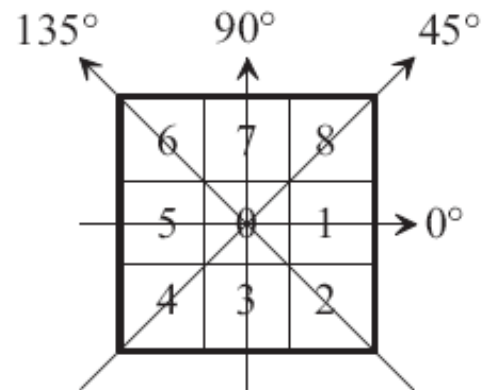


En Theoriefragen LU GDBV

1. Cooccurrence Matrix

Die Cooccurrence Matrix wird auch als Gray-Tone Spatial- Dependence Matrices oder als Grauwertpaarhäufigkeitsmatrix (GPM) bezeichnet. Wir gehen von einem rechteckigen 2D-Bild aus. Das Bild habe in horizontaler Richtung die Dimension N_x und in vertikaler Richtung die Dimension N_y . Sei N_g die Anzahl der (quantisierten) Grauwerte; $L_x = \{1, 2, \dots, N_x\}$ die horizontale räumliche Ausdehnung und entsprechend $L_y = \{1, 2, \dots, N_y\}$ die räumliche vertikale Ausdehnung; $G = \{1, 2, \dots, N_g\}$ die Menge der Grauwerte. ein Bild I kann als Funktion angesehen werden, die einen Grauwert aus G einer Zelle aus $L_x \times L_y$ zuweist: $I : L_x \times L_y \rightarrow G$

Es wird dabei von einer 8er Nachbarschaft um einen Bildpunkt (Zelle; resolution cell) aus. In der Abbildung daneben ist eine solche Nachbarschaft dargestellt. Die nächsten Nachbarn des mittleren Bildpunktes in horizontaler Richtung (0 Grad) sind die Bildpunkte 1 und 5. Die nächsten Nachbarn in diagonalen Richtung (45 Grad) sind die Bildpunkte 4 und 8. In vertikaler Richtung (90 Grad) sind die Bildpunkte 3 und 7 die nächsten Nachbarn und in der zweiten diagonalen Richtung (135 Grad) sind die nächsten Nachbarbildpunkte 2 und 6. Weiterhin wird



angenommen, dass die Texturkontextinformation, die ein Bild I aufweist, über das ganze Bild verteilt ist und dass die Information in der Beziehung zwischen benachbarten Punkten durch die Grauwerte repräsentiert wird. Daraus kann abgeleitet werden, dass die Information adäquat durch eine (oder mehrere) Matrizen spezifiziert werden kann, in welcher das relative Vorkommen P_{ij} eingetragen wird. P_{ij} bedeutet in diesem Zusammenhang: Es werden benachbarte Bildpunkte betrachtet, die mit Abstand d auseinander liegen, wobei der eine Bildpunkt den Grauwert i aufweist und der andere Bildpunkt den Grauwert j . Somit sind solche Matrizen Funktionen, die unter Berücksichtigung eines Winkels die räumliche Beziehung zwischen benachbarten Bildpunkten und ihrem Abstand repräsentieren.

2. Energie, Kontrast, Homogenität, Entropie

Energie: Gesamtanzahl der Paarungen (je grösser das Bild desto mehr Energie), wäre am größten wenn man nur einen Wert im originalbild hat (z.b. lauter 10er)

Kontrast: Gibt an wie intensiv hell-dunkel Wechsel kommen, Schachbrettmuster liefert den Maximalwert

Homogenität: im Prinzip das Gegenteil, je niedriger die Unterschiede desto höher ist der wert

Entropie: Gibt an wie gleichverteilt das Bild ist, bzw wie sehr alle Pixelpaarungen vorkommen, wenn alle Paare gleich oft vorkommen sollte die Entropie am größten sein.

- homogene Helligkeit: niedrige Entropie
- Kanten, Texturen, Diskontinuitäten: hohe Entropie

3. Erkennen von Texturen anhand von GLCMs

Man kann anhand von GLCM ähnlich wie bei der Fourier Transformation wenn man auch die Bilder hat erkennen, welche GLCM welchem Bild/ Textur entspricht.

Wenn es z.b. große einfarbige Flächen gibt, kommt es zu benachbarten Pixelpaaren die ähnliche Grauwerte haben, die man dann anhand einer Konzentration von hellen Punkten der GLCM um die Symmetrieachse erkennen kann. Man sieht ein schmales „Band“ und die Blöcke darin sind auch grob und groß.

Wenn ein Bild sehr „verrauscht“ ist, sprich es sehr viele unterschiedliche Grauwerte in der Nachbarschaft hat und es keine großen „einfarbigen“ Flächen gibt mit ähnlichen Grauwerten, ist die GLCM recht breit.

Ein Bild das eine Mischung aus einfarbig und verrauscht ist z.b. Marmor (wo es oft in eine Richtung sehr viele ähnliche Nachbarn gibt, in die andere Richtung aber kaum welche) kommt es noch zu einer größeren Verbreitung des „Bandes“ (da die Werte noch weiter verteilt sind), wobei andererseits dann oft durch die horizontale bzw vertikale „Ähnlichkeit“ benachbarter Punkte Konzentrationen in der GLCM zu sehen sind

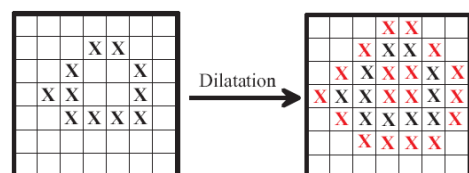
Wenn man dann zu dem Bild noch mehr „einfarbiges“ dazu gibt sprich die Marmorierung runder macht, sodass es mehr ähnliche Nachbarpunkte gibt, kommt es wieder zu einer stärkeren Konzentration um die Symmetrieachse die weiße „Zellen“ im Bild verursachen

4. Dilatation (X+B)

Die Dilatation fügt einem Bild X ein Strukturelement B zu. Deshalb ist es auch eine Bildverstärkende bzw. Bildverdickende Operation. Es ist möglich Teilchengruppen zu vereinigen, Löcher zu füllen oder Risse zu schließen. Eine sehr einfache Art der Kantendetektion ist $(X+B)\setminus X$.

Diese Operation fügt Bildpunkte an den Rand eines Objektes an und zwar entsprechend der Form und Größe von B.

Durch Dilatation können neue Objekte entstehen, und Löcher sowie konkave Randbereiche werden aufgefüllt. In der Abbildung daneben ist ein Beispiel dargestellt, bei dem die Kontur (schwarze "X")



gekennzeichnet) mit der Elementarraute dilatiert wurde. Die so entstandenen neuen Bildpunkte sind andersfarbig (rote "X") dargestellt. Eine Rücktransformation ist nicht möglich. Durch Erosion können kleine Objekte ganz verschwinden. Das kann im Rahmen einer Rauschunterdrückung für pixelgroße Objekte durchaus erwünscht sein. Konvexe Randbereiche sowie Objektteile werden abgetragen. Eine Rücktransformation ist ebenfalls nicht möglich.

5. Skizzieren Sie das Resultat der Dilation eines Kreises (Radius r) mit einem kreisförmigen Strukturelement (Radius $r/4$).

Weiß nicht ganz was stimmt:

- Es wird nicht ganz kreisförmig, sondern Mischung zw. Quadrat und Kreis (mit abgerundeten Ecken)
- Es entsteht ein Kreis mit Radius $1.5 * r$. ($r + d_{\text{strukturierendes Element}} = 1 + 2 * 1/4 = 1.5$)

Die Dilation funktioniert so, dass jeder Pixel eines Objekts durch das Strukturelement ersetzt wird. Und wenn man jetzt am Rand des Anfangskreis (Radius r) jedes Pixel durch das Strukturelement (Radius $r/4$) ersetzt, wird der Kreis insgesamt um $\frac{1}{4} r$ größer → neuer Radius: $5/4 r$.

6. Erosion (X-B)

Die Erosion ist das Gegenstück der Dilatation und entfernt die passenden Bildpunkte. Die Erosion vermindert somit die Bilddaten. Anders gesagt, findet die Erosion Bildpunkte, die mit einem speziellem Muster von Elementen umgeben sind.

Bei der Erosion werden schmale Stellen und kleine Objekte, deren Größe kleiner als die des Strukturelementes B ist, vollständig eliminiert. Die Erosion dient auch zur Kantenfindung.

Diese Operation trägt Bildpunkte am Rand eines Objektes ab und zwar entsprechend der Form und Größe von B .

7. Opening und Closing

Von Dilatation und Erosion werden das Opening $((X-B)+B)$ und das Closing $((X+B)-B)$ abgeleitet. Dabei bewirkt das Opening eine Eliminierung von im Verhältnis zum Strukturelement B kleinen Teilmengen des Bildes X . D.h. schmale Verbindungen oder auch

Alleinstehende Mengenelemente werden gelöscht. Dagegen werden beim Closing kleine Einschnitte und Zwischenräume geschlossen.

Durch diese Methode verschwinden kleine Objekte ganz; konvexe Objektränder werden abgetragen.

Opening (im deutschen auch Öffnen bzw. Öffnung) ist eine [morphologische](#) Basis-Operation in der [digitalen Bildverarbeitung](#).

Die Operation wird verwendet um:

- äußere Ecken zu glätten
- dünne Brücken zu öffnen
- kleine außenliegende Fransen am Bildrand zu eliminieren
- bestimmte Einzelpixel-Störungen zu entfernen

Aufbau: Beim Opening wird zuerst eine [Erosion](#) gefolgt von einer [Dilatation](#) auf das Basisbild angewandt.

Eine Beispielanwendung (Entfernung einzelner störender Pixel) funktioniert wie folgt: Die Erosion entfernt Alleinstehende Bildpunkte, so dass diese bei der anschließenden Dilatation nicht wiederhergestellt werden. Größere, glatt berandete Bereiche mit zusammenhängenden Pixeln hingegen gehen aus der Operation unverändert hervor: Die Erosion verkleinert zuerst den zusammenhängenden Bereich, danach wird der zusammenhängende Bereich durch die Dilatation wieder auf die gleiche Größe wie vor der Erosion.

Ebenso würde eine dünne Verbindung zwischen zwei größeren zusammenhängenden Bereichen durch passende Parameter entfernt, ohne die Bereiche selbst in ihrer Größe zu verändern. Dadurch können z.B. zusammenhängende Zellen in einem Mikroskopbild separiert werden.

Erosion: $\ominus$

Dilation: $\oplus$

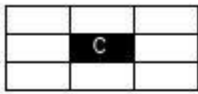
$$X \circ B = (X \ominus B) \oplus B$$

X ... Bild

B ... Strukturelement

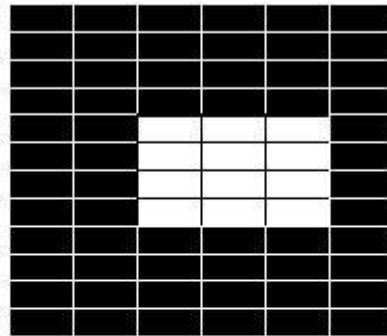
Beispiel Erosion

Strukturelement

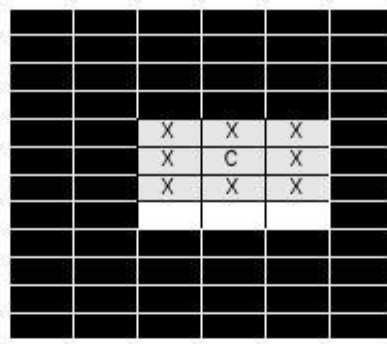


C ... Center (Zentrum)

Ursprungsbild

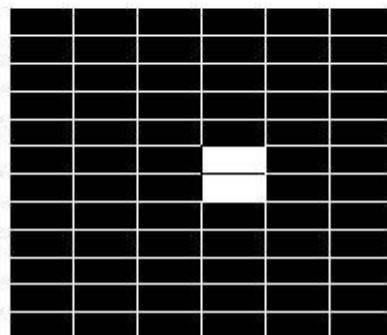


Strukturelement wird über das Bild gelegt



X ... Filter matcht
C ... wird geschrieben

Ergebnisbild



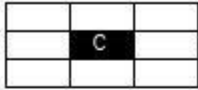
Ergebnisbild

Ein Objekt (hier weiß im Bild) wird durch Anwendung der Erosion verkleinert.

Bedingung: Wenn alle [Pixel](#) des Strukturelements mit dem Objekt matchen dann schreibe das Centerpixel im Wert des Objektes, alle anderen Pixel werden als Hintergrund ([Grauwert 0](#)) geschrieben.

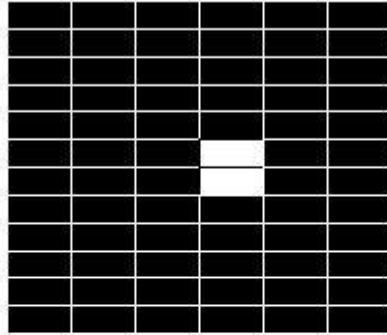
Beispiel Dilatation (Anmerkung: Bild 2 stimmt nicht da das C auf dem X sein sollte und das Strukturelement dadurch auch komplett um ein Feld nach rechts und nach unten verschoben gehört!)

Strukturelement

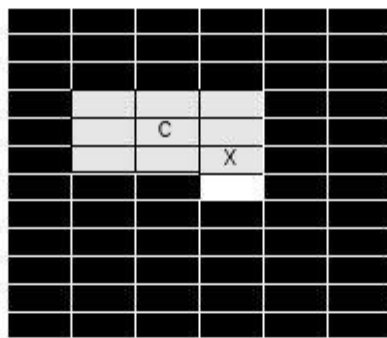


C ... Center (Zentrum)

Ursprungsbild

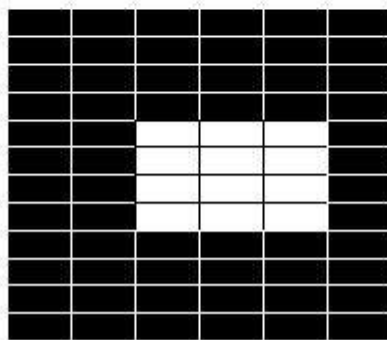


Strukturelement wird über das Bild gelegt



X ... Filter matcht
C ... wird geschrieben

Ergebnisbild



Ein Objekt (hier weiß im Bild) wird durch Anwendung der Dilatation vergrößert.

Bedingung: Wenn ein Pixel des Strukturelements mit dem Objekt matcht dann schreibe das Centerpixel im Wert des Objektes, alle anderen Pixel werden als Hintergrund (Grauwert 0) geschrieben.

8. Erläutern Sie den Zusammenhang zwischen morphologischem Opening/Closing und der Dilation/Erosion.

Die Dilatation fügt einem Bild X ein Strukturelement B zu. Deshalb ist es auch eine Bildverstärkende bzw. Bildverdickende Operation. Es ist möglich Teilchengruppen zu vereinigen, Löcher zu füllen oder Risse zu schließen. Eine sehr einfache Art der Kantendetektion ist $(X+B)\backslash X$.

Die Erosion ist das Gegenstück der Dilatation und entfernt die passenden Bildpunkte. Die Erosion vermindert somit die Bilddaten. Anders gesagt, findet die Erosion Bildpunkte, die mit einem speziellem Muster von Elementen umgeben sind.

Bei der Erosion werden schmale Stellen und kleine Objekte, deren Größe kleiner als die des Strukturelementes B ist, vollständig eliminiert. Die Erosion dient auch zur Kantenfindung.

Opening: zuerst Erosion, dann Dilation anwenden.

Closing: zuerst Dilation, dann Erosion anwenden.

9. Gegeben sei ein Binärbild, das einen eingescannten englischsprachigen Buchtext enthält, wobei die Sätze waagrecht ausgerichtet sind und alle Buchstaben den gleichen Font haben. Geben Sie an, wie mit Hilfe der mathematischen Morphologie das Auftreten einzelner Vokale gezählt werden kann. Machen Sie dazu eine Skizze.

3 „Lösungen“, weiß nicht was davon stimmen könnte:

- Opening (?) mit Strukturelementen in Form der Vokale, dann bw2label um die Flecken (Vokale) durchzunummerieren und dann das Maximum der Nummerierung suchen um die Anzahl der Flecken zu erhalten.
- Ist nicht möglich da z.B. i od. o auch in anderen Buchstaben enthalten ist
- Es kann z.B. für jeden Vokal ein binäres Strukturelement definiert werden, das die Form des Vokals (a, e, i, o, u) repräsentiert (eventuell auch für A, E, I, O, U). Durch ein morphologisches Opening sollte jeweils nur der entsprechende Vokal überleben. Durch ein Labeling werden die Zusammenhangskomponenten gefunden. Das Label mit der höchsten Zahl entspricht der Gesamtzahl des jeweiligen Vokals.

10. Bwlabel

Zählt die Zusammenhangskomponenten und weist jeder Komponente eine fortlaufende Zahl zu => Labelbild

11. label2rgb

Weißt in einem Labelbild jeder Zusammenhangskomponente einen RGB wert zu

12. Bweuler

bweuler bestimmt die Anzahl zusammenhängender Regionen im Bild abzüglich der Anzahl der Löcher.

13. Berechnen sie den Gradienten und den Gradientenbetrag für das mittlere Pixel unter Verwendung des 3x3 Sobel Operators

1	3	10
2	4	11
3	5	12

$$\frac{\partial I}{\partial x} \approx \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline -2 & 0 & 2 \\ \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline \end{array}$$

$$\frac{\partial I}{\partial y} \approx \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & -2 & -1 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline 1 & 2 & 1 \\ \hline \end{array}$$

Dazu müssen wir einmal in x-Richtung mit

-1 0 1
-2 0 2
-1 0 1

fallen. Also einfach diese Matrix über die Gegebene legen.

$$-1*1 + 0*3 + 1*10 + 2*-2 + 4*0 + 11*2 + 3*-1 + 5*0 + 12*1 = 36$$

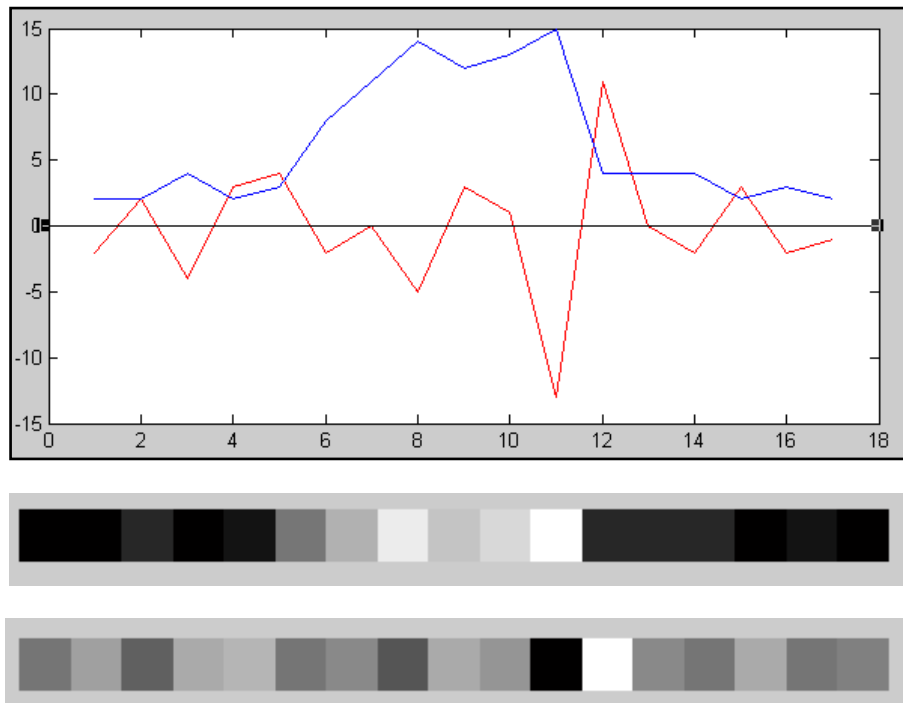
Dann noch das gleiche in y-Richtung mit

-1 -2 -1
0 0 0
1 2 1

$$1*-1 + 3*-2 + 10*-1 + 2*0 + 4*0 + 11*0 + 3*1 + 5*2 + 12*1 = 8$$

Der Gradient ist also: (36;8) und der Gradientenbetrag ist $\sqrt{36^2+8^2}$.

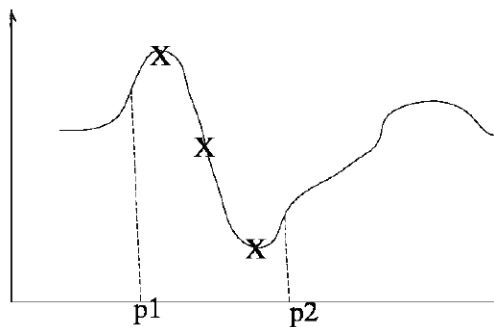
14. Wie sind die Werte zu interpretieren? Wodurch erkennt man im Kantenbild eine Kante?



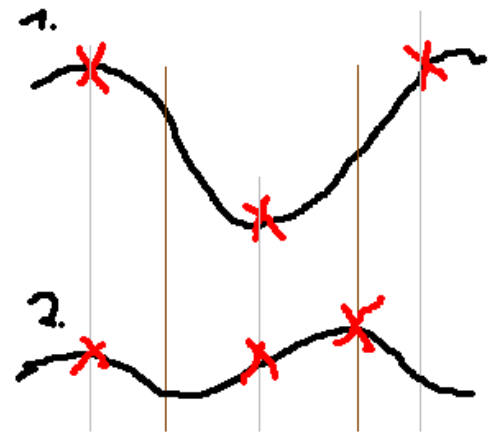
In der Abbildung sind die Diskreten Werte als Funktion (blaue F.) dargestellt. Die rote bzw. unter Funktion stellt die Werte nach der Anwendung des Laplace Operators dar. Sie ist also eine Approximation der 2. Ableitung. Kanten sind an den 0-Durchgängen zu finden. Da der zweite Ableitungsoperator das Vorzeichen erhält, bleibt die Information darüber erhalten welche Seite der Kante heller ist.

Die Werte stehen für die zweite Ableitung, das heißt die Änderung der Steigung im Bild. Das Maximum der Steigung liegt an der 0-Stelle der zweiten Ableitung, also würde die Kante bei den rot-markierten Pixeln liegen

15. Zeigen Sie qualitativ das Resultat der Anwendung des ersten und zweiten Ableitungsoperators im Intervall (p1,p2). Markieren Sie außerdem die 3 X korrespondierenden Stellen.



Kante $\leftrightarrow$ Maximum der 1.Ableitung $\leftrightarrow$ Nullstelle der 2.Ableitung (S 40) Vorzeichenwechsel $\rightarrow$ Kante im Bild



16. Geben sie eine eindimensionale Maske A an, die im Grauwertprofil Kanten detektiert

Gegeben ist folgendes Grauwertprofil

2	2	4	2	3	8	11	14	12	13	15	4	4	4	2	3	2
---	---	---	---	---	---	----	----	----	----	----	---	---	---	---	---	---

Laplace Operator zusammen mit 0-Wert Überschreitungstest $\Rightarrow |1|-2|1|$

17. Geben sie das Grauwertprofil des Kantenbildes an. Setzen Sie ggf. Randpunkte auf den Wert 0

2	2	4	2	3	8	11	14	12	13	15	4	4	4	2	3	2
---	---	---	---	---	---	----	----	----	----	----	---	---	---	---	---	---

Das Grauwertprofil in dem Bsp (oben) ist ja quasi eine Zeile aus einem Bild. Zumindest braucht man eine 1-dimensionale Maske für diese Grauwertprofil. Da der LaPlace Operator Kanten erkennen kann, verwendet man diesen. Aber halt nur die x-Richtung $\rightarrow$ das wär eben 1 -2 1 .

Dann legt man diese Maske über das linke Pixel und multipliziert und addiert wie mit den normalen 2d-Filtermasken. Zuerst denkt man sich, laut Angabe, rechts und links von dem Profil eine 0 dazu, damit man die 2 äußeren Pixel auch berechnen kann. sonst würd das Endergebnis auch kleiner werden. Warum der Randpunkt auf 0 gesetzt werden soll? Weil der -2 der Maske auf das erste Pixel setzt, daher der 1er links vom -2er kann weggedacht werden, oder eben mit 0 multipliziert.

Pixel 1: $1*0 + (-2)*2 + 1*2 = -2$

Pixel 2: $1 \cdot 2 + (-2) \cdot 2 + 1 \cdot 4 = +2$
 Pixel 3: $1 \cdot 2 + (-2) \cdot 4 + 1 \cdot 2 = -4$
 Pixel 4: $1 \cdot 4 + (-2) \cdot 2 + 1 \cdot 3 = +3$
 Pixel 5: $1 \cdot 2 + (-2) \cdot 3 + 1 \cdot 8 = +4$
 usw.....

Die Kanten sind dort, wo ein Vorzeichenwechsel stattfindet.

$|1|-2|1|$ bleibt nicht immer gleich, sondern hängt von der Matrix ab. Bei einer 3x3 Matrix wäre es:

0| 1|0
 1|-4|1
 0| 1|0

18. Erklären sie wie/ warum ein Operator, der auf der zweiten Ableitung beruht verwendet werden kann, um Kanten in einem Grauwertbild zu erkennen.

Die zweite Ableitung ist die Änderung der Steigung im Bild. Das Maximum der Steigung liegt an der 0-Stelle der zweiten Ableitung. Beim Übergang durch diese Maximum (von + nach – oder umgekehrt) wird die Kante angenommen.

19. Beschreiben sie, was der Laplace-Operator berechnet. Erklären sie den Effekt der Faltung des Laplace Operators an der Stelle eines Übergangs zwischen zwei homogenen Regionen mit verschiedenen Grauwerten.

Der Laplace Operator berechnet die zweite Ableitung. Die zweite Ableitung ist die Änderung der Steigung im Bild. Das Maximum der Steigung liegt an der 0-Stelle der zweiten Ableitung. Beim Übergang durch diese Maximum (von + nach – oder umgekehrt) wird die Kante angenommen.

Bei einem Übergang zwischen zwei homogenen Regionen (z.B. von hell auf dunkel) wird die zweite Ableitung zuerst negativ, da die Steigung stark negativ wird, dann kommt der Wendepunkt, da ist die zweite Ableitung 0 und damit die Steigung ein Maximum, danach wird die zweite Ableitung positiv und die Steigung 0.

Also der Laplace Operator beruht geometrisch gesehen auf der 2ten Ableitung, daher dort wo im Bild eine Kante ist, hat die Funktion die der Laplace Operator berechnet, eine Nullstelle, also einen Vorzeichenwechsel. Anschaulich gesprochen ist dort wo das Vorzeichen positiv ist die hellere Seite von der Kante, und wo das Vorzeichen negativ ist, die dunklere Seite...

Praktisch berechnet man das folgendermaßen: man faltet das Bild mit der Laplace Maske. Überall dort, wo jetzt in der Ergebnismatrix ein Pixel mit + Vorzeichen und einer mit - Vorzeichen nebeneinander liegen, also der oben erwähnte Vorzeichenwechsel in den Werten stattfindet, hat man eine Kante im Bild!

20. Erklären Sie, warum der Marr- Hildeth (LoG, Laplacian of Gaussian) Operator ein besserer Kantendetektor als der Laplace-Operator ist.

Marr-Hildeth => Gauß-falten und Laplace Operator....

Basiert auf Berechnung der Nulldurchgänge im Ergebnis des Laplace-gefilterten Bildes, das zuerst mit einer Gauß-Funktion geglättet wurde.

Glätten, damit Störungen reduziert und so falsche Kanten vermieden werden. Weil eine Kante der Rand einer Region mit positivem oder negativem Vorzeichen ist, bildet der LoG-Operator immer geschlossene Kantenketten.

S 40: Kanten: Marr's Motivation:

- Physikalische Objekte hängen zusammen und sind i.A. undurchsichtig.
- Entfernungen entlang einer Oberfläche ändern sich kontinuierlich.
- Grauwerte entlang einer Oberfläche ändern sich nicht abrupt.
- Grauwerte an Objekträndern ändern sich abrupt.
- Objektrand $\leftarrow \rightarrow$ Unstetigkeit!!

21. Canny (Seite 43 ff im Skript):

1. Glättung des ganzen Bildes mit einem Gaußfilter.
2. ein 2D Gradientenoperator hebt starke Grauwertschwankungen hervor, Kanten werden Grate im Bild des Gradientenbetrags.
3. Verfolgen der Grate und Null setzen aller Pixel, die nicht am Grat liegen: $\rightarrow$ dünne Linie (non-Maxima Suppression)

Der Canny Operator wird von 3 Parametern bestimmt: die Breite des Gaußkerns σ (Schritt 1 Glättung) und dem oberen bzw unteren Schwellwert für die Verfolgung der Grate.

Kanten in künstlichen Szenen sind oft schärfer und weniger komplex als in natürlichen Szenen $\rightarrow$ Kantendetektion ist leichter

In natürlichen Szenen oft zu viele Details zur Weiterverarbeitung. Bei y-Kreuzung (wenn 3 Linien zusammenkommen) endet eine davon in der Nähe der anderen beiden, die sich berühren.

22. Was bedeutet Schwellwerthysterese und wofür wird sie beim Canny-Operator verwendet?

Nach der Non Maximum Suppression sind noch immer viele kleine lokale Maxima vorhanden. Deshalb Schwellwertbildung basierend auf dem Gradientenbetrag um diese zu entfernen. 2 Schwellwerte verwendet, unterer und oberer. Lokale Maxima bleiben erhalten, wenn der Gradientenbetrag größer als der obere Schwellwert ist, oder wenn der Pixel einen Kantenpixel zum Nachbarn hat und der Gradientenbetrag größer als der untere Schwellwert ist.

Das erlaubt die Fortsetzung schwacher Kanten, die mit starken Kanten verbunden sind.

S 43: Der Verfolgungsprozess wird von 2 Schwellwerten kontrolliert: $T1$ und $T2$, mit $T1 > T2$

Die Verfolgung beginnt an einem Gratpunkt höher als $T1$. Die wird in beide Richtungen fortgesetzt, bis die Höhe des Grades unter $T2$ fällt. (=Hysterese) soll das Zerfallen einer gestörten Kante in viele kleine Segmente verhindern.

23. Was bedeutet Non-Maxima Suppression und wofür wird sie beim Canny-Operator verwendet?

Canny-Operator: basiert auf der Berechnung des quadrierten Quotientenbetrags Gauss'scher Tiefpassfilter, dann erste Ableitung (ist ungleich Null in der Nähe einer Stufenkante)

Non-Maxima Unterdrückung: Canny Operator erkennt die lokalen Maxima im Gradientenbetrag und wendet den Schwellwert dann auf die lokalen Maximal an. Es sind aber nur diejenigen Gradientenbeträge interessant, die in Richtung des Gradienten und nicht in die anderen Richtungen maximal sind (Gebirgsgrat Beispiel) Ein lokales Maximum besteht immer dann, wenn es größer als der Wert in Gradientenrichtung und in entgegengesetzte Gradientenrichtung ist. Diese lokale Maximumserkennung wird Non-Maximum Suppression genannt.

24. Was ist der Hauptvorteil bei der Verwendung eines Kantendetektors mit einer großen Maske?

Weniger Störungen werden berücksichtigt, Anteil an korrekten Kanten ist größer (weniger Details) Die Kantenerkennung ist besser. (Allerdings ist die „Lokalisierung“ dieser Schlechter)

25. Was ist der Hauptvorteil bei der Verwendung eines Kantendetektors mit einer kleinen Maske?

Mehr Details werden beibehalten (mehr Störungen), Kantenlokalisierung ist besser.

26. Vergleich der Kantenoperatoren aus der LU

Der Sobel Kantendetektor produziert stark zerfallene Kanten. Selbst eindeutige gerade Kanten gehen oft verloren. Fein strukturierte Gebiete werden zu einem einzigen Rauschen. Gekrümmte Kanten werden meistens nicht bis zum Ende verfolgt. Der Sobel liefert, wenn er eine Ecke richtig erkennt, das korrekteste Ergebnis. Die meisten werden aber eben nicht richtig erkannt, sondern zerfallen.

Der LoG bietet ein etwas bessere Ergebnis, aber auch hier zerfallen viele Kanten. Zudem sorgen Y-Kreuzungen für Probleme.

Die Kanten und insbesondere die Ecken werden vom Canny am besten nachverfolgt und er liefert das beste Ergebnis, wenn dies auch meistens nicht optimal ist. Kanten rundet er ebenfalls wie LoG leicht ab und vor allem Ecken!

Zusammenfassung: [Martin Tintel](#)

Quellen:

Ausarbeitung/ Zusammenfassung von Anna Parisa Ehsani für den ersten Test

<http://www.kreissl.info/diggs/bilderkennung.php>

<http://ceres.informatik.fh-kl.de/pbw/lehre/20041/foto/resources/Dokumentation/Varia/bv-skript-th.pdf>

http://de.wikipedia.org/wiki/Opening_%28Bildverarbeitung%29

<http://www.informatik-forum.at/showpost.php?p=389796&postcount=31>

<http://www.informatik-forum.at/showpost.php?p=392604&postcount=8>