Evaluierung der Detektionsleistung von 3D-Operatoren zur Ermittlung anatomischer Landmarken in tomographischen Bildern

Thomas Hartkens, Karl Rohr, H.-Siegfried Stiehl

Arbeitsbereich Kognitive Systeme, Fachbereich Informatik, Universität Hamburg
Vogt-Kölln-Str. 30, D-22527 Hamburg
{hartkens, rohr, stiehl}@informatik.uni-hamburg.de

Zusammenfassung Während die Leistungsfähigkeit von 2D-Operatoren zur Detektion von Punktlandmarken in 2D tomographischen Bildern bereits untersucht wurde (z.B. [10]), sind Untersuchungen bzgl. der Detektionsleistung von 3D-Operatoren kaum bekannt. In dieser Arbeit werden neun verschiedene 3D-Differentialoperatoren dahingehend untersucht, ob und inwieweit sie geeignet sind, Landmarken in 3D-Bildern zu detektieren. Dazu verwenden wir Maße, die unterschiedliche Aspekte der Detektionsleistung der Operatoren widerspiegeln.

Schlüsselwörter: 3D-Differentialoperatoren, Detektionsleistung, anatomische Landmarken, Bildregistrierung

1 Motivation und Einleitung

In Hinblick auf eine punktbasierte Registrierung ist die Detektion korrespondierender Punkte notwendig. In dieser Arbeit werden korrespondierende Punkte in 3D MR- und CT-Bildern, d.h. Landmarken, durch 3D-Differentialoperatoren ermittelt ([9]). Als Landmarken dienen ausgezeichnete Punkte, an denen die Oberflächen von anatomischen Strukturen (z.B. das Ventrikelsystem des menschlichen Gehirns) stark gekrümmt sind. Wir gehen davon aus, daß zuvor eine interessierende Region (ROI), in der eine Landmarke zu finden ist, von dem Benutzer vorgegeben wurde.

Wir untersuchen in dieser Arbeit 3D-Operatoren, (a) ob sie grundsätzlich geeignet sind, korrespondierende Punkte in tomographischen Bilder zu ermitteln und (b) wie gut sie die vorgegebenen Landmarken detektieren. Dazu wenden wir die in Tabelle 1 aufgeführten Operatoren sowohl auf synthetische als auch tomographische Bilder an und berechnen aus den Detektionen anhand der in Abschnitt 2 vorgeschlagenenen Maße die Detektionsleistung der Operatoren.

2 Maße für die Detektionsleistung

Um die Operatoren miteinander vergleichen zu können, legen wir geeignete Maße für die Detektionsleistung fest. Dabei betrachten wir zwei unterschiedliche Aspekte der Detektionsleistung:

Ansatz „mittlere Krümmung“ [4] [6] [11] [13] [14]		
• $k_{mittlere\,Kruemmung} =$	$\frac{1}{2\|\nabla g\|^3}\left[g_x^2(g_{yy}+g_{zz})+g_y^2(g_{xx}+g_{zz})+g_z^2(g_{xx}+g_{yy}) -2(g_x g_y g_{xy}+g_x g_z g_{xz}+g_y g_z g_{yz}\right]$	
• $k_{KitchenRosenfeld3D} =$	$k_{mittlere\,Kruemmung}\cdot 2\|\nabla g\|$	
• $k_{Blom3D} =$	$k_{mittlere\,Kruemmung}\cdot 2\|\nabla g\|^3$	mit $\nabla g = (g_x, g_y, g_z)^T$
Ansatz „Gaußkrümmung“ [2] [6] [14]		
• $k_{Gausskruemmung} =$	$\frac{1}{\|\nabla g\|^4}\left[\, g_x^2\cdot(g_{yy}g_{zz}-g_{yz}^2)+2g_y g_z\cdot(g_{xz}g_{xy}-g_{xx}g_{yz}) +g_y^2\cdot(g_{xx}g_{zz}-g_{xz}^2)+2g_x g_z\cdot(g_{yz}g_{xy}-g_{yy}g_{xz}) +g_z^2\cdot(g_{xx}g_{yy}-g_{xy}^2)+2g_x g_y\cdot(g_{xz}g_{yz}-g_{zz}g_{xy})\right]$	
• $k_{Gausskreummung*Grad^4} =$	$k_{Gausskruemmung}\cdot\|\nabla g\|^4$	
Ansatz „Förstner/Rohr“ [7] [12] [13]		
• $k_{V1} =$	$\frac{det(\underline{C})}{trace(\underline{C})}.$	
• $k_{Rohr3D} =$	$det(\underline{C})$	
• $k_{Foerstner3D} =$	$\frac{1}{trace(\underline{C}^{-1})} = \frac{det(\underline{C})}{trace(\underline{C}^{adj.})}$	mit $\underline{C} = \overline{\nabla g(\nabla g)^T}$
Ansatz „Beaudet“ [3]		
• $k_{Beaudet3D} =$	$det(H_g)$	H_g Hesse-Matrix

Tabelle 1: 3D-Differentialoperatoren *Die Operatoren berechnen aus den ersten bzw. ersten und zweiten partiellen Ableitungen der Bildfunktion für jeden Punkt des Bildes ein Maß für die Krümmung der Strukturen im Bild. Die Operatoren lassen sich in vier Gruppen einteilen, entsprechend vier unterschiedlichen Ansätzen für die Berechnung des Maßes. Innerhalb der Gruppen unterscheiden sich die Operatoren z.B. durch eine unterschiedliche Gewichtung durch den Gradienten der Grauwertfunktion. Einige Operatoren sind Erweiterungen von sogenannten Eckenoperatoren für 2D-Bilder. Wir bezeichnen diese Operatoren mit dem Namen der ursprünglichen Autoren und dem Suffix „3D“.*

Anzahl korrespondierender Punkte
Eine wichtige Eigenschaft der Operatoren ist es, korrespondierende Punkte in zwei Bildern zu detektieren. Nach [7] sollten diese Punkte u.a. invariant gegenüber Verzerrungen und stabil bzgl. Rauschen sein. Wir untersuchen diese Eigenschaften, in dem wir die 3D-Bilder algorithmisch verformen bzw. mit Gauß-Rauschen überlagern und automatisch die Anzahl korrespondierender Punkte ermitteln (siehe auch [10] für 2D Bilder).

Klassische Detektionsleistung
Die in der Vergangenheit vorgeschlagenen Maße zur Beurteilung der Detektionsleistung von Operatoren (siehe z.B. [1], [8], [15], [16]) bezogen sich zumeist auf die Detektion von Grauwertkanten. Wir übertragen diese Maße auf die Detektion von Punktlandmarken und fassen die Maße unter dem Begriff „klassische Detektionsleistung“ zusammen.
Nach Anwendung der Operatoren und Auswertung der Ergebnisse erhalten wir folgende Größen: Anzahl aller Detektionen (n_d), Anzahl der Detektionen, die die Landmarken korrekt detektieren, d.h. innerhalb eines Detektionsgebiets (z.B. $7 \times 7 \times 7$ Voxel) einer Landmarke liegen ($n_{d,in}$) und Anzahl der mindestens einmal detektierten Landmarken ($n_{l,detect}$), wobei n_l die Anzahl der Landmarken ist. Drei Ausdrücke beschreiben die Detektionsleistung der Operatoren: der

Anteil der Detektionen, die die Landmarke korrekt detektieren (P_{in}), der Anteil der detektierten Landmarken (P_{detect}) und die durchschnittliche Anzahl der Mehrfach-Detektionen pro Landmarke ($P_{multiple}$):

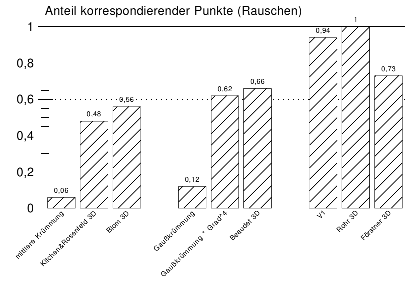
$$P_{in} = \frac{n_{d,in}}{n_d} \qquad P_{detect} = \frac{n_{l,detect}}{n_l} \qquad P_{multiple} = \frac{n_{d,in}}{n_l}$$

3 Versuchsparameter und -durchführung

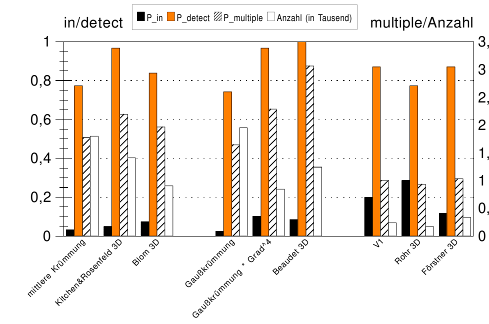
In die Untersuchung wurden die Extremalwerte der Operatorantworten nur dann einbezogen, wenn sie größer als ein bestimmter Schwellenwert sind. Dieser Schwellenwert ergibt sich prozentual aus allen Operatorantworten, in unserem Fall 1% des größten Operatorbetrags. Es werden 22 synthetische und 43 tomographische Teil-Bilder verwendet. Die 3D synthetischen Bilder bestehen aus Tetraeder (Öffnungswinkel α =30, 40, 50, 60, 70, 80 und 90), Ellipsoiden (Halbachsenlänge a =8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15 und 16, b = 8, c = 40) und hyperbolischen Paraboloiden (Parameter $(a, b) = (1, 1)$, $(2, 2)$, $(3, 3)$, $(1, 2)$, $(1, 3)$ und $(2, 3)$) und werden mit einer Gaußfunktion der Standardabweichung $\sigma = 0.7$ geglättet. In vier 3D MR-Bildern und einem 3D CT-Bild schneiden wir an 10 verschiedenen Landmarke jeweils einen Ausschnitt der Größe $40 \times 40 \times 40$ aus und betrachten diesen Bildausschnitt als ein einzelnes Bild, in dem genau eine Landmarke zu detektieren ist.

Wir untersuchen die Stabilität der Operatoren bzgl. Deformationen, indem wir die Bilder dreimal algorithmisch mittels einer elastischen Transformation (siehe [5]) deformieren und die Anzahl korrespondierender Punkte in allen Bildern automatisch ermitteln. In der Untersuchung der Stabilität bzgl. Rauschen gehen wir entsprechend vor und überlagern die Bilder zusätzlich dreimal mit Gauß-Rauschen unterschiedlicher Stärke. Da die Operatoren unterschiedlich viele Detektionen liefern, teilen wir die Anzahl korrespondierender Punkte durch die Gesamtzahl der Detektionen und erhalten so den Anteil korrespondierender Punkte. Wir berechnen jeweils getrennt für die Tetraeder, die Ellipsoide, die hyperbolischen Paraboloide, die MR- und CT-Bilder den Mittelwert der Ergebnisse (als Beispiel für die hyperbolischen Paraboloide siehe Abb. 1 links). Aufgrund der unterschiedlichen Rauschstufen und Deformationen erhalten wir insgesamt 154 synthetische und 301 tomographische Bilder in diesem Teil der Untersuchung.

Zur Untersuchung der klassischen Detektionsleistung ermitteln wir aus den Detektionen der Operatoren die Werte für P_{in}, P_{detect} und $P_{multiple}$ und mitteln diese Werte entsprechend der Untersuchung bzgl. der Anzahl korrespondierender Punkte (für die MR-Bilder siehe Abb. 1 rechts). Die Landmarke gilt dabei als detektiert, wenn mindestens eine Detektion innerhalb des Detektionsgebiets (Größe $7 \times 7 \times 7$) der Landmarke liegt. Die synthetischen Bilder werden zusätzlich mit 10 unterschiedlichen Rauschstufen (σ_n^2= 0.6, 1, 2, 4, 8, ,10, 50, 100, 500, 1000) überlagert und die Mittelwerte in Abhängigkeit vom Rauschen in Diagrammen aufgetragen (ohne Abbildung). Damit werden in diesem Teil der Untersuchung insgesamt 242 synthetische und 43 tomographische Bilder verwendet.



Varianz	0,004	0,017	0,005		0,026	0,038	0,031		0,018	0	0,094



P_in	0,0006	0,0005	0,0033		0,0005	0,0029	0,0016		0,0307	0,091	0,007
P_detect	0,1806	0,0323	0,1398		0,1978	0,0323	0		0,1161	0,1806	0,1161
P_multiple	1,6473	1,228	1,8989		2,8366	2,1462	0,9957		0,3333	0,3957	0,2989

Abbildung 1: Zwei von insgesamt 66 ausgewerteten Diagrammen *Für das Diagramm links wurden die synthetischen Bilder des hyperbolischen Paraboloids dreimal unterschiedlich stark verrauscht und der Anteil korrespondierender Punkte in den Bildern ermittelt. In dem Diagramm ist für jeden Operator der Mittelwert dieser Bilder angegeben. Die rechte Abbildung zeigt die Mittelwerte der Maße der klassischen Detektionsleistung in den MR-Bildern. Außerdem ist die Anzahl aller Detektionen in den Bildern, über die gemittelt wurde, angegeben. Unter den Diagrammen sind die Varianzen der Mittelwerte aufgeführt.*

4 Ergebnisse und Zusammenfassung

1. Die Operatoren des Ansatzes „Förstner/Rohr" reagieren am stabilsten auf Rauschen und liefern daher signifikant weniger Detektionen als die Operatoren der Ansätze „mittlere Krümmung" und „Gaußkrümmung". Die Operatoren des Ansatzes „Förstner/Rohr" detektieren dabei den größten Teil der Landmarken (in MR-Bildern über 70%), wodurch sie i.a. einen höheren Anteil korrekter Detektionen liefern.
2. Vergleicht man die Operatoren des Ansatzes „Förstner/Rohr" miteinander, so reagiert i.a. der Operator *Förstner3D* am empfindlichsten auf starkes Rauschen im Bild und liefert daher im Vergleich zu den Operatoren *V1* und *Rohr3D* insbesondere in den tomographischen Bildern einen geringeren Anteil korrespondierender Punkte.
3. Die Multiplikation mit dem Betrag des Grauwertgradienten beim Ansatz „mittlere Kümmung" und „Gaußkrümmung" verbessert die Ergebnisse (vgl. [10]). Die Operatoren *Blom3D* und *Gaußkrümmung*Grad^4* ermitteln sowohl in den deformierten als auch in den verrauschten Bildern einen größeren Anteil korrespondierender Punkte als die Operatoren *mittlere Krümmung* und *Gaußkrümmung*. Der Operator *Blom3D* liefert bessere Ergebnisse als der Operator *Kitchen&Rosenfeld3D*.
4. Der Operator *Beaudet3D* ergibt in der gesamten Untersuchung schlechtere Ergebnisse als die Operatoren des Ansatzes „Förstner/Rohr".

Die Untersuchung hat gezeigt, daß insbesondere die Operatoren des Ansatzes „Förstner/Rohr" geeignet sind korrespondierende Punkte zu liefern und die vorgegebenen Landmarken zu detektieren. Für die MR- und CT-Bilder ergab der Operator *Rohr3D* bessere Ergebnisse als der Operator *Förstner3D*.

Danksagung
Diese Arbeit enstand im Rahmen des von den Philips Forschungslaboratorien Hamburg finanzierten Projektes IMAGINE.

Literatur

1. I.E. Abdou, W.K. Pratt, **"Quantitative Design and Evaluation of Enhancement/Thresholding Edge Detectors",** *Proceedings of the IEEE,* Vol. 67, No. 5, S. 753-763, May 1979
2. W. Beil, K. Rohr, H.S. Stiehl , **"Investigation of Approaches for the Localization of Anatomical Landmarks in 3D Medical Images",** *Proc. Computer Assisted Radiology and Surgery (CAR'97),* Seite 265-270, Juni 1997
3. P. R. Beaudet, **"Rotationally invariant image operators ",** *Proc. Intern. Conf. Pattern Recognition, Kyoto, Japan,* 579-583, Nov. 1978
4. J. Blom, B.M. ter Haar Romeny, J.J. Koenderink, **"Affine invariant corner detection",** *zur Veröffentlichung eingereicht,*
5. F.L. Bookstein, **"Principal Warps: Thin-Plate Splines and the Decomposition of Deformations",** *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Maschine Intelligence,* Vol. 2, Seite 567-585, June 1987
6. L.M.J. Florack, B.M. ter Haar Romeny, J.J. Koenderink and M.A. Viergever, **"General intensity tranformations and differential invariants",** *J. Mathematical Imaging and Vision ,* Vol. 4, Seite 171-187, 1994
7. W. Förstner, **"A Feature based correspondence algorithmus for imaging matching",** *Int. Arch. Photogramm. Remote Sensing,* Vol. 26, S. 150-166, 1986
8. J.R. Fram, E.S. Deutsch, **"On the Quantitative Evaluation of Edge Detection Schemes and Their Comparison with Human Performance",** *IEEE Transactions on Computers,* Vol. 24, No.6, Seite 616-628, June 1975
9. S. Frantz, K. Rohr, H.-S. Stiehl, **"On the Localization of 3D anatomical point-landmarks in medical imagery using multi-step differential approaches ",** *Proc. 19. DAGM-Symposium Mustererkennung, Braunschweig/Germany, Springer-Verlag Berlin Heidelberg,* Seite 340-347, Sept. 1997
10. T. Hartkens, K. Rohr, H.-S. Stiehl, **"Evaluierung von Differentialoperatoren zur Detektion charakteristischer Punkte in tomographischen Bildern",** *Proc. 18. DAGM-Symposium Mustererkennung, Heidelberg/Germany, Springer-Verlag Berlin Heidelberg,* Seite 637-644, Sept. 1996
11. L. Kitchen, A. Rosenfeld, **"Gray-level corner detection",** *Patt. Recog. Lett.,* Vol. 1, S. 95-102, 1982
12. K. Rohr, **"Untersuchung von grauwertabhängigen Transformationen zur Ermittlung des optischen Flusses in Bildfolgen",** *Diplomarbeit, Institut für Nachrichtensysteme, Universität Karlsruhe,* Germany 1987
13. K. Rohr, **"On 3D differential operators for detecting point landmarks",** *Image and Vision Computing,* Vol. 15, 219-233, 1997
14. J.-P. Thirion, A. Gourdon, **"Computing the Differential Characteristics of Isointensity Surfaces",** *Computer Vision and Image Understanding,* Vol. 61, 190-202, 1995
15. S. Venkatesh, L.J. Kitchen, **"Edge Evaluation Using Necessary Components",** *CVGIP:Graphical Models and Image Processing,* Vol. 54, No.1, Seite 23-30, Jan. 1992
16. O.A. Zuniga, R.M. Haralick, **"Corner Detection using the Facet Model",** *Proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition,* Seite 30-37, 1983