

# Interaktive Techniken zur Korrektur medizinischer Segmentierungen auf Basis Stabiler Feder-Masse-Modelle

S. Rahner<sup>1</sup>, J. Dornheim<sup>1</sup>, L. Dornheim<sup>2</sup>, B. Preim<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Universität Magdeburg, Institut für Simulation und Graphik, Magdeburg, Germany

<sup>2</sup> Dornheim Medical Images GmbH, Magdeburg, Germany

Kontakt: sebastian.rahner@student.uni-magdeburg.de

## Abstract:

*Die Auswertung digitaler Bilddaten für die Diagnose und Therapie von Krankheitsbildern nimmt heute einen hohen Stellenwert ein. Eine Computerunterstützung für die Segmentierung anatomischer Strukturen ist von Bedeutung, nach heutigem Stand der Technik aber nicht vollkommen exakt, was Fehlsegmentierungen zur Folge hat. Für die Planung von Halstumor-Operationen etwa werden Segmentierungen genutzt, um Maßzahlen wie Tumorgröße oder -ausdehnung, sowie Informationen über mögliche Infiltration und Sicherheitsabstände zu berechnen. Die Korrektheit der Segmentierungen muss in solchen Fällen gewährleistet sein und erfordert gerade bei automatischen Verfahren häufig manuelle Korrekturen.*

*Wir stellen vier Interaktionstechniken zur nachträglichen Korrektur modellbasierter Segmentierungen auf Basis Stabiler Feder-Masse-Modelle vor. Erstmals wird dabei das durch die Formmodelle integrierte Wissen über die zu segmentierende Struktur zur Korrekturdurchführung hinzugezogen. In einer ersten Nutzerstudie konnte gezeigt werden, dass die entwickelten Interaktionstechniken auch untrainierten Anwendern eine effektive und effiziente Durchführung von Nachbesserungen ermöglichen.*

*Schlüsselworte: Stabile Feder-Masse-Modelle, interaktive Korrekturwerkzeuge, Modellbasierte Segmentierung, CT*

## 1 Problem

Die computergestützte Bildgebung nimmt in der aktuellen Medizintechnik einen zunehmend höheren Stellenwert ein. Um die aufgenommenen Bilddaten effektiv und effizient analysieren zu können, ist häufig eine Segmentierung anatomischer Strukturen notwendig. Zur Unterstützung der chirurgischen Planung bei Hals-Tumoroperationen sind Segmentierungen des Tumors, der Lymphknoten sowie der umgebenden Muskeln, Gefäße und weiterer Risikostrukturen von Bedeutung [6], um u.a. Größe, Ausdehnung und Infiltrationsgebiete des Tumors sowie Sicherheitsabstände zu Nachbarstrukturen zu berechnen.

Gerade im Falle automatischer Segmentierungsverfahren sind aufgrund individueller bzw. pathologischer Abweichungen einzelner Strukturen vom Modell Fehler in den Segmentierungsergebnissen möglich, die manuell korrigiert werden müssen. Dazu müssen dem Anwender effiziente Interaktionstechniken bereitgestellt werden, die es ihm durch einfache Erlernbarkeit und intuitive Steuerung erlauben, seine Korrekturwünsche effektiv auf die Segmentierung zu übertragen.

Es existiert eine Vielzahl unterschiedlicher (halb)automatischer Verfahren, die mit individuellen Strategien Segmentierungen berechnen. Ein in [1] vorgestelltes Verfahren nutzt Stabile Feder-Masse-Modelle (abgekürzt SMSM von engl.: Stable Mass-Spring-Model) und deren integriertes Formwissen, um relevante Objekte zu identifizieren. Die Modelle konnten auf eine Reihe anatomischer Strukturen am Hals (wie z.B. Schildknorpel [4] und Lymphknoten [5]) erfolgreich angewendet werden.

Die Interaktion bei Segmentierungsverfahren wird in der Literatur selten thematisiert. Olabarriaga [7] untersucht Interaktionstechniken bei der Durchführung von Segmentierungen und empfiehlt, Benutzerinteraktionen bereits während eines Segmentierungsverfahrens durchzuführen. Im Falle dreidimensionaler modellbasierter Segmentierungstechniken gestattet jedoch die Performanz der Verfahren oftmals keine flüssige interaktive Steuerung des Vorgangs. Stattdessen müssen Verbesserungen der Resultate nachträglich vorgenommen werden. Kang et al. [2] beschreiben drei Verfahren, die auf Basis morphologischer Operationen die Struktur eines Segmentierungsergebnisses nachbessern. Proksch et al. [3] stellen Werkzeuge zur Korrektur medizinischer Segmentierungen vor, die durch Deformierung eines Polygonmeshes die Geometrie einer als Mesh vorliegenden Segmentierung direkt bearbeiten.

Alle genannten Techniken nutzen das in Form des Segmentierungsmodells in die Segmentierung eingebrachte Formwissen zur Nachkorrektur der Ergebnisse nicht aus. Daher erfordern sie oftmals komplexe Nutzereingaben und einen hohen Bearbeitungsaufwand für die Korrekturdurchführung oder liefern durch die Erzeugung von Diskontinuitäten in der Oberfläche des Segmentierungsergebnisses anatomisch nicht-plausible Ergebnisse. Die Entwicklung intuitiv bedienbarer Techniken, welche von in den Segmentierungsprozess integriertem Modellwissen Gebrauch machen, war daher das Ziel dieser Arbeit.

## 2 Methoden

Die hier konzipierten vier Korrekturwerkzeuge für modellbasierte Segmentierungsverfahren wurden auf der Grundlage einer Segmentierung mit *Stabilen Feder-Masse-Modellen (SMSM)* entworfen und umgesetzt. Dabei handelt es sich um physikalisch beschreibbare Formmodelle, bei denen eine Anzahl von Massepunkten durch elastische Federn miteinander verbunden ist. Verschiedene physikalische Parameter beschreiben die Eigenschaften des Modells und seiner Elemente, die in permanenter Wechselwirkung zueinander stehen. Die Dynamik des Modells entsteht durch die bekannte Wechselwirkung von *internen* und *externen Kräften*. Die internen Feder- und Torsionskräfte sollen die Formbewahrung im Rahmen der durch die Modellparameter kodierten zulässigen Variation gewährleisten, während die externen Kräfte, welche aus Bildinformationen generiert werden, das Modell zur gesuchten Struktur streben lassen. Bei modellbasierten Segmentierungen treten typischerweise zwei Ursachen für Segmentierungsfehler auf:

1. Ein Modell detektiert ein falsches lokales Extremum und segmentiert unerwünschte Objektgrenzen, oder
2. das Modell verfügt über unzureichendes Modellwissen, welches die gesuchte Struktur nicht optimal beschreibt.

Die entwickelten Korrekturmethode unterstützen eine Nachbesserung beider Fehlergruppen. Für die Fehler der Klasse 1 wird eine direkte Manipulation der Modellgeometrie unter Berücksichtigung des Formwissens ermöglicht, um das Modell vom falschen Extremum zur korrekten Strukturkante zu führen (Korrekturverfahren 1 und 2). Um Fehler der Klasse 2 korrigieren zu können, muss es dem Anwender möglich sein, zusätzliches Modellwissen in den Korrekturprozess zu integrieren – hierzu dienen die Korrekturverfahren 3 bzw. 4. Alle Verfahren verwenden für eine Korrektur das zur Segmentierung genutzte SMSM und verwenden so direkt das in dem Modell gespeicherte Formwissen über die jeweils gesuchte Struktur für eine Korrekturdurchführung aus. Hierin unterscheiden sich die Methoden von anderen in der Literatur vorgestellten Korrekturverfahren, wie etwa denen von Proksch et al. [3], die eine direkte Nachbearbeitung von als Polygonmodellen vorliegenden Segmentierungsergebnissen erlauben.

### 2.1 Einzelmassenverschiebung

Die erste Korrekturmethode ist die **Einzelmassenverschiebung**. Hierbei definiert der Nutzer Punkte auf nicht segmentierten Teilen der Strukturkante, indem er diese in einer Schichtansicht des Datensatzes anklickt (Abb. 1). Auf diese Punkte wird dann der jeweils nächstgelegene Massepunkt des zur Segmentierung genutzten SMSM verschoben und dort temporär fixiert. Anschließend werden Simulationsberechnungen der Modellbewegung unter Berücksichtigung der fixierten Massepunkte durchgeführt, bevor sie für eine zweite Simulation wieder freigelassen werden. Diese korrigierenden Simulationsläufe verbessern die Anpassung des Modells an die Bilddaten in Regionen, in denen der Nutzer Punkte gesetzt hat.

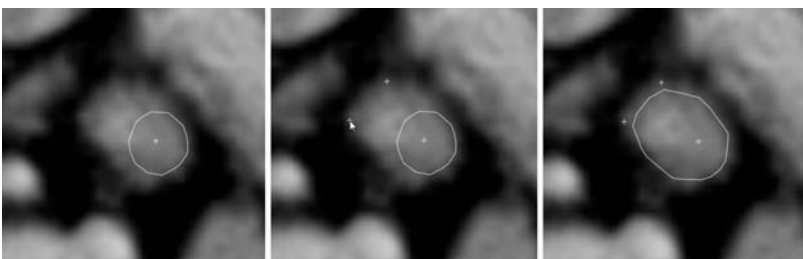


Abb. 1: Beispielhafte Korrektur eines fehlsegmentierten Lymphknotens durch Einzelmassenverschiebung  
Links: zu korrigierende Segmentierung, Mitte: Anklicken der Datensatzpunkte, Rechts: korrigierte Kontur

## 2.2 Massenbereichsverschiebung

Das Konzept der Einzelmassenverschiebung wurde bei der *Massenbereichsverschiebung* weiterentwickelt. Hier wird nicht ein einzelner Massepunkt auf den nächstgelegenen, durch den Nutzer angeklickten, Punkt umgesetzt. Stattdessen bestimmt die Methode auf Basis des Dijkstra-Algorithmus ein Massepunktnetz vordefinierter Größe, welches in Richtung des jeweiligen nutzerdefinierten Punktes verschoben wird. Der Vorteil gegenüber der Einzelmassenverschiebung besteht darin, dass die Gefahr, dass ein herausgezogener Massepunkt durch die inneren Modellkräfte einfach wieder in die Oberfläche des SMSM zurückgezogen wird, reduziert wird.

### 2.1.3 Lasso-Sensoren

Neben solchen Techniken, die für eine Korrektur eines Segmentierungsergebnisses direkt eine Änderung der Geometrie des jeweils genutzten SMSM herbeiführen, wurde ein Werkzeug entwickelt, welches dies indirekt durch die Einführung neuer Modellsensoren bewerkstelligt, die während des Segmentierungsprozesses auf die Massepunkte einwirkende Kräfte erzeugen. Diese Sensorart wird als *Lasso-Sensor* bezeichnet, da die Kräfte derart wirken, dass sie den Massepunkt, dem sie zugeordnet sind, zu sich heranziehen. Für die Verwendung der Sensoren klickt der Anwender in einer beliebigen Schichtansicht des Datensatzes auf Punkte in der Nähe des korrekten Verlaufs einer fehlsegmentierten Kante. An diesen werden dann Lasso-Sensoren erzeugt, die in einer korrigierenden Simulation der Modelldynamik die ihnen zugeordneten Massepunkte zu sich heranziehen und so eine verbesserte Anpassung des Modells an die Daten bewerkstelligen.

### 2.1.4 Torsionskraftverstärkung

Das vierte Korrekturwerkzeug macht sich die Wirkungsweise der Lasso-Sensoren zu Nutze. Bei dem *Torsionskraftverstärkungs-Werkzeug*, für das der Nutzer in der schon beschriebenen Art und Weise Punkte in den Bilddaten markiert (Abb. 2), wird an jedem dieser Punkte ein Lasso-Sensor erzeugt, welcher dem nächstgelegenen Modellpunkt zugewiesen wird. Zusätzlich wird für Nachbarmassepunkte, die den nächstgelegenen Massepunkt umgeben, sowie den Punkt selbst, die Torsionskonstante erhöht, bevor eine erneute Modellanpassung unter Berücksichtigung der neuen Parameter zur Korrektur berechnet wird.

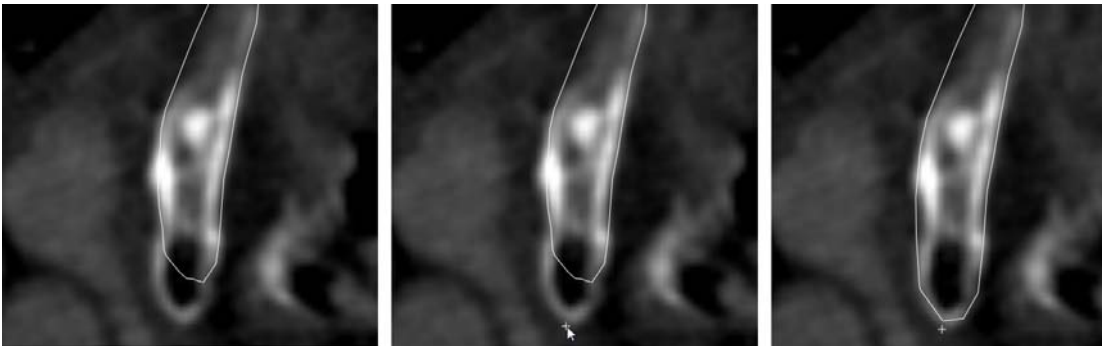


Abb. 2: Beispielhafte Korrektur durch Anwendung der Torsionskraftverstärkung:

Links: zu korrigierende Segmentierung, Mitte: Anklicken der Datensatzpunkte, Rechts: korrigierte Kontur

## 3 Ergebnisse

Die vorgestellten interaktiven Korrekturwerkzeuge wurden unter Nutzung der Programmiersprache C++ sowie verschiedener Softwarebibliotheken prototypisch implementiert.

In einer ersten Nutzerstudie wurde gezielt untersucht, wie leicht die Anwendung der Werkzeuge zu erlernen und zu beherrschen war, und wie schnell eine Korrektur mit ihnen vorgenommen werden konnte. Die objektive Qualität der Segmentierungsergebnisse stand dabei nicht im Vordergrund. Es standen vier Probanden zur Verfügung, von denen zwei mit den Korrekturtechniken vertraut waren, die anderen zwei Probanden waren fachfremd und hatten weder Erfahrungen mit den Korrekturwerkzeugen, noch mit medizinischen Bilddaten und Segmentierungen. Die Testnutzer waren nicht fachlich medizinisch ausgebildet.

Jeder Proband hatte die Aufgabe, vorberechnete SMSM-Segmentierungen von einem nekrotischen Lymphknoten und die rechte Platte dreier Schilddrüsennormale in vier verschiedenen CT-Datensätzen des Halsbereiches zunächst manuell

und anschließend unter Verwendung der vorgestellten Methoden zu korrigieren. Bei der Korrekturdurchführung wurden jeweils die benötigten Zeiten gemessen, sowie verschiedene subjektive Einschätzungen bzgl. der Anwenderfreundlichkeit und Effektivität der Korrekturwerkzeuge eingeholt.

Da modellbasierte Lymphknotensegmentierungen in der Regel bereits sehr genaue Ergebnisse liefern und deshalb meist wenig Korrekturbedarf besteht, wurde für diese erste Nutzerstudie lediglich ein nekrotischer Lymphknoten als Anwendungsfall ausgewählt. Bei diesem führt die Anwendung der SMSM aufgrund seiner besonderen Formeigenschaften zu Fehlsegmentierungen. Komplexere Strukturen, wie etwa der Schildknorpel, stellen eine größere Herausforderung für die SMSM dar. Hier kommt es etwa an den Hörnern häufig zu Untersegmentierungen, die korrigiert werden müssen. Aber es treten auch andere typische Arten von Fehlsegmentierungen auf, deren Ursache in den zwei oben dargestellten Problemklassen liegt und an denen die entwickelten Techniken getestet werden sollten. Es wurden deshalb drei unterschiedliche Schildknorpelsegmentierungen für die Evaluierung verwendet, die jeweils typische Segmentierungsfehler aufwiesen.

Es zeigte sich, dass alle vier entworfenen Techniken zur interaktiven Korrektur modellbasierter medizinischer Segmentierungen geeignet waren und einen raschen Einstieg in deren Anwendung ermöglichten. Außerdem konnten durch einen Einsatz der Werkzeuge von allen Probanden schneller die gewünschten Korrekturergebnisse erzielt werden als es die Nutzung des manuellen Verfahrens erlaubt (Tab. 1). In allen Testfällen gaben die Probanden an, dass die subjektive Übereinstimmung der korrigierten Segmentierung mit den jeweiligen Bilddaten zufriedenstellend war.

Struktur	Zeit (trainiert, in min)	Zeit (untrainiert, in min)	Zeit - manuell (trainiert, in min)	Zeit - manuell (untrainiert, in min)
Schildknorpel 1	1:30 - 2:23	1:04 - 1:35	22:53	15:25
Schildknorpel 2	1:27 - 2:47	1:26 - 2:31	15:42	8:04
Schildknorpel 3	1:22 - 2:23	2:42 - 3:16	8:54	4:30
Lymphknoten	0:28 - 0:47	0:38 - 0:54	3:50	4:38

Tabelle 1: Minimale und maximale durchschnittliche Zeiten der trainierten und untrainierten Probanden bei jedem Testfall für eine Korrektur unter Verwendung der Korrekturtechniken sowie durchschnittliche Zeiten der beiden Nutzergruppen für die manuelle Korrektur für jeden Testfall

## 4 Diskussion

Die vier interaktiven Techniken verfolgen eine neue Strategie zur Korrektur medizinischer Segmentierungen. Statt Werkzeuge zur Verfügung zu stellen, welche eine direkte Manipulation der Geometrie eines Segmentierungsergebnisses erlauben, integrieren die vorgestellten Techniken das über ein Formmodell in den Segmentierungsprozess eingebrachte Modellwissen in die Korrekturalgorithmen. So wird im Vergleich zur manuellen Korrektur weniger Zeit und Interaktion benötigt. Auch ungeübte Anwender lernten die Anwendung der Korrekturtechniken schnell und waren effektiv in der Lage, die gewünschten Ergebnisse zu erzielen. Segmentierungen müssen nicht mehr zeitaufwändig manuell nachgebessert werden, indem fehlsegmentierte Kantenzüge in jeder Schicht per Hand nachgezeichnet werden, sondern können durch einfaches Anklicken einiger Punkte in einer Schichtansicht des Datensatzes bearbeitet werden.

Im Ausblick ist besonders die Durchführung einer umfangreicheren Evaluierung mit medizinischem Fachpersonal interessant. Dabei ist zu untersuchen, inwiefern auch diese Zielgruppe ihre Korrekturwünsche effektiv auf die Segmentierungen übertragen kann und ob sich ebenfalls ein Zeitgewinn gegenüber der manuellen Korrektur einstellt. Zudem müsste die objektive Qualität der korrigierten Segmentierungsergebnisse anhand quantitativer Qualitätsmetriken genauer untersucht werden. Es ist außerdem von Interesse, welche der Korrekturwerkzeuge präferiert werden oder ob eine kombinierte Anwendung die besten Ergebnisse erzielt. Interessant ist außerdem eine vergleichende Evaluierung gegenüber direkten 3D-Objektmanipulationstechniken (wie etwa [3]), die keinerlei Formwissen berücksichtigen.

Die vorgestellten Korrekturwerkzeuge basieren auf der Segmentierung mit stabilen Feder-Masse-Modellen, jedoch sollte eine Übertragung auf andere kraftbasierte Formmodelle, wie etwa Active Contour Models, wegen der ähnlichen Funktionsweise der Modelldynamik, die ebenfalls durch Kraftwechselwirkungen generiert wird, leicht möglich sein.

## 5 Referenzen

- [1] L. Dornheim, K. Tönnies, J. Dornheim, Stable dynamic 3D shape models, IEEE International Conference on Image Processing, 2005
- [2] Y. Kang, K. Engelke, W. Kalender, Interactive 3D editing tools for image segmentation, Medical Image Analysis, 2004
- [3] D. Proksch, J. Dornheim, B. Preim, Interaktionstechniken zur Korrektur medizinischer 3D-Segmentierungen, Bildverarbeitung für die Medizin, 2010
- [4] J. Dornheim, L. Dornheim, B. Preim, I. Hertel, G. Strauss, Generation and Initialization of a Stable 3D Mass-Spring Model for the Segmentation of the Thyroid Cartilage, 28th Annual Symposium of the German Association for Pattern Recognition, 2006
- [5] J. Dornheim, H. Seim, B. Preim, I. Hertel, G. Strauss, Segmentation of Neck Lymph Nodes in CT Datasets with Stable 3D Mass-Spring Models, MICCAI 2006 Special Issue of *Academic Radiology*, 2007
- [6] J. Cordes, J. Dornheim, B. Preim and I. Hertel and G. Strauß, Preoperative Segmentation of Neck CT Datasets for the Planning of Neck Dissections, Proc. of SPIE Medical Imaging: Image Processing, 2006
- [7] S.D. Olabbariaga, A.W.M. Smeulders, Interaction in the segmentation of medical images: A survey, Medical Image Analysis, 2001