

Erzeugung statistischer 3D-Formmodelle zur Segmentierung medizinischer Bilddaten

Hans Lamecker¹, Thomas Lange² und Martin Seebaß¹

¹Zuse Institut Berlin (ZIB), 14195 Berlin

²Robert-Rössle-Klinik, Charité, 13125 Berlin

Email: lamecker@zib.de

Zusammenfassung. Statistische Formmodelle haben sich als sehr zuverlässig für die medizinische Bildsegmentierung erwiesen. Echte dreidimensionale Segmentierung scheitert jedoch häufig an der aufwändigen Korrespondenzbestimmung zwischen 3D Geometrien, die eine Voraussetzung für den Aufbau eines statistischen Formmodells ist. In dieser Arbeit wird ein interaktives Verfahren vorgestellt. Dieses ermöglicht eine effiziente Berechnung von Korrespondenzen zwischen beliebigen triangulierten Flächen, insbesondere auch für beliebige Topologien und Nicht-Mannigfaltigkeiten. Die Ergebnisse der Anwendung solcher Modelle zur Formanalyse und automatischen Bildsegmentierung werden diskutiert.

1 Einleitung

Segmentierung medizinischer Bilddaten ist die Grundlage für eine Reihe medizinischer Anwendungen, wie zum Beispiel die computergestützte Chirurgie oder Therapieplanung. Für den Einsatz in der klinischen Routine sind Verfahren erforderlich, die sich weitestgehend automatisch durchführen lassen. Deformierbare Modelle, die anatomisches Vorwissen verwenden, sind hierfür erfolgversprechend. Unter ihnen gelten statistische Modelle als besonders robust.

Cootes et al. [1] schlugen als erste vor, statistische Formmodelle für die Segmentierung medizinischer Bilddaten anzuwenden. Eine Hauptmodenanalyse (PCA = Principal component analysis) der Trainingsdaten ermöglicht eine effiziente Parametrisierung und kompakte Darstellung der zu segmentierenden Form.

Ein Hauptproblem bei dieser Methode ist die Bestimmung von korrespondierenden Punkten zwischen den Formen der Trainingsdaten. Besonders in 3D ist es schwierig ein Kriterium für eine gute Korrespondenz zu finden, das eine eindeutige Lösung erlaubt. Verschiedene Ansätze werden verfolgt, welche sich grob in flächenbasierte und volumenbasierte Verfahren einteilen lassen:

Bei den flächenbasierten Verfahren werden die Geometrien zweier Objekte häufig auf gemeinsame Basisgebiete abgebildet [2,3], die dann die Korrespondenz herstellen. Dazu werden verschiedene Warping- oder Parametrisierungsmethoden eingesetzt. Mit diesen Verfahren können jedoch lediglich Objekte mit der Topologie einer Kugel behandelt werden.

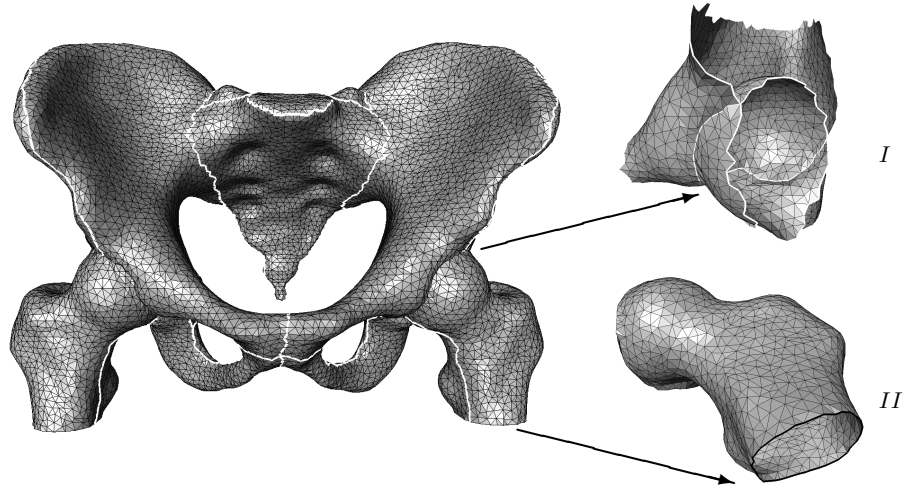


Abb. 1. Zerlegung des Beckenknochens und der oberen Bereiche der Femure: Patchgrenzen können zu mehr als zwei Patches (I) oder zu nur einem Patch (II) gehören.

Gelegentlich werden auch direkt lokale geometrische Eigenschaften der Flächen ausgenutzt, um ohne den Umweg einer Parametrisierung die Korrespondenzen zu bestimmen [4].

Dem Problem der Berechnung optimaler Korrespondenzen wenden sich Davies et al. [5] zu. Eine initiale Parametrisierung wird mittels eines informationstheoretischen Ansatzes verbessert. Erste Versuche in 3D für topologisch kugelförmige Objekte wurden unternommen. Das Optimierungsverfahren ist jedoch in 3D sehr rechenaufwändig.

Die volumenbasierten Verfahren basieren auf der Deformation regulärer 3D Kontrollgitter. Fleute et al. [6] minimieren den Euklidischen Abstand zwischen nächstgelegenen Punkten, während Rückert et al. [7] ein grauwertbasiertes elastisches Registrierungsverfahren benutzen.

Die Segmentierung besteht dann darin, das statistische Formmodell in die medizinischen Bilddaten einzupassen. Je nach Bildmodalität und Anwendung muss dazu ein spezifisches Modell der auftretenden Grauwerte entwickelt werden. Das Verfahren zur Korrespondenzbestimmung wird in dieser Arbeit anhand der Segmentierung von Lebern aus CT Daten evaluiert.

2 Methoden

Die hier beschriebene Methode zur Korrespondenzfindung wurde zuerst in Lamcker et al. [8] vorgestellt. Wir beschreiben hier eine Erweiterung, die es ermöglicht, mit geringer manueller Interaktion Korrespondenzen für beliebig komplizierte Formen zu berechnen.

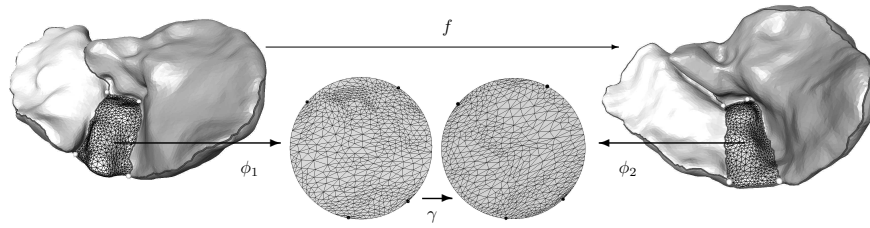


Abb. 2. Zur Berechnung eines Homeomorphismus f zwischen der rechten und der linken Fläche werden jeweils alle Patches beider Flächen auf Kreisscheiben mittels ϕ_1 und ϕ_2 abgebildet. Die Ränder werden so abgebildet, dass die Verzweigungspunkte aufeinander fallen. Die Abbildung γ resultiert aus der "Überlagerung" zweier Kreisscheiben. Der Homeomorphismus f ist dann $f = \phi_2^{-1} \circ \gamma \circ \phi_1$.

Eine Korrespondenzfunktion ist eine bijektive Abbildung von einer Referenzfläche auf eine andere Fläche. Die Grundidee besteht darin, die Verzerrung dieser Abbildung zu minimieren, wobei unter Verzerrung die lokale Scherung und Skalierung der Referenzfläche verstanden wird. Dieses Ziel wird approximativ auf folgende Weise erreicht:

Alle Flächen der Trainingsmenge werden in Patches (Flächenteile) zerlegt, welche die Topologie einer Kreisscheibe aufweisen. Ein Patch kann angrenzen an

- a) kein anderes Patch (Flächen mit Rändern, siehe Abb. 1),
- b) ein anderes Patch,
- c) sich selbst oder
- d) mehr als ein anderes Patch (nicht-mannigfaltige Flächen, siehe Abb. 1).

Die Zerlegung muss gleichermaßen auf allen Flächen der Trainingsmenge durchgeführt werden. Der Benutzer markiert dazu einige wenige anatomisch charakteristische Landmarken auf jeder Fläche. Diese werden automatisch durch kürzeste Pfade auf der Fläche verbunden. Dafür kann auch eine Metrik verwendet werden, die Pfade entlang großer Krümmung favorisiert (Merkmalslinien).

Jedes Patch wird dann auf eine Kreisscheibe abgebildet. Wir verwenden dazu ein Verfahren von Floater [9], bei dem die geodätische polare Abbildung approximiert und somit die Verzerrung näherungsweise minimiert wird. Diese Aufgabe läßt sich beschreiben durch ein dünnbesetztes Gleichungssystem, welches effizient lösbar ist. Durch Überlagerung der Parametrisierungen von entsprechenden Patches zweier verschiedener Flächen erhält man eine Korrespondenzfunktion zwischen diesen (siehe Abb. 2).

Für die Adaption des Modells an Grauwertdaten verwenden wir eine iterative Segmentierungsmethode, die der von Cootes et al. [1] ähnlich ist. In jeder Iteration werden die Lage- und Formparameter den Daten angepasst. Dazu werden Grauwertprofile entlang der Normalen der Modellfläche untersucht. Die Adaption hängt von der zu segmentierenden Bildmodalität ab. Wir verwenden zusätzlich eine Multilevel-Strategie, bei der nach und nach die Anzahl der Moden erhöht wird, um die Robustheit zu erhöhen.

3 Ergebnisse

Wir haben aus einer Trainingsmenge von 43 CT Daten von Lebern ein statistisches Modell generiert und damit 33 CT Daten automatisch segmentiert. Eine einfache Schwellenwertsegmentierung funktioniert hier nicht zuverlässig, wodurch der Einsatz eines robusteren Verfahrens nötig ist. Zur Erstellung des Modells wurde die Lebergeometrie in vier Patches zerlegt, wofür 6 Landmarken pro Geometrie manuell zu bestimmen waren. Die Modelladaption erfolgte nach Filterung der CT Daten mittels eines nicht-linearen Diffusionsfilters. Dies erlaubte die Konstruktion eines deterministischen Modells für die Grauwerte entlang der Modellnormalen. Die Ergebnisse der automatischen Segmentierung ergaben einen mittleren Fehler von 2.3 mm (mittlerer symmetrischer Flächenabstand) gegenüber der manuellen Segmentierung. Durchschnittlich wichen 9.0% der automatisch erzeugten Flächen um mehr als 5 mm von der manuellen Segmentierung ab (vgl. Lamecker et al. [10]). Eine weitere Untersuchung zeigte, dass die Grauwertprofil-Modellierung in den meisten Fällen sehr gut funktioniert.

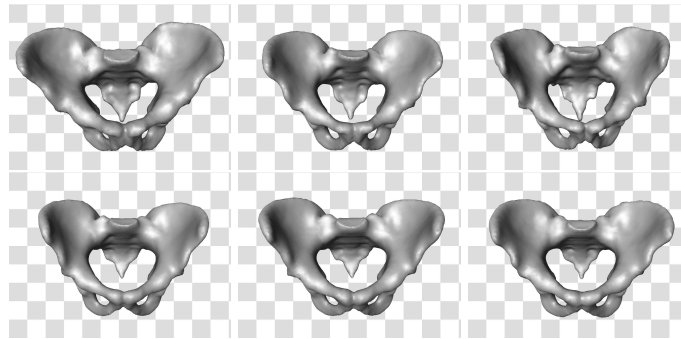


Abb. 3. Visualisierung der Variabilität der drei größten Eigenmoden eines statistischen Modells der Beckenknochens, aus 10 Trainingsdaten aufgebaut.

Für eine weitere Anwendung haben wir ein statistisches Formmodell des Beckenknochens aus 10 CT Trainingsdatensätzen aufgebaut (siehe Abb. 3). Die Topologie dieser Form ist deutlich komplizierter als bei der Leber (Torus mit zwei Henkeln). Die Segmentierung dieser CT Daten funktioniert gut, wurde jedoch noch nicht quantitativ ausgewertet. Interessant wird der Einsatz des Modells bei der Segmentierung von Knochen aus MR Daten, da insbesondere hier aufgrund fehlender Bildinformation ein robustes Verfahren nötig ist. In Zukunft soll hierfür eine geeignete Grauwertmodellierung entwickelt werden.

4 Diskussion

Das hier präsentierte Verfahren erlaubt eine effiziente Berechnung von Korrespondenzen zwischen beliebigen Flächen. Wir haben ein mit unserem Verfah-

ren erzeugtes statistisches Modell erfolgreich zur Segmentierung eingesetzt. Dies wurde durch die quantitative Evaluation belegt. Zur weiteren Verbesserung der Korrespondenzen wollen wir in Zukunft nach der initialen Parametrisierung eine zusätzliche Relaxation (laterale Bewegung) der Oberflächenpunkte zulassen. Besonders Verzerrungen entlang der Patchgrenzen könnten so entfernt werden. Ausserdem könnte eine Relaxation während der Segmentierung hilfreich sein, um Bewegungen auf der Oberfläche zu vermeiden. Als Optimierungskriterium für diese Relaxation soll auch das informationstheoretische Maß von Davies et al. [5] getestet werden.

Eine Reduktion der manuellen Interaktion bei der Zerlegung der Patches ist erstrebenswert. Wir arbeiten daher auch an der automatischen Bestimmung von Landmarken und Merkmalslinien und deren automatischer Übertragung auf neue Geometrien.

Literatur

1. T. Cootes, A. Hill, C. Taylor, and J. Haslam, "Use of active shape models for locating structures in medical images," *Image and Vision Computing*, vol. 12, pp. 355–366, 1994.
2. A. Kelemen, G. Szekely, and G. Gerig, "Three-dimensional model-based segmentation of brain mri," *IEEE Trans. on Medical Imaging*, vol. 18, no. 10, pp. 828–839, 1999.
3. P. M. Thompson and A. W. Toga, "Detection, visualization and animation of abnormal anatomic structure with a deformable probabilistic brain atlas based on random vector field transformations," *Medical Image Analysis*, vol. 1, no. 4, pp. 271–294, 1996.
4. Y. Wang, B. Peterson, and L. Staib, "Shape-based 3d surface correspondence using geodesics and local geometry," in *CVPR 2000*, vol. 2, 2000.
5. R. Davies, C. Twining, T. Cootes, J. Waterton, and C. Taylor, "A minimum description length approach to statistical shape modelling," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, May 2002.
6. M. Fleute, S. Lavalée, and R. Julliard, "Incorporating a statistically based shape model into a system for computed-assisted anterior cruciate ligament surgery," *Medical Image Analysis*, vol. 3, no. 3, pp. 209–222, 1999.
7. D. Rueckert, A. F. Frangi, and J. A. Schnabel, "Automatic construction of 3d statistical deformation models using non-rigid registration," in *MICCAI 2001*, 2001.
8. H. Lamecker, T. Lange, and M. Seebaß, "A statistical shape model for the liver," in *MICCAI 2002*, 2002, pp. 422–427.
9. M. Floater, "Parameterization and smooth approximation of surface triangulations," *Computer Aided Geometric Design*, vol. 14, no. 3, pp. 231–250, 1997.
10. H. Lamecker, T. Lange, M. Seebaß, S. Eulenstein, M. Westerhoff, and H. Hege, "Automatic segmentation of the liver for the preoperative planning of resections," in *MMVR 2003*, to appear.