OTTO–VON–GUERICKE–UNIVERSITÄT MAGDEBURG

FAKULTÄT FÜR INFORMATIK Institut für Simulation und Graphik



Bachelorarbeit

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

Sebastian Rahner 1. April 2010

Betreuer

Prof. Dr.–Ing. Bernhard Preim Dipl.–Ing. Peter Hahn Dipl.–Inf. Lars Dornheim

Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg Fakultät für Informatik Universitätsplatz 2 39106 Magdeburg

Selbstständigkeitserklärung

Hiermit erkläre ich, dass ich die Bachelorarbeit ohne fremde Hilfe und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Quellen angefertigt habe. Ferner versichere ich, dass die Arbeit in gleicher oder ähnlicher Form noch keiner anderen Prüfungsbehörde vorgelegen hat. Alle Ausführungen der Arbeit, die wörtlich oder sinngemäß übernommen wurden, sind als solche gekennzeichnet.

Magdeburg, den 1. April 2010

(Sebastian Rahner)

Zusammenfassung

Die Erstellung medizinischer digitaler Bilddaten für die Diagnose und Therapie von Krankheitsbildern nimmt heute einen hohen Stellenwert ein. Insbesondere eine Computerunterstützung für die Identifikation und Abgrenzung bestimmter anatomischer Strukturen, genannt Segmentierung, in diesen Daten ist von zentraler Bedeutung. Es existiert eine Vielzahl von Verfahren die, unterschiedlichen Paradigmen folgend, das Problem der Durchführung von Segmentierungen angehen. Solche Segmentierungsergebnisse sind aufgrund verschiedener technischer Beschränkungen mit dem heutigen Stand der Technik nicht vollkommen exakt. Fehlsegmentierungen sind also die Folge.

Diese Arbeit stellt nun interaktive Techniken zur Nachkorrektur solcher Segmentierungen vor. Speziell wurden Methoden entwickelt, die falsche Segmentierungsergebnisse, die durch eine Segmentierung unter Verwendung der physikalisch modell-basierten Stabilen Feder-Masse-Modelle erzeugt wurden, nachbessern können. Diese intuitiv steuerbaren Methoden nutzen direkt das durch die Modelle in den Segmentierungsprozess eingebrachte Wissen über die zu segmentierende anatomische Struktur. So sollen dem Anwender effektiv und effizient einsetzbare Nachbesserungswerkzeuge zur Verfügung gestellt werden, ohne dass dieser tiefere Kenntnisse über den Ablauf der zugrundeliegenden Techniken und Algorithmen besitzen muss, die aus dem Bereich der Bildanalyse- und verarbeitung stammen und einem medizinisch geschulten Anwender daher in der Regel unbekannt sind.

Inhaltsverzeichnis

Einleitung					
1.1	Motivation	1			
1.2	Aufgabenstellung	3			
1.3	Aufbau der Arbeit	3			
Te	Technische Grundlagen				
2.1	Feder-Masse-Modelle	5			
	2.1.1 Aufbau	5			
	2.1.2 Funktionsweise	6			
	2.1.3 Segmentierungsprozess	7			
2.2	Stabile Feder-Masse-Modelle	8			
	2.2.1 Motivation	8			
	2.2.2 Erweiterungen	9			
2.3	Zusammenfassung	11			
Verwandte Arbeiten					
3.1	Mensch-Computer-Interaction	13			
3.2	Interaktion in Segmentierungsverfahren	15			
	3.2.1 Interaktionsaufgabe/-zeitpunkt	16			
	3.2.1.1 Manuelle Segmentierung	16			
	3.2.1.2 Interaktion(en) zur Initialisierung	18			
	3.2.1.3 Interaction(en) zur Steuerung	21			
	3.2.1.4 Interaktionsmethoden zur Nachkorrektur	23			
3.3	Zusammenfassung	29			
Fn	wurf von interaktiven Techniken zur Nachkorrektur medi-				
zini	scher Segmentierungen	31			
4.1	Problemanalyse	31			
	4.1.1 Typische Segmentierungsfehler auf CT-Datensätzen	31			
	4.1.2 Anforderungen an die Korrekturwerkzeuge	34			
4.2	Entwickelte Techniken zur Nachkorrektur	- 97			
		.) /			
	4.2.1 Einzelmassenverschiebung	37 37			
	4.2.1Einzelmassenverschiebung	$37 \\ 37 \\ 40$			
	 4.2.1 Einzelmassenverschiebung	37 37 40 43			
	 4.2.1 Einzelmassenverschiebung	$ \begin{array}{r} 37 \\ 37 \\ 40 \\ 43 \\ 47 \\ 47 \end{array} $			
	Ein 1.1 1.2 1.3 Teo 2.1 2.2 2.3 Ver 3.1 3.2 3.3 Ent zinis 4.1 4.2	Einleitung 1.1 Motivation 1.2 Aufgabenstellung 1.3 Aufbau der Arbeit 2.1 Feder-Masse-Modelle 2.1.1 Aufbau 2.1.2 Funktionsweise 2.1.3 Segmentierungsprozess 2.1 Motivation 2.2.1 Motivation 2.2.2 Erweiterungen 2.3 Zusammenfassung 2.4 Mensch-Computer-Interaktion 3.2 Interaktion in Segmentierungsverfahren 3.2.1 Interaktionsaufgabe/-zeitpunkt 3.2.1.1 Manuelle Segmentierung 3.2.1.2 Interaktion(en) zur Initialisierung 3.2.1.3 Interaktion(en) zur Steuerung 3.2.1.4 Interaktionsmethoden zur Nachkorrektur 3.3 Zusammenfassung 3.3 Zusammenfassung 4.1 Problemanalyse 4.1 Problemanalyse 4.1.1 Typische Segmentierun			

5	Eva	Evaluierung				
	5.1	Dater	$basis \ldots \ldots$	51		
		5.1.1	Verwendete Datensätze	51		
		5.1.2	Vorverarbeitung der Datensätze	52		
		5.1.3	Vergleichsdaten	53		
	5.2	Versu	chsaufbau	54		
		5.2.1	Vergleichsmetriken	54		
		5.2.2	Durchführung	56		
		5.2.3	Parametrisierung	58		
	5.3	Ergeb	\mathbf{nisse}	59		
		5.3.1	Einzelmassenverschiebung	59		
			5.3.1.1 Nutzerfreundlichkeit	59		
			5.3.1.2 Eignung	62		
		5.3.2	Massenbereichsverschiebung	64		
			5.3.2.1 Nutzerfreundlichkeit	64		
			5.3.2.2 Eignung	67		
		5.3.3	Lasso-Sensoren	69		
			5.3.3.1 Nutzerfreundlichkeit	69 		
		504	5.3.3.2 Eignung	72		
		5.3.4	Torsionskrafteverstarkung	74		
			5.3.4.1 Nutzerfreundlichkeit	74		
		5 9 5	D.3.4.2 Elgnung	70		
	5.4	0.0.0 71100r	razit	10		
	0.4	Zusai		80		
6	Imp	olement	tierung	81		
	6.1	Entw	icklungsumgebung	81		
	6.2	Verwe	endete Software	81		
		6.2.1	Visual C++ 2008	81		
		6.2.2	$MeVisLab \dots \dots$	82		
		6.2.3	MSML	82		
		6.2.4	MLMSML	83		
		6.2.5	OpenInventor	83		
		6.2.6	wxWidgets	83		
		6.2.7	VTK	83		
	6.3	Umse	tzung	83		
		6.3.1	Interaktive Korrekturtechniken	83		
		6.3.2	Evaluierung	85		
	6.4	Zusar	nmenfassung	85		
7	7	sammei	nfassung und Ausblick	87		
•	7 1	Zusar	nmenfassung	87		
	7.2	Aush	lick	88		
	•	114665		00		
Abbildungsverzeichnis						
Tabellenverzeichnis						
Algorithmenverzeichnis						
Lit	Literaturverzeichnis					

Einleitung

1.1 Motivation

Die computergestützte Bildgebung nimmt in der aktuellen Medizintechnik einen zunehmend höheren Stellenwert ein. Mit modernen tomografischen Bildgebungssystemen wird es Ärzten ermöglicht ohne invasive und aufwändige Prozeduren das Innere eines Patienten hochauflösend zu visualisieren. Mit fortlaufender Entwicklung der bildgebenden Geräte nehmen sowohl Qualität als auch die Quantität der aufgenommenen Bilder zu. Um diese effektiv wie effizient analysieren und bearbeiten zu können, ist eine entsprechende Computerunterstützung notwendig.

Vor allem die Identifikation und Abgrenzung relevanter anatomischer Strukturen auf diesen Bilddaten ist von entscheidender Bedeutung. Vor allem für die computergestützte Diagnose und Therapie von Tumoren macht eine qualitativ hochwertige Segmentierung notwendig. Für die Diagnose kann durch die Vermessung von Segmentierungen die Größe eines Tumors abgeschätzt werden, während für die Therapie solche Größenberechnungen genutzt werden, um eine Größenentwicklung des Tumors zu überwachen. Während die Aufgabe der Segmentierung für das menschliche Gehirn meist leicht zu bewältigen ist, stellt sie sich für den Computer erheblich komplexer dar. Allerdings sind manuelle Segmentierungsverfahren zu zeitaufwändig, um sie effizient in klinische Arbeitsabläufe integrieren zu können. Aus diesem Grund befasst sich die digitale Bildanalyse mit Techniken zur automatischen Segmentierung semantisch zusammenhängender Regionen in medizinischen Aufnahmen.

Es existiert eine Vielzahl unterschiedlicher (halb)automatischer Verfahren, die mit individuellen Strategien das Problem der Segmentierung zu lösen versuchen. Diese verschiedenen Ansätze lassen sich in Kategorien einteilen, die ihr jeweiliges charakteristisches Verhalten beschreiben. Diese Kategorien, sowie einige ihrer Vertreter, sollen in den Verwandten Arbeiten erläutert werden. Ein Segmentierungsverfahren ist die physikalisch motivierte Methode der Feder-Masse-Modelle und deren Weiterentwicklung, die von Dornheim et al. [10] vorgestellten sogenannten Stabilen Feder-Masse-Modellen. Sie werden für alle im Rahmen der Arbeit durchgeführten Segmentierungen eingesetzt.

Auch wenn moderne Bildgebungsgeräte hochentwickelte Maschinen sind und die stark kontrollierten Bedingungen, unter denen medizinische Bil-

1

der aufgenommen werden, optimale Voraussetzungen für hochqualitative Daten liefern, sind Messungenauigkeiten und Artefakte, die in fehlerhaften Bilddaten etwa in Form von Signalrauschen resultieren, zu erwarten. Zudem besitzt das Köperinnere des Menschen einen hochkomplexen Aufbau, in dem einzelne Strukturen dicht nebeneinander liegen können und/oder ähnliche physikalische und chemische Eigenschaften besitzen und in Aufnahmen deshalb ähnlich aussehen. Zusätzlich unterliegen sie einem hohen Maß an Variabilität in Form und Größe. Die Eigenschaften von Lymphknoten etwa unterscheiden sich nicht nur interpersonell, sondern auch intrapersonell.

(Halb)automatische Verfahren können deshalb fehlschlagen und liefern keine Segmentierungsergebnisse akzeptabler Genauigkeit. Dies stellt ein bedeutendes Problem dar, weil die Genauigkeit und Robustheit der Segmentierungsalgorithmen aufgrund des sensiblen Anwendungsgebietes der Medizin, in der zunehmend wichtige Entscheidungen auf Basis solcher Computerunterstützungen getroffen werden, eine unabdingbare Voraussetzung für einen effektiven Einsatz im klinischen Umfeld bildet. In der Praxis werden Segmentierungen im klinischen Alltag deshalb bisher selten genutzt. Eine Nachkontrolle von computergenerierten Segmentierungsergebnissen durch geschultes medizinisches Personal ist unbedingt erforderlich, in der die Qualität des Resultats evaluiert wird. Genügt die Qualität eines Segmentierungsergebnisses den gestellten Anforderungen nicht, müssen dem Nutzer Möglichkeiten zur Korrektur der Segmentierungen bereitgestellt werden.

Solche Korrekturen benötigen meist komplexe Eingaben für die den Korrekturmethoden zu Grunde liegenden Algorithmen. Umso wichtiger ist es daher, dass diese Eingaben intuitiv und unkompliziert getätigt werden können, damit solche Korrekturtechniken problemlos auch von ungeübten Nutzern, die die genauen internen Arbeitsabläufe der Korrekturtechniken nicht kennen, eingesetzt werden können.

Außerdem beschleunigt eine intuitive Handhabung der Korrekturmethoden die klinikinternen Arbeitsabläufe, wenn nicht erst komplizierte Eingaben für die Durchführung der Korrekturalgorithmen getätigt werden müssen. Dieser Umstand stellt im medizinischen Kontext eine bedeutende Eigenschaft dar, weil wichtige Entscheidungen, die die körperliche Verfassung des Patienten betreffen, mit möglichst geringem zeitlichen Aufwand getroffen werden müssen. Das impliziert auch, dass der Berechungsaufwand einer Korrekturmethode und damit die Komplexität der zugrunde liegenden Algorithmen gering gehalten werden muss.

Die Erarbeitung solcher interaktiven Korrekturtechniken, die diese Bedingungen erfüllen, soll das Ziel der vorliegenden Arbeit sein. Dabei sollen mit Hilfe dieser Techniken durch Stabile Feder-Masse-Modelle berechnete Falschsegmentierungen durch Berücksichtigung des über die Modelle eingebrachte Vorwissen korrigiert werden.

1.2 Aufgabenstellung

Optimale (halb)automatische Segmentierungen sind wegen bereits beschriebener physiologischer Eigenschaften des menschlichen Körpers sowie technischer Beschränkungen nach heutigem Stand der Technik unerreichbar. Dem Nutzer müssen deshalb Funktionen zur interaktiven Korrektur der berechneten Segmentierungsergebnisse zur Verfügung gestellt werden.

Im Rahmen des Praktikums und der zugehörigen Bachelorarbeit sollen bisher entwickelte Methoden zur Korrektur untersucht, sowie eigene neue Techniken auf Basis Stabiler Feder-Masse-Modelle erarbeitet sowie an Segmentierungen des Schildknorpels und der Lymphknoten evaluiert werden.

Zu diesem Zweck liegen verschiedene anonymisierte CT-Datensätze des HNO-Bereiches vor, für die auf Grundlage Stabiler Feder-Masse-Modelle Segmentierungen der Lymphknoten und des Schildknorpels berechnet werden. Für die softwareseitige Nutzung der Stabilen Feder-Masse-Modelle steht eine Softwarebibliothek zur Verfügung.

1.3 Aufbau der Arbeit

Die vorliegende Arbeit gliedert sich in sieben Kapitel:

Kapitel 1 leitet in die Arbeit ein. Es motiviert deren Thema und beschreibt die genaue Aufgabenstellung. Zusätzlich wird ihre Gliederung erläutert.

Kapitel 2 befasst sich mit den technischen Grundlagen dieser Arbeit. Für die Lösung der Segmentierungsaufgaben wurde das modell-basierte Verfahren der Stabilen Feder-Masse Modelle verwendet. Detailliert beschrieben werden der Aufbau und die Funktionsweise der zu Grunde liegenden herkömmlichen Feder-Masse-Modellen, bevor auf die den Stabilen Modellen eigenen Erweiterungen eingegangen wird.

Kapitel 3 gibt eine Übersicht über den aktuellen Stand der Technik und relevante Literatur, die sich ins Forschungsfeld dieser Arbeit einordnen lässt. Um die Techniken zur interaktiven Korrektur von Segmentierungen zu motivieren, werden einleitend allgemeine Kenntnisse über die Mensch-Computer-Interaktion aufgezeigt. Daran schließt sich eine Betrachtung möglicher Interaktionen während des eigentlichen Segmentierungsprozesses, sowie zur Nachkorrektur der Ergebnisse an.

Kapitel 4 erläutert den Entwurf der im Rahmen der vorliegenden Arbeit entstandenen interaktiven Korrekturtechniken. Dabei werden häufig auftretende modelltypische Segmentierungsfehler identifiziert, die durch die Techniken korrigiert werden können sollen. Aus diesen Fehlern werden Anforderungen an die zu entwickelnden Techniken abgeleitet. Auf deren Basis werden die Korrekturtechniken entworfen und in ihrer Funktionsweise und Handhabung erläutert. Kapitel 5 beschreibt wesentliche Details der vorgenommenen Implementierung der Techniken und für die Umsetzung verwendete Softwarepakete und Bibliotheken.

Kapitel 6 erklärt die Planung, Durchführung und Ergebnisse einer umfangreichen Evaluierung, in der die umgesetzten Techniken in einer eigens dafür konstruierten Experimentierumgebung ausgiebig getestet und hinsichtlich ihrer Eignung, Effektivität und Effizienz für eine interaktive Nachkorrektur von Segmentierungsergebnissen ausgewertet wurden.

Kapitel 7 fasst die gewonnenen Erkenntnisse zusammen. Ein Ausblick auf mögliche Erweiterungen oder Neuentwicklungen von interaktiven Korrekturtechniken, die sich aus Problemen und Fragestellungen, welche sich bei der Bearbeitung des Bachelorthemas ergaben, bildet den Abschluss der vorliegenden Arbeit.

Technische Grundlagen

Für die Durchführung von Segmentierungen wird für die vorliegende Arbeit die physikalisch motivierte modell-basierte Methode der Feder-Masse-Modelle verwendet, da sich diese wegen ihrer einfachen Konstruktion auf verschiedene organische Strukturen anwenden lässt. So ist man bereits in der Lage, Lymphknoten [8] und Schildknorpel [7] mit Hilfe von Stabilen Feder-Masse-Modellen in CT-Datensätzen zuverlässig zu segmentieren. An solchen Segmentierungen werden in der vorliegenden Arbeit die Techniken zur Nachkorrektur angewendet.

Dieses Kapitel beschreibt deren Aufbau und Funktionsweise und erklärt zudem die von Dornheim et al. [9] eingeführten Stabilen Feder-Masse-Modelle, die das ursprüngliche Konzept um stabilitätserhaltende Maßnahmen erweitern.

2.1 Feder-Masse-Modelle

2

2.1.1 Aufbau

Feder-Masse-Systeme sind ein aus der Physik bekanntes Konzept, bei dem eine Menge von Massen durch elastische Federn verbunden wird und so ein System bildet, das sich bei Krafteinwirkung dynamisch verformen kann. Dieses Prinzip wurde auf die medizinische Bildverarbeitung übertragen und für Segmentierungen von Strukturen im Körperinneren nutzbar gemacht, ohne jedoch vollkommen exakte physikalische Prozesse simulieren zu wollen.

In der Bildverarbeitung bildet ein Feder-Masse-Modell ein theoretisches dynamisches System, in dem analog zur physikalischen Wirklichkeit eine Menge von Massepunkten über elastische Federn verbunden wird. Die Wechselwirkung zwischen den Massepunkten und elastischen Federn unterliegt den Gesetzen der Newton 'schen Mechanik [10]. Sie gehören daher zu den dynamisch physikalischen Punktmodellen [39]. Die Massepunkte beschreiben dabei die Geometrie des Feder-Masse-Modells, während die verbindenden Federn dessen Topologie festlegen. Die Definition dieser Modellelemente kodiert also das für eine Segmentierung notwendige Formwissen über ein in einem Bild gesuchten Objekt. Die physikalischen Parameter des Modells, also die zu dem Massepunkt *i* gehörende Massen m_i , die die Massen m_i und m_j verknüpfenden Federn ij, sowie deren Ruhelängen $l_{0_{ij}}$ und Federkonstante k_{ij} , bestimmen dessen Dynamik und so den Rahmen, in dem eine Veränderung der Form des Modells zulässig ist. Aufgrund dieser Kombination von Formwissen und erlaubter Formvariation wird die Strategie, die Feder-Masse-Modelle zur Segmentierung verfolgen, der Klasse der *Iterativen Suchen* zugeordnet [39]. Bei der Strategie der Iterativen Suche wird ein initiales Modell der gesuchten Objektform solange iterativ angepasst bis ein lokales Extremum der Übereinstimmung des Modells und der erwarteten Struktur in dem Suchbild angenommen wird.

In Abbildung 2.1 wird die grundlegende Struktur, besteht aus Massepunkten und verbindenden Federn, eines einfachen Feder-Masse-Modells dargestellt.

Abbildung 2.1: Aufbau eines einfachen Feder-Masse-Modells



2.1.2 Funktionsweise

Die Dynamik eines Feder-Masse-Modells wird durch die Einwirkung von Kräften auf dieses Modell modelliert. Das Verhalten der Modellbewegung, das aus der Krafteinwirkung resultiert, lässt sich durch die Gesetze der Newton´sche Mechanik erklären. Diese Gesetze beschreiben genau die Beziehung zwischen den auf einen Körper einwirkenden Kräften und die anschließende Bewegung des Körpers als Reaktion auf die Krafteinwirkung. Bei Feder-Masse-Modellen entsprechen die Massepunkte diesen Körpern, die sich durch einen Krafteinfluss in Bewegung setzen. Diese Massepunkte sind durch elastisch verformbare Federn verbunden, welche die einzelnen Massepunkte zu einer Gesamtheit verknüpfen und Wechselwirkungen zwischen den einzelnen Punkten auslösen. Wenn sich ein Massepunkt bewegt, wird die adjazente Feder aus der Ruhelage ausgelenkt, woraus eine Abweichung der Federlänge zur Ruhelänge resultiert. Bei einer solchen Längenabweichung ist eine Feder stets bestrebt in die ursprüngliche Ruhelage zurückzukehren und generiert so eine Federkraft die auf die benachbarten Massepunkte einwirkt. Die Größe dieser Kräfte hängen von der Größe der Längenabweichung und der Federkonstante ab. Diese durch die verbindenden Federn erzeugten Kräfte bilden die inneren Kräfte des Feder-Masse-Modells. Sie hängen lediglich von internen Eigenschaften des Feder-Masse-Modells ab und bewirken die Formerhaltung des Modells.

Informationen des zu segmentierenden Bildes werden über Sensoren in das Feder-Masse-Modell integriert. Solche Sensoren werden den Massepunkten des Modells angehängt und bekommen deshalb initial die räumlichen Koordinaten des Massepunktes, dem sie anhängen, zugewiesen. Die Sensoren sind aber räumlich unabhängig von ihren Massepunkten und müssen nicht an den selben Koordinaten wie diese positioniert werden. Die Sensoren können beliebig im Suchraum platziert werden. Der Einfluss eines Sensors auf seinen Massepunkt ist individuell durch Gewichtungs-Koeffizienten steuerbar. Auf Basis von bestimmten Merkmalen der Bilddaten an der räumlichen Position eines Sensors berechnet dieser eine Kraft, die auf den zugehörigen Massepunkt einwirkt. Diese Merkmale können ganz unterschiedlicher Art sein und etwa durch Intensitäts- oder Gradientinformation kodiert werden. Einem Massepunkt können auch mehrere Sensoren zugeordnet werden, so dass die auf ihn einwirkende Kraft von unterschiedlichen Bildeigenschaften abhängt. So ist es für eine Segmentierung bestimmter organischer Strukturen sehr nützlich und daher üblich, einem Knoten einen Gradienten-Sensor anzufügen, der ihn in Richtung starker Gradienten zieht, während ein weiterer angehängter Intensitäts-Sensor gewährleistet, dass der Knoten nur in Bereichen eines bestimmten Intensitätswertes verschoben wird. Die durch die Sensoren erzeugten Kräfte definieren die *äußeren* Kräfte des Modells, da sie lediglich aus den externen Charakteristika der Bilddaten abgeleitet werden und nicht aus weiteren Modellparametern errechnet werden [10]. Diese Art von Kräften zieht das Feder-Masse-Modell in Richtung des lokalen Maximums der Übereinstimmung von Modell und gesuchtem Objekt.

Das Zusammenspiel der inneren und äußeren Kräfte, deren Einfluss auf das Modell zusätzlich über Wichtungsfaktoren gesteuert werden kann, bestimmt den Translationsvektor, um die ein Massepunkt des Modells in einem Einzelschritt des Segmentierungsprozesses verschoben wird.

2.1.3 Segmentierungsprozess

Vor der Durchführung der Segmentierung ist es möglich, jeden relevanten Parameter des Feder-Masse-Modells, also Massen, Federkonstanten, Ruhelängen, Sensortyp und Sensorgewichtung, für jedes entsprechende Modellelement individuell einzustellen. Zusätzlich wird ein Dämpfungsfaktor definiert, der insbesondere ein unerwünschtes Schwingverhalten des Modells verhindern soll und allgemein das Erreichen eines Gleichgewichtszustands unterstützt [10].

Der eigentliche Segmentierungsprozess gliedert sich in zwei grundlegende Teilschritte:

Im ersten Schritt wird dem Modell eine initiale Position im Datensatz zugewiesen, die als Ausgangspunkt für die weiteren Berechnungen dient. Da es sich bei der Segmentierung mit Feder-Masse-Modellen um eine iterative Suche handelt, die ein lokales Extremum der Übereinstimmung zwischen dem Feder-Masse-Modell und dem gesuchten Objekt in den Bilddaten ermittelt, müssen diese initialen Koordinaten innerhalb einer gewissen Umgebung in der Nähe der zu segmentierenden Struktur definiert werden, die der Nutzer durch Festlegung eines Saatpunktes bestimmen muss. Das Modell muss also zu Beginn der Segmentierung nicht vollständig innerhalb der gesuchten Struktur platziert werden, weil die Modelldynamik automatisch eine Anpassung das Segmentierungsziel bewirkt. Im zweiten Schritt wird die Einwirkung der inneren und äußeren Kräfte auf das Feder-Masse-Modell und dessen physikalisch dynamisches Bewegungsverhalten in Reaktion auf den Krafteinfluss simuliert. Das Modell passt sich dabei iterativ solange den lokalen Bilddaten an, bis das Erreichen eines Gleichgewichtszustands angenommen werden kann. Dies ist der Fall, sobald sich jeder Massepunkt in einer Menge von n Simulationsiterationen nur noch innerhalb einer bestimmten ε -Umgebung bewegt [8]. Damit der Berechnungsaufwand für die Bewegungen des Feder-Masse-Modells gering gehalten wird, berechnet sich die Modelldynamik nicht durch das Lösen exakter Differentialgleichungen, sondern sie wird in diskreten Zeitschritten simuliert.

Der Segmentierungsprozess, der eine schrittweise Anpassung an die Bilddaten berechnet, soll beispielhaft in Abbildung 2.2 veranschaulicht werden.

2.2 Stabile Feder-Masse-Modelle

2.2.1 Motivation

Damit ein Feder-Masse-Modell während der Segmentierung nicht deformiert, sollen dessen innere Federkräfte eine Formerhaltung des Modells bewirken. Sie stellen die einzige formerhaltende Modelleigenschaft dar. Für Aufgaben im zweidimensionalen Raum genügt diese durchaus, sofern das verwendete Feder-Masse-Netz ausreichend komplex ist und über eine der Struktur des gesuchten Objektes angemessene Vernetzung verfügt. Im dreidimensionalen Raum sind die Federkräfte allein wegen der höheren Anzahl an Freiheitsgraden, die durch die Hinzunahme einer zusätzlichen Raumdimension entsteht, nicht mehr in der Lage, den Formerhalt des Modells zu gewährleisten. Wenn auf einen Massepunkt sehr starke äußere Kräfte einwirken, die die inneren Federkräfte dominieren, können die an diesen Massepunkt angrenzenden Federn aus ihrer Ruherichtung ausgelenkt werden. Die Federn streben dann gemäß dem physikalischen Bewegungsmodell in ihre Ruhelänge zurück. Da aber auch die Orientierung der Federn verändert wurde und keine Methodik zur Wiederherstellung der Federausrichtungen in das Feder-Masse-Modell integriert wurde, kollabiert es. In Abbildung 2.3 wird ein solches Problemverhalten exemplarisch aufgezeigt. Teil (a) zeigt hierin die Darstellung eines stark vereinfachten Feder-Masse-Modells. In (b) ist dieses Modell nun deformiert worden, ohne dass sich die Ruhelängen der Federn geändert

Abbildung 2.2: Visualisierung des Segmentierungsprozesses [17] haben. Abbildungsteil (c) veranschaulicht, dass das Modell vollkommen kollabiert ist. Die Ruhelängen sind auch hier nicht modifiziert worden. In beiden Fällen werden keine gegenwirkenden inneren Kräfte erzeugt, eben weil die Ruhelängen selbst konstant geblieben sind.



Dieses Problem lässt sich, wie auch Bergner [2] feststellt, lösen, indem in das Modell zusätzliche Massen und Federn eingefügt werden. So wird eine dichtere Besetzung des Modells erzeugt, was aber auch dazu führt, dass die Komplexität der Modellberechnungen deutlich ansteigt. Die gewünschte Modellstabilität wird durch diese Maßnahme jedoch nur indirekt erreicht, da sie keine zusätzliche Steuerung des Stabilitätsmaßes ermöglicht [10].

2.2.2 Erweiterungen

Zur Stabilisierung eines Feder-Masse-Modells während der Segmentierung führte Bergner [2] für zweidimensionale Segmentierungen Winkelkräfte ein, die auch als *Torque Forces* bezeichnet werden. Dabei werden den Federn Ruhewinkel zugeordnet. Werden die an die Federn angrenzenden Massepunkte bewegt, so dass der Winkel zwischen zwei, mit einem der Massepunkte verbundenen Federn von deren Ruhewinkel abweicht, wird in Abhängigkeit von der Abweichung eine ausgleichende Kraftwirkung generiert, die auf die verbundenen Modellpunkte einwirkt. Da die Winkelkräfte aber eben nur die Winkel zwischen zwei von einem Massepunkt ausgehenden Federn betrachten, haben sie im Gegensatz zu den Torsionskräften den Nachteil, dass bei Segmentierungen im dreidimensionalen Raum Winkelebenen kippen können, was wiederum zu unerwünschten Segmentierungen führen kann.

Dornheim et al. [10] erweitern die herkömmlichen Feder-Masse-Systeme und stellen die *Stabilen Feder-Masse-Modelle* (abgekürzt *SMSM*, von engl. Stable-Mass-Spring-Model) vor, die den ursprünglichen Ansatz um Maßnahmen erweitern, um die Stabilität eines Modells direkt zu kontrollieren und die im vorherigen Abschnitt erläuterten Einschränkungen herkömmlicher Feder-Masse-Systeme auszubessern.

Sie führen zusätzlich zu den auf Ruhelängen basierenden Federkräften Ruherichtungen $r_{o_{ij}}$ für die einzelnen Federn ein. Diese beschreiben die Richtungslage, in der eine Feder in Ruhe von einem Massepunkt *i* ausgehend an einen adjazenten Punkt *j* angreift. Wird eine Feder aus ihrer jeweiligen Ruhelage ausgelenkt und ändert dabei ihre Richtung, die nun von der Ruherichtung abweicht, entsteht ein entgegenwirkendes Moment,

das in eine sogenannte *Torsionskraft* resultiert. Analog zu den Federkräften beeinflussen die Torsionskräfte die zu einer ausgelenkten Feder adjazenten Massepunkte also so, dass diese stets die Formabweichung eines Modells ausgleichen und dabei in ihre Ausgangslage zurückstreben. Abbildung 2.4 stellt dieses Konzept dar. In (a) ist ein Massepunkt mit den daran angreifenden Federn, sowie damit verbundener benachbarter Massepunkte visualisiert. In (b) werden diese nun aus ihren in rot markierten Ruherichtungen ausgelenkt, was die gegenwirkenden Torsionskräfte generiert, wie (c) zeigt.





Im Gegensatz zum herkömmlichen Feder-Masse-Konzept werden die jeweilige Form und Größe eines SMSM nicht mehr einzig durch dessen inneren Federkräfte und der Topologie seiner Massepunkte bestimmt. Zusätzlich zu den Federkräften, die die Abstände zwischen den Massepunkten reguliert, bestimmen die Torsionskräfte nun die Orientierung und Lage der Punkt zueinander. Die Torsionskräfte können demnach so interpretiert werden, dass diese die Forminformation eines Stabilen Feder-Masse-Modells kodieren, während die Federkräfte als Beschreibung seiner Größe angesehen werden kann. Wie auch die Federkräfte gehören die Torsionskräfte daher zu den inneren Kräften. Deren Betrag hängt von der spezifischen Torsionskonstante ab, die ihren Wirkungsgrad auf einen Massepunkt festlegt. So ist es möglich, dass der jeweilige Einfluss der inneren Kräfte auf das Modell getrennt gesteuert werden kann, abhängig von der gewünschten Wirkung auf die Modellanpassung während der Segmentierung.

Die Ruherichtungen sind absolut in Bezug auf das Koordinatensystem des den Berechnungen zu Grunde liegenden Datensatzes. Da die Torsionskräfte wie beschrieben abhängig von den jeweiligen Ruherichtungen berechnet werden, wird so ein Rotieren des Modells im Zuge des Segmentierungsprozesses verhindert, weil dessen Torsionskräfte seine Orientierung fest definieren und es in seine initiale Ausrichtung zurückstreben lassen. Dieses Verhalten ist nur dann sinnvoll, wenn die Richtungslage des zu segmentierenden Objekts fest und bekannt ist. Andernfalls ist es für eine effektive Segmentierung nötig, weitere gegenwirkende Maßnahmen in das Modell zu integrieren.

Um dieses eingeschränkte Verhalten zu korrigieren, müssen Feder-Ruherichtungen nicht absolut betrachtet werden, sondern relativ zur Ausrichtung des Massepunktes an dem die entsprechende Feder anhängt. Wenn also ein Massepunkt rotiert wird, müssen sich die Ruherichtungen der angreifenden Federn anpassen und mitdrehen. In Abbildung 2.5 wird dieses gewünschte Verhalten schematisch dargestellt. In (a) ist ein Massepunkt mit den an ihn angreifenden Federn, sowie deren Ruherichtung gezeigt. Wird der Massepunkt wie in (b) rotiert, müssen die Ruherichtungen der Federn mitrotieren (c).





Zur Rotation eines Massepunktes i muss nun der Durchschnitt aller Rotationen, die jeweils eine an den Punkt ansetzende Feder j in ihre Ruherichtung $r_{o_{ij}}$ zurück drehen, berechnet werden. Die Durchführung der so errechneten Durschnittsrotation auf die Ruhelängen $r_{0_{ij}}$ des zu drehenden Knotens i versetzt diesen in eine optimale Ausrichtung bezüglich der Verdrehungen der an ihn ansetzenden Federn j. Die Torsionskräfte dieser Federn werden dann in Abhängigkeit von der neuen Orientierung des Punktes i und ihrer Ruherichtungen $r_{0_{ij}}$ ermittelt, wodurch eine Drehung des Modells nicht mehr blockiert wird.

Die Möglichkeit, jeden Massepunkt individuell zu drehen, verleiht dem Modell ein hohes Maß an Flexibilität, die eine optimale Anpassung an das Segmentierungsziel unterstützt. Allerdings kann die Rotation einzelner Massen auch eine Verdrehung dieser Elemente gegeneinander herbeiführen. Erfordert die Segmentierung ein solches Verhalten nicht und möchte man den inneren Aufbau des Modells erhalten und eine Ausrichtung dieses an der zu segmentierenden Zielstruktur ermöglichen, ist eine Drehung zu bestimmen, bei deren Anwendung nicht die Massepunkte einzeln gegeneinander rotiert werden, sondern sich die Orientierung aller Punkte gleichmäßig verändert. Dies wird erreicht, indem wie vorher beschrieben die Durchschnittsrotation für jede Masse ermittelt wird. Berechnet man aus diesen Durchschnittsrotationen wiederum eine normierte Durchschnittsdrehung, bewirkt diese, auf jeden Massepunkt gleich angewendet, den gewünschten Effekt.

2.3 Zusammenfassung

Dieses Kapitel stellt zunächst Feder-Masse-Modelle vor, die ein physikalisch motiviertes modell-basiertes Segmentierungsverfahren darstellen. Es wurde der Aufbau dieser Modelle beschrieben und erläutert, dass diese aus mit elastischen Federn verbundenen Massepunkten bestehen, die jeweils bestimmte physikalische Eigenschaften aufweisen. Ferner wurde erklärt, wie die Bewegungsdynamik solcher Modelle, welche darauf basiert, dass interne aus dem Modell selbst generierte und externe aus den Bilddaten erzeugte Kräfte auf das Modell einwirken, konstruiert wird. Anschließend wurde beleuchtet, wie Modellbewegungen für die Segmentierung von bestimmten Strukturen genutzt werden können.

Da sich solche einfachen Feder-Masse-Modelle bei der Segmentierungen im dreidimensionalen Raum aber fehlerhaft verhalten und kollabieren können, wurden in der Literatur Methoden vorgestellt, die solche Probleme zu lösen vermögen. Die Stabilen Feder-Masse-Modelle erweitern das ursprüngliche Konzept dafür um Eigenschaften, die die Formerhaltung im Prozess der Segmentierung garantieren sollen, womit ein flexibel einsetzbares, robustes Verfahren für die Segmentierung anatomischer Strukturen in medizinischen Bilddaten zur Verfügung steht.

Verwandte Arbeiten

In diesem Kapitel soll nun ein Überblick über die für die Bachelorarbeit relevanten Arbeiten vorgestellt werden.

Dabei soll zuerst auf die Interaktion zwischen Mensch und Computer im Allgemeinen eingegangen werden. Es soll grundlegend in die Thematik eingeführt und gängige Begrifflichkeiten genannt und erläutert werden. Dabei werden insbesondere Aspekte der Mensch-Computer-Interaktion beleuchtet, die für den Entwurf effektiver und effizienter Korrekturmethoden medizinischer Segmentierungen von Bedeutung sind.

Danach werden mögliche Arten der Interaktion innerhalb von Segmentierungsverfahren an einer Reihe von Segmentierungsmethoden beispielhaft erläutert.

Außerdem sollen verschiedene Interaktionsmethoden, die zur Nachkorrektur von Segmentierungsergebnissen eingesetzt werden können, thematisiert werden.

3.1 Mensch-Computer-Interaktion

Die Mensch-Computer-Interaktion, im Allgemeinen mit MCI abgekürzt, bezeichnet eine Disziplin der Informatik, die sich mit dem Entwurf, der Bewertung und der Implementierung von computer-basierten interaktiven Systemen befasst [22]. Untersucht werden also Methoden und Schnittstellen, mit denen Mensch und Computer in Interaktion miteinander treten können.

Das grundlegende Ziel, das durch die MCI-Forschung verfolgt wird, besteht darin, Kenntnisse darüber zu erlangen, wie Schnittstellen zwischen Mensch und Computer einfach zugänglich und nutzerfreundlich gestaltet werden können. Es sollen interaktive Systeme entworfen werden, deren Funktionsweisen sich an die kognitiven Fähigkeiten des bedienenden Menschen anpassen.

Um dieses Ziel zu erreichen wurde eine Reihe von empirischen Prinzipien und Richtlinien für die Erstellung anwenderfreundlicher Interfaces von Preim [33] in Anlehnung an Shneiderman, Heckel sowie Rubinstein und Hersh [37, 19, 35] entwickelt. Diese lassen sich den folgenden zwei Prinzipienklassen zuordnen:

- Prinzipien an die Benutzbarkeit und Rückkopplung
- Prinzipien an allgemeine und kognitive Eigenschaften

Aus diesen Richtlinien wurden diejenigen identifiziert, die für den in Kapitel 4 beschriebenen Entwurf interaktiver Korrekturtechniken besondere Beachtung finden sollten. Durch deren Befolgung soll die Entwicklung möglichst intuitiv und einfach steuerbarer Techniken unterstützt werden. Für die erste der beiden genannten Klassen sind die Regeln zu nennen, dass eine Rückkopplung über bestimmte Bedienhandlungen stets für den Anwender erkennbar und dass durch den Nutzer getätigte Fehleingaben invertierbar sein müssen. Eine Einhaltung dieser Regeln begünstigt eine korrekte Wahrnehmung des aktuellen Systemzustandes und der effektiven Handhabung des interaktiven Systems.

Eine der zweiten Prinzipienklasse zugeordneten Richtlinie besagt, dass der Nutzer im Aufbau eines mentalen Modells unterstützt werden soll, damit ein dem Nutzer noch unbekanntes System mit steil ansteigender Lernkurve beherrscht werden kann.

Der Begriff *mentale Modelle* beschreibt ein Konzept der Psychologie, nach dem sich Menschen nach mehrmaliger Nutzung eines interaktiven Systems eine geistige Repräsentation des Systems bilden. Sie umfasst Annahmen über die Funktionsweise und die Bedienung, sowie resultierende Reaktionen des Gerätes. Mit fortlaufender Nutzungsdauer passt sich das Modell entsprechend der Erfahrungen an, die der Anwender während der Nutzung gewinnt. Die Qualität eines mentalen Modells reguliert, wie gut ein Benutzer sich einzelne Bedienhandlungen merken kann und wie hoch die Fehlerrate bei der Bedienung des Gerätes ist. Insgesamt beeinflussen mentale Modelle also die Effektivität und Effizienz, mit der ein Mensch ein interaktives System kontrollieren kann.

Ein weiteres zentrales Konzept der MCI, das die Entwicklung angemessener mentaler Modelle beim Nutzer unterstützt, sind die sogenannten *Metaphern*. Diese transportieren eine dem Anwender bekannte Terminologie in einen ihm bisher unbekannten Zielbereich. Vereinfacht bedeutet dies, dass bekannte Sachverhalte zur Präsentation von neuen genutzt werden. So wird der Einstieg in ein interaktives System für einen neuen Benutzer erleichtert und der Lernprozess der Bedienung kann schneller voranschreiten, weil er neue Konzepte mit bereits bekannten assoziieren kann.

Ein bekanntes Beispiel hierfür ist die Post-Metapher, die für die nutzerfreundliche Übermittlung elektronischer Nachrichten verwendet wird. So gibt es, wie auch im realen Vorbild, einen Postkasten, in dem elektronische Briefe zwischengelagert werden. Um einen elektronischen Brief ordnungsgemäß zu verschicken, ist es analog zur Wirklichkeit nötig einen Adressaten und Absender festzulegen. Optional kann auch ein Betreff des Briefes eingetragen werden. Die reale Umwelt wird also auf eine virtuelle Umgebung abgebildet.

Im Rahmen des Verfassens von E-Mails ist das Eintragen von Adressaten, Absender und Betreff eine immer wiederkehrende Aufgabe, die vor jedem Versenden einer E-Mail ausgeführt werden muss. Solche sich wiederholenden Tätigkeiten werden im Kontext der MCI *Interaktionsaufgabe* genannt.

Interaktionstechniken stellen Möglichkeiten zur Umsetzung von Interaktionsaufgaben dar. Für die Metapher der elektronischen Post bedeutet dies etwa, dass man einen Adressaten entweder über eine textuelle Eingabe oder durch Selektion in einem Adressbuch angibt.

Damit der Anwender eines interaktiven Systems überhaupt Eingaben zur Lösung von Interaktionsaufgaben tätigen kann, muss eine Hardwarebasis vorhanden sein, die eine Wechselwirkung von Mensch und Computer unterstützt. So muss zur Bedienung des Systems eine Anzeige, etwa in Form eines Monitors, angeschlossen sein, die die Ausgaben des Computers anzeigt und dem Anwender Rückmeldung über den Systemzustand gibt.

Die Basis für eine Einwirkung des Anwenders auf den Computer bilden die Eingabegeräte, die es ihm ermöglichen, Informationen und Daten in das System zu integrieren. Die gängigsten Eingabeinstrumente sind dabei Maus und Tastatur, die Zeigeoperationen und zeichen-basierte Eingaben ermöglichen [33].

3.2 Interaktion in Segmentierungsverfahren

Neben der manuellen Segmentierung wurde in der Literatur eine große Anzahl (halb)automatischer Segmentierungsverfahren vorgestellt, die jeweils mit unterschiedlichen Herangehensweisen Segmentierungen berechnen. Diese Verfahren lassen sind in verschiedene Kategorien einteilen, die ihre individuellen Segmentierungsstrategien beschreiben:

Histogramm-basierte Verfahren machen sich die Grauwerteigenschaften jedes Bildpunktes zu Nutze und berechnen anhand dieser Informationen für jedes Pixel die Zugehörigkeit zu einem bestimmten Bildsegment.

Anstatt die Grauwertinformation eines jeden Pixels einzeln zu betrachten, werden in *kantenbasierten* Verfahren unter Nutzung von mathematischen Operatoren und Filtern Kantenzüge berechnet. Diese sind bei vielen Algorithmen jedoch nicht notwendigerweise geschlossen, so dass keine Segmente im Sinne semantisch zusammenhängender Regionen gebildet werden. Dies macht eine Nachverarbeitung notwendig, die vorhandene Kantenzüge zusammenfügt und so die Regionen umschließt.

Auch *regionen-basierte* Verfahren untersuchen Pixel nicht isoliert, sondern sehen eine Menge von Bildpunkten als Einheit und schließen bei ihren Routinen zur Zuordnung eines Pixels auch dessen Nachbarn mit ein.

Gänzlich anders lösen *modell-basierte* Ansätze das Segmentierungsproblem. Solche Algorithmen bringen empirisches Wissen über die Bilder in Form von Modellen über den erwarteten Bildinhalt in ihre Berechnungen mit ein. So können etwa bestimmte Annahmen und Fakten über die Form eines zu segmentierenden Objektes in einem Modell berücksichtigt werden [23, 39].

Es kann sinnvoll sein, dem Anwender die Durchführung von Interaktionen im Prozess der Segmentierung zu ermöglichen. Ein Anwender kann Expertenwissen in den Segmentierungsprozess integrieren, um das gewünschte Segmentierungsergebnis zu erhalten. Im Folgenden soll nun auf Möglichkeiten zur Interaktion im Prozess einer medizinischen Segmentierung eingegangen werden.

Olabarriaga [30] identifiziert zwei elementare Arten, wie ein Anwender in den Ablauf einer Segmentierung eingreifen könnte:

- zum Starten des Segmentiervorgangs (zur Initialisierung)
- zur Anpassung von Parametern während des Vorgangs (zur Steuerung)

Für die vorliegende Arbeit wurden diese beiden Situationen, welche eine Nutzerinteraktion bedürfen, um zwei weitere ergänzt, so dass sich letztlich vier elementare Interaktionsaufgaben bzw. -zeitpunkte ergeben, die eine Interaktion durch einen Anwender benötigen:

- manuelle Durchführung des gesamten Segmentierungsprozesses
- Interaktion(en) vor dem Segmentierungsprozess zur Initialisierung
- Interaktion(en) während des Segmentierungsprozesses zur Steuerung
- Interaktion(en) nach dem Segmentierungsprozess zur Korrektur

Die offensichtlichste Methode, Einfluss auf die Segmentierung auszuüben ist die, die gesuchte anatomische Struktur von vornherein selbst manuell zu segmentieren.

Sollen (halb)automatische Segmentierungsverfahren zur Extraktion bestimmter Objekte verwendet werden, sind Interaktionen unmittelbar vor dem eigentlichen Prozessdurchlauf zu Zwecken der Initialisierung denkbar.

Eine Alternative besteht in der Unterstützung des Segmentiervorgangs durch ablaufsteuernde Interaktionen während des Segmentierungsprozesses.

Weil Segmentierungsergebnisse, die durch (halb)automatische Segmentierungsverfahren berechnet wurde, oftmals fehlerbehaftet sind und in ihrer Qualität nicht ausreichen, sind Interaktionen nach dem Segmentierungsprozess zur Nachkorrektur notwendig.

In den folgenden Abschnitten werden nun die vier genannten Anwendungsfälle anhand von Beispielen erläutert.

3.2.1 Interaktionsaufgabe/-zeitpunkt

3.2.1.1 Manuelle Segmentierung

Die *manuelle Segmentierung* ist gemessen am algorithmischen Umfang die einfachste aller Segmentierungsmethoden. Hinsichtlich der benötigten Nutzerinteraktion ist diese Art der Segmentierung allerdings äußerst aufwändig. Zur Durchführung des Segmentierungsvorgangs muss der Anwender über eine Methode verfügen, mit der er sämtliche Schichtbilder eines Datensatzes durchlaufen kann, um in jeder einzelnen Schicht jene Voxel zu markieren, die seiner Einschätzung nach zu der Objektkontur des Segmentierungsziels gehören. Dies geschieht in der Regel, indem der Nutzer den Cursor durch Bewegung eines Zeigegerätes zu der jeweiligen Voxelposition überführt und dort den Voxel durch Betätigung einer Taste markiert. Dafür kann etwa die Maus oder ein Touchscreen in Kombination mit einem Pen als Zeigegerät genutzt werden. Hat der Anwender die Selektion der gewünschten Voxel abgeschlossen, stellt die resultierende Voxelmaske das Segmentierungsergebnis dar. Normalerweise wird ein solcher Vorgang von einem medizinisch ausgebildeten Anwender durchgeführt, weshalb das Ergebnis eine sehr genaue Extraktion der gewünschten anatomischen Struktur darstellt.

Offensichtlich ist die manuelle Segmentierungsmethode in ihrer Interaktionstechnik sehr einfach zu bewerkstelligen. Auch ist dem Nutzer intuitiv bewusst, wie er eine Segmentierung durchzuführen hat, da lediglich Strukturkanten zu selektieren sind. Die Technik ist daher leicht erlernbar und ohne großen Einarbeitungsaufwand zu beherrschen. Der Anwender kann die Segmentierungsaufgabe daher effektiv lösen.

Große Nachteile ergeben sich allerdings aus dem hohen Interaktionsaufwand, der daraus resultiert, dass der Anwender manuell alle Schichten durchgehen muss, um händisch die Strukturkanten zu umranden. Sehr komplexe Segmentierungsziele oder verrauschte Daten erschweren das Segmentierungsvorhaben zusätzlich. Der Zeitaufwand, der für eine manuelle Segmentierung betrieben wird, ist dementsprechend extrem hoch. Beispielsweise wird von Ostergaard [32] berichtet, dass eine manuelle Segmentierung der Synovialmembran einer Gelenkkapsel zwischen 45 und 120 Minuten benötigt, während eine automatisierte Methode mit lediglich 5–20 Minuten auskommt. Ein anderes Beispiel präsentiert eine automatische Methode zur dreidimensionalen Segmentierung des linken Ventrikel, die lediglich 40 Sekunden dauert, während für eine manuelle Segmentierung hierfür etwa 20 Minuten gebraucht werden [20]. Eine effiziente Segmentierung ist durch das manuelle Verfahren also kaum möglich.

Erschwerend kommt noch hinzu, dass durch manuelle Verfahren erstellte Segmentierungsergebnisse kaum reproduzierbar und schwer vergleichbar sind. Sowohl interpersonell als auch intrapersonell werden sich Segmentierungen in der Regel unterscheiden, da einerseits zwei Menschen jeweils andere Kantenzüge erkennen und andererseits ebenso eine Person niemals zwei exakt gleiche Segmentierungen des gleichen zu extrahierenden Objektes erstellen wird. So wird etwa durch Kaus et. al [26] dargelegt, dass die Segmentierungen eines Gehirntumors auf zehn unterschiedlichen Datensätzen durch vier unabhängig voneinander arbeitende medizinische Experten um 14 – 22 % in ihrem Volumen von einer vorerstellten Standardsegmentierung abweichen, die sich aus den überschneidenden Voxeln ergibt, die in mindestens drei von vier manuellen Segmentierungen enthalten sind. Insgesamt ist die manuelle Segmentierung für einen Einsatz im klinischen Umfeld wegen der genannten Gründe, also des zeitlichen Aufwandes zur Durchführung des Verfahrens und der schwierigen Vergleichbarkeit der Ergebnisse, daher wenig geeignet.

3.2.1.2 Interaktion(en) zur Initialisierung

Automatische und halbautomatische Segmentierungsverfahren sollen diese Probleme umgehen. Es existiert eine Vielzahl verschiedener derartiger Segmentierungsmethoden, die eine Interaktion mit dem Anwender erfordert. Ein möglicher Zeitpunkt zur Durchführung von Nutzerinteraktion(en) ist unmittelbar vor der Durchführung einer Segmentierung, um etwa wichtige Parameter der zugrunde liegenden Algorithmen zu initialisieren. Es sollen in diesem Abschnitt Beispiele für solche Segmentierungsverfahren genannt und erläutert werden. Ein Anspruch auf Vollständigkeit wird aufgrund der großen Zahl vorhandener Methoden nicht erhoben. Die Beschreibung der Verfahren wurde nach ihrer jeweiligen Segmentierungsstrategie geordnet.

Histogramm-basierte Verfahren

Ein einfaches Verfahren zur Segmentierung von Bilddaten ist das *Thresholding*, welches den histogramm-basierten Methoden zugeordnet wird. In dem Verfahren werden Vordergrundpixel vom Hintergrund extrahiert, indem all jene Bildelemente, die einen bestimmten Grenzwert überschreiten(oder nicht überschreiten, je nachdem, ob ein dunkles Objekt auf hellem Grund oder ein helles Objekt auf dunklem Grund unterschieden werden soll), dem Vordergrund und alle anderen dem Hintergrund zugeordnet werden. Der dafür benötigte Grenzwert kann dann durch den jeweiligen Anwender definiert werden [39]. Dieses Verfahren wird von Worth et al. [41] als Teil eines Verfahrens zur Segmentierung der äußeren Konturen des Gehirns in MRT Bilddaten beschrieben.

Regionen-basierte Verfahren

Auch das regionenorientierte Verfahren des *Region Growing* benötigt eine Interaktion des Anwenders, die bestimmte Starteinstellungen für die Parameter des Algorithmus setzt. Beim Region Growing werden ausgehend von einem Saatpunkt, der sich idealerweise in der zu segmentierenden Struktur befindet, alle jeweils benachbarten Bildelemente dem Segment zugeordnet, die ein bestimmtes Homogenitätskriterium erfüllen. Dies kann etwa ein vordefinierter Grauwertbereich sein, in dessen Intervall sich die Intensität des gerade betrachteten Pixels/Voxels befinden muss [1, 39]. Der Algorithmus benötigt also Wissen über die Lokalisierung des Segmentierungsziels, die ihm vom Benutzer eingegeben werden muss. Hierzu bestimmt dieser für die Ursprungsform des Verfahrens einen einzelnen Saatpunkt, der als Startpunkt für die Berechnungen verwendet wird. Allerdings wurden mittlerweile auch Erweiterungen vorgestellt, die es erlauben, mehrere Punkte oder eine ganze Pixelregion als Ausgangslage des Algorithmus zu bestimmen [1]. Auch das Homogenitätskriterium kann interaktiv modifiziert werden, wenn etwa der erlaubte Grauwertbereich durch den Anwender definiert werden muss.

Modell-basierte Verfahren

Insbesondere für modell-basierte Verfahren muss bestimmtes Wissen über die zu segmentierenden Strukturen in den Prozess der Segmentierung integriert werden.

Die marker-basierte Wasserscheidentransformation ist eine interaktive Variante der herkömmlichen Wasserscheidentransformation. Bei der Wasserscheidentransformation wird das zu segmentierende Bild als topografisches Relief betrachtet, bei dem die Höhe eines Punktes direkt von seinem Intensitätswert abhängt. Nun flutet man das Grauwertgebirge ausgehend von seinen Tälern, die durch lokale Minima der topografischen Oberfläche repräsentiert werden. Dabei wird verhindert, dass Wasser, welches aus unterschiedlichen Flutungsquellen kommt, ineinander überläuft. So entstehen Wasserscheiden an den Grenzlinien der Wasserstaubecken. Das Ergebnis der Transformation ist dann eine Partitionierung des Bildes in Wasserscheidenlinien, sowie die Staugebiete, die durch die Linien umrandet werden [4]. Die Berechnungen der Flutung werden auf dem Gradientenbild des zu segmentierenden Bildes absolviert. Für die marker-basierte Wasserscheidentransformation erweitert man das ursprüngliche Konzept so, dass die Flutung nicht von allen lokalen Minima ausgehend durchgeführt wird, sondern vielmehr nur noch von den Positionen ausgelöst wird, an denen der Anwender vorher einen Marker platziert hat [39, 3].

Bei Segmentierungsverfahren, die die Strategie der im vorigen Kapitel beschriebenen Iterativen Suche verfolgen, wie etwa bei Segmentierungen durch die Simulation der Bewegungsdynamik eines Stabilen Feder-Masse-Modells, muss der Anwender dem Algorithmus üblicherweise Information darüber mitteilen, wo sich das zu extrahierende Objekt ungefähr in den Bilddaten befindet.

Damit die Simulation eines SMSM die korrekten Kanten eines zu segmentierenden Objektes detektieren kann, muss ein solches Modell stets innerhalb einer gewissen Umgebung der jeweiligen gesuchten Struktur platziert werden. Diese Festlegung einer geeigneten Position muss von dem Anwender vorgenommen werden. Für die Segmentierung von Lymphknoten des Halses in CT-Datensätzen hat der Nutzer daher die Aufgabe, einen Saatpunkt innerhalb eines Lymphknotens zu setzen, der als initia-

Abbildung 3.1: Initialisierung der Lymphknotensegmentierung durch Setzen der Startposition



le Position für das Modell verwendet wird. Ein Beispiel einer solchen Initialisierung wird in Abbildung 3.1 dargestellt.

Alternativ kann die Interaktion auch darauf beruhen, dass der Benutzer zwei Saatpunkte auf der Kontur des Lymphknotens zu setzen hat, woraus dann die für die Segmentierung nötigen Informationen über die Lage des Segmentierungsziels abgeleitet werden können [8, 36]. Die Segmentierung von komplexeren anatomischen Strukturen wie etwa dem Schildknorpel gestaltet sich etwas umfangreicher, wie Abbildung 3.2 veranschaulicht. Hier müssen sechs markante Landmarkenpunkte, statt eines einzelnen Saatpunktes, anwendergesteuert festgesetzt werden. Im Beispiel der Segmentierung des Schildknorpels müssen etwa die Koordinaten der oberen und unteren Enden der beiden Hörner (1. und 2. in der Abbildung), die sich an der rechten und linken Platte des Knorpels befinden, sowie die vordere Kommissur (3.) und die untere Mitte (4.), dem Algorithmus zur Berechnung übergeben werden. Dafür selektiert der Anwender die jeweiligen Orte in den Bilddaten, indem diese dort beispielsweise angeklickt werden.

Abbildung 3.2: Landmarkenpunkte zur Schildknorpelsegmentierung [7]



Andere Segmentierungsmethoden, die ebenfalls auf Grundlage der Iterativen Suche arbeiten, zu denen auch die *Active Shape Models* (ASM) oder *Active Contour Models* (ACM) gehören, sind ebenfalls auf durch Nutzerinteraktion gewonnene Informationen und Daten angewiesen.

Active Shape Models sind statistische Modelle, die, bestehend aus einer Menge von verbundenen Punkten, die Form eines zu segmentierenden Objektes repräsentieren. Für die Erzeugung eines ASM wird aus einer Reihe von Trainingsbildern eine Durschnittsform ermittelt. Durch eine Auswertung der Trainingsbilder kann außerdem bestimmt werden, in welchem Rahmen sich die Modellform während eines Segmentierungsprozesses verändern darf. Die Nutzerinteraktion bei dieser Methode gestaltet sich dann so, dass der jeweilige Anwender das ASM innerhalb der zu segmentierenden Struktur platziert. So wird den Punkten des ASM ein Startort zugewiesen, von dem aus sie dann im Verlauf der Segmentierung im Rahmen der erlaubten Formvariation in Richtung der Objektkanten streben [5]. Ein Beispiel für eine Anwendung dieser interaktiven Nutzung der ASM wird in beschrieben, wo Nieren-Segmentierungen unter Zuhilfenahme von ASMs berechnet werden [38].

Bei der Segmentierung eines gesuchten Objekts durch Active Contour Models wird ein Energiepotenzial minimiert, welches aus internen und externen Energien besteht. Die externe Energie, die sich aus den Bilddaten ableitet, wird dabei minimal, wenn die Bildinformationen, die mit der aktuellen Lage der ACM korrespondieren, mit den Daten des gesuchten Objektes übereinstimmen. Die interne Energie wird aus der Form der Kontur berechnet, welche dann minimal ist, wenn die Kontur die Form des Segmentierungsziels annimmt. Zur Durchführung der Segmentierung muss letztlich die Gesamtenergie, bestehend aus der Summe aus innerer und äußerer Kraft, minimiert werden [25].

Um ein gutes Segmentierungsergebnis zu erreichen, muss ein ACM stets in der Nähe der Struktur initialisiert werden, die von dem Contour Model segmentiert werden soll. Der Ort, an dem das Modell platziert werden soll, wird interaktiv durch den Nutzer festgelegt werden [27]. Eine alternative Interaktion stellt das Einzeichnen des initialen Active Contour Model um das gesucht Objekt dar [31].

3.2.1.3 Interaktion(en) zur Steuerung

Ein weitere mögliche Interaktionsaufgabe ist die Integration von Anwenderwissen über lokale Eigenschaften der Kantenverläufe des jeweils zu segmentierenden Objektes, so dass das gewünschte Ergebnis durch stetige Verfeinerung eines vorherigen Segmentierungsresultates erreicht wird. Im Folgenden werden Beispiele solcher Verfahren vorgestellt, wobei auch hier deren Beschreibung nach der Segmentierungsstrategie, die sie befolgen, strukturiert ist.

Kanten-basierte Verfahren

Ein typisches Beispiel hierfür ist das kanten-basierte Live Wire Verfahren, welches Techniken aus der Graphentheorie für seine Berechnungen verwendet. Hierbei wird ein Bild als ein Graphen betrachtet, bei dem die einzelnen Pixel dessen Knoten darstellen und die Nachbarschaften zu den acht umliegenden Pixeln die Kanten des Graphen repräsentieren. Jeder Kante werden Kosten zugeordnet, die sich aus Gradienteninformationen, nämlich Gradientenstärke und -betrag, an benachbarten Pixeln ableiten. Der Nutzer tritt in Interaktion mit der Segmentierungsmethode, indem er Start- und Endknoten eines Kantenteils an der Objektkontur des Segmentierungsziels bestimmt, zwischen denen dann anhand der jeweils zugewiesenen Wichtungen der Graphenkanten ein Pfad minimaler Kosten durch Anwendung eines Dijkstra-Algorithmus ermittelt wird [13, 40]. Zur vollständigen Segmentierung eines gesuchten Objektes muss der Anwender dann einen vollständigen Kantenzug entlang der Objektkontur durch wiederholtes Festlegen von Start- und Endpunkten von Kantenstücken beschreiben. Ein solcher Live Wire Ansatz wurde von Urschler et al. [40] bereits erfolgreich für die Segmentierung des linken Ventrikels in CT-Bilddaten implementiert.

Ein ähnlicher Ansatz, dessen grundlegende Methodik der des Live Wire Verfahrens gleicht und deshalb nicht in größerem Umfang erklärt werden soll, ist das von Mortensen und Barret [28] eingeführte *Intelligent Scissors* Werkzeug.

Regionen-basierte Verfahren

Griffin et al. [15] beschreiben eine regionen-basierte hierarchische Segmentierungsmethode, bei der zunächst alle Pixel als separate Regionen betrachtet werden. Solche Regionen werden dann im Laufe der Segmentierung zusammengefasst, falls sie bestimmte Kriterien erfüllen. Während des Prozesses wird mitgespeichert, welche Regionen aus welchen Subregionen zusammengesetzt sind, so dass das Segmentierungsergebnis in einer hierarchischen Struktur abgelegt wird. Der Nutzer kann bei der Anwendung dieser Segmentierungsmethode diese Hierarchie anpassen, indem er Regionen aufspaltet, deren Teile zu unterschiedlichen in den Bilddaten enthaltenen Objekten gehören. Dafür müssen interaktiv Punkte in den Daten definiert werden, die entweder das Innere oder das Äußere der gesuchten Struktur kennzeichnen. Diese Informationen werden dann dazu genutzt, die Zusammenfassung von Regionen zu kontrollieren und das Segmentierungsziel erfolgreich zu extrahieren. Diese Methode wurde von Griffin et al. dazu verwendet, verschiedene Segmentierungen von Strukturen im Gehirn durchzuführen [15, 31].

Modell-basierte Verfahren

Die von Hahn und Peitgen [16] eingeführte Interaktive Wasserscheidentransformation basiert auf den bereits beschriebenen Prinzipien der Wasserscheidentransformations-Segmentierung und erweitert diese um eine interaktive Komponente, mit der der Anwender Einfluss auf den Segmentierungsprozess ausüben kann. Bei dieser Methode bestimmt der Nutzer nach der Durchführung einer initialen Wasserscheidentransformation einen globalen Parameter, die sogenannte Vorflutungshöhe, sowie eine beliebige Anzahl von Markern auf dem Ergebnis der Initialtransformation. Diese Eingabedaten werden genutzt, um die Vereinigung der Wassersenken zu steuern. Wassersenken werden dann solange zusammengefasst, bis entweder die vorher definierte Höhe erreicht ist, oder aber bis Bereiche verschmolzen werden sollen, in denen ein Marker platziert wurde. Dieser Prozess der Festlegung der beschriebenen Simulationsparameter wird iterativ fortgesetzt, bis das vom Nutzer gewünschte Ergebnis erzielt wird. Durch diese zusätzlichen Interaktionsmöglichkeiten, sollen Übersegmentierungen verhindert werden. Die Interaktive Wasserscheidentransformation wurde bereits für mehrere Bildanalyse-Aufgaben, etwa der Segmentierung des Gehirns oder der Lungenflügel, erfolgreich eingesetzt [16].

Auch die auf deformierbaren Modellen basierende Segmentierungsmethode der Active Contour Models kann so erweitert werden, dass der Nutzer eine Interaktionsmöglichkeit erhält, mit der er den Prozess der Segmentierung unterstützen kann, um ein qualitativ ausreichendes Ergebnis zu erhalten. Bei den von Neuenschwander [29] eingeführten Ziplocks snakes bestimmt der Nutzer Endpunke in der Nähe einer Objektkante der zu segmentierenden Struktur. Anhand des Gradientenbildes in der Umgebung der definierten Endpunkte werden ihre Positionen optimiert, so dass diese vollständig auf dem Konturstück liegen, dass die Snake segmentieren soll. Die so festgelegten Stellen im Bild werden genutzt, um die initiale Lage der Snake zu bestimmen. Zu Beginn des Segmentierungsprozesses liegen nur die nutzerdefinierten Punkte auf der gesuchten Kante. Dann werden iterativ die externen Kräfte ausgehend von den Endpunkten entlang der Snake in Richtung des jeweils anderen Endpunktes aktiviert, worauf hin die Anpassung des Modells an die Bilddaten berechnet wird. Zur Segmentierung einer Objektkante muss der Nutzer also solange Start- und Endpunkte von Ziplock Snakes selektieren, bis die gesamte gewünschte Strukturkante extrahiert ist.

Ein anderes Konzept erlaubt dem Nutzer während der Segmentierung durch eine Active Contour bestimmte Elemente im Bild zu platzieren, die dessen Anpassung an die Bilddaten beeinflussen. Bei diesen Elementen handelt es sich um sogenannte *Springs* und *Volcanoes*, die weitere externe aus den Bilddaten abgeleitete Kräfte generieren, welche wiederum auf die Bewegungsdynamik der Active Contour einwirken. Dabei funktionieren die Springs so, dass sie während des Segmentierungsprozesses die Active Contour zu sich heranziehen, während die Volcanoes genau gegenteiligen Effekt haben und das Modell von sich abstoßen [25]. Abbildung 3.3 veranschaulicht den Aufbau dieses Konzeptes. Die schwarze Struktur stellt die Snake dar, während die weißen Elemente die Springs und Volcanoes visualisieren.



Abbildung 3.3: Beeinflussung einer Snake durch Springs und Volcanoes [25]

3.2.1.4 Interaktionsmethoden zur Nachkorrektur

Oftmals sind die Ergebnisse von Segmentierungsalgorithmen, wie sie etwa im vorherigen Abschnitt beschrieben wurden, fehlerhaft oder genügen in ihrer Qualität noch nicht aus, um sie effektiv und effizient in einem klinischen Arbeitsablauf zu verwenden. Daher sind interaktive Methoden zur Nachkorrektur solcher Segmentierungsergebnisse notwendig. Die grundlegenden Paradigmen, auf denen die Funktionsweisen dieser Techniken basieren, lassen sich in zwei Kategorien unterteilen:

- Korrektur durch Manipulation der Geometrie von Segmentierungsergebnissen
- Korrektur durch Integration von Segmentierungstechniken

Der Großteil der aus der Literatur bekannten Verfahren stellen dem Anwender Werkzeuge zur Korrektur bereit, mit denen dieser die Geometrie des errechneten Segmentierungsergebnisses direkt manipulieren und ausbessern kann.

Diese nutzen dabei nicht die Möglichkeiten des Segmentierungsalgorithmus, der für die ursprüngliche Extraktion der gesuchten Zielstruktur verwendet wurde. Auch der Einsatz anderer Segmentierungsverfahren zur Nachbesserung des Resultates wird von gängigen Korrekturtechniken kaum in Erwägung gezogen. Methoden, die in den Korrekturvorgang bestimmte Segmentierungstechniken integrieren, sind demnach in der Literatur äußerst selten vorzufinden.

Im Folgenden soll zunächst auf Beispiele der ersten Kategorie eingegangen werden, bevor Vertreter für die zweite Kategorie beleuchtet werden.

Korrektur durch Manipulation der Geometrie des Segmentierungsergebnisses

Häufiger als Korrekturmethoden, die in irgendeiner Form ein Segmentierungsverfahren zur Nachbesserung nutzen, sind solche in der Forschungsliteratur vorgestellt, die direkt eine Manipulation der Geometrie oder der Struktur des Segmentierungsergebnis ermöglichen. Eine Auswahl solcher Techniken soll im Folgenden vorgestellt werden.

Kang et al. [24] beschreiben drei Werkzeuge, die sie zur Editierung von Knochensegmentierungen anwenden.

Das Erste dieser Werkzeuge soll dem Füllen falsch segmentierter Löcher dienen. Dafür wurden drei Ansätze implementiert, bei denen der Nutzer zu Beginn des Korrekturprozesses eine kugelförmige Region of Interest definieren muss, in der die Nachbesserung vorgenommen werden soll. Der erste Ansatz basiert auf der Verwendung morphologischer Operationen und schließt Löcher von Segmentierungen, indem ein dreidimensionales morphologisches Schließen in der vorbestimmten Region of Interest berechnet wird. Dabei dient eine Kugel als Strukturelement, welche sich vollständig in die ROI einpasst. Da mit dieser Methode Löcher mit Radius 2r, wobei r den Radius des kugelförmigen Strukturelements bezeichnet, nicht gefüllt werden können, verwendet der zweite Ansatz für die Durchführung des morphologischen Schließens linienförmiges Strukturelement mit Länge 2r. Das Schließen wird dann wiederholt durchgeführt, wobei das Strukturelement in jeder Iteration um einen gewissen Winkel rotiert wird, so dass auch Löcher gefüllt werden können, die der erste Ansatz nicht vollständig korrigieren kann. Der dritte Ansatz erfordert die Eingabe eines Saatpunktes innerhalb der vorbestimmten kugelförmigen Region of Interest durch den Nutzer, von dem aus ein dreidimensionales Region Growing durchgeführt wird. Statt ein gewöhnliches Homogenitätskriterium, wie etwa einen bestimmten Grauwertbereich, in dem die Intensitäten der Elemente liegen müssen, zur Zusammenfassung von Bildelementen zu Regionen zu definieren, wird eine andere neuartige Bedingung verwendet. Hierfür wird ein Pixel/Voxel als isotrope Lichtquelle betrachtet, die radial Lichtstrahlen aussendet. Die Strahlen werden dann von der Kontur des Segmentierungsergebnisses zurückgeworfen. Die Anzahl der so reflektierten Strahlen wird gezählt. Wenn wenigstens 65% aller Strahlen, die ein Bildelement aussendet, auf eine segmentierte Kante treffen, befindet sich das entsprechende Element innerhalb eines Lochs. So wird für jedes Pixel/Voxel bestimmt, ob es innerhalb einer falsch segmentierten Einbuchtung liegt, oder nicht.

Das zweite Tool wird als 3D point-bridging bezeichnet. Der Korrekturvorgang mit diesem Werkzeug setzt sich aus drei Teilschritten zusammen. Zuerst definiert der Nutzer, wie für das vorherige Tool bereits erläutert, eine Region of Interest, in der die nachfolgenden Operationen ausgeführt werden. Er bestimmt dann einige sogenannte "Brücken"-Voxel, die fälschlicherweise nicht als Knochen segmentiert wurden. Alternativ kann der Korrekturalgorithmus selbst diese Brückenpositionen bestimmen. Dafür wird ein Histogramm aller Grauwertintensitäten innerhalb der kugelförmigen Region of Interest errechnet. Anhand des Histogramms bestimmt der Nutzer dann einen Schwellwert, der Knochen von umliegendem Gewebe trennt. Die Voxel, deren Intensiät über dem Grenzwert liegen und die deshalb als Knochenvoxel erkannt werden müssen, im ursprünglichen Segmentierungsergebnis aber als Nichtknochengewebe identifiziert wurden, werden als Brückenpunkte gespeichert. Diese Punkte werden dann im zweiten Schritt mit den anderen segmentierten Voxeln verbunden, indem wiederum eine dreidimensionale morphologische Schließ-Operation mit einem kugelförmigen Strukturelement durchgeführt wird.

Mit Hilfe des letzten der vorgestellen Korrekturwerkzeuge, genannt 3D surface-dragging, kann die Oberfläche des Segmentierungsergebnisses, die sich innerhalb der vordefinierten Kugel-ROI befindet, verschoben werden, indem ein Kontrollpunkt durch Interaktionen des Nutzers verschoben wird. Dieser Punkt soll im Ursprung der Region of Interest liegen. Eine Möglichkeit, die Verschiebung der Oberflächenpunkte innerhalb der Region of Interest zu berechnen, besteht darin, für jeden Punkt eine Verschiebekraft zu berechnen, die parallel zum Translationsvektor ist, der sich aus der interaktiven Bewegung des Kontrollpunktes ergibt. Die Größe der Kraft ergibt sich dann aus der Entfernung des jeweiligen Punktes vom Kontrollpunkt. Um Löcher zu schließen, die durch die Verschiebung entstehen können, wird abschließend ein morphologisches Schließen durchgeführt.

Auch Proksch [34] beschreibt in seiner Arbeit Werkzeuge, um medizinische Segmentierungen nachzubessern. Die Methoden, auf denen die Korrekturwerkzeuge basieren, arbeiten dabei stets auf den Polygonmodellen, die aus den Segmentierungsergebnissen erzeugt werden.

Das erste von insgesamt vier entwickelten interaktiven Tools zur Nachbesserung medizinischer Segmentierungen ist das sogenannte *Bulge-Tool*, mit welchem dem Nutzer eine Technik zur Verfügung gestellt wird, um lokal Deformierungen an der Oberfläche der Segmentierung vorzunehmen. Der grundlegende Korrekturvorgang gestaltet sich wie folgt: Nach Beendigung der Segmentierung klickt der Anwender in eine Schichtansicht des Datensatzes(axial, koronal, saggital), woraufhin das kugelförmige Bulge-Tool zentriert an der selektierten Position initialisiert wird. Der Radius der Kugel lässt sich bestimmen, indem der Nutzer die Maus bei gedrückter rechter Taste bewegt. Zur Verschiebung der Kugel durch den Datensatz, muss die Maus durch die jeweilige Schichtansicht bewegt werden, während die linke Maustaste gedrückt wird. Wenn die Kugel dabei auf die Oberfläche des Segmentierungsergebnisses trifft, wird der berührte Kantenzug in Richtung der Kugelbewegung verschoben. Die zu verschiebenden Vertices werden hierfür durch Schnitttest mit der Kugel bestimmt. Die Vertices werden dann abhängig von ihrer relativen Lage zum Mittelpunkt der Kugel in dessen Bewegungsrichtung translatiert. Abbildung 3.4 zeigt die Wirkungsweise des Werkzeugs.

Abbildung 3.4: Anwendung des Bulge-Tools



Durch Anwendung des zweiten Werkzeugs, dem sogenannten Traction-Tool, ist es dem Nutzer möglich, fehlerhafte Kantenteile anzuklicken und durch Bewegung der Maus bei gedrückt gehaltener linker Maustaste in Bewegungsrichtung zu ziehen. Zusätzlich kann der Anwender Interaktion ausüben, indem er auf eine beliebige Position im Schichtbild des Datensatzes doppelt klickt, woraufhin der nächstgelegene Konturteil auf die gewählte Position gezogen wird. Für die Berechnung der neuen Vertexpositionen wird das aus Methodiken zur Deformierung von Polygonmeshes bekannte Handlekonzept verwendet. Die Berechnungen selbst werden durch Anwendung des Laplacian Modeling Framework, einem Framework zur freien Verformung von Polygonmeshes, gelöst, auf das hier aber aufgrund seiner Komplexität nicht näher eingegangen werden soll. In Abbildung 3.5 ist die Anwendung des Tools exemplarisch dargestellt.

Abbildung 3.5: Anwendung des Traction-Tools



Beim dritten Tool handelt es sich um das *Sketch-Tool*, welches Funktionalitäten zur Verfügung stellt, mit denen der Nutzer eine nicht-segmentierte Objektkontur nachzeichnen kann. Dafür muss er aber nicht den kompletten Kantenzug einzeichnen, sondern lediglich einige wenige darauf liegende Punkte angeben, zwischen denen die vollständige Kurve dann interpoliert wird. Das Segmentierungsmodell wird dann so verformt, dass es sich der interpolierten Kurve anpasst. Die notwendigen Berechnungen zur Deformierung des Segmentierungsmodells werden durch Zuhilfenahme des Laplacian Modeling Framework durchgeführt. Abbildung 3.6 verdeutlicht die grundlegende Interaktion zur Steuerung der Technik.

Abbildung 3.6: Anwendung des Sketch-Tools



Das letzte der präsentierten interaktiven Korrekturwerkzeuge wird als *Bending-Tool* bezeichnet. Hier zeichnet der Nutzer zunächst eine Referenzkurve innerhalb des fehlerhaft segmentierten Objektteils ein, wobei die Referenzkurve idealerweise annähernd die Skelettlinie dieses Teils darstellt. Im zweiten Schritt muss durch den Nutzer eine zweite Kurve gezeichnet werden, die die Skelettlinie des korrekten Strukturteils repräsentiert und somit als Zielkurve für eine Abbildung der zuerst eingezeichneten Referenz dient. Auch hier wird die durchzuführende Deformierung durch Einsatz des Laplacian Modeling Framework ermittelt. Abbildung 3.7 soll das Prinzip des Werkzeugs veranschaulichen.

Abbildung 3.7: Anwendung des Bending-Tools



Die aus der Literatur bekannten Techniken nutzen allesamt kaum das in die Segmentierung eingebrachte Wissen zur Nachkorrektur der Ergebnisse aus. Dadurch wird viel Potenzial für eine effektive und effiziente Korrektur verschenkt, weshalb in dieser Arbeit verstärkt das Augenmerk darauf gerichtet werden soll, Interaktionstechniken zu entwerfen, deren Korrekturalgorithmen von Segmentierungsverfahren sowie integriertem Wissen über das Segmentierungsziel Gebrauch machen. Insbesondere bei Kang et. al [24] ist zudem fraglich, ob die dort vorgestellten Techniken einfach und intuitiv zu bedienen sind.

Korrektur durch Integration von Segmentierungstechniken

Eine der wenigen Techniken, die die zugrunde liegende Segmentierungsmethode auch zur Korrektur eines fehlerhaften Segmentierungsergebnisses verwendet, sind die Interactive Active Shape Models, die von van Ginneken et al. [14] präsentiert werden. Ihr Verfahren basiert auf den schon beschriebenen Active Shape Models und erweitert sie in der Art, dass der Nutzer nach der Durchführung einer fehlerhaften ASM-Segmentierung einen Knoten des Modells, der nicht an der Objektkante des Segmentierungsziels liegt, auf dessen korrekte Position ziehen kann. Dieser Modellpunkt wird fixiert. Anschließend wird ein erneuter Segmentierungsprozess unter Berücksichtigung der fixierten Position des verschobenen Modellpunktes durchlaufen. Diesen Korrekturvorgang kann der Anwender solange ausführen, bis das Segmentierungsergebnis in ihrem Anpassungsgrad an das zu segmentierende Objekt der geforderten Qualität entspricht. Als Beispiel für mögliche Korrekturfälle wurden von van Ginneken Segmentierungen auf Röntgenbildern der Hand vorgestellt [14], wie das Beispiel in Abbildung 3.8 veranschaulicht.

Abbildung 3.8: Korrektur von Interactive Active Shape Models[14]



Proksch [34] berichtet über eine Nachkorrekturtechnik, die es dem Nutzer ermöglicht, ein Segmentierungsergebnis, das durch die Anwendung einer Region Growing-Methode berechnet wurde, durch Einsatz eines auf dem Live-Wire-Verfahren basierenden Werkzeugs zu korrigieren. Dabei werden in einigen wenigen selektierten Schichten Live-Wire-Segmentierungen der gesuchten anatomischen Struktur durchgeführt. Um ein vollständig korrigiertes Ergebnis zu erhalten, wird zwischen den einzelnen durch Einsatz des Live-Wire generierten Segmentierungsresultaten interpoliert.

Heckel et al. [18] stellen eine Methode zur dreidimensionalen Korrektur von Segmentierungen vor, die ebenfalls Live-Wire-basiert arbeitet. Zur Korrekturdurchführung zeichnet der Anwender in dem ersten Schritt einen Kantenzug in einer Schicht an einer fehlerhaften Stelle des Segmentierungsergebnisses ein, der die korrekte Grenze der zu segmentierenden Struktur beschreibt. Anschließend wird eine Live-Wire-basierte Extrapolation der interaktiv bestimmten Teilkante durchgeführt. Dabei wird zuerst der jeweils betreffende falsche Teil der ursprünglich segmentierten Kante in der entsprechenden Schicht durch durch den nutzerdefinier-
ten Kantenzug ersetzt. Auf diesem Kantenzug werden dann äquidistante Punkte, sogenannte Saatpunkte, ermittelt, die dann durch Anwendung eines Block Matchings in adjazente Schichten projiziert werden. Die Saatpunkte werden durch Einsatz des Live-Wire-Algorithmus verbunden, um zu gewährleisten, dass die korrigierte Segmentierung den wahren Grenzen der zu segmentierenden Struktur folgt. Ist die Extrapolation abgeschlossen, wird deren Ergebnismaske im letzten Schritt des Korrekturalgorithmus durch Anwendung morphologischer Operationen nachbearbeitet. Dabei wird ein morphologisches Öffnen zur Eliminierung kleiner Artefakte eingesetzt, die durch die Extrapolation entstehen können. Im abschließenden Schritt der Nachbearbeitung sollen kleine Lücken geschlossen und eine glatte Segmentierungsoberfläche erreicht werden, indem ein morphologisches Schließen ausgeführt wird. Angewendet wurde diese Korrekturmethode auf Segmentierungen verschiedener Tumore, wie etwa Lungenknoten oder Lebermetastasen [18]. Abbildung 3.9 stellt einen vollständigen Korrekturvorgang exemplarisch dar. In (a) ist die ursprüngliche Segmentierung mit der nutzerdefinierten Teilkante gezeigt. In (b) sind die berechneten Saat Punkte auf dem neuen Kantenzug dargestellt. (c) zeigt das abschließende Korrekturergebnis nach Durchführung der morphologischen Nachbearbeitung.





3.3 Zusammenfassung

In diesem Kapitel sollte ein Überblick über die für diese Arbeit relevante Literatur sowie die dort vorgestellten Verfahren und Techniken gegeben werden. Zunächst wurde dabei auf allgemeine Konzepte der Mensch-Computer-Interaktion eingegangen und Aspekte hervorgehoben, die beim Entwurf von neuen Interaktionstechniken für eine nutzerfreundliche Handhabung von Bedeutung sind. Daran schloss sich eine Betrachtung und grundlegende Beschreibung von Segmentierungsverfahren an, die in verschiedenen Stufen des Segmentierungsprozesses Interaktionen mit dem Anwender bedürfen. Hier wurden insbesondere die verwendeten Interaktionstechniken beschrieben. Es wurde festgestellt, dass es neben Interaktionstechniken, die zu Zwecken der Initialisierung vor dem Segmentierungsprozess durchgeführt werden, auch solche gibt, die zur Unterstützung des Segmentierungsverfahrens während des Berechnungsablaufs stattfinden. Eine weitere Möglichkeit, eine Segmentierung zu beeinflussen, besteht darin, dem Anwender nach Durchlauf eines Segmentierungsalgorithmus Werkzeuge zur Hand zu geben, die eine interaktive Nachbesserung der Segmentierungsergebnisse ermöglichen. Allerdings existieren in der Literatur zu diesem Anwendungsgebiet noch relativ wenige Arbeiten, wovon der Großteil davon solche Techniken präsentiert, die die Struktur einer Segmentierung direkt manipulieren. Das in den Segmentierungsprozess eingebrachte Wissen wird oft in keinster Weise betrachtet. Auch Korrekturtechniken, die auf anderen Segmentierungsverfahren basieren, sind selten. Hier besteht also Bedarf an solchen Methoden, die sich Informationen und Daten zu Nutze machen, die in den Segmentierungsablauf integriert werden.

4 Entwurf von interaktiven Techniken zur Nachkorrektur medizinischer Segmentierungen

Dieses Kapitel soll sich nun mit dem Kern dieser Arbeit befassen – dem Entwurf von Interaktionstechniken zur Nachkorrektur von medizinischen Segmentierungen, die mit Hilfe Stabiler Feder-Masse-Modell erstellt wurden.

Da alle im Rahmen der Arbeit durchzuführenden Segmentierungen auf CT-Daten berechnet wurden, sollen zunächst typische Fehler, die bei der Segmentierung von anatomischen Strukturen auf CT-Datensätzen auftreten, beschrieben werden.

Diese Segmentierungsfehler motivieren dann Anforderungen, die an die Korrekturmethoden gestellt werden. Beim Entwurf der interaktiven Techniken zur Nachkorrektur medizinischer Segmentierungen sollen diese Rahmenbedingungen berücksichtigt werden.

An die Problemanalyse anschließend, werden die entwickelten interaktiven Techniken vorgestellt und detailliert erläutert.

4.1 Problemanalyse

4.1.1 Typische Segmentierungsfehler auf CT-Datensätzen

Moderne medizinische CT-Bildgebungssysteme sind heutzutage in der Lage hochauflösende Bilddaten zu erzeugen. Da es sich bei der Computertomografie um eine rechnergestützte Verarbeitung einer Menge von aus verschiedenen Richtungen aufgenommenen Röntgenaufnahmen handelt, werden während der Aufnahmevorgänge Schwächungswerte der ausgesandten Röntgenstrahlen gemessen. Die Röntgenstrahlen werden im Körper abgeschwächt, wenn sie auf dort auf eine anatomische Struktur treffen. Durch die Komplexität der aufzunehmenden körpereigenen Strukturen sowie deren Nähe zueinander entstehen aufgrund einer Fehlinterpretation der Messdaten bestimmte Artefakte, wie etwa der Partial-Volumen-Effekt, der durch die Mittelung verschiedener Schwächungswerte in einem Voxel entsteht. Auch lassen sich Artefakte, resultierend aus Signalstörungen, die etwa bei Bewegung oder durch Implantate im Körperinneren eines Patienten verursacht werden, nach heutigem Stand der Technik nur unter großem Aufwand eliminieren. Zudem beeinflusst eine zu hoch- oder zu niedrig aufgelöste Struktur sowie eine für den jeweiligen Anwendungsfall ungünstig gewählte Parametrisierung des zur Segmentierung genutzten SMSM den Segementierungsvorgang in negativer Weise. Nutzt man fehlerhafte Bilddaten um auf ihnen, unter Verwendung eines nicht optimalen SMSM, Segmentierungen zu berechnen, führt dies in der Folge zu falschen Segmentierungsergebnissen. Dies ist für einen effektiven Umgang im klinischen Umfeld nicht akzeptabel, weshalb es dem medizinisch geschulten Nutzer möglich sein muss, solche fehlerhafte Ergebnisse so in seinem Sinne zu manipulieren, dass das gesuchte Objekt nach seinem subjektiven Ermessen korrekt segmentiert ist.

Im Rahmen dieser Arbeit wurden sämtliche Segmentierungen unter Nutzung der modell-basierten Methode der Stabilen-Feder-Masse-Modelle durchgeführt. Obwohl diese bereits auf einer Vielzahl anatomischer Strukturen (etwa auf Lymphknoten [8], dem Schildknorpel [7] oder dem linken Ventrikel [9]) erfolgreich angewendet wurden, treten bei der Segmentierung aus den oben beschriebenen Gründen üblicherweise auch unerwünschte, fehlerhafte Resultate auf. Für solche Fehlsegmentierungen existiert eine Reihe typischer Beispiele, deren Ursache sich nach Olabarriaga [30] drei grundlegenden Gruppen zuordnen lässt:

- Abwesenheit oder schwache Kanteninformationen des gesuchten Objekts
- Störung der Segmentierung durch ein anderes Objekt in den Bilddaten
- Abweichung des Modellwissens von dem Segmentierungsziel

Hieraus wurden zwei Fehlerklassen abgeleitet, die im Rahmen der für die Arbeit durchgeführten Segmentierungen besonders häufig auftraten:

- Beschränktheit der Lokalität des Modells
- Unzureichendes Modellwissen

Zur ersten Gruppe gehören solche Fehler, die dadurch verursacht werden, dass das jeweils verwendete SMSM lokal nach Extrema sucht. Dabei können Kanten segmentiert werden, die nicht der wahren Objektkante entsprechen. Das verwendete Modell bestimmt bei Fehlern der ersten Gruppe also ein nicht erwünschtes Extremum aus dem es in Richtung des gewünschten Extremums herausgezogen werden muss.

Der zweiten Gruppe gehören Segmentierungsfehler an, die entstehen, weil ein Modell für den jeweiligen Anwendungsfall unzureichend parametrisiert ist und somit nicht über ausreichendes Modellwissen verfügt, um korrekte Segmentierungen zu berechnen. Zur Korrektur muss das fehlende Modellwissen durch den Anwender nachgeliefert werden. Im Folgenden werden zunächst Beispiele der ersten Gruppe vorgestellt, bevor dann auf einen Vertreter der zweiten Gruppe eingegangen wird.

Beschränktheit der Lokalität des Modells

Ein erstes Beispiel für einen Segmentierungsfehler aufgrund der Beschränktheit der Modelllokalität ist ein solcher, bei dem die zu segmentierende Objektkante und die angrenzenden Regionen des Körperinneren einen sehr ähnlichen Grauwert besitzen. Die äußeren Kräfte des SMSM, die durch die den Massepunkten zugeordneten Sensoren eine Verbindung zwischen dem Modell und den zu segmentierenden Bilddaten herstellen, werden aus elementaren Grauwertmerkmalen an der räumlichen Position des Sensors generiert. Befinden sich die Sensoren an Stellen im Datensatz, die keinem Teil/Kantenzug des Segmentierungsziels angehören, aber ihnen in ihren Bildeigenschaften stark ähneln, werden sie für die Massepunkte geringe Krafteinwirkungen berechnen. Die Sensoren müssen die Punkte nicht mehr in Richtung der korrekten Grauwertmerkmale ziehen, da diese fälschlicherweise als gefunden angenommen werden. Die Simulation wird so in dem entsprechenden Teil gestoppt, obwohl nicht die gewünschte Kante der zu segmentierenden Struktur gefunden wurde.

Ein ähnliches Verhalten tritt auf, wenn der Rand einer anatomischen Struktur aus zwei separaten Kanten besteht, wobei die eine die innere Grenze markiert und die andere den äußeren Verlauf des Randes definiert. In diesem Fall wird das Modell, gesetzt dem Fall, es nähert sich aus dem Inneren des Objektes der entsprechenden Kante an, nur die innere Kante finden, obwohl die Äußere den eigentlichen gewünschten Strukturrand beschreibt.

In Abbildung 4.1 werden die beiden beschriebenen Segmentierungsfehler exemplarisch dargestellt.



(a)

Unzureichendes Modellwissen

Ein Beispiel solcher Segmentierungsfehler, der durch ein unzureichendes Modellwissen verursacht wird, ist dadurch charakterisiert, dass Teile des Modells Objektkanten im Bilddatensatz segmentieren, welche offensichtlich nicht korrekt mit der zu segmentierenden Struktur korrespondieren.

Abbildung 4.1: (a) Falschsegmentierte innere Objektkante (b) Segmentierungsfehler aufgrund zu ähnlicher Grauwerte von Struktur und Umgebung

Abbildung 4.2: Fehlerhaft segmentierter Modellteil



Es werden also Kanten des Objekts an Orten gefunden, an denen sich gar keine wirkliche Kante befindet. Dieses Modellverhalten lässt sich dadurch erklären, dass zwar die Sensoren Kräfte generieren, die den zu dem Sensor gehörenden Massepunkt in Richtung der stärksten Gradienten streben lassen, aber die formerhaltenden inneren Torsions- und Federkräfte dominieren und einen stärkeren Einfluss auf die Bewegung des Modell während des Segmentierungsprozesses ausüben. In solchen Fällen ist die Formerhaltung des Modells also stärker gewichtet als sein Streben nach den korrekten Objektkanten.

Abbildung 4.2 zeigt ein Beispiel dieses Fehlers.

Kernproblem beider Fehlergruppen

Für die folgende Anforderungsanalyse muss festgestellt werden, welches Kernproblem die aufgeführten Segmentierungsfehler gemeinsam haben – Bei allen segmentiert das Feder-Masse-Modell eine fehlerhafte Kante im Datensatz, die nicht mit der wahren gesuchten Objektkante übereinstimmt. Diese scheinbar einfache Tatsache wird im folgenden Abschnitt noch einmal aufgegriffen, um eine wichtige Anforderung an die Interaktionen selbst abzuleiten.

Alle beschriebenen Beispiele unterstreichen einen Bedarf an interaktiven Techniken als Möglichkeiten zur Nachkorrektur solcher Falschsegmentierungen. Um einen systematischen Entwurf solcher Techniken zu gewährleisten, sollen zunächst noch Anforderungen gestellt werden, die diese für einen praktischen Gebrauch erfüllen müssen.

4.1.2 Anforderungen an die Korrekturwerkzeuge

Es lassen sich zwei Arten von Anforderungen an die Korrekturwerkzeuge identifizieren. Einerseits gilt es ein bestimmtes Paradigma herauszuarbeiten, nach dem der interne Arbeitsablauf der Nachkorrekturtechniken umgesetzt werden muss. Andererseits müssen ihre Interaktionsaufgaben und -techniken, die der Nutzer zu ihrer Anwendung auszuführen hat, gewissen Bedingungen folgen. Im Folgenden sollen diese beiden Aspekte eingehend erörtert werden.

Korrekturparadigma

Interaktive Techniken zur Nachkorrektur medizinischer Segmentierungen wurden von Proksch [34] bereits vorgestellt. In Kapitel 3 zu den verwandten Arbeiten wurden diese bereits erläutert. Es werden die Ergebnisse von Simulationen mit Stabilen Feder-Masse-Modellen in ein Polygonnetz transformiert, auf dem dann Korrekturtechniken angewendet werden. Die von Proksch vorgestellten Werkzeuge modifizieren mit unterschiedlichen Methoden die Geometrie der Polygonmodelle direkt und nutzen nicht die Modelldynamik des SMSM zur indirekten Veränderung. Eine einfache Rücktransformation des korrigierten Polygonnetzes in ein Stabiles Feder-Masse-Modell ist nicht trivial umsetzbar. Eine weitere Nutzung und Verarbeitung der zur Segmentierung genutzten SMSM ist daher nicht möglich. Auch geht das Wissen über das Segmentierungsziel, das über die Modelle in den Prozess der Segmentierung integriert wird, auf diese Weise vollständig verloren. Die Berücksichtigung der Modellinformationen ermöglicht aber Korrekturmethoden, die durch einfache Interaktionen gesteuert werden können und gute Segmentierungsergebnisse liefern, wie in den folgenden Abschnitten aufgezeigt werden soll.

Im Rahmen dieser Arbeit sollen deshalb Korrekturwerkzeuge entworfen werden, die nicht allein auf der Veränderung eines Polygonmodells beruhen, sondern die Eingaben eines Benutzers zur Veränderung der Parameter eines Stabilen Feder-Masse-Modells verwendet. Damit dies nicht nur effektiv, sondern auch effizient umgesetzt werden kann, müssen auch zu den Interaktionen selbst einige Vorüberlegungen betrieben werden.

Anforderungen an Interaktionsaufgaben/-techniken

Einem Mediziner, der die Techniken im klinischen Umfeld auf Segmentierungen anwenden soll, sind die dem SMSM zugrunde liegenden Theorien natürlich nicht unbedingt bekannt. Im Regelfall wird ein Anwender fachfremd bezüglich der Bildanalyse- und Segmentierungsmethoden sein. Deshalb ist es von besonderer Bedeutung, die zur Korrektur nötigen Änderungen am Modell so zu abstrahieren, dass diese möglichst einfach, schnell und intuitiv umzusetzen sind. Die Eingabe einer großen Vielzahl an Parametern überfordert den Anwender und verhindert eine schnelle Handhabung des jeweiligen Korrekturwerkzeugs. Es ist daher bei dem Entwurf der Techniken zu beachten, dass eine zu komplexe Nutzereingabe vermieden wird. Indem die Interaktionsaufgaben und -techniken selbst einfach gehalten werden, bleibt zudem der Einarbeitungsaufwand gering.

Die Bedienung der Korrekturwerkzeugs sollte neben einem möglichst geringen Schwierigkeitsgrad zusätzlich ein hohes Maß an Intuition aufweisen. Dies ist der Fall, wenn sie ohne umfangreiche Schulung so umsetzbar ist, wie man es erwarten würde. Intuitive Interaktionsmöglichkeiten fördern die Entwicklung eines mentalen Modells über deren Nutzung bei den Anwendern.

Mentale Modelle wurden in Kapitel 3 bereits ausführlich beschrieben. Es soll an dieser Stelle deshalb nicht genauer auf sie eingegangen werden und lediglich festgestellt werden, dass sie aufgrund ihrer Eigenschaften einen bedeutenden Faktor für den reibungslosen Einsatz von Interaktionstechniken darstellen, weshalb die Entwicklungsförderung eines mentalen Modells für diesen Kontext lohnenswert ist [33].

Im vorherigen Abschnitt wurde das Kernproblem, das alle Segmentierungsfehler gemein haben, erläutert, welches nämlich darin besteht, dass eine Objektkante nicht korrekt bestimmt wurde. Es lassen sich drei logische grundlegende Interaktionsaufgaben herleiten, deren Lösung für die Eingabe der für den Korrekturalgorithmus wichtigen Parameter denkbar sind. Diese sollen eine intuitive Korrektur unerwünscht segmentierter Kanten gewährleisten.

Entweder markiert der Anwender lediglich den fehlerhaft segmentierten Teil des SMSM, in diesem abstrakten Fall also die falsche Kante, die als grundlegende Eingabe für den Korrekturalgorithmus verwendet werden soll.

Möglich ist analog eine Definition des korrekten Kantenverlaufs, in den die fehlerhafte Kante durch die Korrektur transformiert werden soll.

Die letzte logische Methode stellt eine Kombination aus beiden Vorhergehenden dar. Dabei müssen vom Anwender sowohl der falsche Kantenzug als auch dessen eigentlich korrekter Verlauf festgelegt werden, so dass die Kante nach Durchführung der Korrektur möglichst optimal die neue Struktur annimmt.

Für eine möglichst intuitive Interaktion, die die Entwicklung eines mentalen Modells fördert, muss es dem Anwender also möglich gemacht werden, die Korrekturwerkzeuge nur durch eine der beschriebenen Interaktionsaufgaben zu handhaben. Das mentale Modell eines Anwenders beinhaltet dann Kenntnisse und Erwartungen darüber, dass er für eine erfolgreiche Korrektur lediglich falsch segmentierte Teile lokalisieren und eine der beschriebenen Interaktionsaufgaben bewältigen muss. Um dieses Konzept zu unterstützen, soll die Eingabe durch direkte Zeigeoperationen auf den Schichten des zu bearbeitenden Datensatzes durchgeführt werden, was eine schnelle und einfache Möglichkeit der Interaktion darstellt. Sinnvolle Rückkopplungen während der Werkzeugausführung sollen dem Anwender die von ihm getätigten Eingaben erkennbar machen.

Die Auswirkungen der Interaktionen auf die Modellstrukturen müssen einem Anwender, der fachfremd bezüglich der für die Segmentierung genutzten Verfahren und insbesondere der Funktionalitäten und Verhaltensweisen eines Stabilen Feder-Masse-Modells ist, leicht begreifbar gemacht werden. Um diesen Vorgang zu unterstützen, sollen die im vorherigen Kapitel erläuterten Metaphern genutzt werden.

Zusammenfassung der Anforderungen

In der folgenden Liste sind alle beschriebenen Anforderungen noch einmal zusammenfassend aufgeführt.

- Korrekturparadigma:
 - Durchführung von Korrekturen auf Basis des in SMSM integrierte Modellwissen

- Anforderungen an Interaktionsaufgaben/-techniken
 - Niedriger Schwierigkeitsgrad der durchzuf
 ührenden Interaktionen
 - Intuitive Interaktionsdurchfürung durch Förderung der Entwicklung eines mentalen Modells und Nutzung von Metaphern

4.2 Entwickelte Techniken zur Nachkorrektur

Nachdem im vorherigen Abschnitt alle nötigen Rahmenbedingungen definiert wurden, soll im Folgenden der Entwurf der Interaktionsmethoden zur Nachkorrektur medizinischer Segmentierungen beschrieben werden.

4.2.1 Einzelmassenverschiebung

Das erste Korrekturwerkzeug ist die *Einzelmassenverschiebung*. Sie stellt die einfachste aller entwickelten Methoden dar und dient als Einstieg und Motivation für die Folgenden. Die grundlegende Idee dieser Technik besteht darin, dass zu einer Menge von nutzerdefinierten Positionen im Datensatz die ihnen nächstgelegenen Massepunkte aus dem zur Segmentierung verwendeten SMSM herausgesucht und auf diese Orte umgesetzt werden.

Interaktionsbeschreibung

Die Interaktion für den Nutzer gestaltet sich als sehr einfach. Nach dem Starten des Werkzeugs kann er eine falsch verlaufende Kante korrigieren, indem er, dem im vorigen Abschnitt beschriebenen Konzept folgend, die entsprechend gewünschte Kante markiert. Dafür muss lediglich eine theoretisch beliebige Anzahl von Punkten auf dieser Kante definiert werden, was über direktes Anklicken der entsprechenden Positionen in den 2D-Schichtansichten eines Datensatzes bewerkstelligt wird. Dabei müssen diese Punkte nicht vollkommen exakt auf der Kante positioniert werden, sondern es genügt sie in der unmittelbaren Nähe zu platzieren. Die Gründe hierfür werden später noch erläutert. Die entsprechenden Koordinaten des selektierten Punktes werden in einem Raumvektor gespeichert und einer Containerdatenstruktur hinzugefügt. Um dem Anwender eine eindeutig erkennbare Rückkopplung über seine gewählten Koordinaten zu liefern, wird an entsprechender Stelle eine Kreuz-Grafik dargestellt. Auf diese Orte werden im Zuge der Durchführung des Korrekturalgorithmus die jeweils nächstgelegenen Punkte herausgezogen. Dem Nutzer kann dieses Prinzip also begreifbar gemacht werden, indem man ihm die Funktionsweise als eine Art Herausziehen von Punkten aus der ursprünglich segmentierten Kontur erklärt. Das Prinzip lässt sich also als Herausziehen einer einzigen Stelle aus einem elastischen Band ansehen, was eine Metapher zur Unterstützung der Erlernbarkeit und des Verständnisses für die Nutzung des Werkzeugs darstellt.

Sollte der Nutzer aus Versehen eine falsche Stelle angeklickt haben oder möchte er aus anderen Gründen angeklickte Punkte aus seiner Auswahl entfernen, steht ihm dazu ein Modus bereit. Wird dieser gestartet, bewirkt jeder weitere Klick auf einen bereits selektierten Ort im Datensatz, dass dieser aus der Sammlung der ausgewählten Punkte entfernt wird, solange bis der Modus wieder beendet wird.

Sind alle gewünschten Punkte gesetzt und ist der korrekte Kantenverlauf, der das Korrekturziel darstellt, somit definiert, kann der Korrekturvorgang gestartet werden. Optional kann zusätzlich eine Einstellung aktiviert werden, mit der die Änderungen, die am Modell während der Korrektur vorgenommen werden, direkt auf den Bildschirm gerendert werden, damit der Anwender eine Rückmeldung darüber bekommt, wie die von ihm durchgeführten Interaktionen auf die Modelldynamik einwirken.

Auf diese Weise ist also eine einfache und intuitive Interaktion gegeben, die ohne großen Lernaufwand kontrolliert werden kann. Die Intuition unterstützend ist es zur Korrektur von Segmentierungen lediglich nötig, in Regionen falsch segmentierter Konturabschnitte den eigentlichen Kantenverlauf durch Angabe einer Reihe von Punkten stellenweise zu skizzieren. Dem Nutzer stehen Funktionen zur Verfügung, falsche Eingaben zu korrigieren. Zusätzlich erhält er stets Rückkopplung über die Position der bereits selektierten Punkte sowie, falls gewünscht, über den Korrekturprozess. Abbildung 4.3 veranschaulicht diesen Prozess durch Nutzung des Werkzeugs in einem Beispiel.

Abbildung 4.3: Korrekturvorgang: (a) Zu korrigierende Segmentierung (b) Definieren eines Punktes durch den Nutzer auf der Objektkante (c) Korrekturergebnis



Algorithmusbeschreibung

Im ersten Schritt des Algorithmus iteriert dieser zunächst über die Sammlung der in Form von Real-World-Koordinaten gespeicherten Punkte und bestimmt zu jedem den Massepunkt des zur Segmentierung genutzten Stabilen Feder-Masse-Modells, der ihm räumlich am nächsten gelegen ist. Das dafür verwendete Distanzmaß ist die euklidische Distanz. Jeder so bestimmte Massepunkt wird auf die korrespondierende nächstgelegene angeklickte Position verschoben und fixiert, so dass sich diese neu-positionierten Massepunkte im Zuge anschließender Simulationen des SMSM nicht mehr bewegen können, jedoch weiterhin frei rotierbar sind und Einfluss auf die Modelldynamik nehmen. Anschließend werden zwei Segmentierungsprozesse durchlaufen. Im ersten Durchlauf wird die Simulation unter Berücksichtigung der fixierten Massepunkte durch-

Algorithmus 4.1 Einzelmassenverschiebung

Input: $S = \{p_1 \dots p_n\}$: Menge der nutzerdefinierten Punkte p_i \mathcal{M} : Zur Segmentierung genutztes SMSM

1: for all $p_i \in S$ do 2: $m_i \leftarrow N \ddot{a} chsterMassepunkt(p_i)$ 3: $m_i.position \leftarrow p_i.position$ 4: $FixierePosition(m_i)$ 5: $BerechneSimulation(\mathcal{M})$ 6: for all $p_i \in S$ do 7: $m_i \leftarrow N \ddot{a} chsterMassepunkt(p_i)$ 8: $GebePositionFrei(m_i)$ 9: $BerechneSimulation(\mathcal{M})$

geführt. Bevor daraufhin der zweite Segmentierungsprozess durchlaufen werden kann, werden zunächst die umgesetzten und fix positionierten Massepunkte wieder freigesetzt, so dass diese während der abermaligen Simulation nun auch verschoben werden können.

Algorithmus 4.1 beschreibt das erläuterte Vorgehen im Pseudocode.

Wirkung des Werkzeugs

Das Umsetzen der Massepunkte wirkt wie ein Herausziehen von einzelnen Punkten aus der Oberfläche des Stabilen Feder-Masse-Modells. Die an die Knoten angreifenden Federn werden so aus ihrer Ruhelage und Ruherichtung ausgelenkt, was abhängig von dem Betrag und der Orientierung des Translationsvektors, um den sie verschoben wurden, innere Feder- und Torsionskräfte erzeugt, die Einfluss auf die Dynamik des Modells haben. Das Ziel der Verschiebung einzelner Punkte besteht darin, dass die durch die Bewegung erzeugten inneren Kräfte stark genug sind, die Nachbarn der translatierten Punkte in Richtung der korrekten, zu segmentierenden Kante mitzubewegen.

Um dies zu erreichen, müssen sie vor dem ersten Nachsegmentierungsprozess fixiert werden, da ansonsten die durch die übrige Modellstruktur erzeugte Modelldynamik bewirkt, dass die ausgelenkten Massepunkte zurück in Richtung der Oberfläche des Modells gezogen werden.

Das Fixieren der Knotenpunkte auf den festgelegten Positionen kommt allerdings einem einfachen Nachzeichnen der korrekten Objektkontur nahe, da die entsprechenden Modellelemente zwar zur Berechnung der Modellbewegung heran gezogen werden, aber selbst von dieser aufgrund ihrer Fixierung ausgeschlossen werden. Da aber so viel Modellwissen wie möglich erhalten und genutzt werden soll, werden die Massepunkte im letzten Schritt wieder freigegeben, bevor ein weiterer Segmentierungsdurchlauf abgearbeitet wird. Dadurch ist es, wie in der Interaktionsbeschreibung erwähnt, auch nicht notwendig, die festzulegenden Punkte vollkommen exakt auf den gewünschten korrekten Kanten zu positionieren, da die Bewegungsdynamik das Modell in Richtung dieser wahren Kanten streben lässt.

Eine effektive Anwendung der Methode wäre bei falschen Konturen kurzer Länge denkbar, wo nur ein kleiner Teil des Segmentierungsergebnisses korrigiert werden soll.

4.2.2 Massenbereichsverschiebung

Bei der nächsten interaktiven Korrekturtechnik handelt es sich um eine Weiterentwicklung der Einzelmassenverschiebungs-Technik. Die grundlegende Strategie zur Korrektur ähnelt der im vorigen Abschnitt vorgestellten Methode. Während jedoch bei der Einzelmassenverschiebung immer zu einer angeklickten Position im Datensatz genau ein Massepunkt des verwendeten SMSM, nämlich der dazu Nächstgelegene, auf die entsprechende Stelle verschoben wird, wird bei der *Massenbereichsverschiebungs-Technik* ein ganzer Bereich an Massepunkten, analog zur Einzelmassenverschiebung genau der, der am nächsten an der gewünschten Stelle anliegt, in Richtung eben dieser bewegt.

Interaktionsbeschreibung

Die Steuerung des Werkzeugs verhält sich analog zu der des Einzelmassenverschiebungs-Werkzeugs. Auch hier muss der gewünschte korrekte Verlauf einer falsch segmentierten Kontur als initiale Eingabe für den Korrekturalgorithmus gekennzeichnet werden. Dafür klickt der Anwender die gewünschten repräsentativen Punkte in einer 2D-Ansicht des Datensatzes an, die dann wie bereits beschrieben abgespeichert und visualisiert werden. Falsche oder unerwünschte Eingaben können ebenfalls in bekannter Art revidiert werden. Sind alle gewünschten Kantenteile im Datensatz markiert, kann der Korrekturalgorithmus mit der zusätzlichen Option der interaktiven Darstellung des Segmentierungsprozesses gestartet werden.

Aufgrund der Tatsache, dass die durchzuführende Interaktion derjenigen der Einzelmassenverschiebung gleicht, gelten auch die über die Intuition und Einfachheit getroffenen Aussagen, die im vorherigen Abschnitt beschrieben wurden. Einzig die Metapher, die durch die Interaktions-

Abbildung 4.4: (a) Zu korrigierende Segmentierung (b) Setzen eines Punktes auf der Objektkante durch den Anwender (c) Korrekturergebnis







technik befolgt wird, unterscheidet sich geringfügig von der der Einzelmassenverschiebung. Statt eines einzelnen Punktes wird nun ein ganzer Bereich aus einem elastisch verformbaren Objekt herausgezogen. In Abbildung 4.4 werden die einzelnen Prozessschritte der Korrekturtechnik exemplarisch dargestellt.

Algorithmusbeschreibung

Als ersten Schritt bestimmt der Korrekturalgorithmus zu jedem im Datensatz angeklickten Punkt den ihm nach euklidischer Distanz nächstgelegenen Massepunkt des segmentierenden SMSM. Statt nun, wie bei der Einzelmassenverschiebung, direkt diesen nächsten Punkt auf die korrespondierende Stelle zu setzen, wird stattdessen der Differenzvektor zwischen diesen beiden Orten berechnet, also der Vektor, um den der Massepunkt translatiert werden müsste, um direkt auf die selektierte Position zu fallen. Im nächsten Schritt bestimmt der Algorithmus ein Massepunktenetz, dessen Zentrum der zuvor bestimmte nächstgelegene Massepunkt darstellt.

Zur Berechnung dieses Punktenetzes bestimmt der Algorithmus ausgehend von dem als Zentrum genutzten Punkt die Entfernungen der umgebenden Massepunkte und speichert all diejenigen, die einen gewissen vorgegebenen Abstand nicht überschreiten. Das SMSM wird hierfür in den Nachbarschaften des Zentralpunktes als Graph aufgefasst, wobei die Massepunkte die Knoten und die verbindenden Federn die Kanten repräsentieren. Ermittelt werden die Weglängen zwischen den einzelnen Knoten des Graphen durch Anwendung des von Edsger W. Dijkstra [6] vorgestellten Algorithmus zur Berechnung eines kürzesten Pfades zwischen einem Startpunkt und den weiteren Ecken des Graphen. Als die dafür benötigten Kantengewichte werden die Distanzen zwischen den die Kante aufspannenden Massepunkten herangezogen. Somit ist auch gewährleistet, dass die Gewichte keine negativen Werte annehmen können, da negative Distanzwerte nicht existieren, was eine Bedingung für den korrekten Ablauf des Dijkstra-Algorithmus ist. Die Kosten eines Knotens ergeben sich dann aus seinem kanten-basierten Abstand zum Startknoten. Werden im Verlauf der Berechnungen nur noch Knotenkosten bestimmt, die das vordefinierte Maximum überschreiten, wird der Vorgang abgebrochen. In der Ergebnismenge, die das Massepunktenetz repräsentiert, befinden sich dann nur die Knoten innerhalb der gewünschten Distanz zum Zentrum.

Der zuvor berechnete Differenzvektor wird nun zur Translation auf die Knoten der Ergebnismenge angewendet. Dabei werden aber nicht alle in gleicher Weise bewegt, sondern es wird eine skalierte Version dieses Vektors zur Berechnung der neuen Punktposition genutzt, dessen Skalierungsfaktor sich linear aus den Kosten des jeweiligen Knotens, auf den die Verschiebung durchgeführt werden soll, errechnet. So wird der Zentrumsknoten noch um den gesamten Vektor bewegt, während die Translation der Nachbarknoten so linear abgeschwächt wird, dass der Grad der Abschwächung steigt, je weiter der Knoten von dem Zentrum entfernt ist. Jeder umgesetzte Knoten wird zusätzlich fixiert, um eine Bewegung während folgender Segmentierungsprozesse zu unterbinden. Denn ebenso wie in dem Einzelmassenverschiebungs-Werkzeug werden zum Abschluss der Korrektur zwei Segmentierungsläufe hintereinanderausgeführt, wobei beim ersten die Massepunkte durch die Fixierung unbeweglich sind, diese aber vor dem zweiten frei gegeben und so wieder beweglich werden.

Die beschriebene Funktionsweise des Korrekturalgorithmus ist in Algorithmus 4.2 als Pseudocode zusammengefasst.

Algorithmus 4.2	2 Massen	bereichsv	verschiebung
-----------------	----------	-----------	--------------

Input: $S = \{p_1 \dots p_n\}$: Menge der nutzerdefinierten Punkte p_i	
r: Radius für die Konstruktion des Massepunktenetzes	
\mathcal{M} : Zur Segmentierung genutztes SMSM	

- 1: for all $p_i \in \mathcal{S}$ do
- 2: $m_i \leftarrow N \ddot{a} chster Massepunkt(p_i)$
- 3: $translations Vektor \leftarrow p_i.position m_i.position$

Berechne oben beschriebenes Massepunktenetz \mathcal{D} mit m_i als Zentrumsknoten und dem Radius r als Maximalabstand

- 4: $\mathcal{D} \leftarrow DijkstraAlgorithmus(m_i, r)$
- 5: $maxKosten \leftarrow max(\mathcal{D})$

Schwäche den Translationsvektor linear ab in Abhängigkeit von den Kosten des aktuellen Knotens und verschiebe ihn mit diesem Vektor

- 6: for all $\delta_i \in \mathcal{D}$ do
- 7: $fak \leftarrow (1 Normiere(maxKosten, \delta_i.Kosten))$
- 8: $translations Vektor \leftarrow translations Vektor * fak$
- 9: $FixierePosition(\delta_i.Massepunkt)$
- 10: $BerechneSimulation(\mathcal{M})$
- 11: $GebeAlleMassepunktpositionenFrei(\mathcal{M})$
- 12: $BerechneSimulation(\mathcal{M})$

Wirkung des Werkzeugs

Bei dieser Methode werden also nicht einzelne Punkte aus der Oberfläche des SMSM herausgezogen, sondern es werden stets ganze Regionen von Massepunkten, deren Größe durch Vorgabe eines erlaubten Radius definiert ist, aus dem Modell herausbewegt. Diese Auslenkung erzeugt innere Kräfte, die während der zwei Segmentierungsprozesse, die für eine Korrektur durchlaufen werden, auf die Dynamik der Modellbewegung einwirken. Diese beeinflussen das SMSM so, dass es an den entsprechenden falschen Stellen in Richtung der korrekten Konturen strebt.

Der Vorteil gegenüber der im vorherigen Abschnitt beschriebenen Technik besteht darin, dass die Gefahr, dass ein herausgezogener Massepunkt durch die inneren Modellkräfte, die durch die übrigen Elemente generiert werden, einfach wieder in die Oberfläche des SMSM zurückgeschoben wird, minimiert wird. Denn nun verteilen sich die gegenwirkenden Kräfte auf den linear bewegten Massepunktverbund, statt sich auf eine einzelne Masse zu konzentrieren. Die Durchführung zweier Segmentierungsdurchläufe mit und ohne Fixierung der Punkte unterstützen das Korrekturverfahren darin, ein sofortiges Zurückziehen der translatierten Massepunkte zu verhindern. Diese Vorgehensweise der doppelten Modellsimulation macht aus bereits bei der Einzelmassenverschiebung beschriebenen Gründen eine vollkommen exakte Positionierung auf gewünschten korrekten Kantenverläufen unnötig.

Ein Anwendungsfall für dieses Korrekturwerkzeug ist eine mögliche Korrektur an Stellen, an denen das Modell einen größeren Objektteil falsch bestimmt, etwa eine innere Objektkante statt der äußeren Randkontur des Segmentierungsziels segmentiert.

4.2.3 Lasso-Sensoren

Das Werkzeug zur interaktiven Korrektur mit Lasso-Sensoren verfolgt eine gänzlich andere Strategie als die bisher vorgestellten Methoden. Im Rahmen dieser Technik wird eine neue Art von Sensoren für Stabile Feder-Masse-Modelle eingeführt. Die Kernidee besteht darin, Sensoren in dem Bilddatensatz zu platzieren und dem ihnen jeweils nächstgelegenen Massepunkt anzufügen, die dann eine besonders hohe Krafteinwirkung während einer Segmentierung auf die zugehörigen Punkte ausüben. Diese Kräfte werden nicht aus den Eigenschaften der Bilddaten generiert, sondern in Abhängigkeit von der Entfernung des Massepunktes zu dem ihm zugehörigen Lasso-Sensor bestimmt. Die Sensoren werden deshalb Lasso-Sensoren genannt, da man sich ihre Wirkungsweise so vorstellen kann, dass die Sensoren ihre jeweiligen Massepunkte mit einem Lasso zu sich heranziehen.

Interaktionsbeschreibung

Die Interaktionsaufgabe für den Nutzer definiert sich über die Positionierung von Punkten auf nicht segmentierten, aber gewünschten korrekten Verläufen von Kantenzügen des zu segmentierenden Objektes. Dafür klickt der Anwender die gewünschten korrespondierenden Orte im Datensatz an, welche zu Zwecken der Rückkopplung an den Anwender visualisiert werden. Die so positionierten Punkte werden abgespeichert und dienen dem Korrekturalgorithmus als die Stellen, an denen die Lasso-Sensoren platziert werden sollen. Auch hier ist es jederzeit möglich bereits getätigte Eingaben wieder rückgängig zu machen, um den Nutzer eine Verbesserung falsch oder nicht optimal gesetzter Punkte zu ermöglichen. Nach der Festlegung der Koordinaten für die Lasso-Sensoren kann der Korrekturvorgang begonnen werden, wobei sich der Nutzer den Prozessfortschritt wahlweise in Echtzeit anzeigen lassen kann.

Es ist offensichtlich, dass die Interaktionstechnik zur Steuerung des Korrekturwerkzeugs also die gleiche ist, wie die der bisher beschriebenen Werkzeuge. Sie besitzt damit gleiche Attribute, die die Intuition und Einfachheit ihrer Anwendung betreffen. Wie schon erklärt, wirken die Lasso-Sensoren so, als würden sie die jeweils nächstgelegenen Massepunkte mit einem Lasso zu sich ziehen. Es wird für die Umsetzung der Interaktionen demnach die Lasso-Metapher befolgt. Abbildung 4.5 soll einen Einblick in die Funktionsweise des Korrekturwerkzeugs geben. Abbildung 4.5: (a) Zu korrigierende Segmentierung (b) Setzen von Punkten auf der Objektkante durch den Anwender (c) Korrekturergebnis



Algorithmusbeschreibung

Der zugrunde liegende Korrekturalgorithmus integriert sich vollständig in den eigentlichen Segmentierungsprozess, da die neuartigen Sensoren erst während einer Simulation des SMSM äußere, auf die zugeordneten Massepunkte wirkenden, Kräfte generieren. Zur Korrektur ist also lediglich eine erneute Berechnung der Modelldynamik unter Berücksichtigung der von den Lasso-Sensoren neu erzeugten Kräfte nötig.

Zu Beginn eines Simulationsschritts werden zunächst alle aus vorherigen Schritten stammenden Lasso-Sensoren aus dem Modell entfernt. Daraufhin werden alle in Form von Real-World-Koordinaten gespeicherten angeklickten Punkte einzeln verarbeitet, indem für jeden zunächst der Massepunkt bestimmt wird, dessen Entfernung zu den selektierten Koordinaten minimal ist. Für diesen wird nun ein Lasso-Sensor erzeugt, der als Berechnungsparameter sowohl die Koordinaten des angeklickten Punktes, als auch einen Radius übergeben bekommt. Letzterer bestimmt, wie weit der Einflussbereich eines Sensors reichen soll, also bis zu welcher räumlichen Entfernung der Lasso-Sensor den zugeordneten Massepunkt zu sich heranzieht. Zusätzlich wird eine für den Sensor spezifische Sensorkonstante gesetzt. Zum Abschluss des Simulationsschritts werden die resultierenden Modellbewegungen unter Berücksichtigung der von den neu geschaffenen Sensoren erzeugten Kräfte berechnet und auf das SMSM angewendet.

Die von Lasso-Sensoren generierten Kräfte errechnen sich in Abhängigkeit von der Distanz, die zwischen der Position des Lasso-Sensors im Datensatz und der des zugehörigen Massepunktes, dem der Sensor angefügt wurde, besteht, sowie der Orientierung des Distanzvektors zwischen den beiden Orten. Je weiter sich der Massepunkt von der Lasso-Position entfernt befindet, desto größer ist die Kraft, die der Sensor generiert. Erreicht der Punkt aber eine vorbestimmte Nähe zu dem Sensor, wird dessen Krafterzeugung abgestellt. Die Gleichung, nach der die Sensorkraft berechnet wird, ist wie folgt aufgestellt:

$$F(\overrightarrow{p},r) = (\overrightarrow{p} - \overrightarrow{c}) * max(|\overrightarrow{p}| - r, 0)$$
(4.1)

 \overrightarrow{p} ist dabei die Position des Lasso-Sensors, \overrightarrow{c} die des zugehörigen Massepunktes und r repräsentiert die Distanz, bis zu der der Lasso-Sensor den nächstgelegenen Massepunkt anzieht.

Das Vorgehen, bei dem ein Lasso-Sensor den zugehörigen Massepunkt nur bis zu einem gewissen Abstand zu sich zieht, wurde gewählt, weil die Lasso-Sensoren ihre zugeordneten Massepunkte zu sich und damit in die Nähe der korrekten Objektkanten gezogen werden. Befinden sich die Massepunkte nämlich nur noch in geringer Entfernung zu dem jeweiligen Sensor, sollten die aus den Bilddaten erzeugten externen Kräfte genug Einfluss auf das Modell ausüben, damit es zu den korrekten Kanten strebt. Zusätzlich wird die berechnete Kraft mit der vorher festgelegten spezifischen Konstante gewichtet. Die Richtung, aus der die Sensorkraft auf den Massepunkt einwirkt, ist so definiert, dass der Punkt zu der Lasso-Sensor-Position hingezogen wird. Die folgende Abbildung 4.6 verdeutlicht das Konzept der Lasso-Sensoren. In rot ist der Lasso-Sensor selbst, in gelb der nächstgelegene Massepunkt dargestellt. Der Pfeil zeigt an, dass der Massepunkt in Richtung des Lasso-Sensors strebt. Das blaue Dreieck visualisiert die Stärke der Kraft, die in der jeweiligen Entfernung des Massepunktes zu dem Sensor auf den Punkt einwirkt. Der graue Umkreis des Massepunktes stellt die Distanz dar, bis zu der sich der Massepunkt zu dem Lasso-Sensor hinbewegt.

Abbildung 4.6: Lasso-Sensor-Konzept



Algorithmen 4.3 und 4.4 zeigen die Funktionsweise des Lasso-Sensor-Werkzeugs im Pseudocode.

Wirkung des Werkzeugs

Im Gegensatz zu den vorangegangenen Werkzeugen, werden nun nicht mehr ausgehend von einer expliziten Änderung der Modellgeometrie Korrektursegmentierungen durchgeführt. Stattdessen wird eine neue Sensorart eingeführt, die eine weitere externe Kraftwirkung auf den zugehörigen Massepunkt erzeugt, welche diesen in Richtung der Sensorposition abhängig von der Entfernung zwischen Sensor- und Massepunktposition streben lässt. Weil die Sensorpositionen vor der Korrektur von dem Anwender idealerweise an Stellen gesetzt werden, wo eine Objektkante nicht segmentiert wurde, bewirkt die Lasso-Sensor-Methode, dass falsche Modellteile in Richtung korrekter Orte hinbewegt werden. Diese Positionen müssen dabei nicht vollkommen exakt auf den entsprechenden Kantenort definiert werden. Denn die Lasso-Sensoren, die dort definiert werden, ziehen die jeweils nächstgelegenen Massepunkte mit sinkender Entfernung in schwächerem Maße an, so dass in der Nähe der wahren Objektkante die externen, aus den Bildmerkmalen, generierten Kräfte ausreichen, um eine korrekte Modellanpassung zu erreichen.

Algorithmus 4.3 Lasso-Sensor-Korrekturalgorithmus

Input: $S = \{p_1 \dots p_n\}$: Menge der nutzerdefinierten Punkte p_i

- r: Wirkungsradius der Lasso-Sensoren
- s: Lasso-Sensor-Konstante
- \mathcal{M} : Zur Segmentierung genutztes SMSM
- k: Anzahl Simulationsschritte
- 1: while $k \neq 0$ and not $IstStabil(\mathcal{M})$ do
- 2: $L\"oscheLassoSensoren(\mathcal{M})$

Erzeuge an jeder Datensatzposition π_i einen Lasso-Sensor mit der Sensorkonstante s, der den ihm zugeordneten Massepunkt bis zur Distanz r zu sich heran zieht

- 3: for all $p_i \in \mathcal{S}$ do
- 4: $m_i \leftarrow N \ddot{a} chster Massepunkt(p_i)$
- 5: $l_i \leftarrow ErzeugeLassoSensor(p_i, r, s)$
- 6: $m_i.F\ddot{u}geSensorHinzu(l_i)$
- 7: $SimuliereEinzelschritt(\mathcal{M})$
- 8: $k \leftarrow k 1$

Algorithm 4.4 Lasso-Sensor-Kräfteberechnung

Input: p: Positionsvektor, an dem der Sensor erzeugt werden soll r: Wirkungsradius des Sensors

Output: v: resultierender Kraftvektor

Berechne Kraftvektor in Abhängigkeit von der Entfernung des dem Sensor zugeordneten Massepunktes zu der Position des Sensors

- 1: $differenzVektor \leftarrow p self.massepunktPosition$
- 2: Normiere(differenzVektor)
- 3: $v \leftarrow differenzVektor * Max(Betrag(differenzVektor) r, \theta)$

Die Korrektur integriert sich also vollständig in den Simulationsablauf, weshalb bereits eine erneute Durchführung eines Segmentierungsprozesses nur Korrektur ausreicht. Dies verspricht zudem eine höhere Geschwindigkeit der Korrekturtechnik im Vergleich zu den bisher Beschriebenen, in deren Verlauf zwei Segmentierungsläufe verarbeitet werden, da eine Berechnung zusätzlicher Kräfte für eine relativ geringe Anzahl an Massepunkten die Performance des Werkzeugs nicht signifikant verschlechert. Probleme der vorherigen Techniken, wie das Zurückziehen von Massepunkten in die Modelloberfläche durch die Bewegungsdynamik des SMSM, werden mit der vorgestellten Methodik umgangen.

Zudem wird eine sehr flexible Korrektur ermöglicht. Je nach Länge einer falsch extrahierten Kontur können beliebig viele Lasso-Sensoren auf ihren korrekten Verlauf gesetzt werden, was abhängig von der Dichte des SMSM sehr genaue Korrekturergebnisse liefern sollte. Es besteht also theoretisch keine Beschränkung für das Einsatzgebiet dieser interaktiven Korrekturtechnik.

4.2.4 Torsionskräfteverstärkung

Das letzte Korrekturwerkzeug, das im Folgenden näher beleuchtet werden soll, ist das Torsionskräfteverstärkungs-Werkzeug. Es nutzt die im vorherigen Abschnitt vorgestellten Lasso-Sensoren und erzeugt solche an nutzerdefinierten Datensatzpositionen, die denjenigen Massepunkten beigefügt werden, die den geringsten Abstand zu ihnen aufweisen. Zusätzlich werden die Torsionskräfte des nächstgelegenen Punktes, sowie seiner Nachbarknoten, die eine vorbestimmte Distanz zu ihm nicht überschreiten, um einen festgelegten Faktor verstärkt. So wird die Stabilität der Modellform in dem jeweiligen Teil für eine folgende Simulation der SMSM Bewegungsdynamik erhöht.

Interaktionsbeschreibung

Der Anwender muss für eine erfolgreiche Korrektur Lasso-Sensoren an den Orten erstellen, die den korrekten gewünschten Verlauf einer falsch segmentierten Kante darstellen, damit falsch segmentierte Modellteile an wahre Objektkanten gezogen werden. Die grundlegende zu absolvierende Interaktionsaufgabe sowie die zu deren Lösung eingesetzte Interaktionstechnik ist also die bereits bekannte der vorhergehend beschriebenen Korrekturwerkzeuge. Die Eigenschaften der Torsionskräfteverstärkung bezüglich ihrer Nutzerfreundlichkeit sind in den Erläuterungen zu den anderen Werkzeugen hinlänglich beschrieben worden, weshalb an dieser Stelle nicht nochmals näher darauf eingegangen wird.

Gewünschte Lasso-Sensor-Positionen werden durch Anklicken in einer der Schichtansichten des Datensatzes gespeichert und visualisiert. Falsche oder ungewollte Eingaben können wie bereits bekannt durch eine entsprechende Funktion rückgängig gemacht werden. Nach Eingabe aller relevanten Parameter kann der Korrekturalgorithmus mit Option auf eine interaktive Visualisierung des Fortschritts durchgeführt werden. Abbildung 4.7 veranschaulicht den grundlegenden Korrekturprozess des Torsionskräfteverstärkungs-Werkzeugs.

Algorithmusbeschreibung

Der Algorithmus bestimmt zuerst jeden zu den definierten Positionen nächstgelegenen Massepunkt und erzeugt für jeden so ermittelten Punkt einen Lasso-Sensor, der auf die jeweilige angeklickte Stelle gesetzt wird.

Abbildung 4.7: (a) (b)

Zu korrigierende Segmentierung Positionsdefinition auf der Objektkante durch den Anwender (c) Korrekturergebnis Dem Lasso-Sensor werden ein Abstandswert, der bestimmt bis wohin der zu erzeugende Sensor Kraftwirkungen generieren soll, sowie eine individuelle Sensorkonstante als Parameter für seine Kraftberechnungen zugewiesen. Danach gilt es, die Menge der Nachbarknoten des nächsten Massepunktes zu bestimmen, deren Torsionskräfte verstärkt werden sollen. Dafür wird die gleiche Methode bemüht, die schon beim Massenbereichsverschiebungs-Werkzeug zum Einsatz kam.

Der jeweils aktuell betrachtete Punkt wird als Zentrumsknoten für die Anwendung des bereits beschriebenen Dijkstra-Algorithmus zur Berechnung der Abstände benachbarter Knoten. Zur weiteren Verarbeitungen werden dabei all die Knoten ausgewählt, deren Kosten den vorgegebenen Radius nicht überschreiten. Werden im Verlauf der Berechnungen für alle zu verarbeitenden Massepunkte Distanzwerte berechnet, die größer sind als der erlaubte Grenzwert, bricht die Bestimmung der Knotenmenge, deren Torsionskräfte skaliert werden sollen, ab. So werden nur Knoten gespeichert, die in der gewünschten Entfernung liegen.

Die Torsionskräfte aller so bestimmten Modellelemente werden dann um den entsprechend definierten Faktor vergrößert. Ähnlich der Massenbereichsverschiebung wird dieser Faktor für jeden zu verarbeitenden Massepunkt skaliert, indem er abhängig von den Kosten, also der Entfernung zum Zentrum, dieses Massepunkts linear abgeschwächt wird. Das bedeutet, dass die Torsionskräfte eines Nachbarn des Zentrumsmassepunkt in geringerem Maße verstärkt werden, je weiter dieser Nachbar von dem Zentrum entfernt ist.

Nach der Manipulation der Torsionskräfte der entsprechenden Modellteile wird schließlich eine korrigierende Segmentierungssimulation durchgeführt.

Ein Pseudocode zu dem Vorgehen dieses Korrekturwerkzeugs ist in Algorithmus 4.5 zu finden.

Wirkung des Werkzeugs

Bei dem Korrekturwerkzeug zur Verstärkung der Torsionskräfte bestimmter Modellteile handelt es sich um eine Weiterentwicklung der im vorigen Abschnitt beschriebenen Korrektur durch eine Anwendung von Lasso-Sensoren. Wie bereits beim Lasso-Sensor-Werkzeug müssen zur effektiven Verbesserung der Segmentierung die im Datensatz zu definierenden Punkten lediglich in der Nähe von gewünschten wahren Objektkanten gesetzt werden, wo dann der nächstgelegene falsche Modellteil durch die Krafterzeugung der Lasso-Sensoren hinstrebt. Im Gegensatz zur herkömmlichen Lasso-Sensor-Methode werden die Torsionskräfte herausgezogener Modellteile verstärkt, was die Erhaltung der Modellform an den entsprechenden Stellen zusätzlich unterstützt und eine Deformierung verhindern soll. Der Verstärkungsgrad für einen Massepunkt bestimmt sich in linearer Weise abhängig von seiner Entfernung zu dem Zentrumspunkt des zu bewegenden Massepunktnetzes und verteilt sich somit über alle Punkte dieses Modellteils.

Aufgrund ihrer unterstützenden Eigenschaften hinsichtlich der Formerhaltung sollte sich die Korrekturmethode besonders gut für Korrektur-

Algorithmus 4.5 Torsionskräfteverstärkung

Input: $S = \{p_1 \dots p_n\}$: Menge der nutzerdefinierten Punkte p_i

- r: Radius für die Konstruktion des Massepunktenetzes
- l: Wirkungsradius der Lasso-Sensoren
- s: Lasso-Sensor-Konstante
- \mathcal{M} : Zur Segmentierung genutztes SMSM
- k: Torsionskräfteverstärkungs-Faktor
- 1: for all $p_i \in \mathcal{S}$ do
- 2: $m_i \leftarrow N \ddot{a} chster Massepunkt(p_i)$
- 3: $l_i \leftarrow ErzeugeLassoSensor(p_i, l, s)$
- 4: $m_i.F\ddot{u}geSensorHinzu(l_i)$

Berechne oben beschriebenes Massepunktenetz D mit m_i als Zentrumsknoten und dem Radius r als Maximalabstand

- 5: $\mathcal{D} \leftarrow DijkstraAlgorithmus(m_i, r)$
- 6: $maxKosten \leftarrow max(\mathcal{D})$

Schwäche den Torsionskräfteverstärkungs-Faktor linear ab in Abhängigkeit von den Kosten des aktuellen Knotens und nutze den abgeschwächten Faktor zur Modifikation der Torsionskräfte des Knotens

- 7: for all $\delta_i \in \mathcal{D}$ do
- 8: $fak \leftarrow (1 Normiere(maxKosten, \delta_i.kosten))$
- 9: $k \leftarrow k * fak$
- 10: $\delta_i.massepunkt.torsionskonstante \leftarrow$
- 11: $\delta_i.massepunkt.torsionskonstante * Max(1, k)$
- 12: $BerechneSimulation(\mathcal{M})$

fälle eignen, bei denen die Struktur des zu korrigierenden Modellteils in geringem Maße modifiziert werden darf.

4.3 Zusammenfassung

Dieses Kapitel befasste sich mit dem Entwurf der interaktiven Techniken zur Nachkorrektur medizinischer Segmentierungen.

Zunächst wurden dafür typische Segmentierungsfehler, die bei der Simulation einer SMSM-Dynamik auftreten können, identifiziert. Diese zeigen, warum Techniken zur nachträglichen Verbesserung von Segmentierungsergebnissen benötigt werden. Ein Beispiel hierfür waren Segmentierungsfehler, die auftraten, weil die zu extrahierende Objektkontur und die umliegenden anatomischen Strukturen zu ähnliche Grauwerte besitzen, so dass die wahre Objektkante nicht gefunden werden kann.

Danach wurden Rahmenbedingungen definiert, die die interaktiven Techniken für einen effektiven wie effizienten Umgang erfüllen müssen. Es wurde nach entsprechender Motivation festgelegt, dass die den Werkzeugen zugrunde liegenden Korrekturalgorithmen auf dem Stabilen FederMasse-Modellen selbst arbeiten sollen, statt die Geometrie des Modells direkt durch eine Manipulation des zu einem Polygonnetz transformierten SMSM zu modifizieren. Für die Kontrolle der Interaktionstechniken selbst wurde bemerkt, dass das Kernproblem, das bei allen Fehlern auftritt, darin besteht, dass eine korrekte Objektkante nicht gefunden und stattdessen eine falsche Kante extrahiert wurde. Daraus ließen sich logische elementare Interaktionsaufgaben ableiten, die bei dem Entwurf der Steuerung eines Korrekturwerkzeugs für eine intuitive und einfache Steuerung berücksichtigt werden sollten.

Schließlich wurden die Entwürfe der Korrekturmethoden selbst vorgestellt. Das Einzelmassenverschiebungs-Werkzeug zieht zu einer Menge nutzerdefinierter Punkte im zu verarbeitenden Datensatz die Massepunkte des segmentierenden Modells, die jeweils die geringste Distanz zu diesen Modellpunkten aufweisen, auf die festgelegten Punktkoordinaten. Zur eigentlichen Korrektur führt das Werkzeug eine Reihe von Simulationsdurchläufen mit unterschiedlichen Bedingungen aus. Die gewünschten Punkte werden durch eine einfache Klickinteraktion gesetzt.

Die Massenbereichsverschiebung erweitert dieses Konzept derart, dass statt eines einzelnen zu einem Datensatzort nächstgelegenen Massepunktes ein Punktnetz vorgegebener Größe mit dem nächstgelegenen Massepunkt als Zentrum aus der Oberfläche des SMSM ausgelenkt wird.

Für das Lasso-Sensor-Werkzeug wurde eine neue Art von Sensoren eingeführt, die im Datensatz platziert werden und den ihnen minimal entfernten Punkten des Modells zugewiesen werden. Die Sensoren erzeugen dann in Abhängigkeit von der Distanz zwischen Modellpunkt und Lasso-Sensor so starke externe Kräfte, dass die zugehörigen Massepunkte zu den Sensorkoordinaten hingezogen werden. Die Interaktion für den Nutzer gestaltet sich denkbar einfach. Denn zur Definition der Orte, an denen Lasso-Sensoren erzeugt werden sollen, muss der Nutzer lediglich in einer 2D-Schichtansicht des Datensatzes die gewünschten Positionen anklicken.

Bei dem Torsionskräfteverstärkungs-Werkzeug wird dieses Konzept so weiterentwickelt, dass an den durch den Nutzer festgelegten Positionen nicht nur Lasso-Sensoren erstellt werden, die den nächstplatzierten Massepunkt anziehen, sondern auch die Torsionskräfte aller Modellpunkte, die einen vordefinierten Abstand zu dem nächstgelegenen Punkt nicht überschreiten, um einen bestimmten Faktor vergrößert werden.

Evaluierung

Im folgenden Kapitel soll sowohl die Effektivität wie auch die Effizienz der in Kapitel 4 vorgestellten interaktiven Methoden zur Nachkorrektur medizinischer Segmentierungen untersucht werden. Dafür werden eine Korrektur der Segmentierung eines nekrotischen Lymphknotens und der rechten Platte des Schildknorpels in verschiedenen Beispieldatensätzen als Anwendungsfall für die Korrekturtechniken genutzt.

Zuerst werden die zur Evaluierung verwendeten Datensätze, welche die Grundlage für die durchzuführenden Experimente bilden, sowie deren Vorverarbeitung beschrieben. Dabei wird genau beschrieben, welche Daten für die Evaluierung der Korrekturergebnisse miteinander verglichen werden.

Daraufhin wird der Versuchsaufbau detailliert erläutert, was eine Darstellung der verwendeten Qualitätsmetriken, sowie der für die Experimente angewendeten Methodik, beinhaltet.

Es schließt sich die Vorstellung der Evaluierungsergebnisse an, welche abschließend diskutiert und hinsichtlich der Eignung der entworfenen Korrekturmethoden analysiert werden.

5 1 Datenbasis

5.1.1 Verwendete Datensätze

Für die Versuche wurden anonymisierte *CT-Datensätze* des *Halsbereichs* verwendet. Sie beinhalten jeweils den *Schildknorpel* und die *Lymphknoten* des jeweiligen Patienten. An SMSM-Segmentierungen dieser anatomischer Strukturen sollen die entwickelten Korrekturwerkzeuge getestet werden.

Von den vorliegenden Datensätzen wurden vier für die Evaluierung ausgewählt, um den für die Probanden notwendigen Aufwand minimal zu halten.

Die Datensätze unterscheiden sich hinsichtlich ihrer Bildeigenschaften. Datensatz 1 besteht aus 153 Schichten, deren Ausdehnung in x- und y-Richtung jeweils 512 Voxel beträgt. Ein jedes Voxel besitzt ein Volumen von $0.51 \times 0.51 \times 2 \, mm^3$. Die Schichtdicke misst also $2 \, mm$. Da die einzelnen Schichten bei allen Datensätzen direkt aneinander grenzen,

5

beträgt auch der Schichtabstand 2 mm. Die Schichtanzahl von Datensatz 2 beträgt 61. Auch hier liegt die Voxelauflösung einer Schicht bei 512×512 , bei einer Voxelgröße von $0.34 \times 0.34 \times 3 mm^3$. Es ergeben sich entsprechend eine Schichtdicke und ein Schichtabstand von 3 mm. Datensatz 3 enthält 81 Schichten. Die Voxelzahl einer Schicht bemisst sich auf 492 in x- und 498 Voxeln in y-Richtung. Die Größe eines Voxels beträgt hierbei $0.41 \times 0.41 \times 3 mm^3$. Die Schichtdicke und die Abstände zwischen ihnen belaufen sich demnach auf 3 mm. Datensatz 4 dagegen besitzt 63 Schichten, bei einer Voxelausdehnung von 513 Voxeln in x- und y-Richtung pro Schicht und Voxelmaßen von $0.43 \times 0.43 \times 3 mm^3$. Hier resultieren analog zu Datensatz 2 die gleichen Beträge für Schichtdicke und Schichtabstand von 3 mm.

Die Qualität der Darstellung relevanter anatomischer Strukturen unterscheidet sich zudem stark zwischen den Datensätzen. Bei allen lassen sich Bildeigenschaften erkennen, die eine mögliche Fehlerquelle für einen in Kapitel 4.1.1 vorgestellten Segmentierungsfehler darstellen. So soll ein möglichst repräsentatives Ergebnis der zur Evaluierung durchgeführten Experimente gewährleistet werden.

5.1.2 Vorverarbeitung der Datensätze

Alle für die Evaluierung genutzten Datensätze wurde auf gleiche Weise vorverarbeitet. Diese Vorverarbeitung besteht aus zwei grundlegenden Schritten.

Zuerst wird aus den Datensätzen eine *Region of Interest* extrahiert. Er wird also so reduziert, dass nur noch ein Bildausschnitt mit der zu korrigierenden anatomischen Struktur enthalten ist. Die Ausschnitte sind dabei stets so groß gewählt, dass keine Information über das Segmentierungsziel verloren geht und die Modelldynamik bei einer Simulation nicht durch eine eventuelle Randübertretung negativ beeinträchtigt wird. Durch die Selektion wesentlicher Bildinhalte wird die Konzentration des Nutzers auf den jeweiligen Anwendungsfall gelenkt und ein geringerer Speicherverbrauch des Korrekturprogramms erreicht. Dabei werden Datensätze 1, 2 und 3 so bearbeitet, dass sie nur noch den Schildknorpel des Patienten enthalten. Der Bildinhalt von Datensatz 4 wird hingegen auf einen nekrotischen Lymphknoten reduziert. Datensätze 1, 2 und 3 werden entsprechend für den Test der Korrekturmethoden an Segmentierungen der rechten Schildknorpelplatte, Datensatz 4 für Experimente der Techniken an Lymphknoten-Segmentierungen genutzt.

Der nächste Schritt der Vorverarbeitung besteht in der Durchführung eines *Resampling* der Datensätze. Die Länge und Breite eines Voxels besitzen in jedem Datensatz andere Beträge als dessen Höhe. Das Voxelgitter aller Datensätze ist also anisotrop. Die Berechnung der Sensorkräfte während einer Segmentierung durch Stabile Feder-Masse-Modelle erfordern aber isotrop angeordnete Datensätze. Der Grund hierfür liegt darin, dass zur Krafterzeugung Gradienten durch Anwendung eines Filterkernels berechnet werden, welcher symmetrisch in seiner Anordnung im Datensatz ist. Wird ein solcher Filter nun in einem Datensatz eingesetzt, dessen Voxelraster anisotrope Maßeigenschaften aufweist, ist seine Anordnung

Taballa E 1.				
Attribute der Bilddatensätze nach	Datensatz	Auflösung	Voxelvolumen	${ m Anatomische\ Struktur}$
	Datensatz 1	$71 \times 73 \times 72$	$1 \times 1 \times 1$	rechte Schildknorpelplatte
der Vorverarbeitung	Datensatz 2	$70\times56\times78$	$1 \times 1 \times 1$	rechte Schildknorpelplatte
	Datensatz 3	$77\times68\times78$	$1 \times 1 \times 1$	rechte Schildknorpelplatte
	Datensatz 4	$35 \times 32 \times 45$	$1 \times 1 \times 1$	nekrotischer Lymphknoten

bei der Durchführung einer Gradientenberechnung asymmetrischer Art, was seine Reichweite in dem Koordinatensystem des Datensatzes verzerrt. So können falsche externe Kräfte für die Simulation der Dynamik des verwendeten SMSM berechnet werden.

Zur Lösung dieses Problems wird auf den Datensätzen ein Resampling durchgeführt, der die Voxel in isotropes Gitter überführt. Die dafür nötigen Berechnungen werden durch Anwendung des Lanczos3-Filters [12] gelöst. Für den Evaluierungsprozess ist es nötig, sowohl den ursprünglichen Datensatz, als auch dessen Resampling separat abzuspeichern.

Für die Datensätze, welche zu Experimenten mit Korrekturen der rechten Schildknorpelplatte genutzt werden sollen, wird zusätzlich eine Bildmaske erstellt, die dazu dient die für die Korrektur nicht benötigten Teile des Schildknorpels, ausgehend von dem Mittelteil des Schildknorpels bis hin zu seiner linken Platte, auszufiltern. Dieser Schritt ist für eine isolierte Berechnung der Vergleichsmetriken, die sich dann auf die relevante rechte Schildknorpelplatte beschränkt, von Bedeutung.

Um Anwendungsfälle zu schaffen, an denen die Techniken getestet werden sollen, wurden zunächst für jede aus einem Datensatz extrahierte Region of Interest eine Segmentierung durch Simulation der Modelldynamik eines Stabilen Feder-Masse-Modells der anatomischen Struktur berechnet und abgespeichert, die in dem Datensatz dargestellt wird. Das bedeutet also, dass für die Datensätze 1, 2 und 3 jeweils SMSM-Segmentierungen der rechten Schildknorpelplatte und für Datensatz 4 eine SMSM-Segmentierung des nekrotischen Lymphknotens bestimmt werden. Dabei wird für alle Schildknorpel-Segmentierungen das gleiche Stabile Feder-Masse-Modell verwendet. Die zur Segmentierung genutzten SMSM wurden durch den Praktikumgeber zur Verfügung gestellt.

In Tabelle 5.1 sind die Attribute der Bilddatensätze nach der Vorverarbeitung zusammenfassend aufgeschlüsselt.

5.1.3 Vergleichsdaten

Zur Bestimmung gewisser quantitativer Maße, die zur Abschätzung der Güte der Korrekturergebnisse herangezogen werden, müssen Vergleichsdaten, die den Goldstandard darstellen, erstellt werden. Hierfür wird dem jeweiligen Probanden die vorberechnete SMSM-Segmentierung vorgelegt, die dieser dann auf manuelle Weise korrigiert. Dabei durchläuft ein Proband alle Schichten eines Datensatzes in der axialen Schichtansicht und zeichnet dort an Stellen falsch segmentierter Kantenzüge deren korrekten Verlauf an der Kontur des zu segmentierenden Objektes manuell nach, indem er alle Voxel selektiert, die seiner Einschätzung nach **Abbildung 5.1:** Vorgang der manuellen Korrektur



zum korrekten Verlauf der Kante gehören. Abbildung 5.1 stellt diesen Vorgang beispielhaft dar.

Da bei den Schildknorpel-Segmentierungen nur deren rechte Platte berücksichtigt werden soll, ist es hierfür nur nötig nur Kanten in dem Bereich dieser Platte manuell zu korrigieren.

Die Korrekturen führt der Nutzer auf den in ihrer ursprünglichen Voxelauflösung befindlichen Datensätzen durch, was eine geringere Bearbeitungszeit im Vergleich zu einem im Resampling vorliegenden Datensatz erfordert.

Zum Abschluss der manuellen Segmentierung werden die Resultate in eine binarisierte Maske transformiert und abgespeichert.

5.2 Versuchsaufbau

5.2.1 Vergleichsmetriken

Um die Güte der erzielten Korrekturergebnisse quantitativ, immer im Vergleich mit einem anderen Segmentierungsresultat (etwa einem Goldstandard), beurteilen zu können, ist die Definition empirischer Qualitätsmaße nötig. *Empirische Maße* sind solche, die einen Segmentierungsalgorithmus anhand von seinen Resultaten auf bestimmten Testfällen evaluieren [21]. Dabei lässt sich wiederum die Klasse derer, die das Ergebnis in Bezug auf vorbestimmte Qualitätsmerkmale bewertet, unterscheiden von derjenigen, die die Differenz der Segmentierung von einem optimalen Goldstandard bemessen. Letztere werden auch *Diskrepanz-Methoden* genannt.

In dem zum Vergleich zweier Segmentierungsergebnisse verwendeten MevisLab-Modul werden eine Reihe der empirischen Diskrepanz-Metriken berechnet und zur Verfügung gestellt. Dazu gehören der *Tanimoto-* und der *Dice-Koeffizient*, Werte für die *relative Unter- und Übersegmentierung*, die *Hausdorff-Distanz* zwischen den Mengen der segmentierten Voxel, sowie die *durchschnittliche Oberflächendistanz*, die jeweils andere Schwerpunkte bei ihren Berechnungen setzen. Während der Tanimotobzw. Dice-Koeffizient zwei Segmentierungsergebnisse anhand ihrer Schnittmengen und einem daraus resultierenden Überlappungsgrad vergleichen, beschreiben Hausdorff- und mittlere Oberflächendistanz Abstandsmaße zwischen den Oberflächen der beiden Resultate. Aus den genannten Metriken muss eine Auswahl für die durchzuführenden Versuche getroffen werden. Diese Vergleichsmaße wurden von Heimann et al. [21] analysiert und auf ihre Eignung für den Vergleich zweier Segmentierungsergebnisse geprüft. Auch wurde die lineare Abhängigkeit der einzelnen Metriken durch Berechnung des Pearson-Korrelationskoeffizienten zwischen jeweils zwei Maßen bestimmt. Dabei wurde festgestellt, dass die Überlappungsmaße, also der Tanimoto- und der Dice-Koeffizient stark miteinander korrelieren, während zwischen dem Tanimoto-Koeffizienten, als Repräsentant einer Überschneidungsmetrik, und den auf Oberflächenabständen basierenden Methoden, Hausdorff- und durchschnittliche Oberflächendistanz, nur eine schwache Korrelation bestimmt wurde. Gleichzeitig korrelieren die Distanz-Metriken selbst untereinander nur mäßig stark.

Heimann et al. empfehlen für einen aussagekräftigen Vergleich medizinischer Segmentierungsergebnisse die Nutzung von drei Vergleichsmaßen, deren Korrelationswert untereinander höchstens mittelmäßige Beträge erreicht. So wird gewährleistet, dass bei der Evaluierung verschiedene Ähnlichkeitsmerkmale bestimmt werden. Der Tanimoto-Koeffizient, die Hausdorff- und die durchschnittliche Oberflächendistanz erfüllen diese Eigenschaften und sollen daher für die Bewertung der während der Experimente erstellten Segmentierungsergebnisse betrachtet werden. Im Folgenden werden die entsprechenden Maße kurz vorgestellt.

Tanimoto-Koeffizient

Der Tanimoto-Koeffizient, auch bekannt unter dem Namen Jaccard-Koeffizient, misst das Maß der Überschneidung zweier Mengen. In diesem experimentellen Kontext werden diese Mengen durch die Voxelmasken, die aus der Binarisierung der Segmentierungsergebnisse resultieren, dargestellt. Der Koeffizient ist definiert als Quotient aus dem Betrag des Schnittes und dem Betrag der Vereinigung beider Mengen:

$$C_T(P, Q) = \frac{|P \cap Q|}{|P \cup Q|} \tag{5.1}$$

Die Ähnlichkeit zwischen ihnen ist dann auf einen Wert zwischen 0 und 1 normiert. So ist ein einfaches Überdeckungsmaß für den Vergleich zweier Segmentierungsresultate gegeben.

Hausdorff-Distanz

Eine auf den Oberflächenabständen basierende Ähnlichkeitsmetrik ist die Hausdorff-Distanz. Sie bemisst wie weit zwei Mengen voneinander entfernt sind und ist definiert als:

$$D_H = (P, Q) = max\{d_h(P, Q), d_h(Q, P)\}$$
(5.2)

Dabei gilt für zwei Mengen:

$$d_h(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} d(a, b)$$
(5.3)

Der Hausdorff-Abstand beschreibt also die maximale Abweichung, die zwei Mengen zueinander aufweisen und charaktierisiert somit lokale "Ausreißer" in der Abweichung der Oberflächen. Wie schon beschrieben sind diese Mengen im Rahmen der Evaluierung durch die voxelisierten Segmentierungsergebnissen repräsentiert.

Durchschnittliche Oberflächendistanz

Während die Hausdorff-Distanz die maximale Oberflächendistanz misst, lässt sich die durchschnittliche Oberflächendistanz wie folgt berechnen:

$$D_M(P, Q) = \frac{\sum_{p \in P} \min_{q \in Q} d(p, q) + \sum_{q \in Q} \min_{p \in P} d(q, p)}{|A| + |B|}$$
(5.4)

Somit stehen drei Vergleichsmaße zur Verfügung, die einen umfangreichen und aussagekräftigen Vergleich von Ergebnissen medizinischer Segmentierungen erlauben.

5.2.2 Durchführung

Die Versuchsreihen für einen Test auf einen effektiven und effizienten Umgang mit den Korrekturmethoden durch einen Anwender werden von vier Probanden durchgeführt. Dabei sind zwei Probanden mit der Vorgehensweise der Korrekturtechniken sowie der Segmentierungsmethode der Stabilen Feder-Masse-Modelle vertraut, während zwei andere Probanden fachfremd sind und weder Erfahrungen mit den Korrekturwerkzeugen oder Stabilen Feder-Masse-Modellen, noch mit medizinischen Bilddaten und Segmentierungen selbst haben. Alle Testnutzer sind nicht fachlich medizinisch ausgebildet.

Jeder dieser Probanden führt zunächst, wie in 5.1.3 beschrieben, auf jedem der vorbearbeiteten Datensätze eine manuelle Nachkorrektur der jeweiligen dem Anwendungsfall entsprechenden anatomischen Struktur durch. Die manuell korrigierten Segmentierungen werden auf den in ihrer ursprünglichen Voxelauflösung befindlichen Datensätzen erstellt. Hierbei wird die Zeit gemessen, die für die Durchführung dieses Vorgangs benötigt wird, um für die Bewertung der Benutzung der eigen-entwickelten Korrekturtechniken einen zeitlichen Vergleichswert zu erheben.

Anschließend korrigiert der Nutzer in einer eigens dafür programmierten Testumgebung in jedem der bearbeiteten Datensätze den jeweiligen Testfall vollständig mit jeder der in Kapitel 4 vorgestellten Interaktionstechniken. Dabei wird wiederum die für die Nachbesserung benötigte Zeit gemessen, die dann mit der Zeit verglichen werden kann, die für die manuelle Korrektur des entsprechenden Testfalls aufgewendet wurde. Das Korrekturergebnis wird in einer binarisierten Transformation für einen späteren Vergleich mit der entsprechenden manuellen Nachbesserung abgespeichert. Um einen Indikator dafür zu bekommen, wie die Komplexität der interaktiven Korrekturmethoden in ihrer Nutzung zu bewerten sind, werden zusätzlich die bei der Korrektur getätigten Klicks gezählt und gespeichert. Konkret gestaltet sich der Testvorgang dann so, dass ein Proband nacheinander in den Datensätzen 1-4 für die darin dargestellte anatomische Struktur eine interaktive Korrektur an der für den Datensatz individuell vorberechneten SMSM-Segmentierung zunächst nur mit der Einzelmassenverschiebung durchführt. Die benötigte Zeit und getätigten Mausklicks werden festgehalten und das korrigierte Modell wird abgespeichert. Dann wird das vorher erstellte Segmentierungsergebnis wieder neu geladen und der Proband korrigiert das Modell erneut, diesmal mit der Massenbereichsverschiebung, wobei wiederum der Zeitaufwand und die Klickanzahl, sowie die korrigierte SMSM-Segmentierung abgespeichert werden. Dieser Vorgang wiederholt für jeden Datensatz unter Verwendung jeder Interaktionstechnik. Jeder Proband interagiert dabei auf den in der ursprünglichen Voxelauflösung befindlichen Datensätzen, während die Berechnungen zur Simulation der Modelldynamik auf den Ergebnisdatensätzen des Resampling durchgeführt werden, um gewünschte korrekte Segmentierungen zu erhalten.

Alle Korrekturen, sowohl manuell als auch interaktiv-automatisch durchgeführte, wurden von allen Probanden in der axialen Schichtansicht vorgenommen, um die untrainierten Testnutzer, die keinerlei Erfahrung mit medizinischen Bilddaten besitzen nicht zu überfordern und ein vergleichbares Ergebnis zwischen den zwei Probandengruppen zu erhalten. Damit kamen die untrainierten Probanden bei der Anwendung der Korrekturtechnik auch mit der Navigation durch den Bilddatensatz zurecht und konnten problemlos zu den Teilen einer Segmentierung gelangen, die sie für korrekturbedürftig befanden.

Sind für alle Testfälle mit jeder Korrekturmethode korrigierte SMSM-Segmentierungen erstellt worden, wird jede einzelne davon zunächst binarisiert und durch die im Vorbereitungsschritt erstellte Maske gefiltert und mit der ebenfalls maskierten manuell erstellten Version auf die im vorherigen Abschnitt vorgestellten Vergleichsmaße hin verglichen, so dass objektive Werte für die Qualität der durch die Interaktionstechniken erzeugten Segmentierungen in Bezug auf die manuelle Variante vorliegen.

Zusätzlich zu diesem Vergleich auf die verschiedenen Qualitätsmaße werden dem Probanden anschließend nacheinander Visualisierungen aller interaktiv automatisch erstellter Segmentierungsen zusammen mit einer Darstellung des manuell erstellten Segmentierungsergebnisses eines Datensatzes präsentiert, wobei der Proband bewertet, welche Form einer Visualisierung ihm anatomisch strukturell plausibler erscheint. Damit die medizinisch ungeschulten Probanden eine aussagekräftige Bewertung über diese Eigenschaft abgeben und die korrekte Form der entsprechenden anatomischen Strukturen abschätzen können, wurden ihnen dreidimensionale Beispiel-Visualisierungen der Strukturen vorgelegt. Abbildung 5.2 stellt eine solche vergleichende Darstellung der Visualisierungen der verschiedenen Korrekturergebnisse dar.

Ferner hat der Proband die Übereinstimmung einer jeden korrigierten Segmentierung mit den Bilddaten zu beurteilen, indem er jeden Datensatz, auf dem eine Korrektur durchgeführt wurde, in axialer Schichtansicht durchläuft und die Anpassung der segmentierten Kanten an die tatsächlichen Objektkanten mit einer Schulnote zensiert. Hier wurde sich Abbildung 5.2: Darstellung der Korrektur-Visualisierungen: links interaktivautomatisch, rechts manuell



Abbildung 5.3: Darstellung der überlagerten Visualisierung eines Korrekturergebnisses in Bilddaten



auf die axiale Sicht beschränkt, da auch die Korrekturen für diese Evaluierung auf dieser Darstellung des Bilddatensatzes durchgeführt wurden. So soll die Interaktion auch für ungelernte Nutzer, die mit medizinischen Bildern keine Erfahrung haben, so einfach wie möglich gestaltet werden. Abbildung 5.3 zeigt beispielhaft die überlagerte Visualisierung eines Korrekturergebnisses in einer Schicht eines Bilddatensatzes anhand derer die Übereinstimmung der korrigierten Segmentierung mit den tatsächlichen Daten subjektiv bewertet werden soll.

Um die allgemeine Anwenderfreundlichkeit eines Korrekturwerkzeugs zu untersuchen, wurden die Probanden außerdem gebeten eine subjektive Einschätzung über diesen Aspekt abzugeben.

5.2.3 Parametrisierung

Die Parametrisierung aller für die Anwendung der interaktiven Korrekturtechniken relevanter Variablen erfolgte durch eine empirische Bestimmung durch den Entwickler, die sich während vieler, die Implementierung begleitender, Testläufe als geeignet für eine effektive Durchführung der Techniken erwiesen. Die Anzahl der Einzelschritte für die Simulation der Bewegungsdynamik des segmentierenden SMSM wurde auf 300 festgelegt. Es zeigte sich, dass diese Anzahl problemlos ausreicht, um die anatomischen Strukturen, die für die Experimente relevant sind, mit zufriedenstellender Genauigkeit zu segmentieren. Die übrigen wichtigen Parameter sind in Tabelle 5.2 zusammengetragen.

Es sei an dieser Stelle kurz angemerkt, dass für die Einzelmassenverschiebung keine Parametrisierung notwendig ist.

Tabelle 5.2: Parametrisierung der	Korrekturtechnik	Bereichs- radius	Sensor- radius	Sensor- konstante	Verstärkungs- faktor
Korrekturwerkzeuge	Massenbereichsverschiebung	5	-	-	-
	Lasso-Sensoren	-	0	15	-
	Torsionskräfteverstärkung	7	0	15	5

5.3 Ergebnisse

In den folgenden Abschnitten werden die Ergebnisse der für die Evaluierung durchgeführten Experimente mit den interaktiven Korrekturwerkzeugen vorgestellt. Bei der Beschreibung der über die Korrekturverfahren gewonnenen Erkenntnisse sollen dabei sowohl Aspekte der Nutzerfreundlichkeit, als auch der Eignung für eine effektive Korrektur von Falschsegmentierungen analysiert werden.

5.3.1 Einzelmassenverschiebung

5.3.1.1 Nutzerfreundlichkeit

Erlernbarkeit

Es ließ sich feststellen, dass die Lernkurve, die den Erfolgsgrad des Lernens der Korrekturtechnik im Zeitverlauf darstellt, sehr steil ansteigt. Auch die beiden ungelernten Probanden waren nach einer kurzen Einführung in die Bedienung der Technik, sowie einer grundlegenden oberflächlichen Beschreibung über den Algorithmus, auf dem das Werkzeug basiert, und die zur Segmentierung genutzten Stabilen Feder-Masse-Modelle, problemlos in der Lage das Korrekturwerkzeug einzusetzen. Dabei wurde diesen Probanden lediglich der Aufbau einer Segmentierung als Menge von zusammenhängenden, durch Kanten verbundenen Punkten beschrieben und die Grundidee der Korrekturtechnik dargelegt, die darin besteht, dass einzelne Massepunkte auf die jeweils gewünschten Positionen verschoben werden, ähnlich einem elastischen Band aus dem eine Stelle herausgezogen wird. Dies reichte dafür aus, dass sich die Probanden eine Vorstellung davon machen konnte, wie die Interaktion zur Steuerung der Einzelmassenverschiebungs-Methode gestaltet werden muss. Ihnen war intuitiv klar, dass zur Korrektur eines falsch segmentierten Modellteils die Interaktionsaufgabe darin besteht, einfach die wahre Lokalisierung dieses Teils anzugeben, was bei allen Werkzeugen durch Anklicken solcher Orte in der axialen Schichtansicht des Datensatzes bewerkstelligt wird. Die im Entwurf befolgte Metapher wurde von den Probanden verstanden und begünstigte den Lernprozess.

Allgemeine Nutzbarkeit

Die einfache Gestaltung der Interaktion zur Einzelmassenverschiebungs-Korrektur, bei der eine komplexe Eingabe der für den Korrekturalgorithmus benötigten Parameter verhindert wird, indem sie lediglich auf dem Setzen einiger Klicks in den Bilddaten basiert, unterstützt so auch die Entwicklung eines mentalen Modells bei den Probanden. Die Anwendung des Werkzeugs fördert die Entwicklung der Erwartung, dass eine Korrektur durch Anwendung einer der entwickelten Korrekturtechnik durchgeführt wird, indem richtige Kanten der zu segmentierenden anatomischen Struktur in der Nähe von Falschsegmentierungen markiert werden.

Die gemessenen Daten belegen, dass die Interaktion schnell und einfach, auch von untrainierten Probanden, durchgeführt werden kann. Bei allen im Folgenden aufgeführten Daten handelt es sich um Durchschnittsdaten der jeweiligen Probandengruppe, also der untrainierten und der trainierten Gruppe. Die gemessenen Interaktionsdaten beider Probandengruppen bewegen sich in einem ähnlichen Rahmen, was zeigt, dass eine Bedienung der Korrekturtechnik mit wenigen Vorkenntnissen und nur kurzer Lernphase problemlos möglich ist. Zur Korrektur von Segmentierungen der rechten Schildknorpelplatte benötigten die trainierten Versuchspersonen im Durchschnitt zwischen 1:45 min und 2:47 min, während die Korrekturzeiten bei den untrainierten zwischen 1:32 min und 2:42 min betragen. Im Vergleich zu den für die manuelle Korrektur aufgewendeten Zeiten, die bei trainierten Probanden durchschnittlich zwischen 8:54 min und 22:53 min und bei untrainierten zwischen 4:30 min und 15:25 min liegen, ist eine klare Verbesserung erkennbar. Auch für eine Korrektur der Lymphknotensegmentierung konnte durch die Nutzung der Einzelmassenverschiebung eine Zeiteinsparung gegenüber der Verwendung des manuellen Korrekturverfahrens erreicht werden. Der gesamte Korrekturvorgang lag mit 47 s bei den trainierten Probanden und 54 s bei den untrainierten stets unter einer Minute, während bei der manuellen Variante von den trainierten durchschnittlich 3:50 min. und von den untrainierten 4:38 min. für die Korrekturdurchführung benötigt wurden.

Die Anzahl der durchgeführten Klicks während eines Korrekturvorgangs unterscheiden sich nicht signifikant zwischen den beiden Probandengruppen. Die trainierten Testanwender klickten während der Nutzung der Einzelmassenverschiebung zwischen 13 – 19 mal für eine Korrektur der Segmentierungen der rechten Schildknorpelplatte und 12 mal bei der Korrektur der Lymphknotensegmentierung, während sich die Daten bei der untrainierten Gruppe in ähnlichen Bereichen bewegten. So führten sie 12–22 Klicks für den Schildknorpel-Anwendungsfall und 14 Klicks für den Lymphknoten-Anwendungsfall aus. Vergleicht man diese Klickzahlen mit denen der Massenbereichsverschiebung und des Torsionsverstärkungs-Werkzeugs in den Tabellen 5.6 und 5.12 fallen sie höher aus. Dieser Umstand lässt sich dadurch erklären, dass alle Nutzer schnell verstanden, dass eine Korrektur mit der Einzelmassenverschiebung mit jedem Klick stets nur einen Massepunkt manipuliert, während die Massenbereichsverschiebung und Torsionsverstärkungs-Werkzeug Einfluss auf mehrere Punkte nehmen. Die Kenntnis über dieses Verhalten wurde auch von den ungelernten Probanden schnell verinnerlicht und in das mentale Modell über die Technik integriert. In Tabelle 5.3 werden die beschriebenen Daten zusammenfassend dargestellt.

Tabelle 5.3:
Interaktionsdaten der
Einzelmassenver-
schiebung

Datensatz	Struktur	Zeit	Klicks	Zeit	Klicks	Zeit - manuell	Zeit - manuell
		(trainiert)	(trainiert)	(untrainiert)	(untrainiert)	(trainiert)	(untrainiert)
Datensatz 1	Schildknorpel	00:02:23	19	00:01:32	15	00:22:53	00:15:25
Datensatz 2	Schildknorpel	00:02:47	13	00:02:24	12	00:15:42	00:08:04
Datensatz 3	Schil dkn orp el	00:01:45	15	00:02:42	22	00:08:54	00:04:30
Datensatz 4	Lymphknoten	00:00:47	12	00:00:54	14	00:03:50	00:04:38

Zu betonen ist, dass die Durchführung einer Korrektur unter Zuhilfenahme der Einzelmassenverschiebung nur so lange dauert, weil die Durchführung der Simulation der Modelldynamik so rechenintensiv ist. Mit steigender Komplexität der Modellstruktur benötigt auch die Simulation der Modelldynamik mehr Zeit. Das erklärt auch, warum die Korrektur der Lymphknotensegmentierungen schneller bewerkstelligt werden kann als die der Schildknorpel-Segmentierungen. Eine effiziente Programmierung der Korrekturtechnik würde hier auch den Gesamt-Korrekturprozess beschleunigen.

Erwähnenswert ist außerdem, dass offenbar bereits ein Durchlauf des Korrekturprozesses, bestehend aus nutzergesteuerter Festlegung von Punkten im Datensatz, sowie anschließender Durchführung korrigierender Modellmanipulationen und Simulationen der Modelldynamik, ausreichte, um den entsprechenden Anwendungsfall vollständig zu korrigieren. Eine zweite Iteration war während der Experimente mit der Einzelmassenverschiebung nie notwendig.

Bei weitergehenden Tests des Verfassers der vorliegenden Arbeit abseits der Experimente für die Evaluierung wurde festgestellt, dass die Anzahl der Iterationen maßgeblich davon abhängt, wie die initialen Punkte im Datensatz bestimmt werden. Bei einer Definition in der Nähe von klar erkennbaren Kanten konnte ein besseres Korrekturergebnis erzielt werden, als bei einer anderweitigen Punktbestimmung. In einem solchen Fall, bei dem aufgrund der passenden initialen Positionierung ein gutes Korrekturergebnis erstellt werden konnte, war dann nur eine Korrekturiteration notwendig. Sollte doch ein weiterer Korrekturdurchlauf notwendig sein, zeigte es sich dabei, dass die Korrekturtechnik effektiver arbeitet, wenn vor dem erneuten Durchlauf die in der vorigen Iteration definierten Punkte gelöscht werden.

Es kann insgesamt also festgestellt werden, dass die in Kapitel 4 an die Technik gestellte Anforderung einer möglichst schnell und einfach handhabbaren, sowie leicht erlernbaren Korrekturtechnik erfüllt ist. Sie weist ein hohes Maß an Intuition auf, was durch die Interaktionstechnik, mit der auch alle anderen Techniken kontrolliert werden, auch für diese anderen gilt. Außerdem wurde die Benutzbarkeit des Einzelmassenverschiebungs-Werkzeugs von allen Probanden, sowohl denen, die mit den zugrunde liegenden Algorithmen vertraut sind, als auch diejenigen die darüber keine Kenntnis besitzen und fachfremd bezüglich medizinischer Bilddaten und/oder Segmentierungen sind, als gut bis sehr gut bewertet. Bei der Bewertung des Werkzeugs durch die Vergabe einer Schulnote für die Anwendbarkeit durch die subjektive Einschätzung der jeweiligen Probanden, wurde die Note 1,7 bei den trainierten und die Note 1,9 bei den untrainierten Testpersonen erreicht, was die vorher beschriebenen Beobachtungen bzgl. der einfachen Erlernbarkeit und Anwendung unterstreicht.

5.3.1.2 Eignung

Subjektives Übereinstimmungsmaß

Alle Probanden waren mit Hilfe der Einzelmassenverschiebung in der Lage eine Falschsegmentierung so zu korrigieren, dass die Übereinstimmung des korrigierten Segmentierungsergebnisses mit den tatsächlichen Bilddaten unter Berücksichtigung der begrenzten Vernetzung des segmentierenden SMSM und der Beschränkung der Korrektur auf die axiale Ansicht subjektiv ausreichend genau ausfiel. Die für den Übereinstimmungsgrad zu vergebenden Schulnoten bewegen sich für die Korrektur von Segmentierungen der rechten Schildknorpelplatte bei den trainierten Probanden im Bereich zwischen 3^+ (2,5) und 3 (2,9) und bewerten die Übereinstimmung der Lymphknotensegmentierung mit der im Datensatz abgebildeten Struktur mit einer 2^+ (1,7). Die ungelernten Testanwender vergaben dabei Noten zwischen 3^+ (2,7) und 3^- (3,3) für die Übereinstimmung der Korrektursegmentierungen des Schildknorpels und eine $2^{-}(2,4)$ für die der korrigierten Lymphknotensegmentierung. Die subjektive Qualität der Korrekturergebnisse wird also insgesamt positiv bewertet. Die gesammelten Notendurchschnitte sind in Tabelle 5.4 zusammengefasst.

Tabelle 5.4: Subjektive Bewertung der Übereinstimmung – Einzelmassenverschiebung

Datensatz	$\operatorname{Strukt}\operatorname{ur}$	Notenschnitt	Notenschnitt
		(trainiert)	(untrainiert)
Datensatz 1	Schildknorpel	2,9	2,7
Datensatz 2	${ m Schildknorpel}$	2,9	2,9
Datensatz 3	${ m Schildknorpel}$	2,5	3,3
Datensatz 4	Lymphknoten	1,7	2,4

Anwendungsgebiet des Werkzeugs

Wie schon im Entwurf erwartet, lässt sich die Korrekturtechnik effektiv auf falsch segmentierte Kanten anwenden, die einem nur wenig zu korrigierenden Modellteil angehören. Besonders bei fehlerhaften Lymphknotensegmentierungen ist eine umfangreiche Korrektur oft gar nicht nötig, weil nur ein kurzer Kantenzug falsch segmentiert wurde. In solchen Fällen erweist sich die Einzelmassenverschiebung als besonders effektiv. Abbildung 5.4 stellt einen solchen Korrekturvorgang exemplarisch dar. Abbildung 5.4: Korrektur einer Lymphknotensegmentierung – Einzelmassenverschiebung



Bei aufwändigeren Strukturen, wie dem Schildknorpel entstehen aufgrund der Vorgehensweise der Technik, bei der eben nur einzelne Massen verschoben werden, spitze Ausbeulungen an den korrigierten Stellen, was die anatomische Plausibilität der Korrekturergebnisse beeinträchtigt, wie Abbildung 5.5 veranschaulicht.

Abbildung 5.5: Korrektur einer Schildknorpel-Segmentierung – Einzelmassenverschiebung



Diese Erkenntnis wird auch durch die Noten belegt. Vor allem bei der trainierten Anwendergruppe wurde die Übereinstimmung der korrigierten Lymphknotensegmentierungen mit den Bilddaten subjektiv besser bewertet, als die der Schildknorpel-Segmentierung-Korrekturen. Auch bei den untrainierten Probanden zeichnet sich eine Tendenz in den Noten ab, die diese Aussagen bestätigt.

Anatomische Plausibilität

Bei der Darstellung einer Visualisierung des korrigierten Segmentierungsergebnisses der in jedem Datensatz segmentierten anatomischen Struktur im direkten Vergleich mit der jeweiligen manuell korrigierten Segmentierung wurde von jedem Proband die anatomische Plausibilität der durch die Einzelmassenverschiebung korrigierten Segmentierung besser eingeschätzt als von der manuellen Variante. Damit auch die ungelernten Testanwender eine fundierte Aussage über die strukturellen Eigenschaften einer Korrektur treffen konnten, wurden ihnen Beispieldarstellung der betreffenden anatomischen Strukturen vorgelegt.

Vergleich auf Metriken

Auch die Werte der objektiv ermittelten Vergleichsmaße zeigen, dass die Qualität der interaktiv-automatisch korrigierten Segmentierungen untereinander auf allen Datensätzen im Vergleich zur manuell erstellten Korrektur ähnlich ist, vor allem auch interpersonell zwischen den Probanden, sowohl den gelernten als auch den ungelernten. Es ist zu erkennen, dass die Werte objektiv schlecht ausfallen. So sind die errechneten Hausdorffund mittleren Oberflächendistanzen in allen Fällen relativ hoch, während der Tanimoto-Koeffizient niedrige Werte annimmt, wie in Tabelle 5.5 dargelegt ist.

Tabelle 5.5: Vergleich auf Qualitätsmaße – Einzelmassenverschiebung

Datensatz	Struktur	Tanimoto	Hausdorff	D. Oberflächendist.	Tanimoto	Hausdorff	D. Oberflächendist.
		(trainiert)	(trainiert)	(trainiert)	(untrainiert)	(untrainiert)	(untrainiert)
Datensatz 1	Schildknorpel	0,6	8,29	1,21	0,62	9,04	1,16
Datensatz 2	Schildknorpel	0,6	9,01	1,4	0,64	10, 61	1,07
Datensatz 3	Schildknorpel	0,62	9,45	1,43	0,69	7,9	0,83
Datensatz 4	Lymphknoten	0,74	7,52	1,28	0,68	9	1,89

Der Grund dafür liegt darin, dass bei den Schildknorpel-Segmentierungen vor allem die Übergänge von der Plattenwand zu den Hörnern schlecht segmentiert werden können. Das liegt einerseits an der zu dünn besetzten Auflösung des verwendeten Modells an den entsprechenden Stellen. Andererseits müsste hier eine Korrektur in saggitaler Schichtansicht erfolgen, um die Konturen des Schildknorpels an den Übergängen effektiv markieren zu können.

Bei den Korrekturen des nekrotischen Lymphknotens verhält es sich ähnlich schwierig. Hier werden der obere und untere Teilbereich des Lymphknotens nicht korrekt segmentiert. Auch hier ist eine vollständige Korrektur dieser Bereiche nur durch eine Bearbeitung in der axialen Schichtansicht nicht möglich. Eine zusätzliche Korrektur in saggitaler Sicht sollte dabei in Bezug auf die Qualitätsmaße bessere Werte liefern.

Bei der Gruppe der trainierten Probanden lässt sich zudem erkennen, dass die vergebenen Schulnoten für die Schildknorpel- und Lymphknoten-Korrekturen mit den Werten der Qualitätsmaße korrespondieren. Das bedeutet, die quantitativen Werte für die korrigierten Schildknorpel-Segmentierungen der Datensätze 1–3 fallen schlechter aus, als die für korrigierte Lymphknotensegmentierung von Datensatz 4, was sich in den Noten widerspiegelt, die ebenso für Datensatz 4 besser bewertet wurden als für die Datensätze 1–3.

5.3.2 Massenbereichsverschiebung

5.3.2.1 Nutzerfreundlichkeit

Erlernbarkeit

Auch das Massenbereichsverschiebungs-Werkzeug wurde, wie auch die Einzelmassenverschiebung, von den ungelernten Testanwendern in kurzer Zeit erlernt. Da die Interaktionstechnik zur Steuerung des Werkzeugs derjenigen der Einzelmassenverschiebung stark ähnelt, war den untrainierten Probanden unmittelbar klar, dass sie für eine erfolgreiche Korrektur durch Einsatz der Massenbereichsverschiebung jeweils eine Menge von Punkten in den Bilddaten bestimmen, welche auf in der Nähe des wahren Ortes einer falsch segmentierten Strukturkontur liegen müssen. Diese Interaktionsaufgabe wird auch bei der Massenbereichsverschiebung gelöst, indem die Punkte in der axialen Schichtansicht angeklickt werden. Es genügte den Probanden zu erklären, wie die Korrektur in ihren
grundlegenden Schritten abläuft. Dafür wurde erläutert, dass das Werkzeug eine Menge von Massepunkten auf die von ihnen im Datensatz definierten Punkte verschiebt, wobei sie darauf achten müssen, dass diese Punkte nicht zu nah beieinander liegen, damit sich die errechneten Massebereiche nicht überschneiden. Um ihnen das Konzept zu veranschaulichen, wurde zusätzlich die Analogie zu einem elastischen Objekt, aus dem ein Teilbereich herausgezogen wird, verdeutlicht. Danach waren die ungelernten Testnutzer in der Lage, die Korrekturtechnik effektiv anzuwenden. Die Umsetzung der im Entwurf beschriebenen Metapher trug zur Unterstützung des Lernprozesses bei. Wie schon im Falle der Beschreibung der Einzelmassenverschiebung aufgezeigt, lässt sich also auch die Massenbereichsverschiebung intuitiv bedienen.

Allgemeine Nutzbarkeit

Der Komplexitätsgrad der Interaktion zur Tätigung der für den Korrekturalgorithmus benötigten Eingaben ist gering. Die Interaktionstechnik basiert lediglich auf dem Anklicken einiger Positionen im Datensatz. Wie auch bei der Einzelmassenverschiebung wird deshalb eine Entstehung eines effektiven mentalen Modells begünstigt, das dann beinhaltet, dass eine Korrektur allein durch die Selektion von korrekten Kantenverläufen vorgenommen werden kann.

Die Messdaten unterlegen, dass das Massenbereichsverschiebungs-Werkzeug eine schnelle, leicht zu bedienende Möglichkeit zur Korrektur von SMSM-Segmentierungen bietet. Zur Korrektur der rechten Schildknorpelplatten benötigten die trainierten Testanwender durchschnittlich zwischen 1:30 min und 2:23 min, sowie lediglich 29 s für die Korrektur der Segmentierung eines nekrotischen Lymphknotens. Es ist erkennbar, dass diese Zeiten wesentlich besser sind als die für die manuell erstellte korrigierte Segmentierung benötigten, welche im Rahmen zwischen 8:54 min und 22:53 min bei den Schildknorpel-Segmentierungen und bei 3:50 min bei der Lymphknoten-Segmentierung liegen. Eine ähnliche Verbesserung der aufgewendeten Zeiten zeigte sich auch bei der Gruppe der untrainierten Testpersonen. Sie benötigten im besten Fall bei der Korrektur der Schildknorpel-Segmentierung in Datensatz 1 durchschnittlich sogar weniger Zeit als die trainierte Gruppe, nämlich 1:20 min. Mit 3:16 min dauerte die Bearbeitung der Fehlsegmentierung in Datensatz 3 durchschnittlich am längsten an. Die Erstellung einer manuellen Korrektursegmentierung bedurfte mit Zeiten zwischen 4:30 min und 15:25 min ungleich mehr Aufwand. Auch die Lymphknotensegmentierung konnte mit einer Zeitersparnis durch Zuhilfenahme der Massenbereichsverschiebungs-Technik korrigiert werden, wie die Zeit von 38 s im Vergleich zu 4:38 min für die manuell konstruierte Version zeigt.

Die Zahlen der ausgeführten Klicks liegen innerhalb der mit der Massenbereichsverschiebung korrigierten zwischen den Probandengruppen in einem ähnlichen Bereich für alle Anwendungsfälle. Während die trainierten Probanden innerhalb des Korrekturprozesses zwischen 4 und 9 Klicks durchführten, unterscheidet sich dieses Intervall bei den Trainierten mit 6 bis 10 Klicks kaum. Die beschriebenen Interaktionsdaten wurden in Tabelle 5.6 zusammengetragen.

Tabelle 5.6:Interaktionsdaten derMassenbereichsver-
schiebung

Datensatz	Struktur	Zeit	Klicks	Zeit	Klicks	Zeit - manuell	Zeit - manuell
		(trainiert)	(trainiert)	(untrainiert)	(untrainiert)	(trainiert)	(untrainiert)
Datensatz 1	Schildknorpel	00:01:30	9	00:01:20	5	00:22:53	00:15:25
Datensatz 2	Schildknorpel	00:01:53	6	00:02:20	6	00:15:42	00:08:04
Datensatz 3	Schildknorpel	00:02:23	10	00:03:16	9	00:08:54	00:04:30
Datensatz 4	Lymphknoten	00:00:29	6	00:00:38	4	00:03:50	00:04:38

Im Vergleich zur Einzelmassenverschiebung und Lasso-Sensor-Korrektur wurden von den Probanden weniger Klicks durchgeführt, wie sich aus den Tabellen 5.3 und 5.9 ablesen lässt. Diese geringeren Zahlen kommen dadurch zustande, dass bei der Massenbereichsverschiebung stets eine Menge von Massepunkten verarbeitet und in Richtung der definierten Punkte bewegt werden, so dass mit weniger Klicks ebenso viele Punkte beeinflusst werden wie mit mehreren Klicks bei den Korrekturwerkzeugen, die jeweils nur einzelne Punkte modifizieren. Da die untrainierten Probanden auf dieses Verhalten während der Einweisung in die Korrekturtechnik hingewiesen wurden und dieses schnell verstanden, also in ihr mentales Modell über die Funktionsweise der Technik einbetteten, benötigten auch sie nur wenige Klicks zur erfolgreichen Korrektur eines Anwendungsfalls.

Die Interaktionsdaten der untrainierten Probanden weichen nur unwesentlich von denen der trainierten Testnutzer ab, was erneut ein Beleg für die schnelle Erlernbarkeit und einfache Bedienbarkeit der Massenbereichsverschiebung ist, da auch ungelernte Anwender ohne besondere Vorkenntnisse eine schnelle Korrektur durchführen konnten.

Die kurzen Korrekturzeiten der Lymphknotensegmentierungen resultieren aus der geringeren Komplexität des SMSM gegenüber dem zur Segmentierung des Schildknorpels genutzten Modells. Die Dauer der Korrekturen hängt also nicht von der Interaktion der Nutzer ab, sondern von der teuren Berechnung der Simulation der Modelldynamik und des Korrekturalgorithmus. Optimierungen dieser Programmteile sowie schnellere Hardware würden die Dauer des Korrekturablaufs reduzieren.

Wie schon bei der Einzelmassenverschiebung war zu beobachten, dass eine Iteration eines Korrekturprozesses für eine ausreichende Verbesserung einer Segmentierung ausreicht, wobei die initiale Platzierung der nutzerdefinierten Punkte eine bedeutende Rolle spielt. Liegen diese zu dicht beieinander, kann das zu ungenügenden Korrekturergebnissen in den jeweiligen Modellbereichen führen. Es muss also Prozesswissen über diese Vorbedingung in den Korrekturvorgang durch den jeweiligen Anwender für eine effektive Korrektur eingebracht werden. Muss eine weitere Iteration durchgeführt werden, sollten, wie schon im vorherigen Abschnitt zur Einzelmassenverschiebung beschrieben, die vorher festgelegten zunächst Punkte gelöscht werden.

Zusammengefasst ermöglicht auch das Werkzeug der Massenbereichsverschiebung, wie in Kapitel 4 gefordert, die Durchführung schneller und intuitiv steuerbarer Korrekturen.

Die Anwenderfreundlichkeit des Massenbereichsverschiebungs-Werkzeugs wurde von den Probanden als voll befriedigend bewertet. Die trainierte Nutzergruppe vergab im Mittel die Schulnote 2,7, während die untrainierte das Werkzeug mit 2,5 benotete. Im Vergleich zur Einzelmassenverschiebung wurden also etwas schlechtere Noten erreicht. Als Grund hierfür nannten die Probanden, dass sie nicht beliebig Punkte im Datensatz anklicken durften, sondern darauf achten mussten, die Punkte nicht zu nah beieinander auszuwählen.

5.3.2.2 Eignung

Subjektives Übereinstimmungsmaß

Die Probanden beider Testgruppen, trainiert und untrainiert, vermochten es mit Hilfe der Massenbereichsverschiebungs-Technik die Fehlsegmentierungen in axialer Schichtansicht so zu verbessern, dass die Übereinstimmung des Ergebnisses mit den Bilddaten subjektiv als zufrieden stellend bewertet werden konnte. Dies äußert sich in den für das Übereinstimmungsmaß der korrigierten Segmentierungen mit den tatsächlichen Datensätzen in axialer Schichtansicht vergebenen Schulnoten. Diese liegen für die trainierte Probandengruppe zwischen 3^+ (2,7) und 3 für korrigierte Segmentierungen der rechten Schildknorpelplatte. Die Übereinstimmung der Lymphknotensegmentierung wurde mit 2^+ (1,7) besser bewertet. Bei den untrainierten Testnutzern verhält sich die Notenverteilung bei den Segmentierungen des Schildknorpels ähnlich. Sie reicht hier von 3^+ (2,5) bis 3^- (3,2). Die durchschnittliche Bewertung der Übereinstimmung der korrigierten Lymphknotensegmentierung fällt hier mit 3^+ (2.5) gegenüber der durch die trainierten Probanden vergebenen Note etwas ab. Diese beschriebenen Werte können in Tabelle 5.7 nachvollzogen werden.

Taballa 5.7.				
	Datensatz	$\operatorname{Strukt}\operatorname{ur}$	Notenschnitt	Notenschnitt
Bewertung der			(trainiert)	(untrainiert)
Übereinstimmung –	Datensatz 1	Schildknorpel	2,7	2,5
Massenbereichsver-	Datensatz 2	Schildknorpel	2,7	3,2
schiebung	Datensatz 3	Schildknorpel	3,0	2,7
	Datensatz 4	Lymphknoten	1,7	2,5

Anwendungsgebiete

Besonders gut ließ sich das Korrekturwerkzeug auf falsch segmentierte Modellteile anwenden, die einen größeren Kantenzug der gesuchten Struktur falsch bestimmen. Dies ist oft dann der Fall, wenn statt einer äußeren Randkante eine innere Kante segmentiert wird oder die Grauwertinformationen in der unmittelbaren Umgebung der Struktur denen der Strukturkanten in diesem Bereich gleichen. Diese Eigenschaft war besonders bei der Korrektur falsch segmentierter Teile an der Seitenwand der rechten Schildknorpelplatte hilfreich, wie die Darstellung eines entsprechenden Korrekturvorgangs in Abbildung 5.6 zeigt. Abbildung 5.6: Korrektur einer Schildknorpelseite – Massenbereichsverschiebung



Auch die Hörner des Schildknorpels, sowie fehlerhaft extrahierte Randkanten des nekrotischen Lymphknoten konnte mit Hilfe der Technik effektiv ausgebessert werden. Ein Beispiel hierfür wird in Abbildung 5.7 dargestellt.





Insgesamt korrelieren die Noten, vor allem die der Korrektur der Lymphknotensegmentierung, mit der Effektivität des Werkzeugs. Die zusammenfassend als befriedigend bewerteten Korrekturen der Schildknorpel-Segmentierungen fallen in der Note gegenüber der Lymphknoten-Segmentierung, besonders in der trainierten Nutzergruppe, etwas ab, weil die Übergänge der Seitenwände des Schildknorpels zu dessen Hörnern in der axialen Ansicht nur schwierig bearbeitet werden konnten. Aus bereits genannten Gründen der Berücksichtigung der Kenntnisstände über medizinische Bilddaten von ungelernten Probanden, wurde die Durchführung einer Korrektur auf diese Ansicht beschränkt.

Anatomische Plausibilität

Auch für die Massenbereichsverschiebungs-Technik wurden den Probanden Visualisierungen der interaktiv-automatisch sowie manuell erstellten Korrektursegmentierungen angezeigt, bei denen die Probanden nach Vorlage von dreidimensionalen Beispieldarstellungen der Schildknorpel und Lymphknoten die anatomische Plausibilität der jeweiligen korrigierten Segmentierung im Vergleich mit der manuell erstellten Version für einen Datensatz bewerten sollten. Hierbei ergab sich erneut, dass die durch Anwendung der Technik bestimmten Korrekturen stets für strukturell glaubwürdiger befunden wurden.

Vergleich auf Metriken

Die objektiv gemessenen Qualitätsmerkmale der durch Nutzung der Massenbereichsverschiebungs-Technik korrigierten Segmentierungen in Relation zu der manuell erstellten Korrektur weisen ähnliche Charakteristika auf, wie die bei der Beschreibung der Evaluierungsergebnisse der Einzelmassenverschiebung dargelegten Werte.

Wiederum fallen alle erfassten Daten, objektiv betrachtet, relativ schlecht aus. Das bedeutet, dass die Distanzmaße, also Hausdorff-Distanz und die durchschnittliche Oberflächendistanz, hohe Werte annehmen, während der Tanimoto-Koeffizient als Überdeckungsmaß gering bemessen ist. Diese Werte sind in Tabelle 5.8 zusammengefasst.

Tabelle 5.8:
Vergleich auf
Qualitätsmaße -
Massenbereichsver-
schiebung

Datensatz	Struktur	Tanimoto	Hausdorff	D. Oberflächendist.	Tanimoto	Hausdorff	D. Oberflächendist.
		(trainiert)	(trainiert)	(trainiert)	(untrainiert)	(untrainiert)	(untrainiert)
Datensatz 1	Schildknorpel	0,62	9,1	1,2	0,64	8,07	1,09
Datensatz 2	Schildknorpel	0,58	10, 51	1,49	0,63	10, 56	1,05
Datensatz 3	Schildknorpel	0,57	10, 56	1,75	0,71	7,71	0,77
Datensatz 4	Lymphknoten	0,74	7,52	1,25	0,67	9	1,92

Dieser Umstand lässt sich für beide Nutzergruppen auf allen Datensätzen beobachten. Die Gründe hierfür liegen einerseits in der bereits erläuterten Beschränkung des Korrekturvorganges auf die axiale Schichtansicht, die eine effektive Korrektur von Fehlsegmentierungen in verschiedenen Höhen verhindert. So kommen vor allem an den Übergängen der Schildknorpelwand zu dessen Hörnern große Differenzen zur manuell erstellten Korrektursegmentierungen zu Stande. Die Ausweitung des Korrekturprozesses auf saggitale Schichtansichten sollte dem Nutzer eine einfache Markierung von Punkten auf solchen Übergängen in verschiedenen Höhenebenen ermöglichen, was zu objektiv besseren Qualitätsmaßen führen sollte.

Andererseits reicht die Auflösung des zur Segmentierung genutzten Stabilen Feder-Masse-Modells oftmals nicht aus, um sämtliche Details der gesuchten Struktur korrekt zu bestimmen.

Bei den trainierten Probanden korreliert die Note zudem mit den errechneten Daten. Die korrigierte Lymphknoten-Segmentierung besitzt von allen Testfällen die besten Kenndaten und übertrifft die Güte der Schildknorpel-Korrekturen deutlich. Entsprechend erreichte die Lymphknoten-Korrektur durchschnittlich eine 2^+ (1,7), während die Schildknorpel-Korrekturen, die ähnliche Werte für die Qualitätsmaße aufweisen, im befriedigenden Bereich liegen (2,7-3).

5.3.3 Lasso-Sensoren

5.3.3.1 Nutzerfreundlichkeit

Erlernbarkeit

Für die Korrektur durch die Verwendung der Lasso-Sensoren, die in ihrer Interaktionsaufgabe und -technik den anderen Methoden gleicht, wurde wie zuvor beobachtet, dass auch ungelernte Anwender einen schnellen Einstieg in die effektive Nutzung der Methode finden und deren Umgang mit schnell ansteigender Lernkurve beherrschen. Aufgrund der im Vergleich zu den anderen Werkzeugen gleichen Interaktionen, gelten die die Einfachheit und Intuition der Interaktionsmöglichkeiten betreffenden Attribute auch für die Anwendung der Lasso-Sensoren. Die Interaktionstechnik fördert in gleichem Maße wie die in den vorhergehenden Abschnitten beschriebenen Werkzeuge die Entwicklung eines mentalen Modells, dessen Inhalt in dem entsprechenden Abschnitt zur Erläuterung der Experimente unter Nutzung dieser Methode bereits beschrieben wurde, weshalb hier nicht noch einmal darauf eingegangen werden soll. Damit sich die Probanden der ungelernten Gruppe eine Vorstellung davon machen konnten, wie die Lasso-Sensoren funktionieren, wurde ihnen mit Bezug auf die Lasso-Metapher lediglich erklärt, dass die von ihnen definierten Punkte die ihnen nächstgelegenen Modellpunkte, wie mit einem Lasso, zu sich heranziehen.

Eine intuitiv steuerbare Interaktionstechnik zur Korrektur von durch Anwendung Stabiler Feder-Masse-Modelle berechneter Segmentierungen ist also insgesamt gegeben, womit die in entsprechenden in Kapitel 4 gestellten Anforderungen erfüllt sind.

Allgemeine Nutzbarkeit

Aufgrund der zur Einzelmassen- und Massenbereichsverschiebung analogen Interaktionstechnik, die zur Steuerung des Werkzeugs angewendet wird, gelten die gleichen den Schwierigkeitsgrad deren Anwendungen betreffenden Eigenschaften.

Die gemessenen Daten zur Interaktion untermauern die zur Intuition und Einfachheit aufgestellten Thesen. Im Vergleich zu den auf manuelle Weise durchgeführten Korrekturen ist ein weitaus geringerer Zeitaufwand zu verzeichnen. Während trainierte Probanden für die Bearbeitung der Schildknorpel-Segmentierungen zwischen 1:22 min und 1:42 min und für die Korrektur der Lymphknoten-Segmentierung 36 s benötigen, belief sich der Zeitaufwand für die Erstellung der manuellen Korrektursegmentierungen weitaus höher (8:54 min bis 22:53 min für die Korrektur der Schildknorpel-Segmentierung und 3:50 min bei der Ausbesserung der Lymphknoten-Segmentierung). Die untrainierten Testanwender erreichten bei der Korrektur durch Einsatz der Lasso-Sensoren Zeiten zwischen 1:32 min und 2:42 min für die Bearbeitung von Schildknorpel-Segmentierungen (8:54 min bis 22:53 min für die manuelle Korrektur), sowie 54 s für die Korrektur des Lymphknoten-Modells (4:38 min manuell). Sie benötigten nur geringfügig länger für die Korrekturdurchführung. Der Grund hierfür wird später noch erläutert. Es zeigt aber auch, dass die Lasso-Sensoren nach einer kurzen Lernphase gut verstanden und effektiv eingesetzt wurden. Auch die untrainierten Probanden waren in der Lage Korrekturen mit großen Zeiteinsparungen durchzuführen.

Die Anzahl der getätigten Klicks beträgt zwischen 13 und 19 für die Korrekturen der rechten Schildknorpelplatte mit Hilfe der Lasso-Sensoren durch trainierte Testnutzer, sowie 12 Klicks bei der Korrektur des Segmentierungsergebnisses des nekrotischen Lymphknotens. Ein ähnliches Klickverhalten zeigten die untrainierten Probanden, welche 12 bis 22 mal zur Korrektur der Schildknorpel-Segmentierung klickten und 14 Klicks für die der Lymphknotensegmentierung benötigten. Die erläuterten Daten zur Interaktion mit dem Werkzeug sind in Tabelle 5.9 aufgelistet.

Tabelle 5.9: Interaktionsdaten der Lasso-Sensor-Korrektur

9:	Datensatz	Struktur	Zeit	Klicks	Zeit	Klicks	Zeit - manuell	Zeit - manuell
er			(trainiert)	(trainiert)	(untrainiert)	(untrainiert)	(trainiert)	(untrainiert)
or-	Datensatz 1	$\operatorname{Schil}\operatorname{dkn}\operatorname{orp}\operatorname{el}$	00:01:42	19	00:01:32	15	00:22:53	00:15:25
	Datensatz 2	$\operatorname{Schil}\operatorname{dkn}\operatorname{orp}\operatorname{el}$	00:01:27	13	00:02:24	12	00:15:42	00:08:04
ur	Datensatz 3	Schildknorp el	00:01:22	15	00:02:42	22	00:08:54	00:04:30
	Datensatz 4	Lymphknoten	00:00:36	12	00:00:54	14	00:03:50	00:04:38

Die Gründe für diese, im Vergleich zu den bei der Anwendung des Massenbereichsverschiebungs-Werkzeug und Torsionskräfteverstärkung gemessenen Werte (Tabellen 5.6 und 5.12), größere Klickzahlen gleichen den bei der Beschreibung der Experimente zum Einzelmassenverschiebungs-Werkzeug erläuterten. Allen Probanden war bewusst, dass die Lasso-Sensoren jeweils auf einen einzelnen, den nächstgelegenen, Massepunkt einwirken. Zur vollständigen Korrektur eines fehlerhaften Modells mussten also mehr Positionen in den Datensatzschichten selektiert werden, als dies bei Korrekturvorgängen, die durch Anwendung der Massenbereichsverschiebungs- oder Torsionskräfteverstärkungs-Methode vollzogen wurden, der Fall war.

Für die im Rahmen der Experimente durchgeführten Experimente benötigten die trainierten Probanden eine Korrekturiteration, bestehend aus Definition der Positionen, an denen die Lasso-Sensoren erstellt werden sollen, sowie der Durchführung des Simulationsprozesses der Modelldynamik des segmentierenden SMSM. Die Untrainierten durchliefen bei den in Datensatz 2 und 3 durchgeführten Korrekturen zwei Iterationen, weshalb hier im Durchschnitt länger für den Gesamtvorgang gebraucht wurde. Im Gegensatz zu den beiden schon beschriebenen Korrekturmethoden, bei denen definierte Punkte vor einer erneuten Modellsimulation gelöscht werden sollten, ist das Entfernen bereits gesetzter Lasso-Sensoren vor einem Korrekturprozess nicht sinnvoll, da sonst bereits korrigierte Modellteile wieder auf falsche Positionen im Datensatz verschoben werden können. Die durch die vorher erstellten Lasso-Sensoren zusätzlichen Modellinformationen gingen so verloren.

Insgesamt steht durch die Lasso-Sensoren ein effektives Werkzeug zur korrigierenden Manipulation eines Stabilen Feder-Masse-Modells zur Verfügung, das durch den geringen Schwierigkeitsgrad der zur Steuerung genutzten Interaktionstechnik einfach und intuitiv bedient werden kann.

Von allen entworfenen Korrekturmethoden wurde die Anwendung der Lasso-Sensoren in ihrer Nutzbarkeit am Besten bewertet. Bei der Vergabe von Schulnoten für die Gesamt-Anwenderfreundlichkeit des Werkzeugs vergaben die trainierten Probanden im Durchschnitt eine 1⁻ (1,2). Die untrainierte Probandengruppe stimmten hiermit überein und benotete das Werkzeug mit 1⁻ (1,4) ähnlich gut. Als Gründe hierfür gaben die Probanden an, dass eine Korrekturdurchführung ohne Integration von detailliertem Prozesswissen möglich ist, wie dies etwa bei der Massenbereichsverschiebung der Fall ist, wo die Probanden beim Setzen der Punkte darauf achten mussten, diese nicht zu dicht beieinander zu definieren, um Überschneidungen zu verhindern. Intuitiv könnten nach Belieben Positionen im Datensatz selektiert werden, ohne irgendwelche Einschränkungen zu beachten. Durch diese Bewertungen bestätigen sich die Einschätzungen bezüglich des Schwierigkeitsgrads und des Intuitionsmaßes der Korrekturmethode.

5.3.3.2 Eignung

Subjektives Übereinstimmungsmaß

Durch den Einsatz von Lasso-Sensoren war es allen Probanden möglich eine Fehlsegmentierung zufriedenstellend zu korrigieren, so dass eine ansprechende Übereinstimmung von segmentierten Kanten und tatsächlicher gesuchter Kontur der zu segmentierenden anatomischen Struktur erreicht wurde. Die durch die Probanden subjektiv vergebenen Noten, die diese Übereinstimmung bewerten, liegen für die trainierte Gruppe im guten (1,9) bis befriedigenden (2,7) Bereich bei den Korrekturergebnissen der Schildknorpel-Segmentierungen. Die Lymphknotensegmentierung wurde ebenfalls als gut (1,8) benotet. Die untrainierte Gruppe bewertete die Korrekturergebnisse der Schildknorpel-Anwendungsfälle hinsichtlich ihres Übereinstimmungsmaßs schwächer. Die Noten fallen hier befriedigend aus (2,5-3,0). Die Lymphknoten-Korrektur erreicht durchschnittlich ebenfalls eine befriedigende (2,5) subjektive Überdeckung. In Tabelle 5.10 sind diese Bewertungen zusammengefasst.

Tabelle 5.10:SubjektiveBewertung derÜbereinstimmung –Lasso-Sensor-Korrektur

:	Datensatz	Struktur	Notenschnitt	Notenschnitt
e r			(trainiert)	(untrainiert)
-	Datensatz 1	Schildknorpel	2,7	3,0
-	Datensatz 2	Schildknorpel	2,2	2,5
r	Datensatz 3	${ m Schildknorpel}$	1,9	3,0
	Datensatz 4	Lymphknoten	1,8	2,5

Anwendungsgebiete

Die Lasso-Sensoren lassen sich sehr flexibel einsetzen und unterliegen keinerlei Beschränkungen für einen Einsatz nur auf bestimmte Teile des zur Segmentierung genutzten SMSM. Dabei kommt es für eine effektive Korrektur nicht darauf an, die zu definierenden Punkte, an denen die Lasso-Sensoren erzeugt werden, exakt auf wahre Kantenverläufe zu setzen. Es reicht aus, die Punkte in der Nähe der wahren Objektkanten zu bestimmen, da die Lasso-Sensoren den ihm nächstgelegenen Massepunkt zu sich heranziehen und dann die externen aus den Bilddaten generierten Kräfte groß genug sind, den fehlerhaften Modellteil zu dem entsprechend richtigen Ort zu treiben, sobald sie die Nähe der Objektkanten erreichen. Außerdem muss nicht darauf Acht gegeben werden, die Punkte nicht zu dicht beieinander zu definieren. Werden zwei Lasso-Sensoren dem selben Modellpunkt zugeordnet, weil dieser der ihnen nächstgelegene ist, wirken die aus den Lasso-Sensoren erzeugten Kräfte so, dass sie den Modellpunkt in gleichem Maße zu sich ziehen, so dass er in gewisser Weise also zu der Mittelung zwischen den beiden vom Nutzer bestimmten Punkten strebt. In Abbildung 5.8 wird ein exemplarischer Korrekturprozess unter Verwendung der Lasso-Sensoren dargestellt.

Abbildung 5.8: Korrektur eines Lymphknotens – Lasso-Sensoren



Anatomische Plausibilität

Wie auch schon bei den Experimenten zu den beiden vorhergehend beschriebenen Methoden, schätzten alle Probanden die strukturelle anatomische Glaubhaftigkeit der durch Einsatz der Lasso-Sensoren erzeugten Korrekturergebnisse im direkten Vergleich eines jeden Anwendungsfalls mit der manuell korrigierten Segmentierung als höher ein. Diese Bewertung nahmen die Probanden vor, nachdem ihnen Visualisierungen der interaktiv und manuell erstellten Korrektursegmentierungen dargestellt wurden und ihnen beispielhaft Abbildungen der betreffenden anatomischen Strukturen vorgelegt wurden, damit sie eine begründete Aussage über das beschriebene Merkmal abgeben konnten.

Vergleich auf Metriken

Es ist erkennbar, dass die berechneten Qualitätswerte, wie schon die für die Einzelmassenverschiebung und Massenbereichsverschiebung, rein objektiv eine schwache Qualität erreichen, wie in Tabelle 5.11 zu erkennen ist.

Tabelle 5.11: Vergleich auf Qualitätsmaße – Lasso-Sensor-Korrektur

:	Datensatz	Struktur	Tanimoto	Hausdorff	D. Oberflächendist.	Tanimoto	Hausdorff	D. Oberflächendist.
f			(trainiert)	(trainiert)	(trainiert)	(untrainiert)	(untrainiert)	(untrainiert)
_	Datensatz 1	Schildknorpel	0,6	8,37	1,25	0,62	8,12	1,21
	Datensatz 2	Schildknorpel	0,62	9,03	1,16	0,63	16, 5	1
-	Datensatz 3	Schildknorpel	0,62	9,28	1,52	0,69	10, 54	1, 5
r	Datensatz 4	Lymphknoten	0,71	7,53	1,49	0,7	7,55	1,69

Die Gründe hierfür wurden bereits hinlänglich in den vorangegangen Abschnitten beschrieben. Eine Korrektur in verschiedenen Höhen ist in einer axialen Ansicht nur schwer zu realisieren, so dass bei den Schildknorpel-Segmentierungen vor allem die Übergänge von der Seitenwand zu den Hörnern und bei den Lymphknoten-Segmentierungen die obersten und untersten Enden durch die interaktive Korrektur nicht vollständig segmentiert werden können, während diese im manuellen Verfahren durch den Nutzer einfach eingezeichnet werden. So entstehen hohe Distanzmaße und geringe Überdeckungen. Die Lymphknotensegmentierungen heben sich hierbei in ihren Tanimoto-Koeffizienten und Hausdorff-Distanzen sowohl bei den trainierten als auch den untrainierten Probanden von den Schildknorpel-Segmentierungen ab und fallen entsprechend besser aus. Hier zeigt sich ein Zusammenhang zu den in Tabelle 5.10 aufgelisteten Durchschnittsnoten zur Bewertung der subjektiven Übereinstimmung der jeweiligen Segmentierungen mit den tatsächlichen Bilddaten, die ebenfalls für die korrigierte Lymphknotensegmentierung besser bewertet wurden, als die entsprechenden Schildknorpel-Korrekturen. Bei der untrainierten Probandengruppe äußert sich die bessere Note des Anwendungsfalls in Datensatz 2 gegenüber den anderen Korrekturen in einer kleineren durchschnittlichen Oberflächendistanz. Die übrigen Daten bewegen sich in einem ähnlichen Wertebereich und sind nicht erkennbar mit den subjektiv ermittelten Noten verknüpft.

5.3.4 Torsionskräfteverstärkung

5.3.4.1 Nutzerfreundlichkeit

Erlernbarkeit

Die Interaktionsaufgabe, die bei der Verwendung des Torsionskräfteverstärkungs-Werkzeug darin besteht, korrekte Orte falsch segmentierter Objektkanten zu definieren, und die zur Realisierung der Aufgabe notwendige Interaktionstechnik, die eine Selektion dieser Punkte durch das Durchführen einfacher Klicks in der Schichtansicht des Datensatzes erlaubt, kommen in gleicher Weise auch bei den anderen Korrekturmethoden zum Einsatz. Die Faktoren, die eine einfache und intuitive Handhabung, etwa über die Unterstützung der Entwicklung eines mentalen Modells, der Torsionskräfteverstärkung begünstigen, sind im entsprechenden Abschnitt zur Beschreibung der Evaluierung der Lasso-Sensoren bereits beschrieben und sollen deshalb nicht noch einmal aufgegriffen werden. Den ungelernten Probanden wurde als einleitende Erklärung beschrieben, dass an den von ihnen festgelegten Punkten Lasso-Sensoren erzeugt werden, die die ihnen nächstgelegenen Modellpunkte zu sich ziehen und dabei in deren Umgebung die Form des Modells verstärken. Es musste darauf Acht gegeben werden, genügend Platz zwischen den Punkten frei zu lassen, damit sich die Bereiche, in denen die Torsionskräfte verstärkt werden sollen, nicht überlappen. Nach der Einweisung waren die ungelernten Probanden befähigt, eine Korrektur unter Zuhilfenahme der Torsionskräfteverstärkung in effektiver Weise schnell und intuitiv kontrollierbar auszuführen, so dass auch hier die entsprechenden gestellten Anforderungen erfüllt sind.

Allgemeine Nutzbarkeit

Die gemessenen Daten, die die Anwendbarkeit der Torsionskräfteverstärkung beschreiben, belegen, den geringen Schwierigkeitsgrad und ein hohes Maß an Intuition der Bedienung. Die Korrektur von Segmentierungen der rechten Schildknorpelplatte benötigte durch die trainierten Probanden einen durchschnittlichen Zeitaufwand von 1:28 min bis 1:43 min, was eine deutlich schnellere Durchführung des Korrekturprozesses im Vergleich zur manuellen Variante(8:54 min bis 22:53 min) darstellt. Die Korrektur der Lymphknotensegmentierung konnte durchschnittlich in 28 s fertig gestellt werden. Durch Anwendung des manuellen Verfahrens konnte eine korrigierte Segmentierung in 3:50 min erstellt werden. Eine ähnliche Verminderung der benötigten Zeit ist bei der untrainierten Probandengruppe sichtbar, die für die Bearbeitungen der Schildknorpel-Segmentierungen durchschnittlich zwischen 1:04 min und 2:43 min aufwendeten, während sich die manuellen Korrekturen auf Zeiten zwischen 4:30 min und 15:25 min beliefen. Eine korrigierte Segmentierung des Lymphknoten-Anwendungsfalls konnte unter Zuhilfenahme der Torsionskräfteverstärkung in 39 sangefertigt werden. Für dessen manuelle Korrektur mussten im Mittel 4:38 min aufgewendet werden. Die Lymphknoten-Korrekturen bedurften stets weniger Zeit, weil die Simulation der Modelldynamik des segmentierenden SMSM aufgrund der geringeren Anzahl an Modellelemente(Massepunkte, Federn usw.) weniger komplex ist.

Für die Korrektur der Schildknorpel-Segmentierungen genügte es, einige wenige Punkte im Datensatz gezielt zu positionieren. 9 bis 12 Klicks reichten den trainierten Probanden, 4 bis 10 den untrainierten, um das fehlsegmentierte Modell des Schildknorpels zu korrigieren. Zur erfolgreichen Korrektur selbst von komplexen Modellen ist also keine aufwändige Bearbeitung durch das Definieren vieler Datensatzpunkte notwendig. Einige wenige gezielt gesetzte Klicks in einem Abstand angemessenen Betrages genügen vollkommen, um eine effektive korrigierte Segmentierung zu erhalten. Auch die Segmentierungen einfacherer Strukturen, wie die des Lymphknotens, können mit nur wenig Interaktion ausgebessert werden. Die trainierten Testanwender klickten durchschnittlich 6 mal, die untrainierten gar nur 5 mal. Alle aufgeführten Interaktionsdaten sind noch einmal zusammengefasst in Tabelle 5.12 nachzulesen.

Tabelle 5.12:
Interaktionsdaten der
Torsionskräftever-
stärkung

Datensatz	Struktur	Zeit	Klicks	Zeit	Klicks	Zeit - manuell	Zeit - manuell
		(trainiert)	(trainiert)	(untrainiert)	(untrainiert)	(trainiert)	(untrainiert)
Datensatz 1	Schildknorpel	00:01:43	12	00:01:04	4	00:22:53	00:15:25
Datensatz 2	Schildknorp el	00:01:28	9	00:01:26	7	00:15:42	00:08:04
Datensatz 3	Schildknorp el	00:01:30	10	00:02:43	10	00:08:54	00:04:30
Datensatz 4	Lymphknoten	00:00:28	6	00:00:39	5	00:03:50	00:04:38

Die im Vergleich zur Einzelmassenverschiebung und Lasso-Sensor-Korrektur etwas geringeren Klickzahlen erklären sich, wie schon bei der Ergebnisbeschreibung der Experimente zu der Massenbereichsverschiebung dargelegt, dadurch, dass durch die Nutzerbestimmung der Punkte eine Menge von Massepunkten statt eines Einzelnen beeinflusst wird. Es ist also nicht nötig, große Änderungen durch das Setzen vieler Punkte durchführen zu wollen, da die korrigierenden Manipulationen immer an vielen Massepunkten ausgeübt werden.

Es ist zudem festzustellen, dass die gemessenen Interaktionsdaten der trainierten Nutzergruppe nur wenig von denen der untrainierten Gruppe abweicht, was ein Indiz dafür ist, dass komplexe Vorkenntnisse über die Korrekturmethoden für die erfolgreiche Durchführung einer Korrektur nicht notwendigerweise vorhanden sein müssen.

Eine einzelne Iteration des Gesamt-Korrekturprozesses, der sich aus nutzergetriebener Punktedefinition und korrigierender Modellmanipulation zusammensetzt, reichte im Rahmen der Experimente mit der Torsionskräfteverstärkungs-Technik aus, um sämtliche Korrekturen erfolgreich umzusetzen. Es muss lediglich das Prozesswissen in die Definition der Datensatzpunkte durch den Anwender integriert werden, dass die Punkte nicht in zu geringem Abstand zu einander gesetzt werden, um eine Überlappung der im Rahmen des Korrekturalgorithmus errechneten Massepunktbereiche zu vermeiden. Sollten dennoch weitere Prozessiterationen notwendig sein, erwies es sich nicht als sinnvoll, die in früheren Schritten definierten Punkte wieder zu löschen. Wie bereits bei der Beschreibung der Experimente zu den Lasso-Sensoren erläutert, ginge so das neu in den Simulationsprozess integrierte Wissen wieder verloren, so dass die schon korrigierten Modellteile wieder zu ihren ursprünglichen unerwünschten Positionen zurück streben.

Insgesamt stellt die Torsionskräfteverstärkung unter Berücksichtigung gewissen a-priori-Wissens ein effektives Werkzeug zur Korrektur von SMSM-Segmentierungen dar, welches in schneller und intuitiver Weise die Erzeugung ansprechender Korrekturergebnisse unterstützt, womit auch dieses Werkzeug die Anforderungen bezüglich der Anwendbarkeit erfüllt.

Die Gesamt-Nutzerfreundlichkeit des Torsionskräfteverstärkungs-Werkzeugs wurde durchschnittlich von allen Probanden für gut befunden (Note 1,9 durch die trainierten Probanden und 2,2 durch die untrainierten). Im Vergleich zum Lasso-Sensor-Werkzeug fällt die Benotung etwas schlechter aus, weil das Definieren der Punkte im Datensatz durch die Probanden Beschränkungen bezüglich der Lokalisierung der Punkte, die nicht zu dicht platziert werden dürfen, unterliegt.

5.3.4.2 Eignung

Subjektives Übereinstimmungsmaß

Bei der Bewertung der Torsionskräfteverstärkung bescheinigten alle Probanden dem Korrekturwerkzeug gute bis befriedigende Fähigkeiten für eine für eine effektive Korrektur von SMSM-Segmentierungen. Die für den subjektiven Übereinstimmungsgrad einer korrigierten Segmentierung mit den Bilddaten vergebenen Noten bewegen sich für die trainierte Gruppe zwischen 2,0 und 3,0 für die Schildknorpel-Segmentierungen und beträgt 1,9 für die Lymphknotensegmentierung. Die untrainierten Probanden vergaben hier ebenfalls gute (2,4) bis befriedigende Noten (3,4) für die Korrektur der Schildknorpel-Segmentierungen, sowie eine befriedigende Note (3,0) für den Lymphknoten-Anwendungsfall. Es zeigt sich also, dass alle Probanden in der Lage waren, subjektiv ansprechende Korrekturen durch Verwendung der Torsionskräfteverstärkung durchzuführen. In Tabelle 5.13 sind die Bewertungen zusammengefasst aufgelistet.

Tabelle 5	5.13 :
Subje	ktive
Bewertung	g der
Übereinstimmu	ng –
Torsionskräft	ever-
stär	kung

Datensatz	Struktur	Notenschnitt	Notenschnitt
		(trainiert)	(untrainiert)
Datensatz 1	Schildknorpel	2,0	3,0
Datensatz 2	Schildknorpel	3,0	2,4
Datensatz 3	Schildknorpel	3,0	3,4
Datensatz 4	Lymphknoten	1,9	3,0

Anwendungsgebiete

Das Werkzeug zur Torsionskräfteverstärkung stellte sich als äußerst effektives Instrument zur Korrektur komplexer Teilbereiche eines Modells, die im Gesamten unerwünschte falsche Objektkanten segmentierten. So etwa in Fällen, in denen ein SMSM bei der Verarbeitung der rechten Schildknorpelplatte die Objektkanten der Hörner nicht korrekt bestimmt und in diesem Bereich untersegmentiert. Hier genügte es, einen Punkt in der äußeren Spitze des Horns zu setzen, um das Modell in diesem Bereich zu korrigieren. Dieses Korrekturverhalten wird in Abbildung 5.9 dargestellt.

Abbildung 5.9: Korrektur eines Schildknorpelhorns – Torsionskräfteverstärkung



Auch falsch segmentierte Kanten der Seitenwände an den Schildknorpelplatten oder der nekrotischen Lymphknoten ließen sich durch die Festlegung eines einzigen Punktes, der dann zentral auf der jeweiligen Kante gesetzt wurde, effektiv ausbessern. Beispielhaft ist in Abbildung 5.10 ein Korrekturvorgang zur Ausbesserung einer Seitenwand des Schildknorpels veranschaulicht.

Abbildung 5.10: Korrektur einer Schildknorpelseitenwand – Torsionskräfteverstärkung



Anatomische Plausibilität

Die Probanden gaben bei einem direkten Vergleich von Visualisierungen der durch den Einsatz der Torsionsverstärkungs-Technik und der manuell erstellten Korrektursegmentierungen erneut an, dass die strukturelle anatomische Plausibilität der interaktiv-automatisch korrigierten Segmentierungen höher einzuschätzen ist als die der manuell erzeugten Variante. Damit die Probanden eine Bewertung der anatomischen Glaubwürdigkeit der Korrekturresultate vornehmen konnten, wurden ihnen Beispieldarstellungen der jeweiligen organischen Strukturen vorgelegt.

Vergleich auf Metriken

Es wurden, wie im Versuchsaufbau beschrieben, zur Evaluierung der Güte der Korrekturergebnisse objektive Qualitätswerte berechnet. Dabei wurden die interaktiv-automatisch generierten Ergebnisse mit der manuell korrigierten Segmentierung auf die in Abschnitt 5.2.1 beschriebenen Metriken verglichen. Die Vergleichsdaten sind in Tabelle 5.14 aufgeführt.

Tabelle 5.14: Vergleich auf Qualitätsmaße – Torsionskräfteverstärkung

Datensatz	Struktur	Tanimoto	Hausdorff	D. Oberflächendist.	Tanimoto	Hausdorff	D. Oberflächendist.
		(trainiert)	(trainiert)	(trainiert)	(untrainiert)	(untrainiert)	(untrainiert)
Datensatz 1	Schildknorpel	0, 61	8,29	1,22	0,63	7,09	1,1
Datensatz 2	Schildknorpel	0,58	9,26	1,35	0,66	9,14	0,95
Datensatz 3	Schildknorpel	0,57	9,41	1,7	0,66	10,66	1,21
Datensatz 4	Lymphknoten	0,76	7,52	1,09	0,72	9,02	1,52

Es fällt auf, dass diese Werte erneut objektiv schwach ausfallen, was sich darin äußert, dass die Distanzmaße große und die Überdeckungsmaße kleine Werte annehmen. Die Gründe hierfür liegen, wie bereits in vorangegangenen Abschnitt beschrieben, in der Beschränkung der Korrekturen auf die axiale Ansicht, wodurch eine Korrektur der Segmentierungen in verschiedenen Höhenebenen erschwert wird. So lassen sich die Übergänge der Schildknorpelseitenwände zu den Schildknorpelhörnern und die oberen und unteren Enden des nekrotischen Lymphknotens nur bedingt bearbeiten, so dass eine vollständige Korrektur in diesen Bereichen verhindert wird. So ergeben sich an den entsprechenden Stellen große Differenzen zwischen der durch Anwendung der Torsionskräfteverstärkungs-Methode und der manuell erstellten Korrektursegmentierungen, die in schwachen Qualitätswerten resultieren. Bei den trainierten Nutzern ist ein Zusammenhang zwischen den für die subjektive Übereinstimmung von Korrekturergebnis und Bilddaten, sowie den Qualitätswerten erkennbar. Während die Schildknorpel-Segmentierungen bezüglich ihres Übereinstimmungsgrades für die Korrekturen in Datensatz 2 und Datensatz 3 mit jeweils 3,0 benotet wurden, ähneln sich auch die quantitativen Daten dieser Korrekturfälle untereinander. Die Werte für Datensatz 1 und besonders für Datensatz 2 heben sich hiervon in positiver Weise ab. Die Tanimoto-Koeffizienten fallen größer, die Hausdorff- und mittleren Oberflächendistanzen niedriger aus. Dementsprechend sind auch die von den trainierten Probanden vergebenen Noten mit 2,0 für die korrigierte Schildknorpel-Segmentierung in Datensatz 1 und 1,9 für das Korrekturergebnis der Lymphknotensegmentierung in Datensatz 4 besser eingeschätzt worden.

5.3.5 Fazit

Jede der entworfenen Techniken zur interaktiven Korrektur medizinischer Segmentierungen unter Verwendung Stabiler Feder-Masse-Modelle ermöglichte den untrainierten Probanden nach einer kurzen Einführungsphase, in der die Grundmechanismen der jeweiligen Technik erläutert wurde, einen raschen Einstieg in deren Anwendung. Die Lernkurve, die den Lernerfolg in Abhängigkeit der Zeit darstellt, beschreibt wegen der einfachen Interaktionstechniken einen schnellen Anstieg. Es zeigte sich, dass durch Einsatz der Werkzeuge schneller die gewünschten Korrektur-

Tabelle 5.15:	Datensatz	Struktur	Zeit-Intervall	Zeit-Intervall	Zeit - manuell	Zeit - manuell
Zeit-Intervalle der			(trainiert)	(untrainiert)	(trainiert)	(untrainiert)
technik-basierten	Datensatz 1	Schildknorpel	1:30 - 2:23	1:04 - 1:35	22:53	15:25
Korrekturen im	Datensatz 2	Schildknorpel	1:27 - 2:47	1:26 - 2:31	15:42	8:04
Vergleich zur	Datensatz 3	Schildknorpel	1:22 - 2:23	2:42 - 3:16	8:54	4:30
manuallan Karraktur	Datensatz 4	Lymphknoten	0:28 - 0:47	0:38 - 0:54	3:50	4:38
manuenen Korrektur						

ergebnisse erzielt werden können als es die Durchführung des manuellen Verfahrens erlaubt. Tabelle 5.15 unterstreicht diesen Sachverhalt. In dieser Tabelle sind für jeden Anwendungsfall und jede Nutzergruppe die Zeitdaten aufgeführt, die angeben, welchen Zeitaufwand eine auf den interaktiven Techniken basierte Korrektur minimal bzw. maximal bedurfte. Zum Vergleich mit den für eine manuelle Korrektur benötigten Zeiten sind auch diese in der Tabelle gelistet.

Es konnte festgestellt werden, dass die entwickelten Korrekturmethoden allesamt intuitiv und einfach zu bedienen sind. Entsprechend sind sie bezüglich ihrer Nutzerfreundlichkeit insgesamt von allen Probanden sehr gut bis befriedigend bewertet worden. Die Lasso-Sensoren erreichten dabei die beste Durchschnittsnote. Sie wurden von beiden Probandengruppen, trainierten und untrainierten, mit sehr gut (1,2 und 1,4) benotet. Auch in der Rangfolge der übrigen Methoden, stimmen die Testanwender beider Gruppen überein. Die zweitbeste Bewertung erhielt die Einzelmassenverschiebung (1,7 und 1,9), gefolgt von der Torsionskräfteverstärkung (1,9 und 2,2) und der Massenbereichsverschiebung (2,7 und 2,5). Die Gründe hierfür sind in den entsprechenden vorhergehenden Abschnitten dezidiert besprochen worden. Diese abschließenden Beurteilungen lassen sich aus Tabelle 5.16 zusammenfassend ablesen.

le 5.16:	Technik	Note	Note	
tsnoten der		(trainiert)	(untrainiert)	
dlichkeit	Einzelmassenverschiebung	1,7	1,9	
echniken	${\it Massenbereichsverschiebung}$	2,7	2,5	
	Lasso-Sensoren	1,2	1,4	
	Torsionskräfteverstärkung	1,9	2,2	

Die subjektive Übereinstimmung der korrigierten Segmentierung mit den jeweiligen Bilddaten war in allen Fällen zufriedenstellend. Bei einem Vergleich der durch Einsatz der Techniken erstellten Segmentierungsergebnisse und der manuell erstellten Variante auf ihre anatomische Plausibilität hin, wurden die technik-basierten Segmentierungen dahingehend höher eingeschätzt als die manuell erstellten Korrekturergebnisse. Die Probanden waren insgesamt durch die Anwendung der Korrekturmethoden in der Lage, Korrekturergebnisse ansprechender Qualität zu erzielen. Die ermittelten Qualitätswerte, die durch einen Vergleich der durch Einsatz der Techniken und der manuell erstellten Korrektursegmentierungen berechnet werden konnten, fielen rein objektiv eher schlecht aus. Dies ließ sich durch die Beschränkung der Korrektur auf die axiale Schichtansicht erklären, die so eingeführt wurde, um vor allem den untrainierten Probanden, die keinerlei Erfahrung mit medizinischen Bildern und Segmentierungen besitzen, eine einfache Navigation in den Datensätzen, und

Tabelle 5.16:
Durchschnittsnoter
dei
Nutzerfreundlichkeit
der Techniker

so auch eine einfache Anwendung der Werkzeuge, zu ermöglichen. Sie sind nicht in der grundlegenden Funktionalität der Korrekturtechniken begründet.

5.4 Zusammenfassung

Dieses Kapitel beschrieb die Evaluierung der entworfenen interaktiven Techniken zur Korrektur von medizinischen Segmentierungen.

Diese Techniken wurden im Rahmen der für die Evaluierung durchgeführten Experimente auf ihre Anwendbarkeit und Eignung für eine erfolgreiche Korrektur von Segmentierungen analysiert. Es wurde ein systematischer Versuchsaufbau konstruiert und erläutert, nach welchem die Experimente durchgeführt wurden. Anschließend wurden die Ergebnisse der Experimente zu den einzelnen Techniken diskutiert. Zum Abschluss wurde ein Fazit über ihre Anwenderfreundlichkeit und Eignung zur Durchführung effektiver Korrekturen gezogen, wobei erklärt wurde, dass jede der Techniken eine schnelle, einfach zu lernende und nutzende Möglichkeit darstellt, korrigierte Segmentierungen mit ansprechender Qualität zu erstellen.

6

Implementierung

Im folgenden Kapitel soll die software-technische Umsetzung der in Kapitel 4 vorgestellten interaktiven Korrekturtechniken, sowie der für die Evaluierung benötigten Methoden präsentiert werden. Sämtliche Werkzeuge wurden in prototypischer Form unter Verwendung bestimmter Softwarepakete und Entwicklungsbibliotheken implementiert. Es soll zuerst die technische Umgebung beschrieben werden, unter der die Entwicklung durchgeführt wurde, bevor auf die dabei verwendeten Programme und Bibliotheken eingegangen werden soll. Zuletzt wird die interne Umsetzung der entwickelten Bestandteile selbst erläutert.

6.1 Entwicklungsumgebung

Die Entwicklung aller für die vorliegende Arbeit relevante Softwarekomponenten erfolgte auf einem x86-basierten PC, der betrieben wird von einer Intel Core2Duo CPU, wobei jeder Kern mit 2,26 GHz getaktet ist. Die Größe des Arbeitsspeichers beträgt 3 Gigabyte. Die Entwicklung wurde unter dem Betriebssystem Windows 7 vorgenommen.

Die interaktiven Korrekturwerkzeuge wurden unter Nutzung der Sprache C++ programmiert. Dabei konnte auf verschiedene Softwarebibliotheken zurückgegriffen werden, die im folgenden Abschnitt genannt und beschrieben werden.

Für die Evaluierung wurden verschiedene Netzwerke mit Hilfe des Prototyping-Werkzeugs MeVisLab erstellt.

6.2 Verwendete Software

6.2.1 Visual C++ 2008

Visual C++ ist eine Entwicklungsumgebung zur Programmierung von Software in der Sprache C++, die verschiedene zur Software-Erstellung benötigte Komponenten, wie etwa Editor, Compiler oder Debugger, in einer Nutzerschnittstelle integriert.

Die im Rahmen dieser Arbeit entworfenen interaktiven Korrekturmethoden wurden vollständig in Visual C++ 2008 implementiert.

6.2.2 MeVisLab

Bei $MeVisLab^1$ handelt es sich um ein Software-System zur prototypischen Entwicklung von Methoden zur Verarbeitung und Darstellung von Bilddaten, wobei der Fokus hierbei auf medizinischen Bildern liegt. Der Nutzer bedient MeVisLab dabei über eine grafische Schnittstelle.

MeVisLab ermöglicht eine schnelle Implementierung und Prüfung neuer Algorithmen oder Softwareprototypen. Die Entwicklung in MeVisLab basiert auf einem Plugin-Konzept, bei dem verschiedene Algorithmen in Modulen gekapselt werden. Solche Module ermöglichen etwa die Visualisierung oder Segmentierung medizinischer Bilddaten. Sie werden in C++ geschrieben und können in das System integriert werden. Es existieren diverse Module, die Schnittstellen zu anderen Softwarebibliotheken bereitstellen. Für die Visualisierung von Bilddaten kann so beispielsweise auf das Visualization Toolkit (VTK) zurückgegriffen werden.

Zur Entwicklung von Algorithmen oder Prototypen konstruiert der Anwender ein Netzwerk derartiger Module. Dafür sucht er die Module mit der gewünschten Funktionalität aus und platziert sie in der grafischen Nutzeroberfläche. Durch eine Verknüpfung der einzelnen Elemente kann er dann den Arbeitsablauf des zu entwickelnden Bildverarbeitungs-Verfahrens definieren.

In der vorliegenden Arbeit wurde MeVisLab für die Durchführung der für die Evaluierung notwendigen manuellen Korrektur, sowie zum Vergleich von manuell und durch Einsatz der beschriebenen Interaktionstechniken korrigierten Segmentierungen.

6.2.3 MSML

Die Magdeburg Shape Model Library², abgekürzt MSML, ist eine objektorientierte Softwarebibliothek, die die Segmentierung von Bilddaten mit Stabilen Feder-Masse-Modellen unterstützt. Alle in der vorliegenden Arbeit durchgeführten (halb)automatischen Segmentierungen und interaktiven Korrekturtechniken nutzen die in Kapitel 2 beschriebenen Stabilen Feder-Masse-Modelle. Die Implementierung der in vorgestellten Korrekturtechniken basiert daher auf der MSML.

Programmiert wurde die Bibliothek in C++ und stellt dem Entwickler für eine Anwendung in C++ Datenstrukturen und Methoden zur Verfügung, die eine effektive Handhabung der Modelle ermöglichen. So werden Funktionalitäten bereitgestellt, mit denen Stabile Feder-Masse-Modelle, die im bibliotheks-eigenen MSML-Datenformat vorliegen, eingelesen oder ausgeschrieben werden. Ferner sind Methoden integriert, mit denen derartige Modelle programmatisch konstruiert werden. Auch beinhaltet die MSML Algorithmen zur Visualisierung der Modelle und solche, die Segmentierungen durch Simulation ihrer Bewegungsdynamik durchführen.

Insgesamt steht mit der MSML ein flexibles, einfach einzusetzendes und effektives Framework zur modell-basierten Segmentierung durch Stabile

^{1.} MeVis Medical Solutions AG, Bremen, http://www.mevislab.de

^{2.} Dornheim Medical Images GmbH, Magdeburg

Feder-Masse-Modelle bereit.

Für die in Kapitel 4 vorgestellten Korrekturtechniken war die Einbindung der Lasso-Sensoren in die MSML notwendig. Hierfür stand der Quellcode der Bibliothek zur Verfügung, so dass die nötigen Erweiterungen direkt in die Bibliothek übertragen werden konnten.

6.2.4 MLMSML

Für die Verwendung der MSML in MeVisLab wurden die schon beschriebenen Funktionalitäten der Bibliothek in eigenen MeVisLab-Modulen gekapselt. Bei der *MLMSML* handelt es sich nun um die Menge all der Module, die eine Integration der MSML in MeVisLab unterstützen.

Von besonderer Bedeutung war die MLMSML für die zur Evaluierung der interaktiven Korrekturtechniken erstellten MeVisLab-Netzwerke, da hierfür Module zum Einladen, Visualisieren und Vergleichen von SMSM-Segmentierungen genutzt werden konnten.

6.2.5 OpenInventor

*OpenInventor*³ ist eine C++-basierte Softwarebibliothek zur Verwendung und Verwaltung von Szenengraphen, die OpenGL für die Darstellung grafischer Inhalte verwendet. Die MLMSML greift auf OpenInventor zur Visualisierung von Stabilen Feder-Masse-Modellen im zwei- und dreidimensionalen Raum zurück.

6.2.6 wxWidgets

Für die Entwicklung einer fenster-basierten Nutzeroberfläche in C++ wird eine entsprechende Programmierschnittstelle benötigt. Die in C++ realisierte Bibliothek $wxWidgets^4$ stellt geeignete Funktionalitäten zur Verfügung und erlaubt die Konstruktion von Fenstersystemen, die gängige Elemente wie Buttons, Text- oder Listboxen zur Steuerung der jeweiligen Applikation enthalten können.

6.2.7 VTK

Bei dem Visualization Toolkit $(VTK)^5$ handelt es sich um eine C++-Klassenbibliothek, die Funktionen für die Bildverarbeitung und Visualisierung zur Verfügung stellt. Besonders geeignet ist VTK für wissenschaftliche und medizinische Visualisierungen.

6.3 Umsetzung

6.3.1 Interaktive Korrekturtechniken

Die entworfenen interaktiven Korrekturtechniken wurden direkt in die auf wxWidgets und VTK basierende Fensteroberfläche der vom Prak-

^{3.} SGI, http://oss.sgi.com/projects/inventor/

^{4.} http://www.wxwindows.org/

 $^{5. \ \ {\}rm Kitware, \ Inc.; \ } http://www.vtk.org/$

tikumgeber entwickelten Software "Dornheim Surgical Planner – ENT" integriert. Die Techniken sind dabei jeweils in eigenen Methoden umgesetzt, die verknüpft sind mit den Bedienelementen der Nutzeroberfläche.

Ist eine SMSM-Segmentierung beendet und besteht anschließend Bedarf für eine Nachbesserung durch Einsatz einer interaktiven Korrekturtechnik des Ergebnisses kann über eine Listbox das gewünschte Tool ausgewählt werden.

Allen Werkzeugen sind dann die grundlegenden initialisierenden Schritte gemein. Zunächst muss das entsprechende Werkzeug durch Betätigung eines Buttons aktiviert werden. Klickt der Anwender dann bei aktiviertem Korrekturwerkzeug in eine Schichtansicht des Datensatzes, in dem die Segmentierung vorgenommen wurde, werden die Koordinaten der angeklickten Position in einer von der MSML bereitgestellten Raumvektor-Struktur gespeichert, der wiederum in einem dynamischen Array, in diesem konkreten Fall einem std::vector der C++-Standardbibliothek, abgelegt wird. Hat der Nutzer nun alle gewünschten Stellen im Datensatz selektiert, startet ein Klick auf einen weiteren Button den Korrekturvorgang.

Für die Werkzeuge der Einzel- und Massenbereichsverschiebung sowie der Torsionskräfteverstärkung wird über alle abgespeicherten Raumvektoren, die die angeklickten Stellen in den Bilddaten repräsentieren, iteriert und der nach euklidischem Abstand jeweils nächstgelegene Massepunkt bestimmt. Hierfür steht in der MSML eine entsprechende Methode zur Verfügung. Anschließend werden Raumvektor und Massepunkt in einem std::pair zwischengespeichert. Auf jedes Paar aus Raumvektor und Massepunkt kann dann die der Funktionalität der Korrekturmethode entsprechende Manipulation angewendet werden. Zum Abschluss der Algorithmen werden, wie in den Erläuterungen von Kapitel 4 beschrieben, die korrigierenden Simulationen der Bewegungsdynamik des für die Segmentierung genutzten Stabilen Feder-Masse-Modells durchgeführt. Für die Durchführung eines Simulationsprozesses wurde die C++-Klasse SMSMSimulation entwickelt, die die von der MSML bereitgestellten Funktionalitäten zur Simulation einer Modellbewegung kapselt und eine Segmentierung beliebiger anatomischer Strukturen ermöglicht, sofern ein geeignetes SMSM dafür vorhanden ist.

Da die Korrekturmethodik für die Verwendung von Lasso-Sensoren direkt in den Simulationsablauf eingebettet ist, verhält sich die algorithmische Umsetzung hier etwas anders. Eine Simulation wird durchlaufen, indem in einer Schleife solange einzelne Simulationsschritte wiederholt werden, bis das segmentierende Modell entweder einen Gleichgewichtszustand erreicht oder eine vorgegebene Anzahl von Iterationen absolviert ist. Bei einer Korrektur mit dem Lasso-Werkzeug werden in jedem Iterationsschritt einer Simulation der Modelldynamik unter Verwendung der MSML alte Lasso-Sensoren aus dem segmentierenden SMSM entfernt und für jeden in dem std::vector gesicherten Raumvektor neue Lasso-Sensoren an den entsprechenden Positionen erzeugt. Dann erst wird ein Bewegungsschritt des Modells unter Berücksichtigung der neu generierten Sensoren berechnet. Die Lasso-Sensoren waren bisher nicht Teil der ursprünglichen MSML, weshalb die Bibliothek zuerst um dieses Element erweitert werden musste. Zu diesem Zweck wurde die Klasse *LassoSensor* in die MSML implementiert. Sie erlaubt das Erzeugen eines Lasso-Sensors, wobei dieser mit der Position, an der er platziert werden soll und dem Wirkungsradius, der bestimmt, bis zu welcher Distanz der Sensor den ihm zugeordneten Massepunkt anziehen soll, initialisiert werden muss. Seine während der Simulation wirkenden Kräfte erzeugt der Lasso-Sensor dann auf Grundlage dieser Parameter, die dann nur den zugeordneten Modellpunkt beeinflussen.

Für die Bestimmung der Massepunktenetze, die, wie in Kapitel 4 erklärt, für die Korrekturtechniken von Bedeutung sind, wurde der Graphsuchalgorithmus von Dijkstra [6] in der Klasse *DijkstraAlgorithm* implementiert. Die Graphknoten wurden als *DijkstraNode* realisiert, der den zum Knoten gehörenden Massepunkt, seinen Vorgängerknoten, sowie seine aktuellen Kosten, also die kanten-basierte Entfernung vom Zentrumsknoten, speichert.

Neben diesen zentralen Programmteilen wurden auch einige den Korrekturprozess unterstützende Datenstrukturen geschrieben. Die Klassen SMSMActor2D und SMSMActor3D handhaben die Visualisierung von Stabilen Feder-Masse-Modelle in 2D und 3D unter Verwendung von VTK. Um die Positionen im Datensatz in einer zweidimensionalen Schichtansicht darzustellen, die der Nutzer für die Korrektur ausgewählt hat, wurde die Klassen CoordinateMarker2D und CoordinateMarker2DWrapper implementiert. Diese eine Visualisierung unterstützende Klassen leiten von VTK Basisklassen ab.

6.3.2 Evaluierung

Für die Evaluierung der vorgestellten interaktiven Korrekturwerkzeuge wurde eine Reihe von MeVisLab-Netzwerken konstruiert. Diese machen sich insbesondere die Module der MLMSML zu Nutze.

Um den für die Vorverarbeitung notwendigen Schritt der Selektion einer Region of Interest durchführen zu können, wurde das Netzwerk *create_roi* erstellt. Die Erstellung von Masken für die den Schildknorpel enthaltenden Datensätze, die die linke Platte des Knorpels ausfiltern, kann mit dem Netz *create_mask* bewerkstelligt werden. Im Zuge der Evaluierung muss ein Proband ein SMSM-Segmentierungsergebnis manuell korrigieren. Die manuelle Korrektur kann er mit Hilfe des Netzes *correct_contours_manually* durchführen. Der Vergleich zweier Segmentierungsergebnisse auf die im vorigen Kapitel beschriebenen Metriken wird mit dem Netzwerk *compare_segmentations* bewerkstelligt.

6.4 Zusammenfassung

Dieses Kapitel beschrieb die Implementierung der präsentierten Interaktionstechniken zur Nachkorrektur medizinischer Segmentierungen und die Umsetzung der zu deren Bewertung durchgeführten Evaluierung. Zunächst wurde die Programmierumgebung vorgestellt, bevor die für die Entwicklung verwendeten Programme und Softwarebibliotheken genannt und kurz erläutert wurden.

Zuletzt sollte ein Einblick in die algorithmische Umsetzung der Korrekturwerkzeuge und Implementierung der in MeVisLab entwickelten Evaluierung-Netzwerke gegeben werden.

Zusammenfassung und Ausblick

7.1 Zusammenfassung

Die Erstellung vollkommen genauer (halb)automatischer medizinischer Segmentierungen ist wegen technischer Beschränkungen und der physiologischen Eigenschaften anatomischer Strukturen heutzutage schwer realisierbar.

Die Aufgabe, die im Rahmen dieser Arbeit bearbeitet werden sollte, war es daher, interaktive Techniken zur Nachkorrektur solcher Segmentierungen auf Basis Stabiler Feder-Masse-Modelle zu entwerfen. Diese Techniken sollten intuitiv, schnell und einfach bedienbar sein, damit sie auch von ungelernten Anwendern effektiv und effizient zur Umsetzung gewünschter Korrekturvorgänge eingesetzt werden können. Die entworfenen Korrekturtechniken sollten an Lymphknoten- und Schildknorpel-Segmentierungen in CT-Datensätzen des Halses evaluiert werden.

Es wurden insgesamt vier Korrekturwerkzeuge entwickelt und umgesetzt. Das einfachste dieser Tools ist die Einzelmassenverschiebung, bei der der Nutzer Punkte auf nicht segmentierten Konturverläufen definiert, auf die dann der jeweils nächstgelegene Massepunkt verschoben und dort temporär fixiert wird, bevor korrigierende Simulationsläufe der Modellbewegung berechnet werden.

Weiterentwickelt wurde dieses Konzept bei der Massenbereichsverschiebung. Hier wird nicht ein einzelner Massepunkt auf den nächstgelegenen Punkt umgesetzt, sondern es wird ein Massepunktnetz bestimmt und in Richtung des nutzerbestimmten Punktes verschoben .

Neben solchen Techniken, die für eine Korrektur eines Segmentierungsergebnisses direkt eine Änderung der Geometrie des zur Segmentierung genutzten Stabilen Feder-Masse-Modells 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 das Lasso-Sensor-Korrekturwerkzeug positioniert der Anwender Punkte in der unmittelbaren Nähe des korrekten Verlaufs einer falsch segmentierten Kante. An diesen werden dann Lasso-Sensoren erzeugt, woran sich ein korrigierender Segmentierungsprozess anschließt.

Das letzte Korrekturwerkzeug macht sich die Wirkungsweise der Lasso-Sensoren zu Nutze. Bei dem Torsionskräfteverstärkungs-Werkzeug, für das der Nutzer in der schon beschriebenen Art und Weise Punkte in den Bilddaten markiert, 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 Simulationsläufe der SMSM-Bewegungen zur Nachbesserung berechnet werden.

Die vorgestellten interaktiven Techniken wurden außerdem auf ihre Eignung für einen praktischen Einsatz zur Nachkorrektur medizinischer Segmentierungen getestet, wofür eine umfangreiche Nutzerstudie durchgeführt wurde. Die Ergebnisse der im Rahmen dieser Studie durchgeführten Experimente belegen, dass sämtliche Korrekturwerkzeuge leicht zu lernen und auf intuitive und schnelle Weise bedient werden können. Auch ungelernte Testanwender, die keinerlei Erfahrungen mit medizinischen Bilddaten im Allgemeinen und Segmentierungen im Speziellen besaßen, waren nach einer kurzen Einführungsphase in der Lage, die Werkzeuge so einzusetzen, dass sie ihre Korrekturwünsche zufriedenstellend umsetzen konnten. Die Nutzerfreundlichkeit aller Korrekturwerkzeuge als befriedigend bis sehr gut bewertet. Die Korrekturergebnisse erreichten subjektiv ein ausreichend hohes Maß an Übereinstimmung mit den Bilddaten. Bei einem Vergleich von manuell und interaktiv automatischen erstellten Korrektursegmentierungen wurde in allen Fällen die letztere als die anatomisch Plausiblere eingeschätzt. Auch wurden die durch Anwendung der Techniken erstellten korrigierten Segmentierungen mit der manuellen Korrektur auf verschiedene Qualitätsmetriken verglichen. Dabei wurden rein objektiv eher schlechte Werte ermittelt, was sich aber durch verschiedene Beschränkungen des zur Segmentierung genutzten Modells und der Durchführung der Evaluierung erklären ließ.

7.2 Ausblick

Durch die Entwicklung der vorgestellten interaktiven Korrekturtechniken ist zwar die Aufgabe dieser Bachelorarbeit an sich erfüllt, das Oberthema der interaktiven Nachkorrektur medizinischer Segmentierungen auf Basis Stabiler Feder-Masse-Modelle aber keineswegs vollständig erschöpfend abgeschlossen. So sind neue Fragestellungen während der Bearbeitung dieser Arbeit entstanden und mögliche Erweiterungen angedacht worden.

Ausblick auf Erweiterungen der Korrekturwerkzeuge

So wäre es sinnvoll, andere Parametrisierungen der genutzten Stabilen Feder-Masse-Modelle auf deren Eignung für eine effektive Durchführung von Segmentierungen zu prüfen. Auch könnte die Korrekturalgorithmen so erweitern, dass die zu korrigierenden Stellen eines SMSM im Prozess der Korrektur feiner aufgelöst werden, um genauere Korrekturergebnisse an den solchen Orten zu erreichen, an denen eine Korrektur vorgenommen werden soll.

Eine logische Erweiterung ist zudem, die Stabilen Feder-Masse-Modelle auch für andere anatomische Strukturen als nur Lymphknoten oder Schildknorpel zu konstruieren und auf eben diese anzuwenden. Interessant wäre es dann zu beobachten, wie sich die Werkzeuge für solch andere Anwendungsfälle nutzen lassen und welche Qualität solche korrigierte Segmentierungen besitzen.

Ausblick auf Erweiterungen der Interaktionstechniken

Die vorgestellten interaktiven Korrekturwerkzeuge werden alle auf die gleiche Art und Weise bedient. Der Anwender markiert jeweils den korrekten Verlauf einer falsch segmentierten Objektkante. Möglich wäre es hier, Korrekturmethoden zu entwerfen, die anderer Nutzerinteraktionen bedürfen. Um diese so einfach und intuitiv wie möglich zu gestalten, wäre es etwa denkbar, dass der Nutzer, statt der korrekten Lokalisierung eines falsch segmentierten Kantenzugs, einfach den nicht korrekten Teil des Segmentierungsergebnisses selektiert. Die anzuwendende Interaktion ist entsprechend genauso gut erlernbar und nutzerfreundlich, wie die Steuerung der Korrekturwerkzeuge, die in dieser Arbeit vorgestellt wurden. Ein Korrekturwerkzeug, dass sich dieser Interaktionsaufgabe bedient, könnte etwa die Sensorkräfte in einem bestimmten Teil des segmentierenden Modells abschalten, um solche Stellen, die im Segmentierungsprozess aufgrund zu hoher externer, aus den Bilddaten erzeugten, Krafteinflüsse ein- oder ausgebeult wurden, nur durch das in das Modell integrierte Formwissen auszubessern.

Die Steuerung aller Korrekturwerkzeuge erfolgt in einer zweidimensionalen Schichtansicht des Bilddatensatzes. Dreidimensionale Visualisierungen werden für den Ablauf der Nachbesserungen von Segmentierungsergebnissen im Rahmen dieser Arbeit nicht verwendet. Hier bietet sich als Erweiterung an, Werkzeuge zu entwickeln, die Interaktionsmöglichkeiten zur Nachkorrektur von SMSM-Segmentierungen in solchen dreidimensionalen Darstellungen von anatomischen Strukturen zur Verfügung stellen. So kann der Anwender unter Berücksichtigung einer weiteren Dimension die räumlichen Zusammenhänge von Objekten, sowie ihres inneren Aufbaus, besser erkennen und verstehen, so dass eine Korrektur volumetrischer Strukturen erleichtert werden kann.

Bisher ist es bei der Durchführung von Korrekturen nicht möglich, einzelne Korrekturiterationen zu revidieren und ein Zwischenergebnis des Korrekturprozesses wiederherzustellen. Die Bereitstellung einer solchen Funktion stellt eine weitere sinnvolle Erweiterung der Korrekturwerkzeuge dar.

Ausblick auf Erweiterungen der Evaluierung der entworfenen Werkzeuge

Ferner muss eine umfangreiche Nutzerstudie durchgeführt werden, bei der die vorgestellten Methoden von Anwendern intensiv genutzt und ge-

testet werden, die die tatsächliche Zielgruppe für die Nutzung solcher Korrekturwerkzeuge darstellen, wobei eine Vielfalt möglicher Ausprägungen der zu segmentierenden anatomischen Strukturen bearbeitet werden muss. Die Techniken müssen also Ärzten, oder anderem medizinischen Personal, das in einer Art von klinischen Umfeld arbeitet, verfügbar gemacht werden, wobei sie die Werkzeuge in einer großen Menge von Datensätzen, die die entsprechenden anatomischen Strukturen in vielen verschiedenen Formen und Größen enthalten.

Abbildungsverzeichnis

2.1	Aufbau eines einfachen Feder-Masse-Modells	6
2.2	Visualisierung des Segmentierungsprozesses [17]	8
2.3	Schematische Darstellung der Deformierung von Feder- Masse-Modellen [10]	9
2.4	Schematische Darstellung der Torsionskräfte-Erzeugung [10]	10
2.5	Schematische Darstellung der Rotationsfähigkeit von Mas-	
	sepunkten [10]	11
3.1	Initialisierung der Lymphknotensegmentierung durch Set- zen der Startposition	19
3.2	Landmarkenpunkte zur Schildknorpelsegmentierung [7]	20
3.3	Beeinflussung einer Snake durch Springs und Volcanoes [25]	23
3.4	Anwendung des Bulge-Tools	26
3.5	Anwendung des Traction-Tools	26
3.6	Anwendung des Sketch-Tools	27
3.7	Anwendung des Bending-Tools	27
3.8	Korrektur von Interactive Active Shape $Models[14]$	28
3.9	Korrektur eines Lebertumors durch die von Heckel et al. [18] vorgestellte Methode	29
4.1	(a) Falschsegmentierte innere Objektkante	
	(b) Segmentierungsfehler aufgrund zu ähnlicher Grauwer-	
	te von Struktur und Umgebung	33
4.2	Fehlerhaft segmentierter Modellteil	34
4.3	Korrekturvorgang:	
	(a) Zu korrigierende Segmentierung (b) Definieren eines Punktes durch den Nutzer auf der	
	Objektkante	
	(c) Korrekturergebnis	38
4.4	(a) Zu korrigierende Segmentierung	
	(b) Setzen eines Punktes auf der Objektkante durch den	
	Anwender	
	(c) Korrekturergebnis	40
4.5	(a) Zu korrigierende Segmentierung	
	(b) Setzen von Punkten auf der Objektkante durch den	
	(c) Korrekturergebnis	44
4.6	Lasso-Sensor-Konzept	45

4.7	(a) Zu korrigierende Segmentierung	
	(b) Positions definition auf der Objektkante durch den An-	
	wender	
	(c) Korrekturergebnis	47
5.1	Vorgang der manuellen Korrektur	54
5.2	Darstellung der Korrektur-Visualisierungen: links interaktiv-	
	automatisch, rechts manuell	58
5.3	Darstellung der überlagerten Visualisierung eines Korrek-	
	turergebnisses in Bilddaten	58
5.4	Korrektur einer Lymphknotensegmentierung – Einzelmas-	
	senverschiebung	63
5.5	Korrektur einer Schildknorpel-Segmentierung – Einzelmas-	
	senverschiebung	63
5.6	Korrektur einer Schildknorpelseite – Massenbereichsver-	
	schiebung	68
5.7	Korrektur der Schildknorpelhörner – Massenbereichsver-	
	schiebung	68
5.8	Korrektur eines Lymphknotens – Lasso-Sensoren	73
5.9	Korrektur eines Schildknorpelhorns – Torsionskräftever-	
	stärkung	77
5.10	Korrektur einer Schildknorpelseitenwand – Torsionskräf-	
	teverstärkung	77

Tabellenverzeichnis

5.1	Attribute der Bilddatensätze nach der Vorverarbeitung	53
5.2	Parametrisierung der Korrekturwerkzeuge	59
5.3	Interaktionsdaten der Einzelmassenverschiebung	61
5.4	Subjektive Bewertung der Übereinstimmung – Einzelmas-	
	senverschiebung	62
5.5	$Vergleich \ auf \ Qualit"atsmaße - Einzelmassenverschiebung \ .$	64
5.6	Interaktionsdaten der Massenbereichsverschiebung	66
5.7	Subjektive Bewertung der Übereinstimmung – Massenbe-	
	reichsverschiebung	67
5.8	Vergleich auf Qualitätsmaße - Massenbereichsverschiebung	69
5.9	Interaktionsdaten der Lasso-Sensor-Korrektur	71
5.10	Subjektive Bewertung der Übereinstimmung – Lasso-Sensor-	
	Korrektur	72
5.11	$\label{eq:Vergleich} \ensuremath{\operatorname{Vergleich}}\ auf\ Qualit\ensuremath{\operatorname{Qualit\ensuremath{\operatorname{Uergleich}}}\ begin{picturemath{\operatorname{Vergleich}}\ begin{picturemath{\operatorname{Vergleich}}\ begin{picturemath{\operatorname{Vergleich}}\ begin{picturemath{\operatorname{Vergleich}}\ begin{picturemath{\operatorname{Uergleich}}\ begin{picturemath{\operatorname{Vergleich}}\ begin{picturemath{\operatorname{Vergleich}}\ begin{picturemath{\operatorname{Vergleich}}\ begin{picturemath{\operatorname{Vergleich}}\ begin{picturemath{\operatorname{Vergleich}}\ begin{picturemath{\operatorname{Uergleich}}\ begin{picturemath{\operatorname{Vergleich}}\ begin{picturemath{\operatorname{Vergleich}}\ begin{picturemath{\operatorname{Uergleich}}\ begin{picturemath{\operatorname{Vergleich}}\ begin{picturemath{\operatorname{Uergleich}}\ begin{picturemath{Uergleich}\ begin$	73
5.12	Interaktionsdaten der Torsionskräfteverstärkung	75
5.13	Subjektive Bewertung der Übereinstimmung – Torsions-	
	kräfteverstärkung	76
5.14	Vergleich auf Qualitätsmaße – Torsionskräfteverstärkung .	78
5.15	Zeit-Intervalle der technik-basierten Korrekturen im Ver-	
	gleich zur manuellen Korrektur	79
5.16	Durchschnittsnoten der Nutzerfreundlichkeit der Techniken	79

Algorithmenverzeichnis

4.1	Einzelmassenverschiebung	39
4.2	Massenbereichsverschiebung	42
4.3	Lasso-Sensor-Korrekturalgorithmus	46
4.4	Lasso-Sensor-Kräfteberechnung	46
4.5	Torsionskräfteverstärkung	49

Literaturverzeichnis

- [1] ADAMS, R.; BISCHOF, L.: Seeded Region Growing. In: *IEEE Trans.* Pattern Anal. Mach. Intell. 16 (1994), Nr. 6, S. 641–647
- [2] BERGNER, Steven: Structural deformable models for robust object recognition, Otto-von-Guericke Universität Magdeburg, Diplomarbeit, 2003
- [3] BEUCHER, S.: The Watershed Transformation Applied To Image Segmentation. In: Scanning Microscopy Interantional Centre De Morphologie Mathmatique, 1991
- [4] BEUCHER, S.; MEYER, F.: The morphological approach to segmentation: The watershed transform. In: DOUGHERTY, E. R. (Hrsg.): Mathematical Morphology in Image Processing Bd. 12, New York: Marcel Dekker, 1993, S. 433-481
- [5] COOTES, T. F. ; TAYLOR, C. J.: Active Shape Models Smart Snakes. In: British Machine Vision Conference, Springer-Verlag, 1992, S. 266-275
- [6] DIJKSTRA, Edsger W.: A note on two problems in connexion with graphs. In: Numerische Mathematik 1 (1959), S. 269–271
- [7] Kapitel Generation and Initialization of Stable 3D Mass-Spring Models for the Segmentation of the Thyroid Cartilage. In: DORNHEIM, Jana ; DORNHEIM, Lars ; PREIM, Bernhard ; HERTEL, Ilka ; STRAUSS, Gero: Lecture Notes in Computer Science. Bd. 4174/2006: Pattern Recognition. Springer Berlin / Heidelberg, 2006, S. 162–171
- [8] DORNHEIM, Jana; SEIM, Heiko; PREIM, Bernhard; HERTEL, Ilka ; STRAUSS, Gero: Segmentation of Neck Lymph Nodes in CT Datasets with Stable 3D Mass-Spring Models. In: Academic Radiology 14 (2007), Nr. 11, S. 1389–1399
- [9] DORNHEIM, Lars: Generierung und Dynamik physikalisch basierter 3D-Modelle zur Segmentierung des linken Ventrikels in SPECT-Daten, Otto-von-Guericke Universität, Diplomarbeit, 2005
- [10] DORNHEIM, Lars; TÖNNIES, Klaus D.; DORNHEIM, Jana: Stable dynamic 3D shape models. In: *IEEE International Conference on Image Processing* Bd. 3, 2005 (ICIP 2005 11-14), S. 1276–1279
- [11] *Kapitel* Automatic Segmentation of the Left Ventricle in 3D SPECT Data by Registration with a Dynamic Anatomic Model.

In: DORNHEIM, Lars; TÖNNIES, Klaus D.; DIXON, Kat: Lecture Notes in Computer Science. Bd. Volume 3749/2005: Medical Image and Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2005. Springer Berlin / Heidelberg, 2005, S. 335–342

- [12] DUCHON, Claude E.: Lanczos Filtering in One and Two Dimensinos.
 In: Journal of Applied Meteorology 18 (1979), Nr. 8, S. 1016–1022
- [13] FALCAO, Alexandre X.; UDUPA, Jayaram K.; SAMARASEKERA, Supun; SHARMA, Shoba; HIRSCH, Bruce E.; A. LOTUFO, Roberto de: User-steered image segmentation paradigms: live wire and live lane. In: Graph. Models Image segmentation paradigms: live wire and live lane 60 (1998), Nr. 4, S. 233-260
- [14] GINNEKEN, Bram van ; BRUIJNE, Marleen de ; LOOG, Marco ; VIERGEVER, Max A.: Interactive Shape Models. In: Medical Imaging: Image Processing, Press, 2003, S. 1206–1216
- [15] GRIFFIN, L.D.; COLCHESTER, A.C.F; ROELL, S.A.; STUDHOLME, C.: Hierarchical Segmentation Satisfying Constraints. In: *BMVC94*, 1994, S. 135–144
- [16] HAHN, Horst ; PEITGEN, Heinz-Otto: IWT Interactive Watershed Transform: A hierarchical method for efficient interactive and automated segmentation of multidimensional grayscale images. In: *Proc. Medical Imaging SPIE 5032*, San Diego, 2003
- [17] HAHN, Peter: Modellbasierte Segmentierung des linken Ventrikels in 4D-MRT-Daten, Otto-von-Guericke Universität, Diplomarbeit, 2008
- [18] HECKEL, Frank ; MOLTZ, Jan H. ; BORNEMANN, Lars ; DICKEN, Volker ; BAUKNECHT, Hans-Christian ; FABEL, Michael ; HITTIN-GER, Markus ; KIESSLING, Andreas ; MEIER, Stephan ; PÜSKEN, Michael ; PEITGEN, Heinz-Otto: 3D contour based local manual correction of tumor segmentations in CT scans. In: PLUIM, Josien P. W. (Hrsg.) ; DAWANT, Benoit M. (Hrsg.): Medical Imaging 2009: Image Processing Bd. 7259, SPIE, 2009, S. 72593L
- [19] HECKEL, Paul: The Elements of Friendly Software Design. 2. SYBEX Inc., 1991
- [20] HEIBERG, E.; WIGSTROM, L.; M. CARLSSON, A. B.; KARLSSON, M.: Time Resolved Three-Dimensional Automated Segmentation of the Left Ventricle. In: *Computers in Cardiology* 32 (2005), S. 599-602
- [21] HEIMANN, Tobias ; THORN, Matthias ; KUNERT, Tobias ; MEIN-ZER, Hans-Peter: Empirische Vergleichsmaße für die Evaluation von Segmentierungsergebnissen. In: TOLXDORFF, Thomas (Hrsg.) ; BRAUN, Jürgen (Hrsg.) ; HANDELS, Heinz (Hrsg.) ; HORSCH, Alexander (Hrsg.) ; MEINZER, Hans-Peter (Hrsg.): Bildverarbeitung für die Medizin Bd. 116, 2004 (CEUR Workshop Proceedings), S. 165– 169
- [22] HEWETT, Thomas T.; BAECKER, Ronald; CARD, Stuart; CAREY, Tom; GASEN, Jean; MATEI, Marilyn; PERLMAN, Gary; STRONG,

Gary ; VERPLANK, William: ACM SIGCHI curricula for humancomputer interaction. 1992. – Forschungsbericht. – Chairman-Hewett, Thomas T.

- [23] JÄHNE, Bernd: Digitale Bildverarbeitung. 6. Springer Berlin, 2005
- [24] KANG, Yan ; ENGELKE, Klaus ; KALENDER, Willi A.: Interactive 3D editing tools for image segmentation. In: *Medical Image Analysis* 8 (2004), Nr. 1, S. 1361–8415
- [25] KASS, Michael ; WITKIN, Andrew ; TERZOPOULOS, Demetri: Snakes: Active contour models. In: International Journal of Computer Vision 1 (1988), Nr. 4, S. 321–331
- [26] KAUS, Michael ; WARFIELD, Simon K. ; JOLESZ, Ferenc A. ; KIKI-NIS, Ron: Adaptive Template Moderated Brain Tumor Segmentation in MRI. In: *Bildverarbeitung für die Medizin*, 1999, S. 102–106
- [27] MCINERNEY, Tim ; TERZOPOULOS, Demetri: Deformable Models in Medical Image Analysis: A Survey. In: Medical Image Analysis 1 (1996), S. 91–108
- [28] MORTENSEN, Eric N.; BARRETT, William A.: Interactive Segmentation with Intelligent Scissors. In: Graphical Models and Image Processing 60 (1998), Nr. 5, S. 349–384
- [29] NEUENSCHWANDER, Walter M.; FUA, Pascal; IVERSON, Lee; SZÉKELY, Gábor; KÜBLER, Olaf: Ziplock Snakes. In: Int. J, Comput. Vision 25 (1997), Nr. 3, S. 191–201
- [30] OLABARRIAGA, Silvia D.: Human-Computer Interaction for the Segmentation of Medical Images, Universiteit van Amsterdam, Doktorarbeit, 1999
- [31] OLABARRIAGA, Silvia D.; SMEULDERS, Arnold W. M.: Interaction in the segmentation of medical images: A survey. In: *Medical Image Analysis* 5 (2001), Nr. 2, S. 127 – 142. – ISSN 1361–8415
- [32] OSTERGAARD, M.: Different approaches to synovial membrane volume determination by magnetic resonance imaging: Manual versus automated segmentation. In: British Journal of Rheumatology 36 (1997), S. 1166-1177
- [33] PREIM, Bernhard: Entwicklung interaktiver Systeme. 1. Springer Berlin, 1999
- [34] PROKSCH, Daniel: Interkationstechniken zur Nachkorrektur medizinischer Segmentierungen, Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg, Diplomarbeit, 2009
- [35] RUBINSTEIN, Richard ; HERSH, Harry M.: The Human Factor: Designing Computer Systems for People. Butterworth-Heinemann Ltd, 1984
- [36] SEIM, Heiko ; DORNHEIM, Jana ; PREIM, Uta: Ein 2-Fronten-Feder-Masse-Modell zur Segmentierung von Lymphknoten in CT-Daten des Halses. In: Bildverarbeitung für die Medizin, 2006, S. 106–110
- [37] SHNEIDERMAN, Ben; PLAISANT, Catherine: Designing the User Interface: Strategies for Effective Human-Computer Interaction. 2.

Addison-Wesley Publishing Company, 1992

- [38] SPIEGEL, Martin ; HAHN, Dieter A. ; DAUM, Volker ; WASZA, Jakob ; HORNEGGER, Joachim: Segmentation of kidneys using a new active shape model generation technique based on non-rigid image registration. In: Computerized Medical Imaging and Graphics 33 (2009), Nr. 1, S. 29–39
- [39] TÖNNIES, Klaus D.: Grundlagen der Bildverarbeitung. Pearson Studium, 2005
- [40] URSCHLER, Martin ; MAYER, H. ; BOLTER, R. ; LEBERL, Franz: The LiveWire Approach for the Segmentation of Left Ventricle Electron-Beam CT Images. In: Proc. 26th Workshop of the Austrian Association for Pattern Recognition: Vision with Non-traditional Sensors, OCG Bd. 160, Östereichische Computer Geselllschaft, 2002, S. 319– 326
- [41] WORTH, Andrew J.; MAKRIS, Nikos; MEYER, James W.; JR., Verne S. C.; KENNEDY, David N.: Automated Segmentation of Brain Exterior in MR Images Driven by Empirical Procedures and Anatomical Knowledge. In: *IPMI '97: Proceedings of the 15th International Conference on Information Processing in Medical Imaging* Bd. 1230, 1997, S. 99–112