

Untersuchung der Detektionsleistung von 3D-Operatoren zur Ermittlung von Punktlandmarken in MR- und CT-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 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.

1 Motivation und Einleitung

Für die punkt-basierte Registrierung von medizinischen Bildern ist die Detektion korrespondierender Punkte eine notwendige Voraussetzung. Untersuchungsgegenstand in dieser Arbeit ist die *Detektion* anatomischer Landmarken in 3D MR- und CT-Bildern des menschlichen Gehirns. Im Unterschied hierzu wurde in [9] die verfeinerte Lokalisierung von Landmarken untersucht. Als Landmarken dienen ausgezeichnete Punkte, an denen die Oberflächen von anatomischen Strukturen stark gekrümmt sind (wie z.B. Spitzen der Seitenventrikel). Um die Landmarke zu detektieren, werden 3D-Operatoren auf die Bilder angewendet. Diese berechnen für jeden Punkt aus den partiellen Ableitungen der Bildfunktion ein Maß für die Krümmung. Prinzipiell gehen wir von einer semi-automatischen Prozedur aus, bei der zuvor eine interessierende Region (ROI), in der eine Landmarke zu finden ist, von dem Benutzer vorgegeben wird.

Wir untersuchen in dieser Arbeit 3D-Operatoren dahingehend, (a) ob sie grundsätzlich geeignet sind, korrespondierende Punkte in MR- und CT-Bildern zu ermitteln und (b) wie gut sie die vorgegebenen Landmarken detektieren. Dazu wenden wir die in Tabelle 1 aufgeführten neun Differentialoperatoren sowohl auf synthetische als auch MR- und CT-Bilder an und berechnen aus den Detektionen anhand der in Abschnitt 2 vorgeschlagenen Maße die Detektionsleistung der Operatoren. Insgesamt werden alle Operatoren auf jeweils 308 synthetische 3D-Bilder (Tetrader, Ellipsoide und hyperbolische Paraboloiden mit unterschiedlich starken Deformationen und verschiedenen Rauschstufen) und auf 301 tomographische 3D-Teilbilder (MR- und CT-Bilder mit ebenfalls unterschiedlich starken Deformationen und Rauschstufen) angewendet.

Ansatz „mittlere Krümmung“ [11],[4],[7],[14],[13]	
• $k_{\text{mittlere Krümmung}}$	$= \frac{1}{2 \nabla g ^3} [g_x^2(g_{yy} + g_{zz}) + g_y^2(g_{xx} + g_{zz}) + g_z^2(g_{xx} + g_{yy}) - 2(g_x g_y g_{xy} + g_x g_z g_{xz} + g_y g_z g_{yz})]$
• $k_{\text{KitchenRosenfeld3D}}$	$= k_{\text{mittlere Krümmung}} \cdot 2 \nabla g $
• k_{Blom3D}	$= k_{\text{mittlere Krümmung}} \cdot 2 \nabla g ^3 \quad \text{mit } \nabla g = (g_x, g_y, g_z)^T$
Ansatz „Gaußkrümmung“ [7],[14],[3]	
• $k_{\text{Gausskrümmung}}$	$= \frac{1}{ \nabla g ^4} [g_x^2 \cdot (g_{yy}g_{zz} - g_{yz}^2) + 2g_y g_z \cdot (g_{xz}g_{xy} - g_{xx}g_{yz}) + g_y^2 \cdot (g_{xx}g_{zz} - g_{xz}^2) + 2g_x g_z \cdot (g_{yz}g_{xy} - g_{yy}g_{xz}) + g_z^2 \cdot (g_{xx}g_{yy} - g_{xy}^2) + 2g_x g_y \cdot (g_{xz}g_{yz} - g_{zz}g_{xy})]$
• $k_{\text{Gausskrümmung} \cdot \text{Grad}^4}$	$= k_{\text{Gausskrümmung}} \cdot \nabla g ^4$
Ansatz „Förstner/Rohr“ [8],[12],[13]	
• k_{V1}	$= \frac{\det(\underline{C})}{\text{trace}(\underline{C})}$
• k_{Rohr3D}	$= \det(\underline{C})$
• $k_{\text{Foerstner3D}}$	$= \frac{1}{\text{trace}(\underline{C}^{-1})} = \frac{\det(\underline{C})}{\text{trace}(\underline{C}^{\text{adj}})} \quad \text{mit } \underline{C} = \overline{\nabla g(\nabla g)^T}$
Ansatz „Beaudet“ [2]	
• $k_{\text{Beaudet3D}}$	$= \det(H_g) \quad H_g \text{ Hesse-Matrix}$

Tabelle1. 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 mit dem Betrag des 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“.

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:

Anzahl korrespondierender Punkte

Nach [8] sollen die detektierten Punkte u.a. invariant gegenüber Verzerrungen und stabil bzgl. Rauschen sein, d.h. auch nach einer Deformation sowie in veräuschten Bildern sollten dieselben Punkte detektiert werden. Wir untersuchen diese Eigenschaften, indem wir die 3D-Bilder algorithmisch durch eine elastische Transformation verformen bzw. mit Gauß-Rauschen überlagern und automatisch die Anzahl korrespondierender Punkte in dem Originalbild und dem veränderten Bild ermitteln (siehe auch [10] für den Fall von 2D Bildern).

Klassische Detektionsleistung

Die in der Literatur vorgeschlagenen Maße zur Beurteilung der Detektionsleistung von Operatoren (siehe z.B. [1], [6], [15], [16]) beziehen sich zumeist auf die Detektion von Grauwertkanten. In dieser Arbeit übertragen wir diese Maße

auf die Detektion von Punktlanmarken und fassen die Maße unter dem Begriff „klassische Detektionsleistung“ zusammen.

Alle Landmarken werden jeweils innerhalb eines Detektionsgebietes betrachtet (z.B. $7 \times 7 \times 7$ Volumenelemente). Liegt eine Detektion innerhalb dieses Gebietes, so gilt die Landmarke als detektiert und wir bezeichnen diese Detektion als *korrekte Detektion*. Befindet sich keine Detektion innerhalb des Detektionsgebietes, so ist dies eine *Fehl-Detektion* dieser Landmarke. Einen detektierten Punkt außerhalb der Detektionsgebiete bezeichnen wir als *Falsch-Detektion*. Die Verwendung von Detektionsgebieten hat den Vorteil, daß relativ geringe Lokalisierungsfehler das Detektionsergebnis nicht verfälschen.

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 des Detektionsgebiets liegen ($n_{d,in}$), und Anzahl der mindestens einmal detektierten Landmarken ($n_{l,detect}$). Die Anzahl der Landmarken bezeichnen wir mit n_l . 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 ($P_{multiple}$):

$$P_{in} = \frac{n_{d,in}}{n_d}, \quad P_{detect} = \frac{n_{l,detect}}{n_l}, \quad P_{multiple} = \frac{n_{d,in}}{n_l} \quad (1)$$

3 Untersuchung der Operatoren

Zur Berechnung der partiellen Ableitungen der Bildfunktion werden in dieser Untersuchung Beaudet-Operatoren mit der Maskengröße $5 \times 5 \times 5$ verwendet (siehe [2]). Die Operatoren des Ansatzes „Förstner/Rohr“ [8], [12], [13] mitteln die partiellen Ableitungen über eine bestimmte Umgebung. Die Größe dieser Umgebung haben wir mit $3 \times 3 \times 3$ Voxel festgelegt. Um die Extrema der Operatorwerte zu ermitteln, wird für jeden Punkt überprüft, ob dieser der größte Wert in seiner nächsten Umgebung ist (Größe $5 \times 5 \times 5$). Operatorwerte werden bei der Extrema-Suche nur dann mit 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 Tetraedern (Öffnungswinkel $\alpha = 30, 40, 50, 60, 70, 80$ 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 $(2, 3)$), die jeweils mit einer Gaußfunktion der Standardabweichung $\sigma = 0.7$ geglättet werden. Tetraeder und Ellipsoide repräsentieren anatomische Spitzen, während hyperbolische Paraboloiden Sattelpunkte modellieren. In vier 3D MR-Bildern und einem 3D CT-Bild schneiden wir an 10 verschiedenen Landmarken 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.

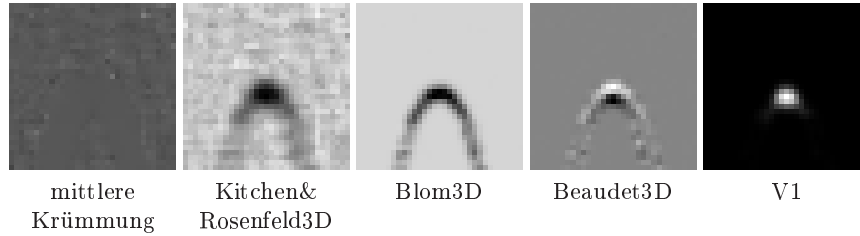


Abbildung 1. Operatorantworten an einem Ellipsoid Das 3D-Bild wurde mit Gaußrauschen der Varianz $\sigma_n^2 = 100$ überlagert. In den Abbildungen ist der Schnitt der Operatorbilder an der Spitze des Ellipsoids mit den Halbachsenlängen $a = 10$, $b = 8$ und $c = 40$ dargestellt.

3.1 Operatorantworten

Die Operatorantworten in Abb. 1 zeigen das prinzipielle Verhalten einiger Operatoren aus Tabelle 1 bei Rauschen. Beim Operator *mittlere Krümmung* ist für die Spitze eines Ellipsoids (in diesem Fall die Landmarke) unter Rauschen kaum ein Signal in den Operatorantworten zu erkennen. Erst die Multiplikation mit dem Grauwertgradienten (Operator *Kitchen&Rosenfeld3D*) verbessert die Ergebnisse. Jedoch zeigt auch dort das Rauschen signifikante Auswirkungen auf die Operatorantworten. Die stärkere Bewertung des Grauwertgradienten beim Operator *Blom3D* unterdrückt das Rauschen an den Stellen, an denen der Grauwertgradient annähernd Null ist. Beim Operator *Beaudet3D* wird (wie auch bei den Operatoren *Kitchen&Rosenfeld3D* und *Blom3D*) nicht nur die Spitze des Ellipsoids, sondern auch die Oberfläche detektiert. Jedoch liefert dieser Operator an der Spitze des Ellipsoids zwei Extrema: ein Minimum und ein Maximum. Die Operatoren des Ansatzes „Förstner/Rohr“ (siehe Operator *V1* in Abb. 1) zeigen die besten Ergebnisse: sie liefern fast ausschließlich an der Spitze des Ellipsoids signifikante Werte und reagieren kaum auf das Rauschen im Bild.

3.2 Anzahl korrespondierender Punkte

Wir untersuchen die Stabilität der Operatoren bzgl. Deformationen, indem wir die Bilder dreimal algorithmisch mittels einer elastischen Transformation (siehe [5]) deformieren und die Anzahl der korrespondierenden Punkte in allen Bildern automatisch ermitteln. Eine automatische Auswertung der Ergebnisse ist möglich, da die elastischen Transformationen in analytischer Form angebbbar sind und somit die Orte der transformierten Landmarken exakt berechnet werden können. In der Untersuchung der Stabilität bzgl. Rauschen gehen wir entsprechend vor und überlagern die Bilder zusätzlich dreimal mit Gauß-Rauschen unterschiedlicher Varianz. Da die Operatoren unterschiedlich viele Detektionen liefern, teilen wir die Anzahl der korrespondierenden Punkte durch die Gesamtzahl der Detektionen und erhalten so den Anteil korrespondierender Punkte. Wir berechnen jeweils getrennt für die Tetraeder, die Ellipsoide, die hyperbolischen Paraboloiden, die MR- sowie die CT-Bilder den Mittelwert der Ergebnisse und tragen die Mittelwerte in 10 Diagramme ein (als Beispiel für die hyperbolischen Paraboloiden

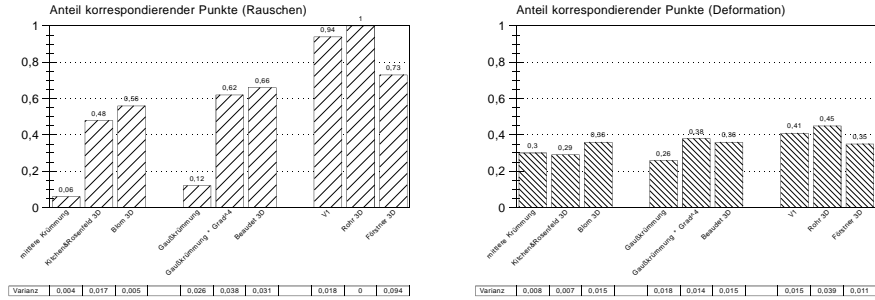


Abbildung 2. Anteil korrespondierender Punkte in den verrauschten Bildern mit einem hyperbolischen Paraboloiden (links) und in den deformierten MR-Bildern (rechts) In den Diagrammen sind die Mittelwerte und die Varianzen über alle untersuchten Bilder eingetragen.

und die MR-Bilder siehe Abb. 2). Aufgrund der unterschiedlichen Rauschstufen und Deformationen erhalten wir insgesamt 154 synthetische und 301 tomographische Bilder in diesem Teil der Untersuchung.

Die Untersuchungsergebnisse für die synthetischen Bildern zeigen, daß die Operatoren *mittlere Krümmung* und *Gaußkrümmung* nicht geeignet sind, korrespondierende Punkte in verrauschten Bildern zu liefern (siehe z.B. Abb.2 links). Die Multiplikation mit dem Betrag des Grauwertgradienten (Operator *Kitchen&Rosenfeld3D*, *Blom3D*, *Gaußkrümmung*Grad^4*) verbessert deutlich die Ergebnisse. Die Operatoren des Ansatzes „Förstner/Rohr“ (Operator *V1*, *Rohr3D*, *Förstner3D*) liefern insbesondere in den verrauschten Bildern den größten Anteil korrespondierender Punkte. Dagegen unterscheiden sich die Ergebnisse der Operatoren in den MR-Bildern – sowohl bei der Untersuchung der Stabilität bzgl. Deformation als auch bzgl. Rauschen – nicht entsprechend deutlich (siehe z.B. Abb.2 rechts für die deformierten MR-Bilder). Die Operatoren *V1* und *Rohr3D* detektieren nur einen knapp höheren Anteil korrespondierender Punkte als die übrigen Operatoren. Die Operatoren *mittlere Krümmung* und *Gaußkrümmung* liefern allerdings in den MR- und CT-Bildern sehr viele Detektionen, wodurch dann Korrespondenzen rein zufällig entstehen können. Dies begründet z.T. den im Vergleich zu den synthetischen Bildern hohen Anteil korrespondierender Punkte in den MR- und CT-Bildern.

3.3 Klassische Detektionsleistung

Zur Untersuchung der klassischen Detektionsleistung ermitteln wir aus den Detektionen der Operatoren die Werte für P_{in} , P_{detect} und $P_{multiple}$ (siehe Gl. 1) und mitteln diese Werte jeweils getrennt für die Tetraeder, die Ellipsoide, die hyperbolischen Paraboloiden, die MR- und CT-Bilder (für die MR-Bilder siehe Abb. 4). 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

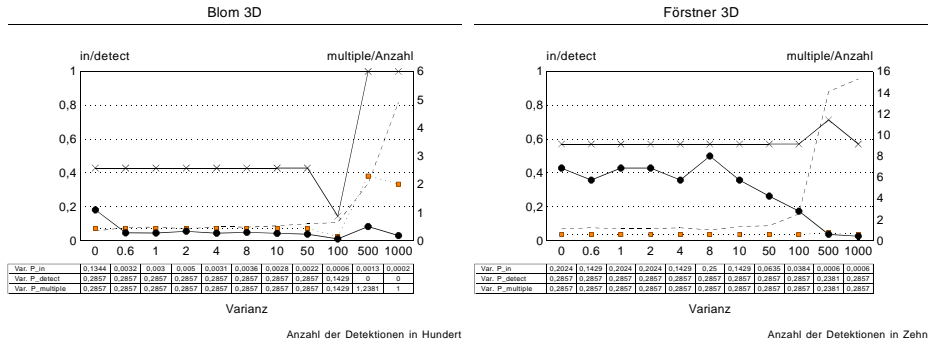


Abbildung 3. Klassische Detektionsleistung der Operatoren Blom3D und Förstner3D in den Bildern mit einem Tetraeder Die Mittelwerte der drei Maße sind in Abhängigkeit vom Rauschen aufgetragen. Außerdem ist die Anzahl der Detektionen in den Bildern, über die gemittelt wurde, mitangegeben. Die Werte für P_{in} und P_{detect} beziehen sich auf die linke Achse und $P_{multiple}$ und die Anzahl der Detektionen auf die rechte Achse des Diagramms. Die Anzahl der Detektionen ist in Hundert bzw. Zehn angegeben.

($\sigma_n^2 = 0.6, 1, 2, 4, 8, 10, 50, 100, 500, 1000$) überlagert und die Mittelwerte in Abhängigkeit vom Rauschen in Diagrammen aufgetragen (siehe Abb. 3). Damit werden in diesem Teil der Untersuchung insgesamt 242 synthetische und 43 tomographische Bilder verwendet (29 Diagramme).

Da die Operatoren des Ansatzes „Förstner/Rohr“ primär die Landmarke detektieren (siehe z.B. Abb. 1) und kaum auf Rauschen reagieren, liefern diese Operatoren auch i.a. den größten Anteil korrekter Detektionen P_{in} (vgl. z.B. Operator *Blom3D* mit Operator *Förstner3D* in Abb. 3). Erst bei starkem Rauschen detektiert auch der Operator *Förstner3D* häufiger Punkte außerhalb des Detektionsgebiets, wodurch der Anteil korrekter Detektionen sinkt. Die Operatoren

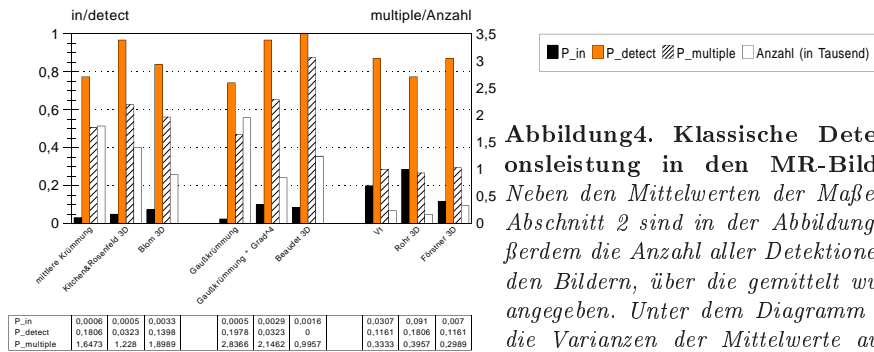


Abbildung 4. Klassische Detektionsleistung in den MR-Bildern Neben den Mittelwerten der Maße aus Abschnitt 2 sind in der Abbildung außerdem die Anzahl aller Detektionen in den Bildern, über die gemittelt wurde, angegeben. Unter dem Diagramm sind die Varianzen der Mittelwerte aufgeführt.

der Ansätze „mittlere Krümmung“ und „Gaußkrümmung“ reagieren jedoch empfindlicher auf Rauschen und liefern teilweise so viele Detektionen, daß in den Detektionsgebieten zufällig ein Punkt detektiert wird. Dies drückt sich in den Diagrammen dadurch aus, daß bei stärkerem Rauschen sprunghaft alle Landmarken detektiert werden (siehe Operator *Blom3D* in Abb.3: $P_{detect} = 1$ für $\sigma_n^2 \geq 500$). Daß diese Operatoren viele Falsch-Detektionen liefern und dadurch auch zufällig Landmarken detektiert werden, zeigen auch die Ergebnisse in den MR-Bildern (siehe Abb. 4): Zwar detektieren die Operatoren *Kitchen&Rosenfeld3D*, *Gaußkrümmung*Grad^4* und *Beaudet3D* im Vergleich zu den Operatoren des Ansatzes „Förstner/Rohr“ eine größere Anzahl an Landmarken, jedoch ist der Anteil der korrekten Detektionen deutlich geringer. Zum Beispiel liegen nur etwa 5% der Detektionen des Operators *Kitchen&Rosenfeld3D* innerhalb eines Detektionsgebiets ($P_{in} = 0,05$). Im Vergleich dazu sind es beim Operator *Rohr3D* etwa 30% der Detektionen. Außerdem treten bei den Operatoren der Ansätze „mittlere Krümmung“ und „Gaußkrümmung“ häufiger Mehrfach-Detektionen der Landmarke auf als bei den Operatoren des Ansatzes „Förstner/Rohr“ (z.B. $P_{multiple} \approx 3$ beim Operator *Beaudet3D*).

4 Zusammenfassung

Aus den insgesamt 39 ausgewerteten Diagrammen lassen sich zusammenfassend folgende Aussagen ableiten:

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 Krümmung“ 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* führt in der gesamten Untersuchung zu schlechteren Ergebnissen 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 am besten detektieren.

Danksagung

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

Literatur

1. I. E. Abdou and W. K. Pratt. Qualitative design and evaluation of enhancement/thresholding edge detector. *Proc. IEEE*, 67(5):753–763, May 1979.
2. P. Beaudet. Rotationally invariant image operators. In *Proc. 4th Int. Joint Conf. Patt. Recog.*, pages 579–583, November 1978. Kyoto, Japan.
3. W. Beil, K. Rohr, and H.S. Stiehl. Investigation of approaches for the localization of anatomical landmarks in 3D medical images. In *Proc. Computer Assisted Radiology and Surgery (CAR'97)*, pages Seite 265–270, Juni 1997.
4. J. Blom. *Topological and Geometrical Aspects of Image Structure*. PhD thesis, Utrecht University, 1992.
5. F. L. Bookstein. Principal warps: Thin-plate splines and the decomposition of deformations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, June 1989, PAMI-11(6):567–585, 1989.
6. E. S. Deutsch and J. R. Fram. A quantitative study of the orientational bias of some edge detector schemes. *IEEE Transactions on Computers*, 27(3):205–213, March 1978.
7. L. M. J. Florack, B. M. ter Haar Romeny, J. J. Koenderink, and M. A. Viergever. General intensity transformations and differential invariants. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 4(2):171–187, 1994.
8. W. Förstner. A feature based correspondence algorithm for image matching. In *Int. Arch. Photogramm. Remote Sensing*, volume 26, pages 150–166, 1986.
9. S. Frantz, K. Rohr, and H. S. Stiehl. On the localization of 3D anatomical point-landmarks in medical imagery using multi-step differential approaches. In *Proc. 19. DAGM-Symposium Mustererkennung, Braunschweig/Germany*, pages 340–347. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Sept. 1997.
10. T. Hartkens, K. Rohr, and H. S. Stiehl. Evaluierung von Differentialoperatoren zur Detektion charakteristischer Punkte in tomographischen Bildern. In *Proc. 18. DAGM-Symposium Mustererkennung, Heidelberg/Germany*, pages 637–644. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Sept. 1996.
11. L. Kitchen and A. Rosenfeld. Grey level corner detection. *Pattern Recognition Letters*, 1:95–102, December 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 Vision Computing*, 15(3):219–233, March 1997.
14. J. P. Thirion and A. Gourdon. Computing the differential characteristics of iso-intensity surfaces. *Computer Vision and Image Understanding*, 61(2):190–202, March 1995.
15. S. Venkatesh and L. J. Kitchen. Edge evaluation using necessary components. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing; Graphical Models and Image Processing*, 54(1):23–30, January 1992.
16. O. A. Zuniga and R. M. Haralick. Corner detection using the facet model. In *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 30–37, 1983.