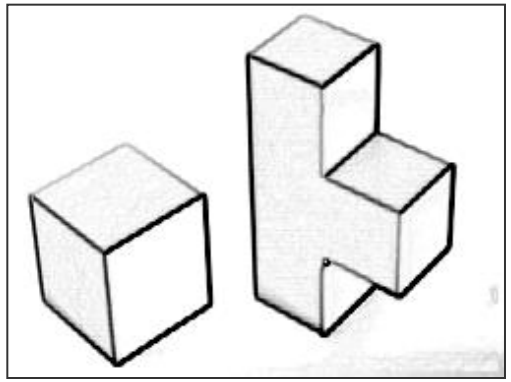
Kanteneigenschaften von Pixeln werden durch Operatoren der Bildverarbeitung (Low-Level Vision) wie z.B. durch den Sobel- oder Laplace-Operator hervorgehoben.



Grauwertbild



Antworten des Sobel-Operators

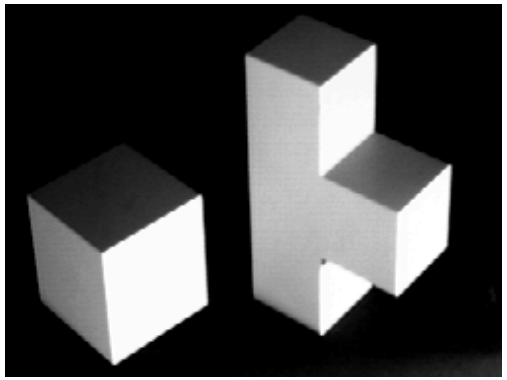


Invertierte Antworten des Sobel-Operators

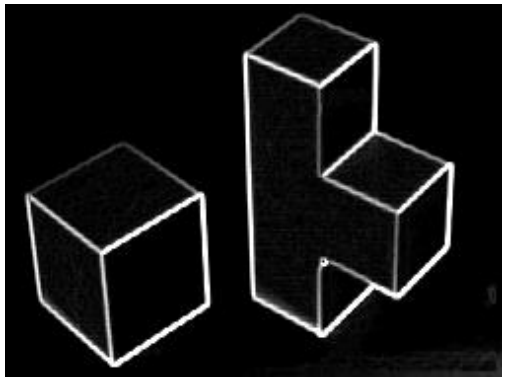
Segmentierung nach Diskontinuitätskriterien (3)

Segmente sind ableitbar, indem

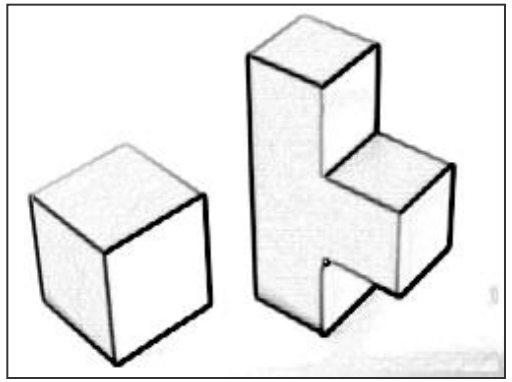
- aus allen Pixeln mit positiven Antworten des Kantenoperators vollständige und geschlossene Kantenzügen abgeleitet werden, die die Segmente über deren Ränder festlegen
- über eine Variante des *Region Labelings* ableitbar, bei der das Homogenitätskriterium festlegt, dass alle Pixel einer zusammenhängenden Region keine positiven Antworten des Kantenoperators zeigen



Grauwertbild



Antworten des Sobel-Operators



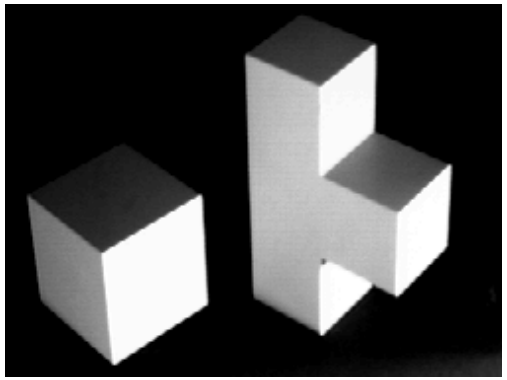
Invertierte Antworten des Sobel-Operators

Segmentierung nach Diskontinuitätskriterien (4)

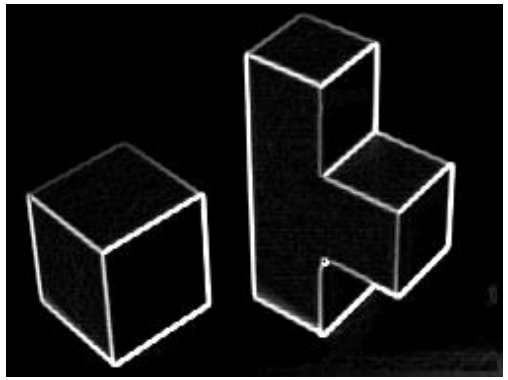
Kantenoperatoren geben wegen des Rauschens auch an solchen Stellen Operatorantworten, die keine Konturkanten abbilden.

Dem kann durch stärker angepasste Glättung begegnet werden.

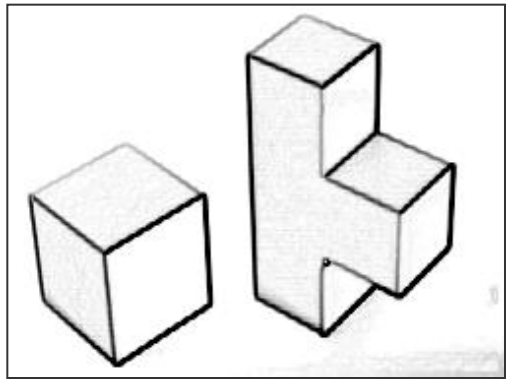
Zum anderen können die Eigenschaften von Kantenzügen genutzt werden wie z.B. beim Edge Linking.



Grauwertbild



Antworten des Sobel-Operators

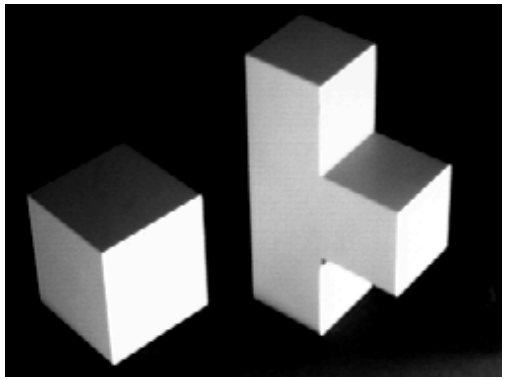


Invertierte Antworten des Sobel-Operators

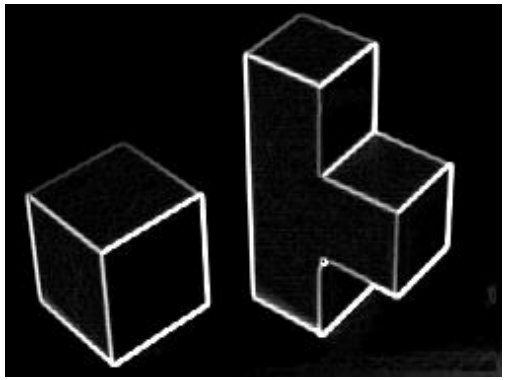
Eigenschaften von Kantenzügen (1)

(1) Der Betrag des Gradienten gibt die Stärke der Kanteneigenschaft an

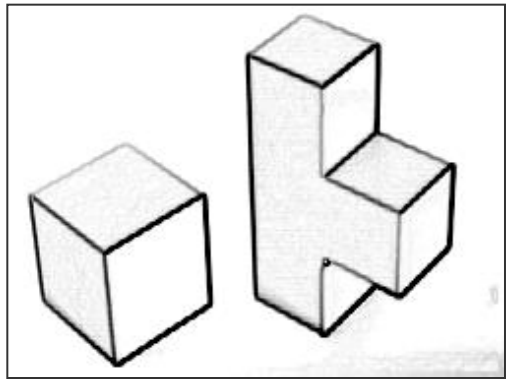
↝ Ist der Gradientenbetrag gering, so kann die zugrunde liegende Intensitätsänderung durch Rauschen bedingt sein.



Grauwertbild



Antworten des Sobel-Operators

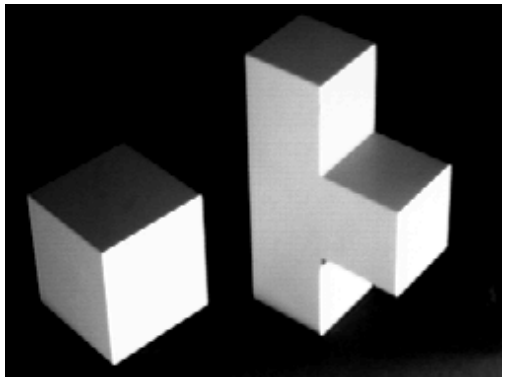


Invertierte Antworten des Sobel-Operators

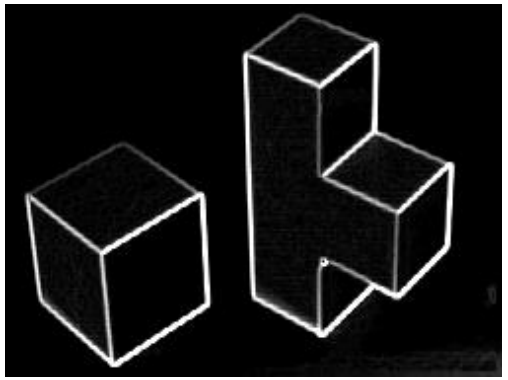
Eigenschaften von Kantenzügen (2)

(2) Aus der Richtung des Gradienten kann auf die lokale Richtung des Kantenzuges geschlossen werden.

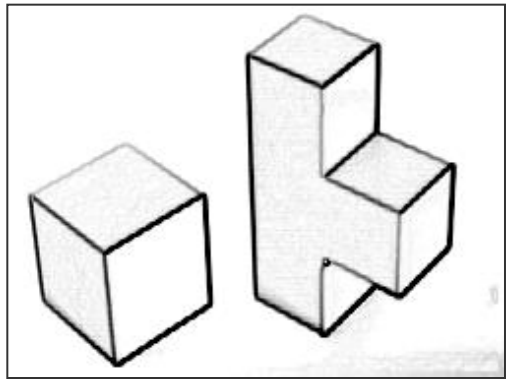
↝ Die lokale Richtung des Kantenzuges sollte orthogonal zur Gradientenrichtung des betrachteten Kantenpixels sein.



Grauwertbild



Antworten des Sobel-Operators

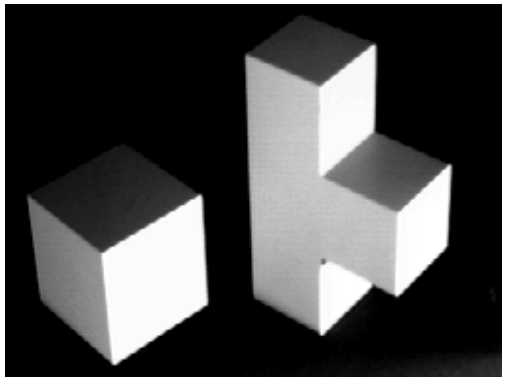


Invertierte Antworten des Sobel-Operators

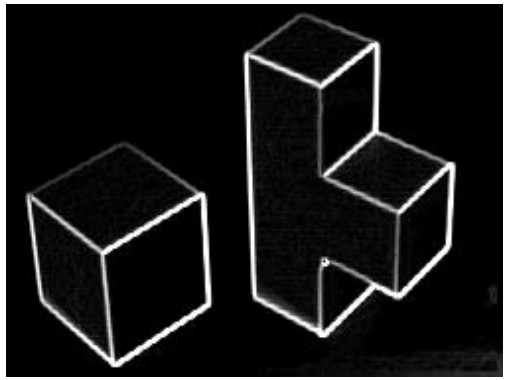
Eigenschaften von Kantenzügen (3)

(3) Kantenzüge sind i.A. kontinuierlich:

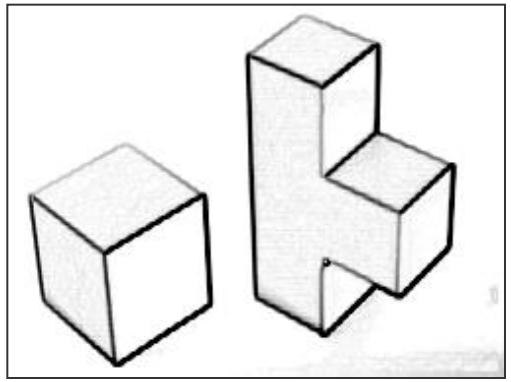
↝ in der lokalen Umgebung eines Kantenpixels sollten weitere Kantenpixel mit ähnlichen Eigenschaften (genauer: Betrag und Richtung des Gradienten) zu finden sein.



Grauwertbild



Antworten des Sobel-Operators



Invertierte Antworten des Sobel-Operators

Binarisierung zur Selektion von Kantenpixeln (1)

Umsetzung von Regel (1): nur solche Pixel werden als Kantenpixel akzeptiert, deren Antwort auf einen Kantenoperator einen Schwellwert überschreitet.

Dies zeigt Ähnlichkeit zur Binarisierung durch einen Schwellwert t_B bei der histogrammbasierten Segmentierung:

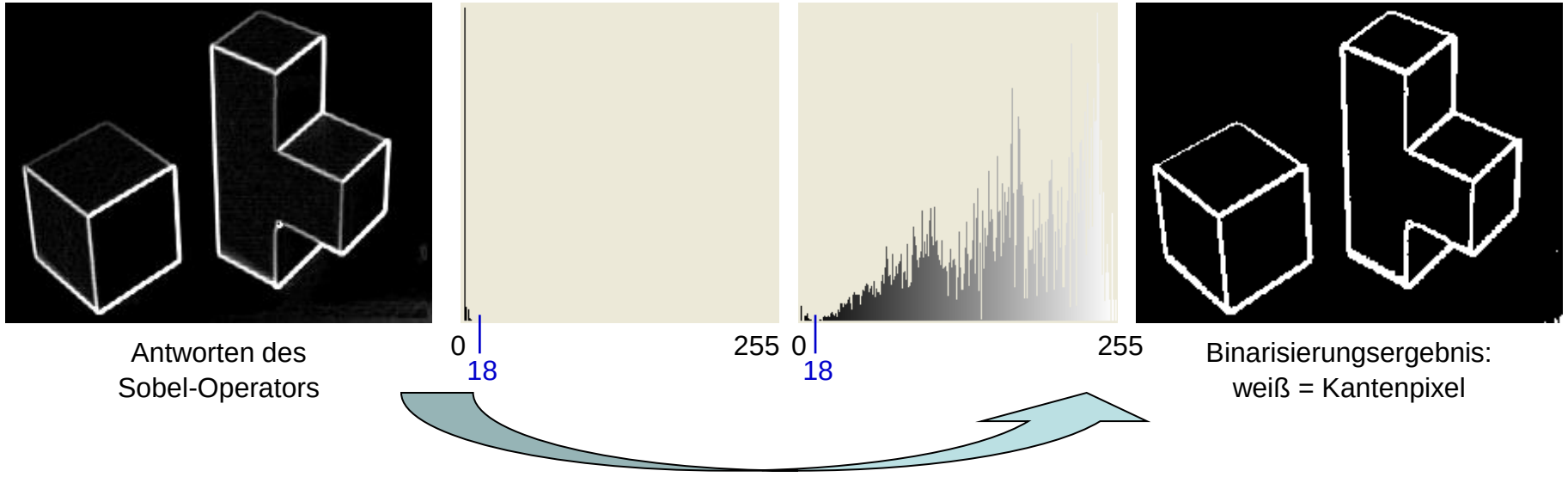
$$I(x,y) \in \begin{cases} \text{Objekt}: & I(x,y) \le t_B\,, \\ \text{Hintergrund}: & I(x,y) > t_B\,. \end{cases}$$

Hier wird die Binarisierung aber *nicht* auf den originalen Intensitätswerten der Pixel, sondern auf deren Gradientenbeträgen zu deren Klassifikation in Kantenpixel und Flächen- bzw. Hintergrundpixel angewendet:

$$\nabla I(x,y) \in \begin{cases} \text{Kante}: & |\nabla I(x,y)| > t_B\,, \\ \text{Fläche/Hintergrund}: & |\nabla I(x,y)| \le t_B\,. \end{cases}$$

Binarisierung zur Selektion von Kantenpixeln (2)

Für die gut ausgeleuchtete Laborszene führt das Ergebnis der Binarisierung zu hinreichend dichten und geschlossenen Ketten von Kantenpixeln :



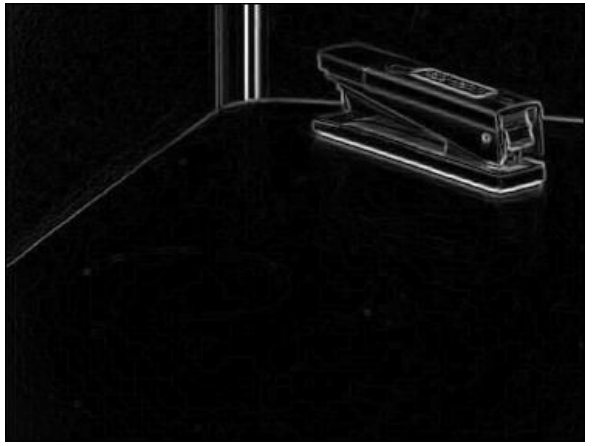
Links die Gradientenbeträge der Intensitätswerte des Eingangsbildes. Das linke Intensitäts-histogramm zeigt die Häufigkeiten unskaliert. Im rechten Histogramm sind die Häufigkeitswerte mit den quadrierten Intensitätswerten gewichtet und zeigen besser das für die Binarisierung zu wählende Minimum beim Gradientenwert t_B = 18.* Rechts das Ergebnis der Binarisierung.

* Bei automatisierter Binarisierung wäre noch eine Glättung des bimodalen Histogramms zur automatisierten Bestimmung des Minimums angemessen. Siehe Vorlesung 7 zu histogrammbasierten Segmentierung.

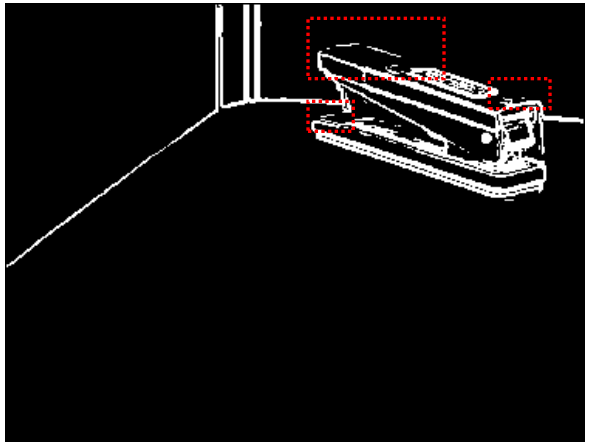
Binarisierung zur Selektion von Kantenpixeln (3)

I. A. sind nach der schwellwertbasierten Binarisierung nicht mehr alle Kantenpixel über ihre Nachbarschaft miteinander verbunden, da es Bildbereiche gibt, in denen der Kontrast zwischen benachbarten Regionen zu gering ist (s. Bspl.).

Tacker-Grauwertbild*



Antworten Sobel-Operator



Binarisierungsergebnis für t_B=40

Edge Linking ist ein Ansatz, der Kantenpixel auch über Lücken in den Pixelnachbarschaften miteinander zu Kantenzügen verbinden kann.

Bemerkung: im Bspl. hätte ein niedrigerer Schwellwert zwar zu weniger Lücken geführt, aber auch zu eher flächenhaften statt linienhaften Anordnungen von Kantenpixeln, was wiederum zu falschen Linienhypothesen führen kann. Prinzipiell kann aber der Kontrast zwischen zwei Regionen beliebig gering sein. Das Problem besteht also generell.

* Bildquelle: S. Russel, P. Norvig: Künstliche Intelligenz (2. Aufl.), Pearson Studium, 2004.

Algorithmus *Edge Linking*

1) Markiere alle Pixel mit hinreichend großem Gradientenbetrag (Schwellwert) als *Kantenpixel*.

1. Eigenschaft von Kantenpixeln

2) Markiere alle *Kantenpixel* als *unbearbeitet*.

3) Wähle nächstes *Kantenpixel*, das noch *unbearbeitet* ist und erkläre es als *aktives Pixel* p_a eines Kantenzuges *k*.

2. Eigenschaft von Kantenpixeln

4) Wenn in der Umgebung $U(p_a)$ des *aktiven Pixels* p_a in Kantenrichtung (orthogonal zur Gradientenrichtung) *unbearbeitete* Kantenpixel p_i gefunden werden, die *ähnliche* Gradientenrichtungen und -beträge aufweisen, dann

3. Eigenschaft von Kantenpixeln

   a) markiere die Kantenpixel p_i als zum Kantenzug *k* gehörend,

   b) erkläre die Kantenpixel p_i zu neuen *aktiven Pixeln,*

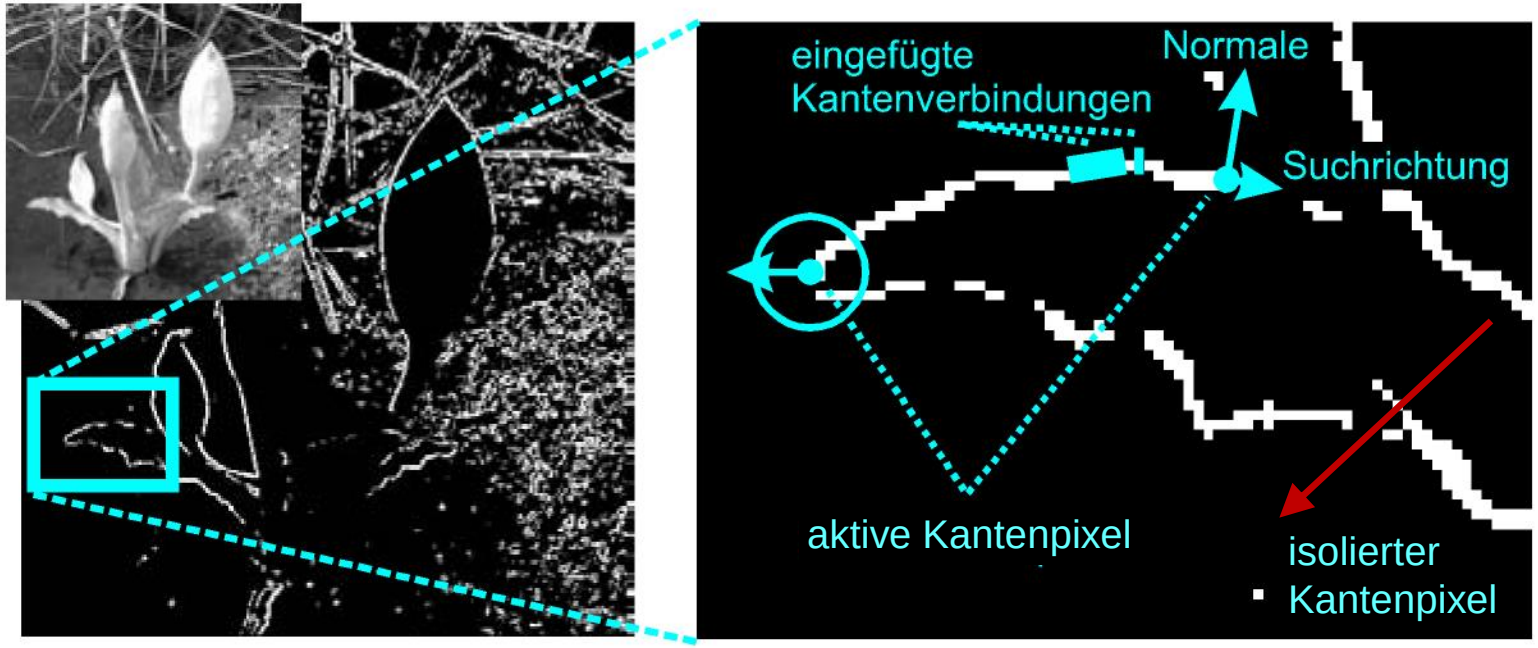
   c) markiere das aktive Kantenpixel p_a als *bearbeitet.*

   d) weiter mit Schritt 4., bis alle Kantenpixel als *bearbeitet* markiert sind.

5) Wenn in $U(p_a)$ Kantenpixel gefunden wurden, die bereits einem Kantenzug zugeordnet sind, dann wurde eine Verzweigung von Kanten gefunden.

Terminierung von *Edge Linking*

- Edge Linking terminiert, wenn alle Kantenpixel *als bearbeitet markiert sind*.
- Kantenpixel, die danach keinem Kantenzug zugeordnet wurden, werden als *Rauschen* eingeordnet und entfernt.



Bildquelle: Klaus Tönnies: Grundlagen der Bildverarbeitung, Pearson Studium, 2005.

Parameter von *Edge Linking*

- Edge Linking zeigt drei heuristische Parameter in Schritt 4:
  - *Größe* der Umgebung $U(p_a)$ des *aktiven Pixels* p_a , in der Kanten-pixel mit *ähnlichen* Gradientenrichtungen und -beträgen gesucht werden
  - Maße bzw. Grenzwerte für diese *Ähnlichkeiten* von Gradienten-richtungen und -beträgen

  Diese drei Größen müssen der Qualität der zu untersuchenden Bilder angepasst werden

Überbrückung von Lücken mit *Edge Linking*

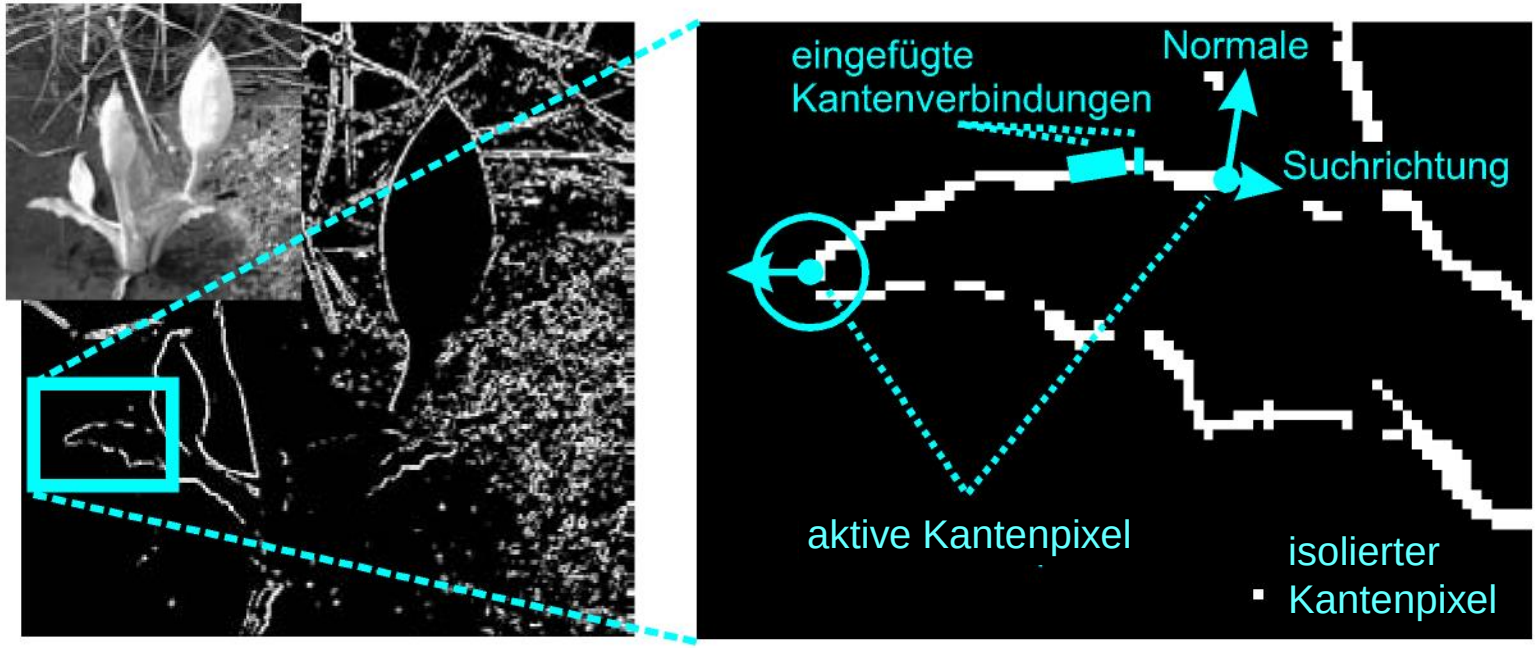
- Die *Größe* der Umgebung $U(p_a)$ definiert das Ausmaß, in dem Lücken in Kantenzügen überbrückt werden können
- Bspl: die Umgebung $U(p_a)$ sei als ein in p_a zentriertes 5×5-Pixelfeld definiert:
  - ⇝ dann lässt dies Lücken von einem Pixel zu
  - – Bspl. für Gradientenwerte in einem in p_a zentrierten 5×5-Pixelfeld:

20	15	14	23	164
18	23	12	34	36
23	21	157	17	32
21	131	19	15	25
125	17	21	16	19

Einfügen von Kantenverbindungen in *Edge Linking*

Die Überbrückung der Lücken erfolgt durch *lokale Kantenverbindungen*:

Die Konstruktion der Kantenverbindungen kann durch Linienalgorithmen aus der Computergrafik wie z.B. den Bresenham-Algorithmus oder durch Interpolation (z.B. lineare Interpolat*ion oder* Spline-Interpolation) erfolgen



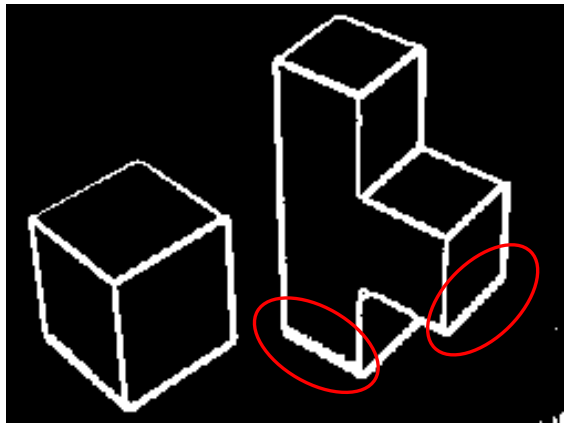
Bildquelle: Klaus Tönnies: Grundlagen der Bildverarbeitung, Pearson Studium, 2005.

Zum Ergebnis von *Edge Linking*

- Edge Linking erzeugt als Ergebnis Kanten im Sinne von linearen Gruppen von Kantenpixeln. Diese können breiter als ein Pixel sein.

- Um aus diesen „breiten Pixelgruppen“ symbolische Kantenbeschreibungen mit Parametern wie Länge, Orientierung und Krümmung abzuleiten, ist i.A. eine Nachbearbeitung durchzuführen.

- Dieser Schritt wird als *Kantenverdünnung* bezeichnet.



Breite Gruppen von Kantenpixel im Polyederbild und im Ausschnitt des Pflanzenbildes

Verdünnung durch Skelettierung

Eine Klasse von Verfahren, um breite lineare Pixelgruppen auf eine Breite von einem Pixel zu verdünnen, ist die sog. Skelettierungsverfahren.

Bei der Skelettierung wird aus einem flächenhaften Bildobjekt eine ein Pixel breite, innere Skelettlinie extrahiert.

Zeigt das Bildobjekt bereits eine eher linienhafte Form wie z.B. bei Buchstaben, so approximiert das Skelett die Mittelachse des Objekts (s. Abb. (a)).

Andernfalls ergeben sich keine angemessenen Ergebnisse in Hinblick auf eine Linienverdünnung (s. Abb. (b) und (c)).

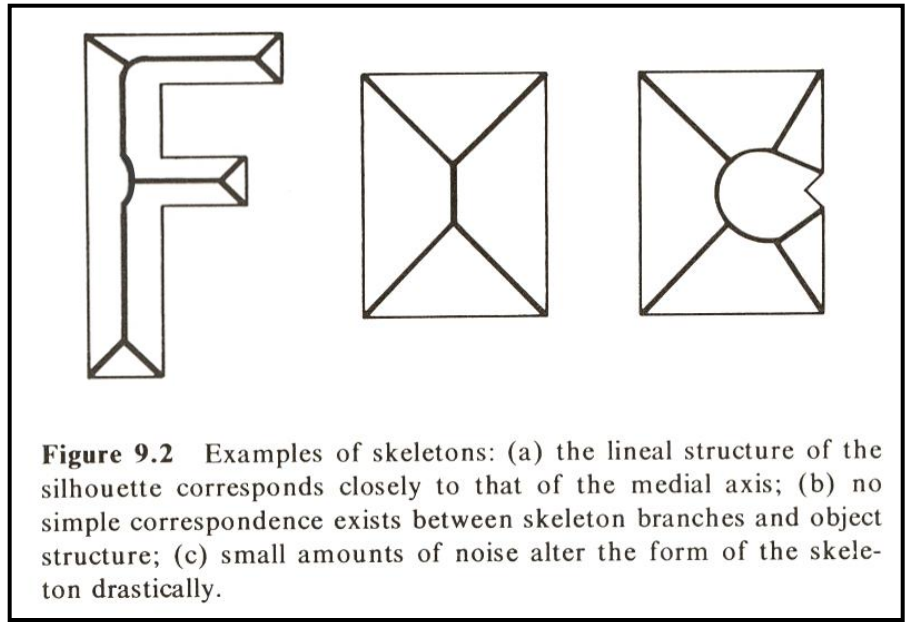


Figure 9.2 Examples of skeletons: (a) the lineal structure of the silhouette corresponds closely to that of the medial axis; (b) no simple correspondence exists between skeleton branches and object structure; (c) small amounts of noise alter the form of the skeleton drastically.

Bild korrigiert nach: Theo Pavlidis: *Algorithms for Graphics and Image Processing.* Springer, 1998.

Ziel der Skelettierung

Allgemein ist das Ziel der Skelettierung von Bildobjekten also

a) die Verdünnung: das Erzeugen von dünnen (1 Pixel breiten) Skelettlinien, die in der Mitte der ursprünglichen Bildobjekten verlaufen

b) die Formerhaltung: die Skelettlinien müssen die ursprüngliche Form des Bildobjekts widerspiegeln

Es gibt verschiedene Definitionen für das Skelett eines Bildobjekts.

Hier wird eine Definition verwendet, die auf den Punkten des ursprünglichen Randes des Bildobjekts und deren Distanzen zum Skelett basiert.

Definition von Skelett

Def. [Skelett]

Sei ***F*** eine planare Fläche mit Rand bzw. Grenze ***G*** und *p* ein Punkt in ***F***. Ein *nächster Grenzpunkt g* von *p* ist ein Punkt *g* in ***G*** derart, dass kein anderer Grenzpunkt *g'* in ***G*** existiert, dessen Abstand *pg'* kleiner als der Abstand *pg* ist.

Wenn *p* mehr als einen nächsten Grenzpunkt hat, heißt *p* Skelettpunkt von ***F***.

Die Menge aller Skelettpunkte von ***F*** heißt Skelett oder Mittelachse von ***F***.

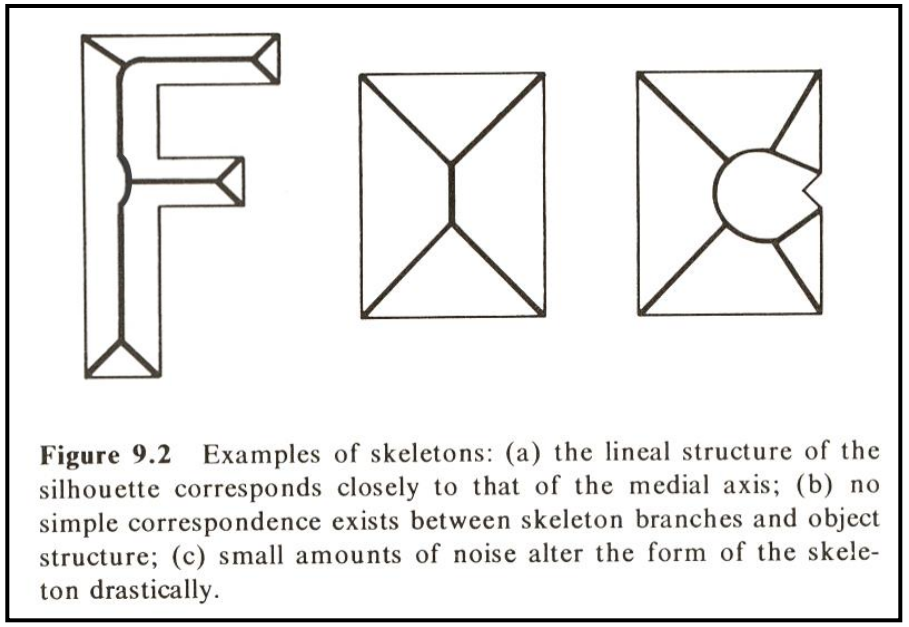


Figure 9.2 Examples of skeletons: (a) the lineal structure of the silhouette corresponds closely to that of the medial axis; (b) no simple correspondence exists between skeleton branches and object structure; (c) small amounts of noise alter the form of the skeleton drastically.

Bild korrigiert nach: Theo Pavlidis: *Algorithms for Graphics and Image Processing.* Springer, 1998.

Prinzip der Skelettierung

Prinzip der Skelettierung:

- Schrittweises Abtragen der Objektpixel vom Rand her bis zum Skelett
- Kern des Verfahrens: Entscheidung, welche Objektpixel zum Skelett gehören und nicht abzutragen sind, um den Zusammenhang des Bildobjekts zu gewährleisten.
- Die Erkennung der Skelettpixel erfolgt in vielen Ansätzen durch Inspektion der 8-Nachbarschaft. Im Ansatz von Pavlidis* werden dazu zwei Muster überprüft:

* Theo Pavlidis: *Algorithms for Graphics and Image Processing.* Springer, 1998.

Skelettierung nach Pavlidis: die Muster

Semantik der Skelettpunktmasken:

- 0 = Pixel ist nicht gesetzt = Hintergrund
- 1 = Pixel ist gesetzt = Objekt
- in beiden Pixelgruppen A und B muss jeweils mindestens 1 Pixel gesetzt sein, also Objektpixel sein
- Evaluierung über beide Muster und ihre einmal bzw. dreimal um 90° rotierten Varianten:

A	A	A
0	P	0
B	B	B

A	A	A
A	P	0
A	0	**1**

↝ Pixel P ist Skelettpixel, sobald P eines der beiden Muster bzw. einer rotierten Variante erfüllt

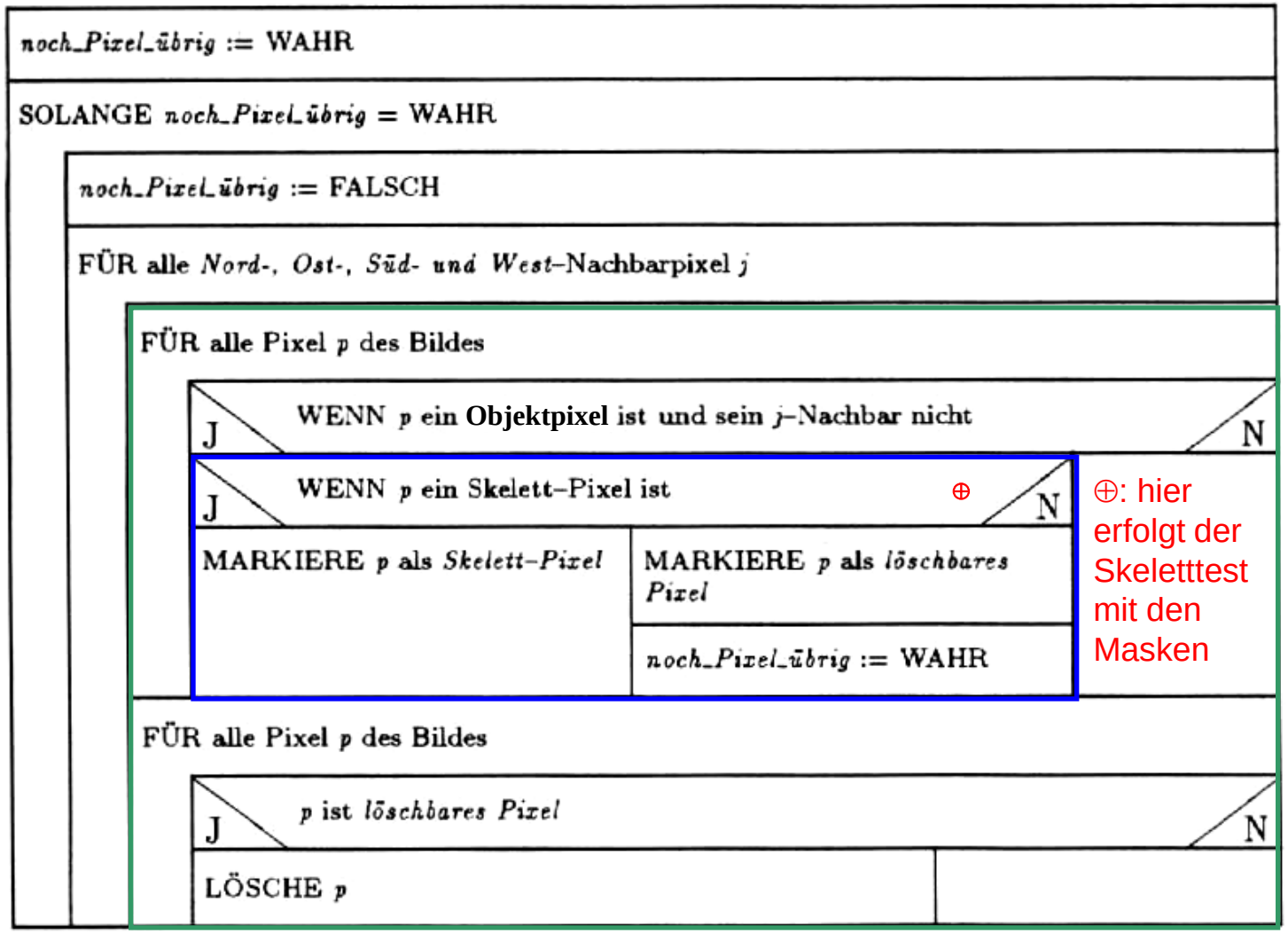
↝ Skelettpixel dürfen nicht gelöscht werden

Skelettierung nach Pavlidis: die Methode

Prinzip der Skelettierung nach Pavlidis:

- Iteratives Abtragen der Kantenpixel von den Rändern her;
- Nicht abzutragen sind Skelettpixel:
  - Kantenpixel, deren Entfernung den Zusammenhang der Linie zerstört
  - Zur Erkennung der Skelettpixel sind lokale Inspektionen ausreichend
- Terminierung, wenn kein Kantenpixel mehr entfernt wurde; d.h.: alle verbliebenen Kantenpixel sind Skelettpixel.

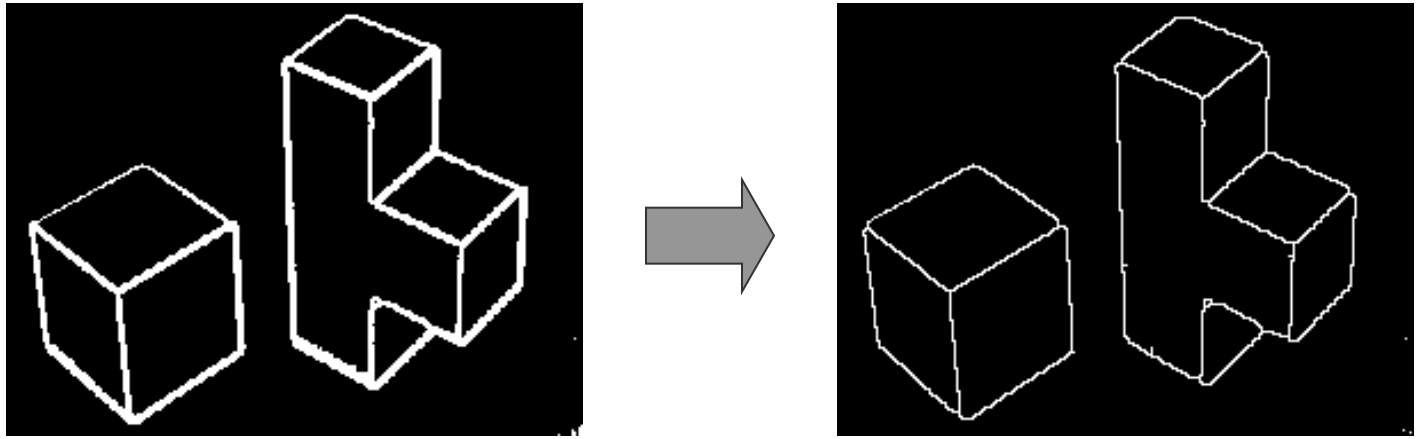
Skelettierung nach Pavlidis: der Algorithmus



Struktogramm der Skelettierung nach Pavlidis

Skelettierung nach Pavlidis: Beispiel

Beispiel: Anwendung auf die Kantenpixel des Poylederbildes:



Kantenpixel

Extrahierte Skelettpixel
(nach Pavlidis)

Canny-Operator: Zielsetzung

Der Canny-Kantenoperator wurde 1986 von John Canny als optimaler Kantendetektor entwickelt*

Optimalität heißt dabei:

- hohe Erkennungsrate (hoher Recall):
  Erkennung möglichst vieler Kanten der abgebildeten Szene
- hohe Lokalisierungspräzision:
  möglichst ortsgenaue Lokalisierung der Kantenpixel
- Eindeutigkeit:
  für jedes Kantenpixel soll es genau eine Detektorantwort geben

---

* *Canny, J., A Computational Approach To Edge Detection, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8(6):679–698, 1986.*

Canny-Operator: die Verarbeitungsstufen (1)

Mit der genannten Zielsetzung entwickelte Canny einen vierstufigen Algorithmus zur optimalen Kantendetektion.

(1) Das Eingangsbild wird zunächst durch ein Gauß-Filter geglättet

(2) Kantenpunkte werden durch den Sobel-Operator bestimmt

(3) Breite Anordnungen von Kantenpunkten werden durch Unterdrückung von „Non-Maxima”-Kantenpunkten (engl. non-maxima suppression) verdünnt zu Linienbreiten von einem Kantenpunkt

(4) Die in (2) erkannten und (3) selektierten Kantenpunkte werden durch Hysterese-Schwellwertbildung (engl. hysteresis thresholding) zu Kanten-verläufen zusammengefügt

Canny-Operator: die Verarbeitungsstufen (2)

Der Canny-Algorithmus arbeitet mit drei Parametern σ, t_1 und t_2 :

(1) Glättung durch Gauß-Filter mit Standardabweichung σ

(2) Kantenerkennung mit Sobel-Operator:

(2.1) Gradientenbetrag: $|\nabla I(x,y)| \approx (S_x(x,y)^2 + S_y(x,y)^2)^{½}$

(2.2) Gradientenrichtung: $\Theta \approx arctan(S_y(x,y) / S_x(x,y))$
gerundet zu 0° , 45° , 90° und 135° .

(3) Non-Maxima-Unterdrückung: alle Kantenpixel, die in Gradientenrichtung Θ nicht ein lokales Maximum bilden, werden als solche verworfen

(4) Fusion zu Kantenzügen: Kantenzüge werden mit Kantenpixeln begonnen, deren Gradient einen Schwellwert t_1 überschreitet. In Kantenrichtung (orthogonal zur Gradientenrichtung aus (2.2)) werden weitere Kantenpunkte des Kantenzuges erfasst. Die Kantenverfolgung bricht ab, wenn der Gradient des aktuellen Kantenpunktes unterhalb des zweiten Schwellwertes t_2 mit ($t_1 > t_2$) liegt.

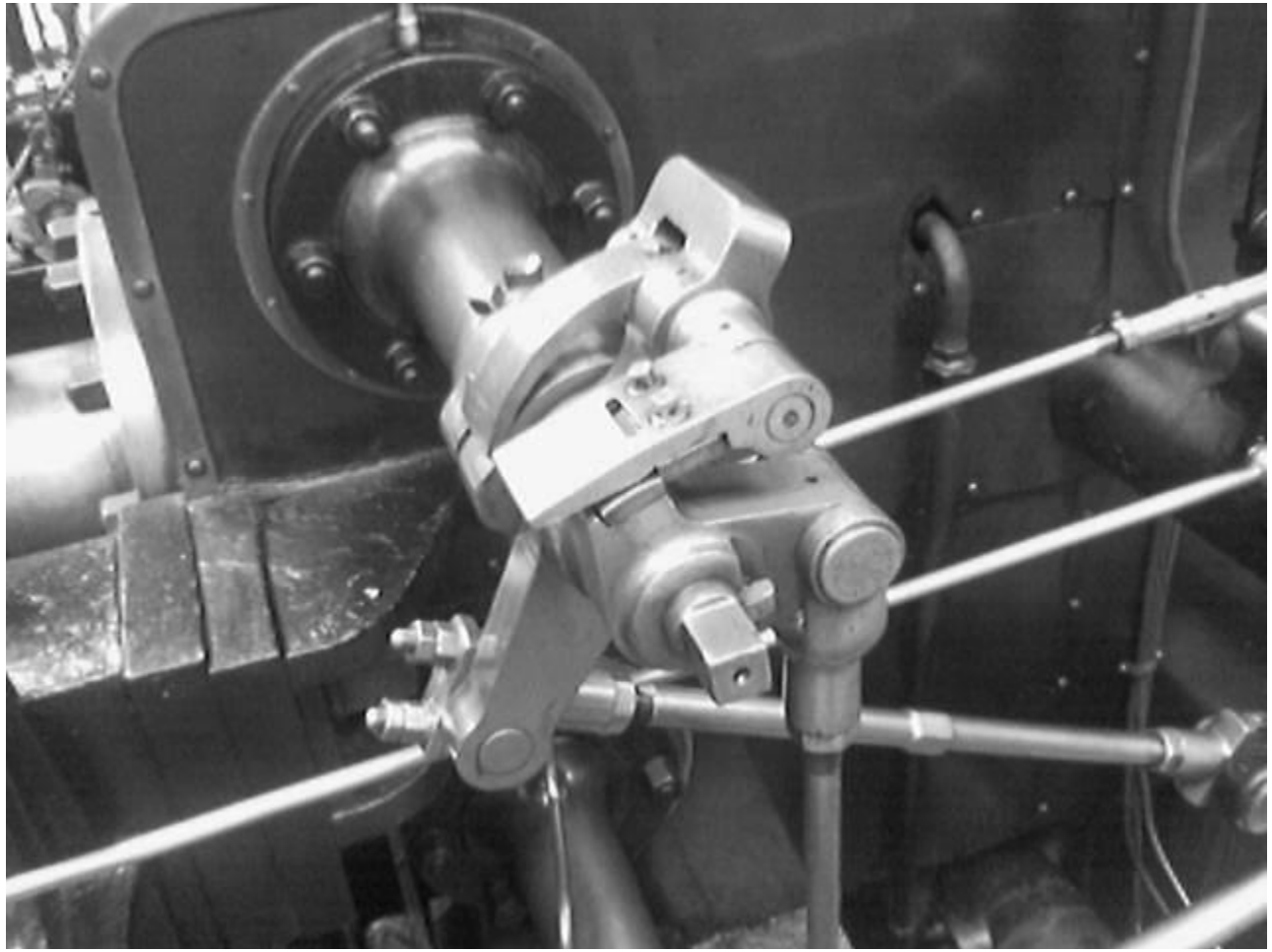
Canny-Operator: Hysterese

Bemerkung:

- Der vierte Schritt, also die Fusion zu Kantenzügen wird auch als Hysterese-Verfahren bezeichnet: „tracing edes with hysteresis thresholding“
- Als Hysterese bezeichnet man – insbes. in der Physik – ein Systemverhalten, bei dem die Ausgangsgröße nicht allein von der Eingangsgröße abhängt, sondern auch von dem vorherigen Zustand der Ausgangsgröße.
- Beim Canny-Operator ist die Binarisierung eben auch vom Zustand der Erkennung eines Kantenzuges abhängig: für den Start gilt Schwellwert t_1, während der Gruppierung nach dem Start gilt Schwellwert t_2
- Hohe Werte von t_1 verhindern das Erkennen von schwach ausgebildeten Kanten. Kleinere Werte von t_2 verhindern Unterbrechungen der Kantenzüge. Canny empfiehlt in Abhängigkeit von erwarteten SNR ein Verhältnis von 3:1 bis 2:1 für die Schwellwerte t_1 und t_2

Canny-Operator: Beispiel (1)

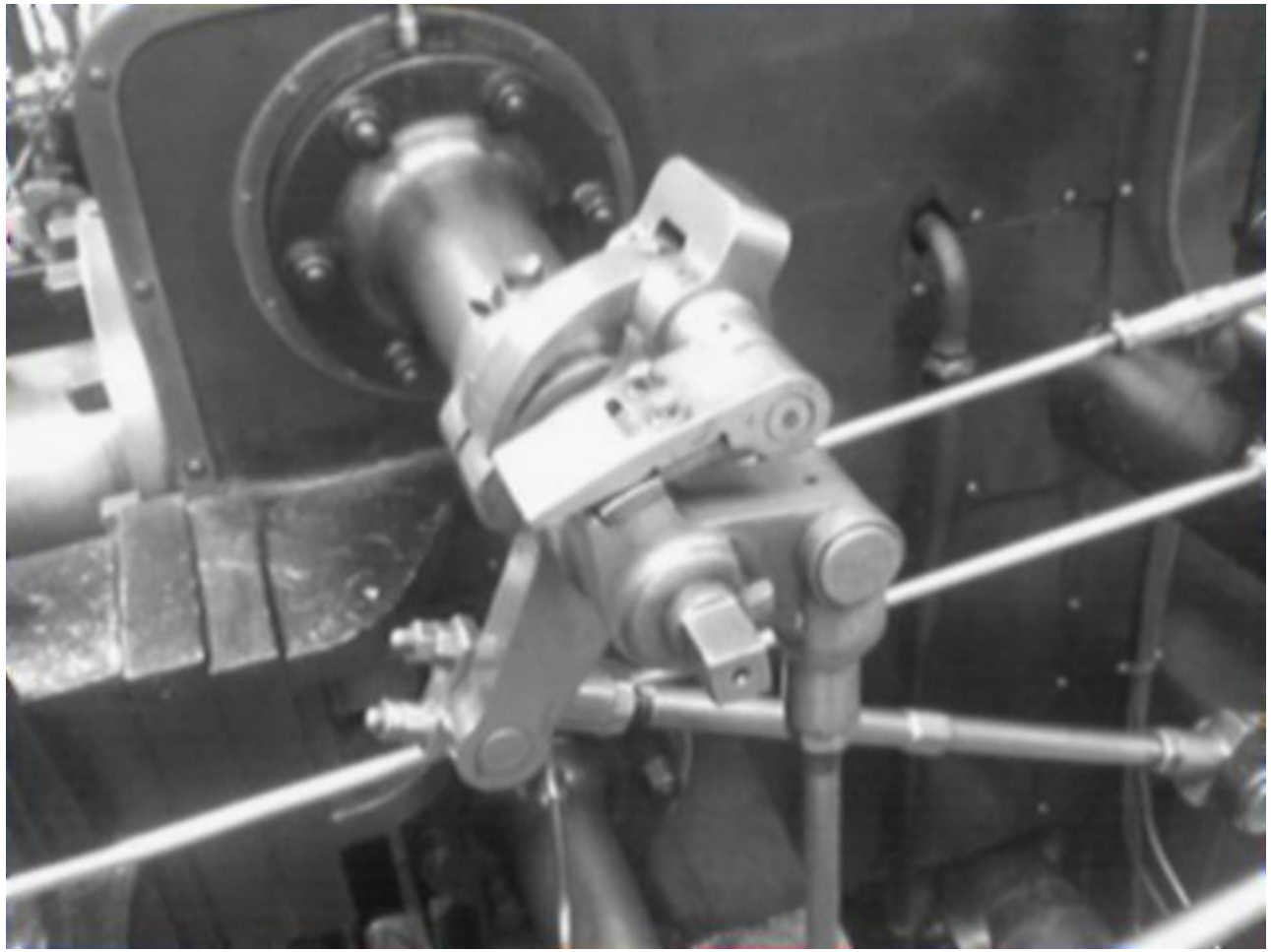
Ausgangsbild für Canny-Opertor:



Bildquelle: http://en.wikipedia.org/wiki/Canny_edge_detector (24.06.2011)

Canny-Operator: Beispiel (2)

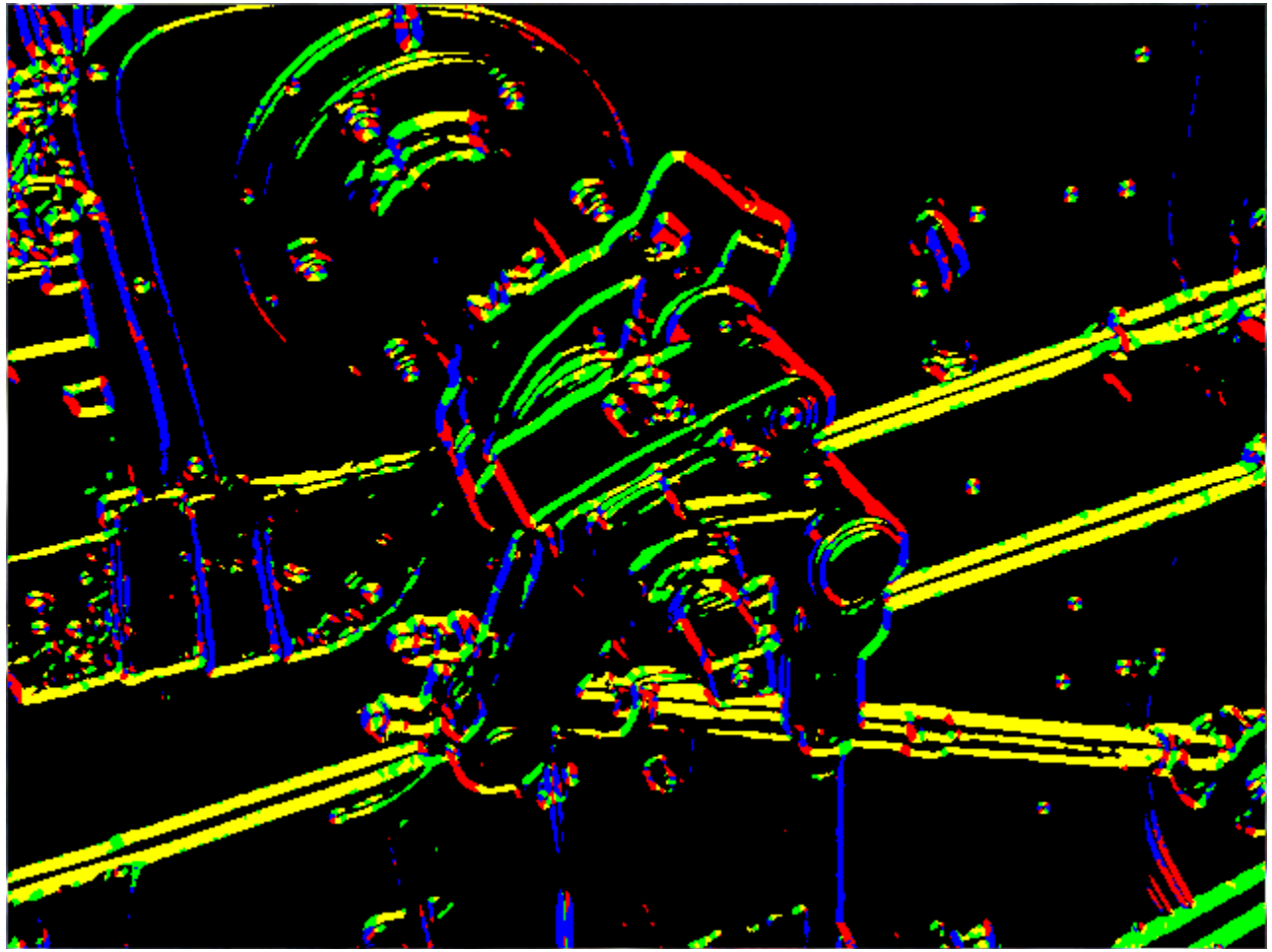
Nach Anwendung von 5x5-Gauß-Filter mit $\sigma = 1{,}4$:



Bildquelle: http://en.wikipedia.org/wiki/Canny_edge_detector (24.06.2011)

Canny-Operator: Beispiel (3)

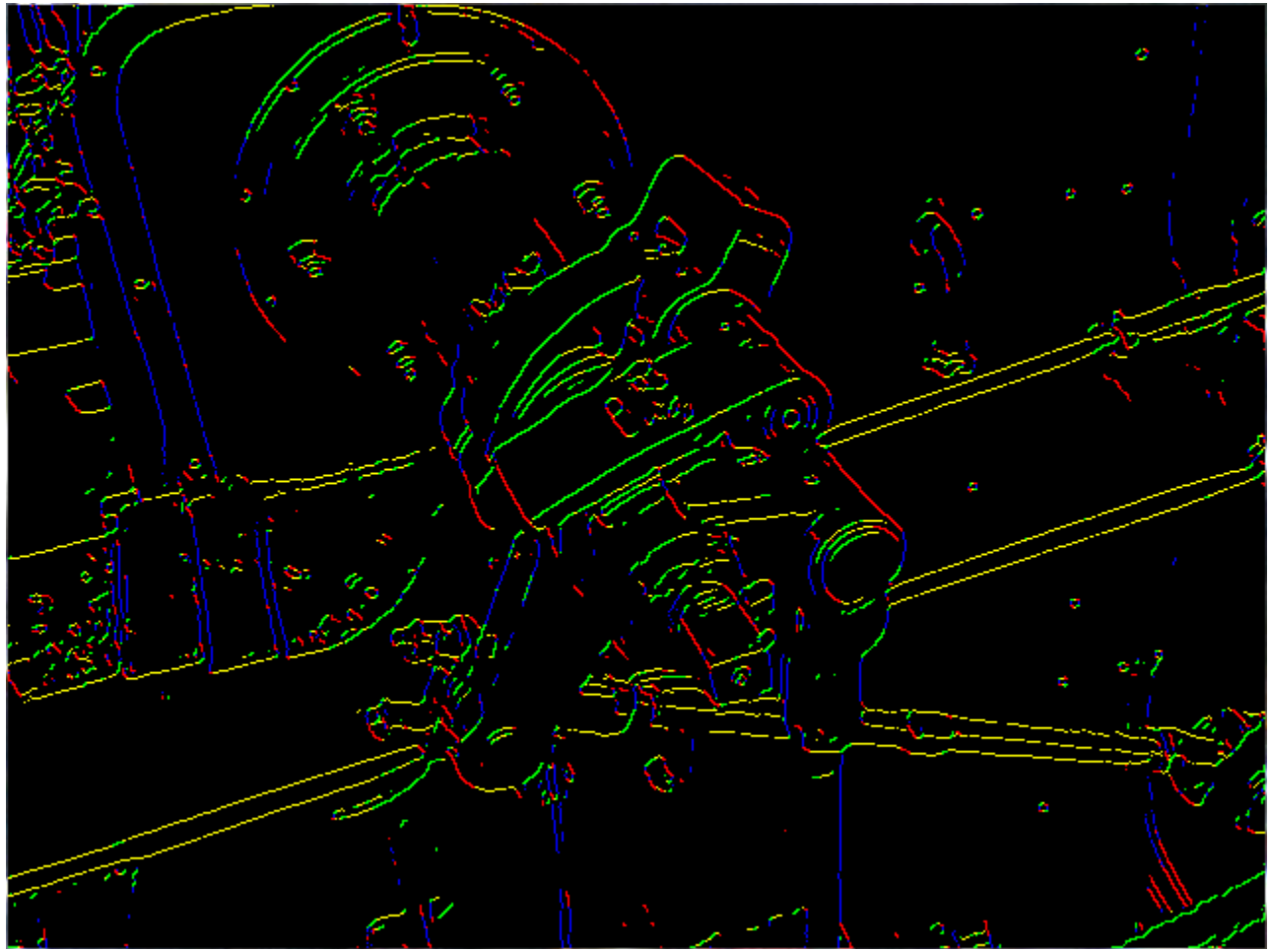
Nach Anwendung von Sobel-Operator mit Farbkodierung der Klassifikation nach Kantenrichtungen: gelb = 0°, grün = 45°, blau = 90°, rot = 135°



Bildquelle: http://en.wikipedia.org/wiki/Canny_edge_detector (24.06.2011)

Canny-Operator: Beispiel (4)

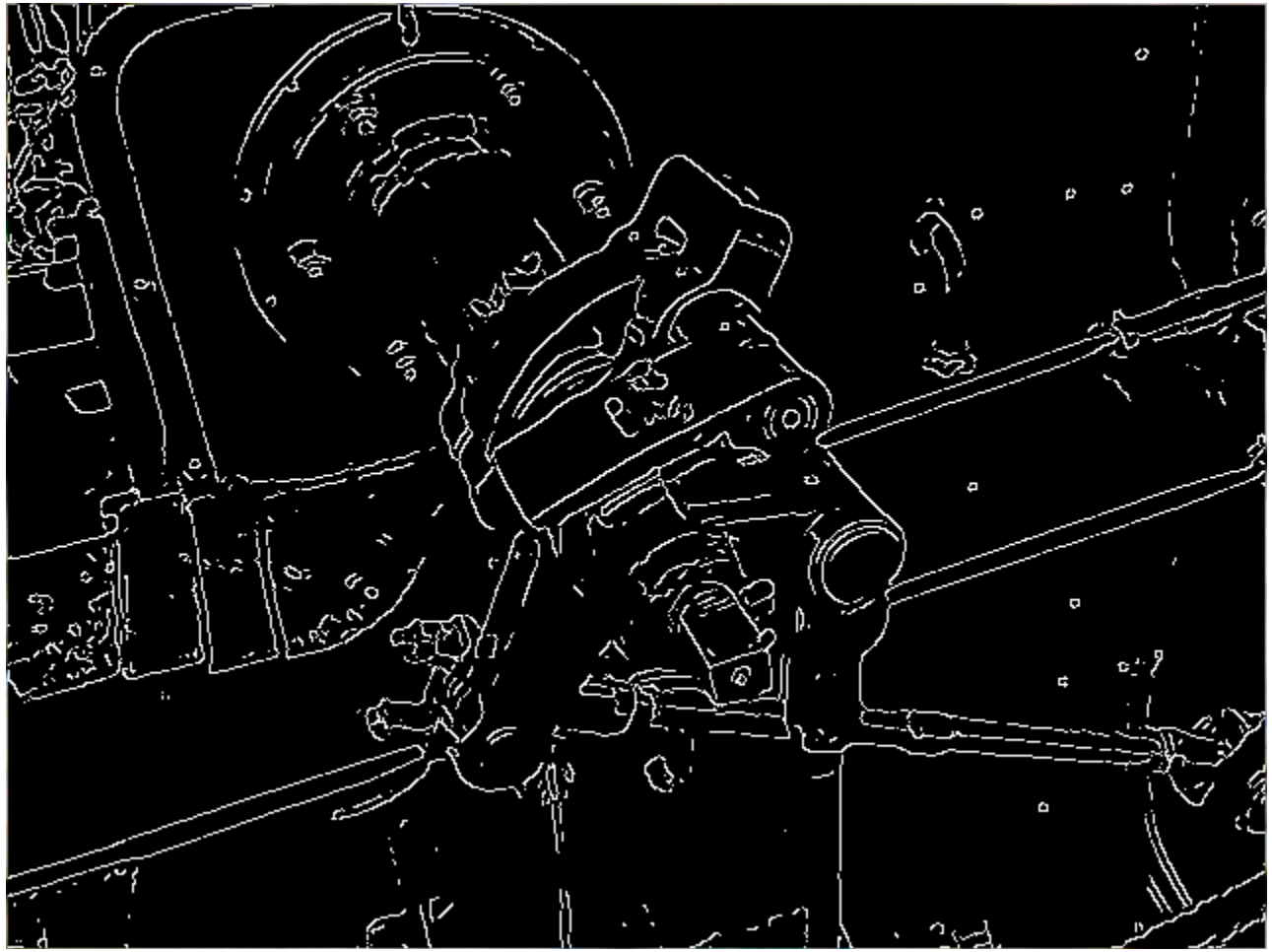
Nach Anwendung der Non-Maximum-Unterdrückung in Gradientenrichtung:



Bildquelle: http://en.wikipedia.org/wiki/Canny_edge_detector (24.06.2011)

Low-Level-Vision: Canny-Operator (3.5)

Kantenzüge nach Hysterese-Schwellwertbildung:



Bildquelle: http://en.wikipedia.org/wiki/Canny_edge_detector (24.06.2011)

Interaktive Suche nach optimalen Kantenzügen (1)

Wenn Start- ***und*** Endpunkt eines Kantenzuges bekannt sind, **dann** ist ein optimaler Kantenzug zwischen beiden Orten als Lösung eines Wegeproblems in einem Graphen ableitbar

Erzeugung des Graphen und Kostenfunktion:

- Überführe Bild **I** = [I(x,y)] mit $Z \times S$ Pixeln in Graphen $G_{\mathbf{I}}$ mit $Z \times S$ Knoten
- Zwischen zwei Knoten k_1 und k_2 in $G_{\mathbf{I}}$ existiert eine Kante, wenn die entspr. Pixel $\boldsymbol{p}_1$ und $\boldsymbol{p}_2$ in **I** benachbart sind
- Jedem Knoten k werden Kosten $c(k)$ zugeordnet, die von den Eigenschaften des gesuchten Kantenzuges abhängen

Interaktive Suche nach optimalen Kantenzügen (2)

Die Kostenfunktion $c(k)$ sollte auf Gradienteninformation basieren:

- der Gradientenbetrag ist ungeeignet, weil er zu maximieren wäre und dabei alle nötigen, aber auch unnötigen Kantenpixel mitnehmen würde
- Tönnies (2005)* schlägt ein Abweichungsmaß von einer Modellgröße vor, z.B. einem Modellgradienten. Dieser kann als mittlerer Gradient von Startpixel s und Endpixel e definiert werden: $g_{mod} = ½ \cdot (|\nabla I(e)| + |\nabla I(s)|)$.
- Die Kosten $c(k)$ eines Knotens k ergeben sich dann als Abweichung seines Gradientenbetrages $g(k) = |\nabla I(k)|$ von g_{mod}:

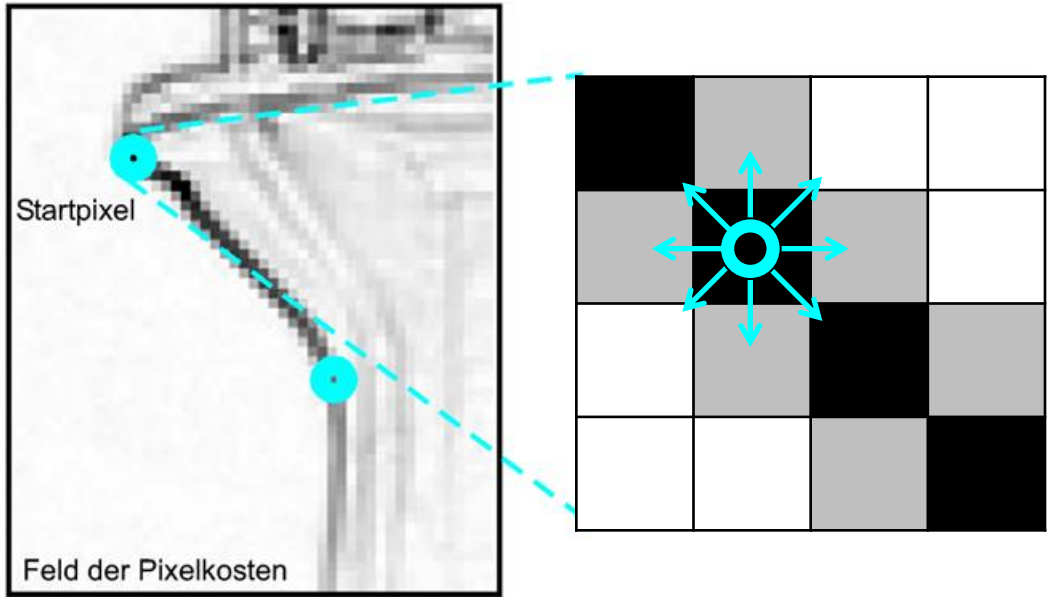
$$c(k) = | g(k) - g_{mod} |$$

* Es sind komplexere Kostenfunktionen anwendbar. In der Originalarbeit wird eine Kombination aus Nulldurchgängen der 2. Ableitung, den Gradientenbeträgen und Richtungsabweichungen der Gradienten eingesetzt (E. N. Mortensen, W. A. Barrett: Intelligent Scissors for Image Composition, ACM SIGGRAPH 1995,191-198)

Interaktive Suche nach optimalen Kantenzügen (3)

Prinzip des Verfahrens:

Bei der Suche nach einem optimalen Kantenzug zwischen zwei Pixeln wird ausgehend vom Startpixel eine Suche nach einem Pfad mit minimalen Kosten zum Endpixel durchgeführt



Bildquelle mit Änderung: Klaus Tönnies: Grundlagen der Bildverarbeitung, Pearson Studium, 2005.

Interaktive Suche nach optimalen Kantenzügen (4)

- Gegeben:
  - zusammenhängender Graph $G_{\mathbf{I}}$,
    dessen Knoten mit den Pixeln des Bildes $\mathbf{I} = [I(x,y)]$ korrespondieren
  - positive Knotenkosten,
    die dem Abstand zu einem Modellgradienten entsprechen
  - Startknoten *s* und Endknoten *e*

- Gesucht:
  - Pfad von Startknoten *s* zu Endknoten *e* mit minimalen Pfadkosten

⇝ Umsetzung durch den Dijkstra-Algorithmus durchführbar

Interaktive Suche nach optimalen Kantenzügen (5)

Dijkstra-Algorithmus zur Suche nach optimalen Kantenzügen:

- Jedem Knoten k sind Knotenkosten $c(k)$ und Pfadkosten $p(k)$ zugeordnet. Die Pfadkosten $p(k)$ sind die Kosten vom Startknoten s zum Knoten k
- Die Pfadkosten $p(s)$ des Startknotens s sind dessen Knotenkosten $c(s)$.
- Alle anderen Knoten $k \neq s$ sind mit $p(k) = max\_cost = \sum_k c(k)+1$ initialisiert. Diese sind höher als die höchsten Kosten, um k von s aus zu erreichen.
- Die Liste *active_nodes* wird mit dem Startknoten s initialisiert.
- Aus *active_nodes* wird immer der Knoten k_{min} mit minimalen Pfadkosten ausgewählt und entfernt.
- Die Pfadkosten aller Nachbarn von k_{min} werden bestimmt. Sind diese geringer als ihre bisherigen Pfadkosten, werden diese korrigiert und die entspr. Knoten in *active_nodes* eingefügt.

Interaktive Suche nach optimalen Kantenzügen (6)

- Terminierung: Auswahl des Endknotens *e* aus *active_nodes*:
  - Da alle Pfadkosten positiv sind und immer der Knoten mit minimalen Pfadkosten aus *active_nodes* gewählt wird, können die Kosten jedes anderen Pfades zum Endknoten nur höher sein

- Pfadausgabe: Zurückverfolgung des Kantenzuges vom Endknoten *e* zum Startknoten *s*:
  - Die Rückwärtsverfolgung (*backtracking*) des gefundenen Pfades findet die Vorgängerknoten durch Vergleich der Pfadkosten mit den Pfadkosten an den Vorgängerknoten und den Knotenkosten:

    Vorgängerknoten *v* zum Knoten *k* kann nur der Knoten sein mit

    $$p(v) + c(k) = p(k)$$

Interaktive Suche nach optimalen Kantenzügen (7)

- Listing des Dijkstra-Algorithmus:

```
function Dijkstra (s,e);
    active_nodes = {s};
    p(s) = c(s);
    for all nodes v ≠ s do p(v) = max_cost;
    while  v_min ≠ e do
            v_min = select_min_cost(active_nodes);
            active_nodes = active_nodes\{v_min};
            neighbours = get_neighbours(v_min);
            for all w ∈ neighbours do
                if  [ p(v_min) + c(w)  <  p(w) ] then
                    p(w) = p(v_min) + c(w);
                    active_nodes = active_nodes ∪ {w};
                endif
            endfor;
    endwhile;
    return;
end;
```

Interaktive Suche nach optimalen Kantenzügen (8)

- Listing der Rückwärtsverfolgung:

```
function backtrack (s,e);
    k = e;
    nodelist = {e};
    while  k ≠ s do
            neighbours = get_neighbours(k);
            for all v ∈ neighbours do
                if  ( p(v) + c(k)  = p(k) )  then
                    prev_node = v;
                endif
            endfor;
            nodelist = nodelist ∪ {prev_node};
            k = prev_node;
    endwhile;
    return nodelist ;
end;
```

Interaktive Suche nach optimalen Kantenzügen (9)

Komplexität:

- Wird *active_nodes* als einfache Liste implementiert, ist die Zeitkomplexität des Dijkstra-Algorithmus $O(n^2+m)$ mit Knotenzahl n und Kantenzahl m. Bei Umsetzung von *active_nodes* in einer Baumstruktur folgt $O(n \cdot \log n + m)$.

- Die Rückwärtsverfolgung hat lineare Laufzeit in der Pfadpixelzahl und kann daher in Echtzeit umgesetzt werden. Dies führt zur sog. Variante des *Livewire*.

Interaktive Suche nach optimalen Kantenzügen (10)

Die Livewire-Variante terminiert, wenn *active_nodes* leer ist. Daher werden kostenminimale Pfade vom Startknoten *s* zu beliebigen Endpunkten gesucht.

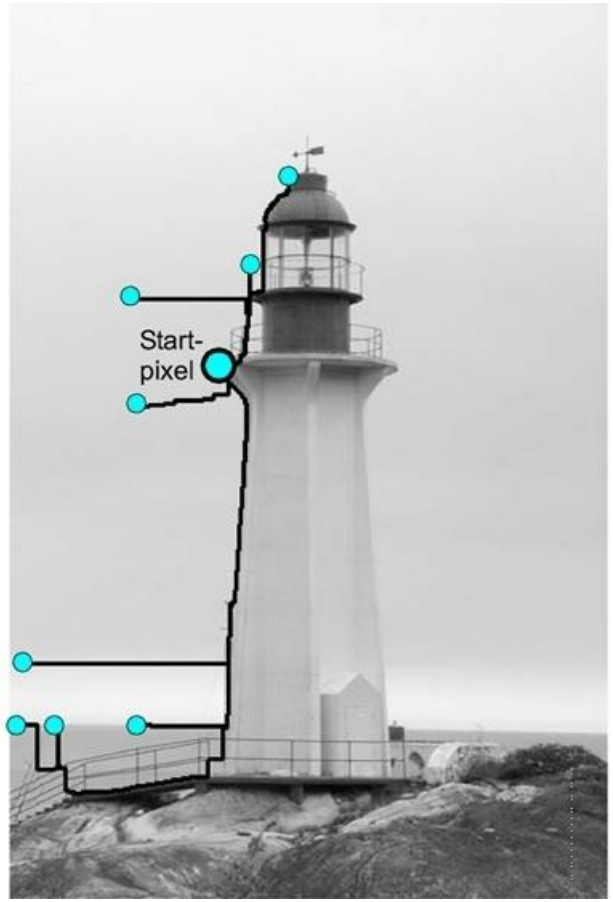
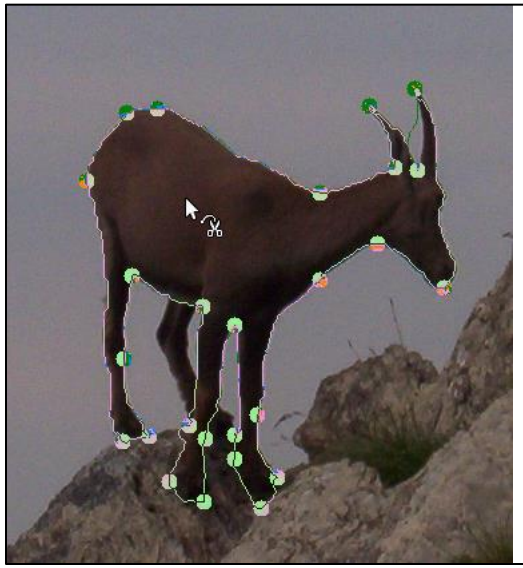


Bild- & Textquelle: Klaus Tönnies: Grundlagen der Bildverarbeitung, Pearson Studium, 2005.

Interaktive Suche nach optimalen Kantenzügen (11)

Erweiterung des Verfahrens auf Folge von Kontrollpunkten:

Werden aufeinanderfolgend angeklickte Cursor-Positionen als Folge von Start- und Endpunkten gewählt, ergibt sich ein interaktives Segmentierungsverfahren, das bekannt ist als *Intelligent Scissors*



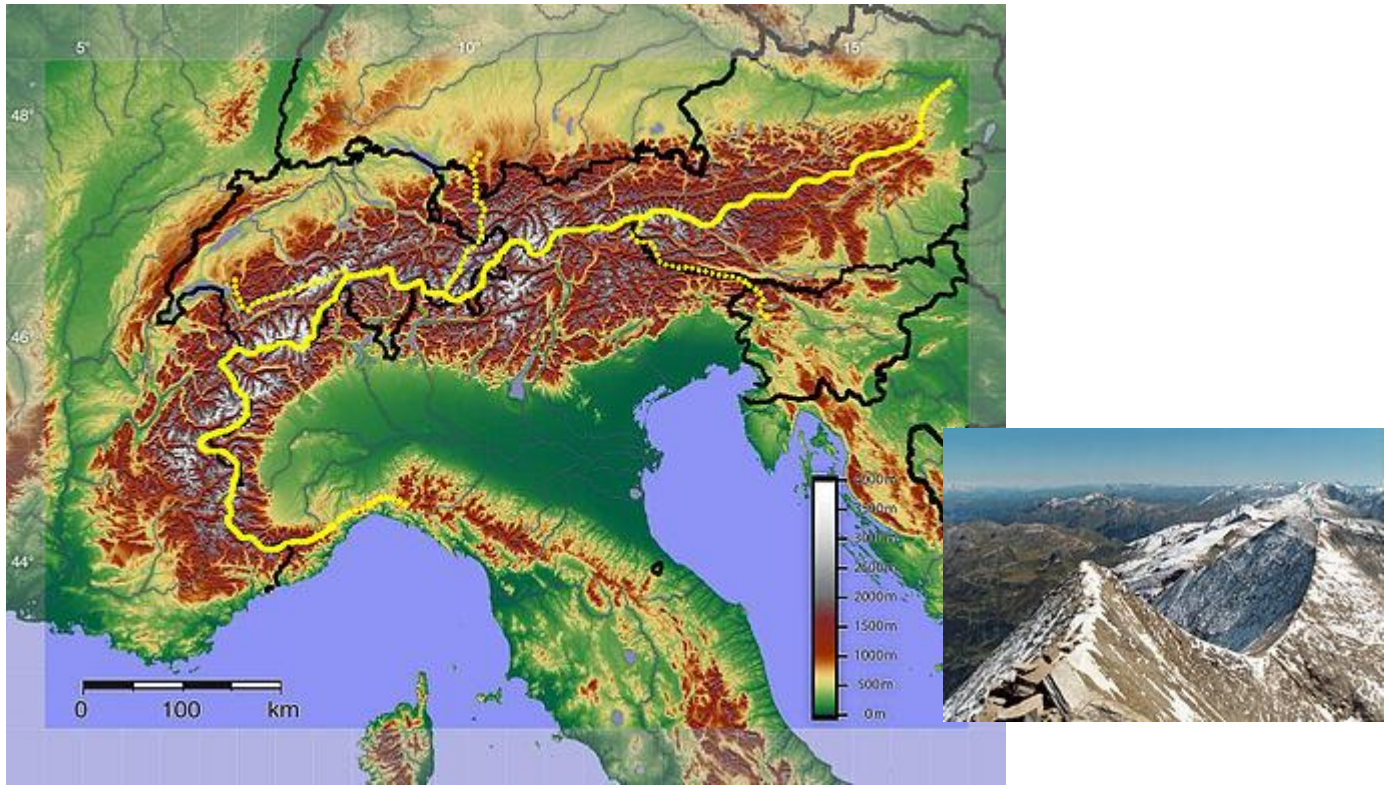
“Each time you left-click with the mouse, you create a new control point, which is connected to the last control point by a curve that tries to follow edges in the image.”

Bild- und Textquelle: https://docs.gimp.org/en/gimp-tool-iscissors.html, 24.11.2017

Wasserscheidentransformation (1)

- In der Geographie trennt eine Wasserscheide Gebiete, die in unterschiedliche Senken entwässert werden

⇝ Daher verlaufen Wasserscheiden i. A. entlang von Bergkämmen

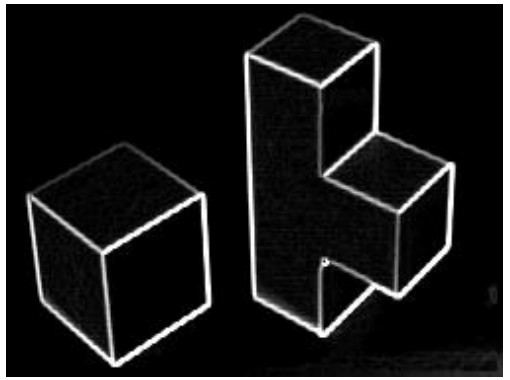


Bildquelle: https://de.wikipedia.org/wiki/Alpenhauptkamm, 24.11.2017

Wasserscheidentransformation (2)

- Die Wasserscheidentransformation (WST) interpretiert die Gradienten-information als Höheninformation.

Also entspricht die Identifikation der Wasserscheiden zwischen angrenzenden „Abflussgebieten“ der Ableitung der Grenzkonturen der Bildsegmente.



Gradienteninformation durch Sobel-Operator abgeleitet

- Der Flutungsalgorithmus erzeugt die Segmentierung des Bildes durch sukzessive Flutung des Gradientengebirges beginnend mit den lokalen Gradientenminima bzw. Senken bzw. Quellen.

Flutungsalgorithmus (1)

Jedem Pixel **p** wird dessen lokaler Gradientenbetrag als Höhe h(**p**) zugeordnet.

Für jede Flutungshöhe $h_{aktuell} = 0, \ldots, h_{max}$

Für jedes *neu* überflutete Pixel **p** mit $h(\mathbf{p}) = h_{aktuell}$

Wenn **p** isoliert ist („Quelle“)

(d.h. **p** ist nicht benachbart zu anderen bereits gelabelten überfluteten Pixeln **p**‘ mit $h(\mathbf{p}') \leq h_{aktuell}$),

dann vergebe neues Segment-Label für **p**.

Wenn **p** eine Überflutungsregion erweitert

(d.h. **p** ist benachbart zu bereits überfluteten und *mit identischem Segmentlabel markierten* Pixeln **p**‘ mit $h(\mathbf{p}') \leq h_{aktuell}$),

dann übernehme dieses Segment-Label für **p**.

Wenn **p** Teil einer Wasserscheide ist

(d.h. **p** ist benachbart zu überfluteten, aber *mit unterschiedl. Segmentlabeln markierten* Pixeln **p**‘ mit $h(\mathbf{p}') \leq h_{aktuell}$),

dann vergebe das Label „Wasserscheide“ für **p**.

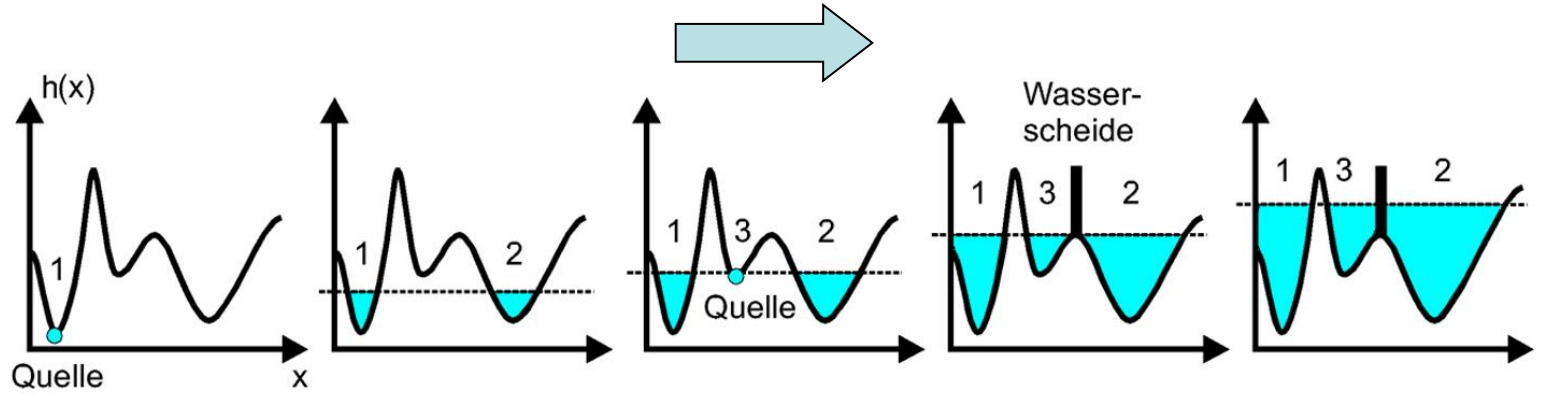
Label „Wasserscheide“ ist kein Segmentlabel

Flutungsalgorithmus (2)

Wenn die Höhe $h_{aktuell} = h_{max}$ erreicht ist, haben alle Pixel ein Label erhalten: entweder ein Segment-Label oder das Label „Wasserscheide“.

Die Wasserscheidenpixel können in einer optionalen Nachbearbeitung einer der angrenzenden Regionen zugeordnet werden.

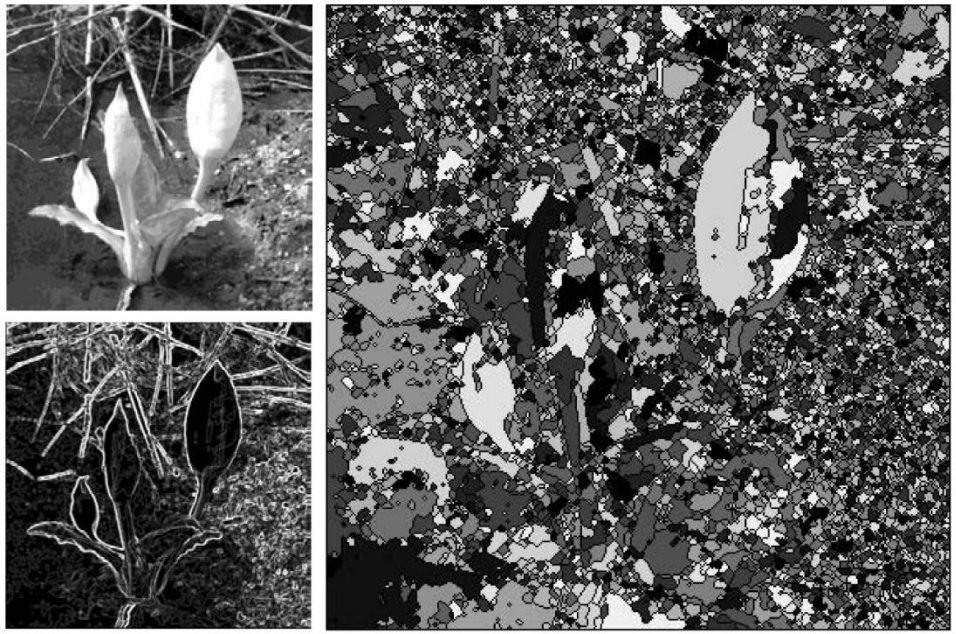
Die Abb. zeigt einige Stationen einer WST durch Flutung:



Bildquelle: Klaus Tönnies: Grundlagen der Bildverarbeitung, Pearson Studium, 2005.

Ergebnisse der Wasserscheidentransformation

Die WST führt leicht zu einer Übersegmentierung.

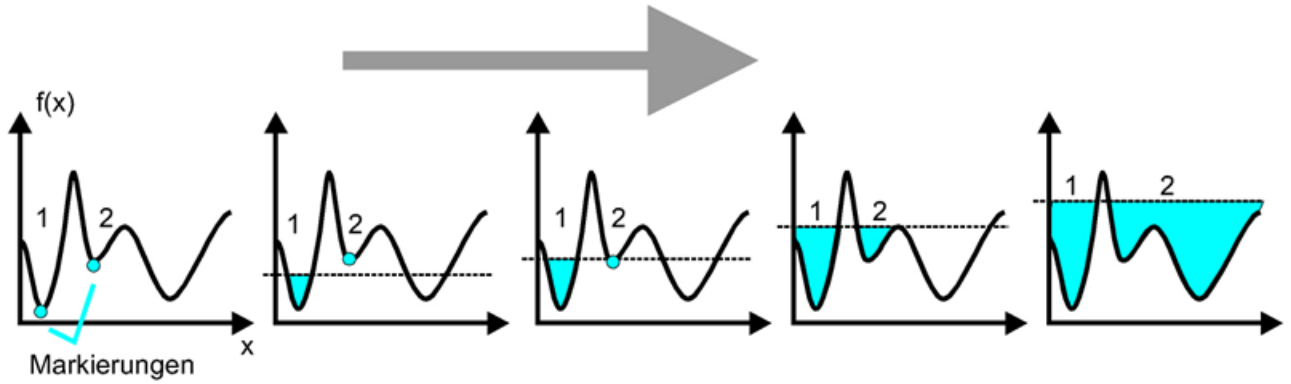


Bildquelle: Klaus Tönnies: Grundlagen der Bildverarbeitung, Pearson Studium, 2005.

Hierarchische Wasserscheidentransformation (1)

Der Übersegmentierung durch WST kann auf zwei Arten begegnet werden:

- Hierarchische WST:
  - Wiederholte WST auf jeweils vorherigen WST-Resultaten erzeugt sukzessive größere Segmente, bis die Größe der Segmente den Erwartungen entspricht
  - Es entsteht eine Hierarchie von Segmenten, in der Segmente einer Stufe Segmente der früheren Stufen zusammenfassen
- Interaktive WST: Interaktive Markierungen erzeugen das Labeling vor dem Flutungsprozess



mWST nach: Klaus Tönnies: Grundlagen der Bildverarbeitung, Pearson Studium, 2005.

Zusammenfassung (1)

- Alternativ zu den Segmentierungsansätzen nach Homogenitätskriterien bietet sich ein komplementärer Ansatz der Segmentierung an, nämlich die Segmentierung nach Diskontinuitätskriterien.

  Solche Ansätze zerlegen ein Bild nach Diskontinuitätskriterien an den Segmenträndern und sind daher a priori weniger anfällig gegenüber Variationen der Segmentcharakteristik.

- Eine schwellwertbasierte Binarisierung kann zur Auswahl von Kantenpixeln genutzt werden. I.A. werden wegen schwacher Kontraste u.Ä. jedoch nicht alle Kantenpixel über ihre Nachbarschaft miteinander verbunden sein.

  Hierfür ist Edge Linking ein Ansatz, der Kantenpixel auch über Lücken in den Pixelnachbarschaften miteinander zu Kantenzügen verbinden kann.

Zusammenfassung (2)

- Edge Linking erzeugt als Ergebnis Kantenzüge im Sinne von linearen Gruppen von Kantenpixeln. Diese können breiter als ein Pixel sein.

- Eine Klasse von Verfahren, um breite lineare Pixelgruppen auf eine Breite von einem Pixel zu verdünnen, ist die sog. Skelettierung.

- Der Canny-Kantenoperator wurde 1986 von John Canny mit dem Ziel entwickelt, einen optimalen Kantendetektor darzustellen. Der Canny-Kantenoperator kombiniert Glättung, Kantenhervorhebung, Edge-Linking und Verdünnung.

Zusammenfassung (3)

- Werden Start- und Endpunkt eines Kantenzuges interaktiv bestimmt, dann ist ein optimaler Kantenzug zwischen beiden Orten als Lösung eines Wege-problems in einem Graphen mit dem Dijkstra-Algorithmus ableitbar.

  Mit diesem Ansatz sind dann die Livewire-Variante sowie *Intelligent Scissors* ableitbar.

- Die Wasserscheidentransformation (WST) extrahiert lokale Maxima der Gradientenbeträge als Orte trennender Wasserscheiden und leitet damit Bild-segmente als „Abflussgebiete“ zwischen angrenzenden Wasserscheiden ab.

  Die hierarchische WST sowie die interaktive WST begegnen einer möglichen Übersegmentierung durch die normale WST.