

Aus dem Institut für Robotik und kognitive Systeme
der Universität zu Lübeck
Direktor: Prof. Dr.-Ing. Achim Schweikard

Röntgenbasierte Bildgebung mittels eines roboterisierten C-Bogen-Systems

Inauguraldissertation
zur
Erlangung der Doktorwürde
der Universität zu Lübeck
- Aus der Technisch-Naturwissenschaftlichen Fakultät -

vorgelegt von
Dipl.Inf. Christoph Bodensteiner
aus Weilheim i.OB

Lübeck, Juni 2009

Prüfungskommission

1. Berichterstatter: Prof. Dr.-Ing. Achim Schweikard

2. Berichterstatter: Prof. Dr. rer. nat. Bernd Fischer

Prüfungsvorsitzender: Prof. Dr.-Ing. Alfred Mertins

Tag und Ort der mündlichen Prüfung: Lübeck, den 30.10.2009

Eidesstattliche Erklärung

Ich erkläre hiermit, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel verwendet habe. Die Arbeit wurde weder ganz noch in Teilen an anderer Stelle im Rahmen eines Prüfungsverfahrens vorgelegt.

Lübeck, den 15. Juni 2009

.....
(Christoph Bodensteiner)

Abstract

This dissertation proposes methods for the improvement of X-ray and CT-imaging using a novel robotized C-Arm. The discussed methods are purely image-based in order to allow for enhanced imaging without having to improve the hardware parameters of the C-arm (e.g. positioning accuracy, stiffness or detector properties). The fundamental element of the developed methods is the combination of reconstruction and registration techniques. This element has already been successfully employed in different domains of the image- and signal-processing fields.

This thesis can be divided into two main parts. The first part gives an overview of the C-arm system used in the course of this work. The construction and kinematics of the system are described, as well as a number of applications that profit from robotized X-ray imaging. Some of these applications require that the geometric distortion of the imaging devices is determined. For the completeness of the work, the implemented method for the correction of the non-linear distortions is detailed.

Subsequently, established methods for 3D reconstruction from cone-beam projection are presented and state-of-the-art rigid and non-rigid registration techniques are described. The optimization techniques employed in the implementation of the proposed methods are discussed in detail. The first main part concludes by introducing a new method for image-based correction of imaging systems extrinsic parameters.

The second part of this dissertation deals with two applications of combined reconstruction and registration. The first application, super-resolution, involves the acquisition of multiple, slightly displaced images of the same scene in order to compute an X-ray image with increased resolution. Super-resolution has received little attention so far in the field of imaging with mobile C-arms due to the necessity of manual positioning of the C-arm-detector. Robotized C-arms offer an elegant approach for the acquisition of the required images, as is illustrated in this thesis, making super-resolution for X-ray images practicable.

The second application consists of a motion compensation method for radio-surgery which is based on an intensity-based non-rigid 2D/3D-registration of a patient specific organ deformation model with intraoperative projection data. The deformation model is constructed from a preoperative 4D-CT of the patient using Active Shape Models. Via the incorporation of the statistical knowledge in the combined registration-reconstruction algorithm, the number of needed projections can be greatly reduced.

The proposed applications were prototypically implemented and were tested using synthetically generated images as well as images acquired with a robotized C-arm and real patient data. In all applications the 3D-reconstruction errors were significantly reduced when employing the method proposed for data-based correction of the extrinsic parameters of the imaging device. As a result, the quality of images was substantially increased. In

the images reconstructed with super-resolution methods, fine details of the imaged structures become clearly visible even when they are not recognizable in the input images.

Kurzfassung

Die vorliegende Arbeit behandelt Möglichkeiten zur verbesserten Röntgen- und 3D-CT-Bildgebung mittels eines roboterisierten C-Bogen-Systems. Der Fokus liegt hierbei auf datenbasierten Methoden, die eine Verbesserung der Bildgebung erreichen ohne gerätespezifische Systemparameter (Positionierungsgenauigkeit, Steifigkeit oder Detektoreigenschaften) ändern zu müssen.

Grundlegendes Element der verwendeten Ansätze ist ein kombinierter Rekonstruktions- und Registrierungsansatz, der in verschiedenen Disziplinen der Bild- und Signalverarbeitung bereits erfolgreich eingesetzt wird.

Die Arbeit kann thematisch in zwei Hauptabschnitte unterteilt werden. Anfangs wird ein Überblick über das verwendete C-Bogen-System gegeben. Hierbei werden neben dem Aufbau und der Kinematik auch ausgewählte Anwendungen beschrieben, die in besonderer Weise von der Roboterisierung des Systems profitieren. Die folgenden Abschnitte erläutern etablierte Methoden zur 3D-Rekonstruktion und 2D/3D-Registrierung und zeigen gängige Verfahren und Algorithmen. In diesem Abschnitt wird auch speziell auf algorithmische Beschleunigungstechniken eingegangen, die im Rahmen der Arbeit verwendet wurden. Anschließend wird auf die Implementierung einer geometrischen Verzeichnungskorrektur eingegangen, welche im Rahmen der Arbeit angewendet wurde, um die nichtlinearen Verzeichnungen des im Gerät verbauten Bildverstärkers zu korrigieren. Abschließend wird ein neuer Ansatz zur datenbasierten Korrektur von extrinsischen Parametern des Aufnahmesystems detailliert erläutert.

Der zweite Hauptabschnitt der Arbeit behandelt eine im mathematischen Sinne eng verwandte Anwendung der kombinierten Rekonstruktion und Registrierung von Bilddaten. Hier werden aus mehreren leicht versetzten Aufnahmen der gleichen Szene Röntgenbilder in einer erhöhten Auflösung errechnet. Die Anwendung derartiger sogenannter Super-Resolution-Techniken hat in der Bildgebung mittels mobiler Röntgen-Systeme bis dato eine sehr geringe Aufmerksamkeit erfahren, da die Positionierung der C-Bogen-Systeme üblicherweise nur manuell erfolgte. Mittels des neuen robotischen C-Bogen-Systems ergibt sich jedoch eine neue elegante Möglichkeit zur geeigneten Akquisition der nötigen Projektionsdaten, die solche Techniken praktikabel werden lässt.

Abschließend wird eine spezielle Anwendung zur Bewegungskompensation in der Strahlenchirurgie erläutert, welche auf einer nicht rigiden 2D/3D-Registrierung eines patientenspezifischen Deformationsmodells beruht. Die aufgetretenen Deformationen wurden hierbei aus einem präoperativen 4D-CT des Patienten gewonnen und mittels eines Active Shape-Modells kompakt repräsentiert. Durch die Einbeziehung dieses statistischen Vorwissens in ein kombiniertes Registrations- und Rekonstruktionsverfahren konnte eine starke Reduktion der notwendigen Projektionen erreicht werden.

Zusammenfassend kann mit den vorgeschlagenen Methoden eine Verbesserung der Bildgebung erzielt werden, die mittels prototypischer Implementierungen anhand synthetischer und realen Daten des experimentellen C-Bogen-Systems demonstriert wird. Hierbei ergab sich mit dem neuen Ansatz zur datenbasierten Korrektur von extrinsischen Parametern eine deutliche Reduzierung des Rekonstruktionsresiduums, was sich in signifikant besseren 3D-Rekonstruktionsergebnissen äußerte. Ebenso konnten mit der Anwendung von Super-Resolution-Techniken hohe Auflösungssteigerungen erzielt werden und in den hoch aufgelösten Projektionen Details ausgemacht werden, die in den Eingabedaten nicht erkennbar waren.

Inhaltsverzeichnis

Eidesstattliche Erklärung	4
Abstract	i
Kurzfassung	iii
1 Einführung	1
1.1 Intraoperative röntgenbasierte Bildgebung	1
1.2 Einordnung der Arbeit	3
1.2.1 Gliederung und Übersicht	4
1.3 Mathematische Notation	5
2 Roboterisierte Röntgen-Bildgebung	7
2.1 Der roboterisierte C-Bogen - Ein Systemüberblick	7
2.2 C-Bogen-Kinematik	8
2.3 Erweiterte Möglichkeiten durch Roboterisierung	10
2.3.1 Ergonomische Bedienbarkeit	10
2.3.2 Bildbasierte Positionierung	11
2.3.3 Panorama-Bildgebung	13
2.4 Intraoperative 3D-Rekonstruktion	14
2.4.1 3D-Rekonstruktionsverfahren	15
2.4.2 Gefilterte Rückprojektion	15
2.4.3 Algebraische Rekonstruktionsverfahren	17
2.4.4 Implementierung der 3D-Bildgebung	18
2.4.5 Forschungsgebiete in der intraoperativen 3D-Bildgebung	18
2.5 Zusammenfassung und Ausblick	20
3 Kalibrierung des Bildverstärkers	23
3.1 Geometrische Entzerrung	23
3.1.1 Problematik und Motivation	23
3.1.2 Detektion der Kalibriermarken	25
3.1.3 Zuordnung von Kalibrier- und Modellmarken	26
3.2 Entzerrung der Röntgenaufnahmen	29
3.3 Diskussion und Ausblick	30
4 2D/3D-Registrierungsverfahren	31

4.1	Einführung und Stand der Technik	31
4.2	Probleme und Herausforderungen	33
4.3	2D/3D-Abstandsmaße	34
4.3.1	Landmarkenbasierte Abstandsmaße	34
4.3.2	Intensitätsbasierte Abstandsmaße	36
4.4	Berechnung simulierter Projektionen	38
4.4.1	Geschwindigkeitsoptimierte Simulation von DRRs	39
4.5	Optimierungsverfahren zur Minimierung des Distanzmaßes	41
4.6	Implementierungsdetails und Effizienzoptimierungen	42
4.7	Zusammenfassung und Diskussion	42
5	Datenbasierte Positions- und Bewegungskorrektur	45
5.1	Problematik und Motivation	45
5.2	Korrektur mittels Minimierung des Rekonstruktionsresiduums	47
5.2.1	Kombinierte 3D-Rekonstruktion und 2D/3D-Registrierung	49
5.2.2	Vergleich intensitätsbasierter Distanzmaße zur Positionskorrektur	51
5.2.3	Implementierungsdetails und Effizienzoptimierungen	53
5.2.4	Experimente mit generierten Projektionsdaten (DRRs)	54
5.2.5	Testaufbau für akquirierte Projektionsdaten	55
5.3	Ergebnisse	56
5.3.1	Ergebnisse für simulierte Projektionsdaten	57
5.3.2	Ergebnisse für akquirierte Projektionsdaten	60
5.4	Zusammenfassung	63
5.5	Diskussion und Ausblick	64
6	Auflösungsverbesserung mittels robotischer Bildgebung	67
6.1	Theoretische Grundlagen	68
6.1.1	Mathematische Modellierung	68
6.1.2	Super-Resolution Rekonstruktionsmethoden	69
6.2	Super-Resolution in der Röntgenbildgebung	74
6.2.1	Akquisition der Projektionsdaten	75
6.2.2	Rotation um die Strahlenquelle	76
6.2.3	Planare Translationen	76
6.2.4	Änderung der Detektor-Distanz	77
6.2.5	Kompensation von Positionierungsfehlern	77
6.2.6	Akquisitionsstrategien	79
6.3	Experimente	80
6.3.1	Synthetische Daten	80
6.3.2	Real akquirierte Daten	83
6.4	Ergebnisse	85
6.4.1	Simulierte Projektionsdaten	85
6.4.2	Klinische CT-Daten	89
6.4.3	Real akquirierte C-Bogen-Projektionsdaten	90

6.5	Zusammenfassung und Ausblick	92
7	Bewegungskorrektur in der Radiotherapie	99
7.1	Nicht rigide 2D/3D-Registrierung zur Bestimmung des Atmungszustands	100
7.2	Integration eines präoperativen Deformationsmodells	101
7.3	Nicht rigide 2D/3D-Registrierung unter Einbeziehung eines statistisches Modells von Deformationen	102
7.3.1	Statistisches Modell der Deformationen während der Atmung	103
7.3.2	Rigide 2D/3D-Vorregistrierung	106
7.3.3	Schnelle, nicht rigide 2D/3D-Registrierung	107
7.3.4	Implementierung	109
7.4	Experimente und Ergebnisse	110
7.4.1	Ergebnisse der rigiden 2D/3D-Vorregistrierung	110
7.4.2	Ergebnisse der nicht rigiden 2D/3D-Registrierung	113
7.5	Diskussion	113
8	Zusammenfassung	117
8.1	Abschließende Bewertung und Ausblick	118
9	Appendix I	121
9.1	Grundlagen der statistischen Formanalyse	121
10	Appendix II	125
10.1	3D-Rekonstruktion mittels Diskreter Tomographie	125
10.1.1	Diskrete Tomographie mittels linearer Programmierung	125
11	Mathematische Symbole und Bezeichner	129

1 Einführung

Die Anfänge der medizinischen Bildgebung sind eng mit der Entdeckung der Röntgenstrahlung durch Conrad Wilhelm Röntgen im Jahre 1895 verbunden, die eine enorme Verbesserung der medizinischen Diagnostik und Therapie zur Folge hatte. Während alternative bildgebende Verfahren wie beispielsweise die Sonografie (ab 1942) oder die Magnetresonanztomographie (MRI, ab 1973) erst fünf Jahrzehnte später eingesetzt wurden, gelang 1980 mit dem Einzug leistungsfähiger Computertechnik der Durchbruch in der medizinischen 3D-Bildgebung. Neben der Computertomographie wurden in dieser Zeit auch die ersten Magnetresonanztomographen in der medizinischen Diagnostik eingesetzt.

Die primären Ziele der medizinischen Bildgebung stellen hierbei die Visualisierung und die nicht-invasive Untersuchung von Struktur und Funktion des Körperinneren dar. In der modernen Medizin ist sie somit zu einem integralen Bestandteil der Diagnostik und Therapieplanung wie auch der Verlaufskontrolle von medizinischen Eingriffen geworden.

Wichtige Einsatzgebiete der medizinischen Röntgenbildgebung im Speziellen stellen die Diagnostik und Kontrolle von Eingriffen im Bereich der Orthopädie und Traumatologie dar. Daneben spielt diese Modalität auch eine gewichtige Rolle in der Herz- und Gefäßbildgebung, der Urologie, der Neurologie, der interventionellen Radiologie, der Registration in der computerunterstützten Navigation und der Patientenlokalisierung in der Strahlentherapie.

Innerhalb der intraoperativen Röntgenbildgebung ist hierbei meist eine herkömmliche 2D-Darstellung ausreichend. Es ergeben sich jedoch zunehmend neue medizinische Anwendungen, die stark von einer 3D-Bildgebung profitieren. Exemplarisch sind hier rekonstruktive Eingriffe am Bewegungsapparat oder im Bereich des Gesichtsschädels zu nennen. Der Einsatz der modernen intraoperativen Röntgenbildgebung steigert die Effektivität der Eingriffe und hilft eventuelle Folgeoperationen zu vermeiden. Durch die fortschreitende technische Entwicklung ergeben sich häufig auch neue medizinische Möglichkeiten, die im Vorfeld nicht vollständig abzusehen sind.

Der folgende Abschnitt soll einen kurzen historischen Überblick über diese technischen Entwicklungen aufzeigen, die von der Einführung einfachster Geräte bis zur Robotisierung komplexer Systeme reicht.

1.1 Intraoperative röntgenbasierte Bildgebung

Die ersten mobilen intraoperativen Röntengeräte wie beispielsweise die Siemens Röntgenkugel wurden schon Mitte der dreißiger Jahre verwendet [1]. Die Einführung fahrbarer mobiler Systeme mit Röntgen- und Bildverstärkertechnik erfolgte Mitte der sechziger Jahre.

Einführung

Ein klassischer Vertreter dieser Systeme ist das System Siremobil der Firma Siemens (siehe Abb. 1.1a).

Weitere Meilensteine in der Entwicklung intraoperativer Röntgensysteme stellen 3D-fähige Röntgensysteme dar, die jedoch anfangs auf fest installierte Systeme beschränkt waren. Eines der ersten Geräte dieses Segmentes war der Tomoscan M/EG von Philips. Hierbei handelte es sich um einen fahrbaren Einzeilentomographen, welcher mittels einer gleichzeitigen Rotation und axialen Translation eine Helixtrajektorie realisieren konnte. Mit einer Auflösung der Schichtdicken von bis zu $0.3\text{mm} * 0.3\text{mm}$ per Schicht und bis zu 1.0mm in axialer Richtung reichte die Bildqualität an herkömmliche, fest installierte Geräte heran. Aufgrund seiner Bauweise ist das System jedoch schwierig in den intraoperativen Ablauf zu integrieren [2].

Eine erste am Markt verfügbare mobile Lösung auf Basis eines C-Bogen-Designs bot der Siemens Siremobil IsoC3D aus dem Jahre 2001 (siehe Abb. 1.1b). Aktuell verwendete Geräte sind beispielsweise sein Nachfolger Siemens Arcadis Orbic, der Ziehm Vision FD Vario 3D oder der Philips BV Pulsera. Obwohl bei diesen Geräten die Qualität der 3D-Rekonstruktionen meist geringer als bei herkömmlicher CT Geräten ausfällt, ergeben sich im Gegenzug auch eine Reihe von Vorzügen.



Abbildung 1.1(d): O-Arm der Firma Breakaway Imaging (Quelle: Breakaway Imaging)

Neben einer geringeren Strahlenbelastung ist als größter Vorteil derartiger Systeme ihre Flexibilität zu nennen, die einen Einsatz ohne Störung der gewohnten intraoperativen Abläufe erlaubt.

Ein interessantes neues Konzept verkörpert der durch die Firma Breakaway Imaging (siehe Abb. 1d) 2006 entwickelte O-Arm. Dieses Gerät ermöglicht eine motorische Öffnung der Gantry, um das Gerät an einen OP-Tisch heranzufahren zu können. Es vereint somit das Design eines herkömmlichen Tomographen mit den Vorzügen eines offenen C-Bogen-Systems. Die Akquisition der Projektionen kann in 13s über einen Winkelbereich von 360 Grad erfolgen. Die erreichbare Qualität der 3D-Rekonstruktionen ist damit den meisten mobilen Lösungen überlegen [2]. Im Gegenzug müssen aber aufgrund des hohen Gewichts und der Bauweise Nachteile hinsichtlich der Flexibilität hingenommen werden.

Die neueste Entwicklung im Bereich intraoperativer Röntgensysteme betrifft roboterisierte C-Bögen. Diese Systeme erlauben neben den herkömmlichen Anwendungen auch eine präzise Positionierung und Orientierung des Bildgebungssystems.

Während der Einsatz mobiler roboterisierter Geräte noch immer Gegenstand aktueller Forschung ist, gibt es mit dem Artis Zeego Multi-Axis-System von Siemens (2009) bereits ein erstes marktreifes Produkt. Hierbei handelt es sich jedoch um einen fest installierten Angiographen auf Basis eines Industrieroboter-Systems. Vorteile ergeben sich gemäß den Herstellerangaben vor allem durch das frei positionierbare Iso-Zentrum, einem großen 3D-

Rekonstruktionsvolumen und Verbesserungen bei 3D-Roadmapping¹ Anwendungen.

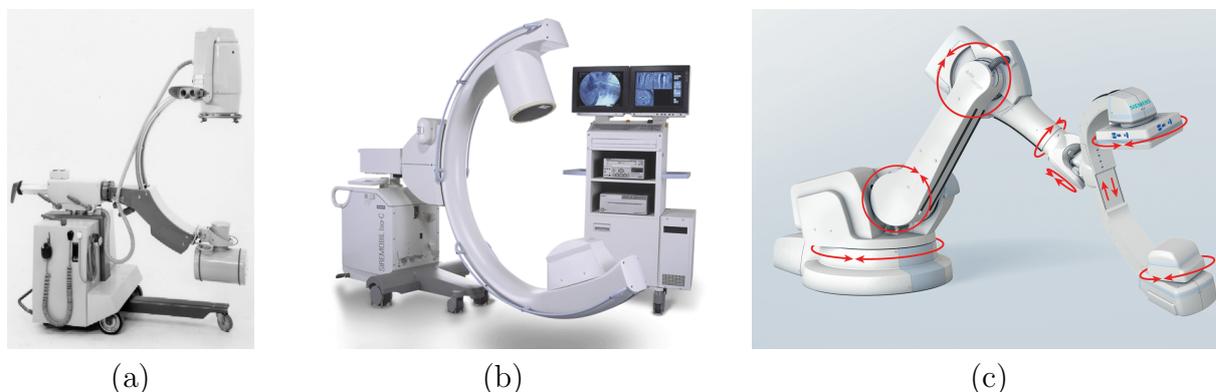


Abbildung 1.1: (a) Siemens System Siremobil (1965). (b) Siemens Siremobil IsoC3D (2001): Erster **mobiler** C-Bogen mit Möglichkeit zur intraoperativen 3D-Rekonstruktion. (c) Siemens Artis Zeego (2009): roboterisierter, fest installierter Angiograph. Quelle: Siemens-Pressebilder, mit freundlicher Genehmigung von Siemens Medical Systems und Siemens MedArchiv.

1.2 Einordnung der Arbeit

Die vorliegende Arbeit ist im Rahmen des Projektes 'Interactive C-Arm' entstanden, dessen Ziel die Entwicklung eines voll roboterisierten mobilen C-Bogens darstellt. Neben der Entwicklung der nötigen Hardware zum Antrieb, für die Sensorik und die Ansteuerung, stand die prototypische Entwicklung von neuen Software-Anwendungen im Vordergrund. Nachdem grundlegende Elemente der Motorisierung und kinematischen Ansteuerung [3, 4] abgeschlossen wurden, ergaben sich vor allem neue Fragestellungen in Bezug auf eine intelligente Positionierung, verbesserte 2D- und 3D-Bildgebung, Bahnplanung und die Robustheit gegenüber inhärenten Fehlern eines roboterisierten C-Bogen-Systems.

Besonderes Augenmerk wurde hierbei auf datenbasierte Methoden zur Korrektur und Verbesserung der Bildgebung mittels Bildregistrierungsalgorithmen gelegt. In diesem Kontext wurden Bildrestaurationsverfahren in der 3D-Bildgebung und Möglichkeiten zur Steigerung der Auflösung entwickelt und prototypisch in dem experimentellen C-Bogen-System implementiert.

Aufgrund der Komplexität der involvierten Bereiche wurde in dieser Arbeit notwendigerweise oft ein Kompromiss zwischen fachlicher Tiefe und umfassender Darstellung gesucht. Aus diesem Grund wurde auch auf eine stringente Beschreibung mathematischer Randbedingungen verzichtet und der Fokus auf die grundlegende Funktionsweise der verwendeten Verfahren gelegt.

¹Überlagerung von Live-2D-Fluoroskopieaufnahmen mit präoperativen 3D-Aufnahmen

Der interessierte Leser sei deshalb auf die entsprechende weiterführende Literatur verwiesen, die eine umfassende Herleitung und einen detaillierteren Einblick der spezifischen Themengebiete bietet.

1.2.1 Gliederung und Übersicht

Die vorliegende Arbeit widmet sich vorwiegend Möglichkeiten zur verbesserten intraoperativen Röntgenbildgebung mittels eines roboterisierten C-Bogens. Hierbei kommen insbesondere Techniken aus der Bildverarbeitung zum Einsatz, die auf spezifische Anwendungen des roboterisierten C-Bogens übertragen wurden. Grundlegendes Element der verwendeten Ansätze ist ein kombinierter Rekonstruktions- und Registrierungsansatz, der bereits erfolgreich in verschiedenen Disziplinen der Bild- und Signalverarbeitung angewandt wird.

Die Arbeit ist thematisch in zwei Hauptabschnitte unterteilt. Der erste Teil beschreibt das verwendete System, mögliche Applikationen, Methoden zur 3D-Rekonstruktion sowie 2D/3D-Registrierung und nutzt eine Kombination dieser Techniken zur Positions- und Bewegungskorrektur.

Das erste Kapitel gibt einen Überblick über das verwendete C-Bogen-System und beschreibt neben dem Aufbau und der Kinematik auch ausgewählte Anwendungen, die in besonderer Weise von der Roboterisierung des Systems profitieren. Das zweite Kapitel erläutert Verfahren zur intraoperativen 3D-Bildgebung mittels mobiler Röntgensysteme. Insbesondere werden die gängigen 3D-Rekonstruktionsverfahren und deren Anwendung im Kontext der vorliegenden Arbeit erläutert.

Im Anschluss wird kurz auf die Implementierung einer geometrischen Korrektur der nichtlinearen Verzerrungen des im Gerät verbauten Bildverstärkers eingegangen, die im Rahmen der Arbeit angewendet wurde.

Das folgende Kapitel gibt einen Überblick über rigide 2D/3D-Registrierungsverfahren und beschreibt vor allem Algorithmen zur genauen und effizienten Bestimmung der extrinsischen Kameraparameter in Bezug zu einem 3D-CT-Datensatz. Diese Techniken werden dann im folgenden Kapitel eingesetzt, um eine datenbasierte Korrektur der extrinsischen Parameter des Aufnahmesystems während einer Datenakquisition für die 3D-CT-Bildgebung zu erreichen.

Der zweite Abschnitt der Arbeit behandelt eine im mathematischen Sinne eng verwandte Anwendung der kombinierten Rekonstruktion und Registrierung von Bilddaten. Hier werden aus mehreren leicht unterschiedlichen Aufnahmen der gleichen Szene Röntgenbilder in einer erhöhten Bildauflösung errechnet. Die Anwendung dieser sogenannten Super-Resolutionstechniken hat in der Bildgebung mittels mobiler Röntgensysteme bis dato eine sehr geringe Aufmerksamkeit erfahren, da die Positionierung der C-Bogen-Systeme üblicherweise manuell erfolgte. Mittels des neuen robotischen C-Bogen-Systems ergibt sich eine neue, elegante Möglichkeit zur geeigneten Akquisition der nötigen Projektionsdaten.

Abschließend wird eine spezielle Anwendung zur Bewegungskompensation in der Strahlentherapie aus wenigen Projektionen behandelt. Diese beruht auf der nicht rigiden 2D/3D-Registrierung eines patientenspezifischen Bewegungsmodells, das aus einem präoperativen 4D-CT desselben Patienten gewonnen wird. Dieses Kapitel beschreibt dabei eine Möglich-

keit, statistisches Vorwissen in eine intensitätsbasierte, nicht rigide 2D/3D-Registrierung einzubeziehen.

1.3 Mathematische Notation

Sei $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ eine $m \times n$ Matrix. Dann bezeichnet $\mathbf{a}_i, \mathbf{a}^j, a_{ij}, A^T, A^+$ die i -te Zeile, j -te Spalte, (i,j) -te Element, transponierte und Moore Penrose Pseudoinverse der Matrix A .

Generell wird ein glattes Bildmodell angenommen. Mit der Verwendung geeigneter Interpolationsverfahren wird eine 2-fache Differenzierbarkeit innerhalb des Bildbereiches $(x, y) \in \mathbb{R} \times \mathbb{R}$, respektive Volumenbereiches $(x, y, z) \in \mathbb{R}^3$ sichergestellt. Die Verwendung diskreter Ortskoordinaten wird mit den Bezeichnern $(u, v), (i, j) \in \mathbb{N} \times \mathbb{N}$ formalisiert.

Im Kontext eines Vektors $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$ bezeichnet hierbei b_i den i -ten Eintrag des Vektors. Vektoren werden hierbei mittels einer Fettdruck Schreibweise gekennzeichnet.

Für eine Definition weiterer mathematischer Symbole und Mengen verweisen wir auf den Appendix (siehe Kapitel 11).

Einführung

2 Roboterisierte Röntgen-Bildgebung

Das Ziel dieses Projektes besteht in der Erforschung und Erprobung neuer Ansätze für ein roboterisiertes C-Bogen-System. Die Roboterisierung des Systems ermöglicht in diesem Zusammenhang eine Reihe neuer Applikationen, die mit herkömmlichen Systemen nicht oder nur sehr eingeschränkt realisierbar sind. Neben ergonomischen Verbesserungen steht insbesondere die Gewinnung von 3D-Informationen im Vordergrund, welche von der Triangulation einfacher punktförmiger Landmarken bis zur vollständigen 3D-CT-Rekonstruktion reicht. Darüber hinaus ergeben sich neue Anwendungen im Bereich der intelligenten Positionierung auf der Basis aufgenommener Projektionen.

Einleitend wird hierzu ein kurzer Überblick über zentrale Systemeigenschaften sowie Aufbau und Kinematik des roboterisierten C-Bogens gegeben. Im Anschluss werden dann spezielle Anwendungen beschrieben, die in besonderer Weise von den Möglichkeiten der Roboterisierung profitieren und im Rahmen der Arbeit implementiert wurden.

2.1 Der roboterisierte C-Bogen - Ein Systemüberblick

Die Basis des roboterisierten Systems bildet ein herkömmlicher C-Bogen der Baureihe Ziehm Vista (siehe Abb. 2.1). Innerhalb des Projektes wurde er mit zusätzlichen Positionencodern und Motoren ausgestattet [3], um alle fünf Achsen motorisch betreiben und die jeweiligen Gelenkstellungen sensorisch erfassen zu können. Die Steuerung der einzelnen Aktuatoren und Sensoren wurde mittels einer Speicher Programmierbaren Steuerung (SPS) und einer PROFIBUS¹ Kommunikation realisiert. Hierbei fungiert eine PCI-Steckkarte im Steuerungsrechner als Master, welcher die Kommunikation mit der Sensorik und den einzelnen Aktuatoren überwacht und steuert. Die beweglichen Massen des Systems setzen sich aus dem Röntgengenerator (23kg), Bildverstärker (23kg), C-Profil (18kg), Schwenkarm (15kg), Schlitten (18kg), Tragstück (10kg) und Hubrohr (11kg) zusammen und betragen insgesamt 118 kg. Als Röntgendetektor kommt ein herkömmlicher Bildverstärker mit einem Durchmesser von 230mm zum Einsatz. Die Detektordistanz zwischen Röntgenquelle und Bildverstärker beträgt 970mm. Die Digitalisierung der aufgenommenen Projektionen erfolgt über eine *Framegrabber* Karte innerhalb des zentralen Steuerrechners und liefert eine Auflösung von 568x568 Bildelementen mit einem Dynamikumfang von 10 Bit. Für weitere Details bezüglich der Motorisierung, Sensorik und Steuerung sei an dieser Stelle auf die Arbeiten von Binder et al. [3, 5] verwiesen.

¹PROFIBUS steht als Abkürzung für *Process Field Bus*



Abbildung 2.1: (a) Basismodell des roboterisierten C-Bogen-Systems. (b) Seitenansicht mit Monitorwagen.

2.2 C-Bogen-Kinematik

Die Lösung der vorwärts und inversen kinematischen Gleichungen des robotischen C-Bogens stellt die Grundlage zur Steuerung des Systems dar. Hierbei versteht man unter einer vorwärts kinematischen Lösung die Berechnung der Position und Orientierung des Endeffektors bezüglich eines Basiskoordinatensystems als Funktion der Gelenkparameter. Analog beschreibt eine inverse kinematische Lösung die Berechnung der Gelenkparameter als eine Funktion der Positions- und Orientierungsparameter des Endeffektors in einem Bezugsbasiskoordinatensystem.

Die kinematische Kette eines Standard-C-Bogens besteht aus zwei Schub- und drei Drehgelenken (siehe Abb. 2.2). Das erste Gelenk stellt ein Schubgelenk dar und ist für die Höhenverstellung des Systems verantwortlich. Beim zweiten Gelenk handelt es sich um ein Drehgelenk, dessen Drehachse der Hubachse (J_2) des ersten Gelenks entspricht. Das dritte Gelenk (J_3) ist das zweite Schubgelenk in der kinematischen Kette und für die Längenverstellung senkrecht zur Hubachse in horizontaler Richtung verantwortlich. Bei den Gelenken J_4 (Angulation) und J_5 (Orbitalbewegung) handelt es sich wieder um Drehgelenke, die eine Rotation um die Translationsachse (J_4) und eine Drehung der C-förmigen Verbindung zwischen dem Bildverstärker und der Röntgenquelle erlauben. Abbildung 2.2 zeigt eine Übersicht über die Gelenkanordnung der kinematischen Kette eines Standard-C-Bogen-Designs.

Aufgrund dieser Gelenkanordnung ergeben sich fünf Freiheitsgrade. Der fehlende sechste Freiheitsgrad, der einer Rotation um den Zentralstrahl entspricht, ist aufgrund der rotationsymmetrischen Bildgebung nicht relevant und kann über eine Drehung des aufgenommenen Projektionsbildes um den Bildhauptpunkt (*Principal Point*) kompensiert wer-

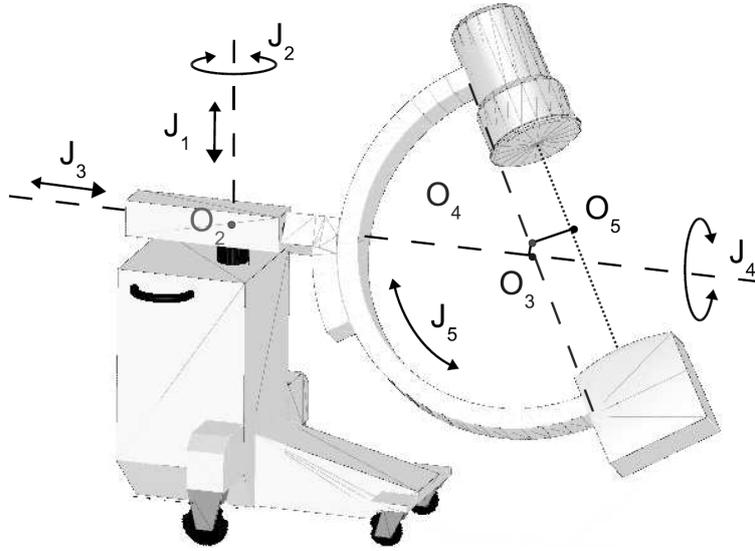


Abbildung 2.2: Übersicht der Gelenkachsen J_i und Ursprünge der lokalen Gelenkkoordinatensysteme O_i eines Standard-C-Bogen-Systems.

den. Die vorwärts kinematische Lösung kann mittels des Denavit-Hartenberg-Verfahrens bestimmt werden. Nachdem aus der Gelenkanordnung die Denavit-Hartenberg-Parameter (2.1) abgeleitet wurden, ergibt sich die vorwärts kinematische Lösung wie folgt

$$B_{BKS}^{Eff} = B_0^5 = \prod_{i=1}^5 B_{i-1}^i = B_0^1 B_1^2 B_2^3 B_3^4 B_4^5.$$

Dabei sind gemäß der Denavit-Hartenberg-Konvention die Matrizen B_{i-1}^i in Abhängigkeit von den allgemeinen Gelenkparametern $\mathbf{j} = (d_1, \theta_2, d_3, \theta_4, \theta_5)^T$ wie folgt definiert

$$B_{i-1}^i = \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i \cos \alpha_i & \sin \theta_i \sin \alpha_i & a_i \cos \theta_i \\ \sin \theta_i & \cos \theta_i \cos \alpha_i & -\cos \theta_i \sin \alpha_i & a_i \sin \theta_i \\ 0 & \sin \alpha_i & \cos \alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

Für nähere Details bezüglich der Konventionen und Herleitung des Verfahren nach Denavit-Hartenberg sei auf [6] verwiesen. Die expliziten Matrizen in Bezug auf den roboterisierten C-Bogen finden sich in [3, 4]. Im Rahmen des Projektes wurde auch die allgemeine Lösung der inversen Kinematik für Standard-C-Bögen entwickelt. Im Gegensatz zur Vorwärts-Kinematik erlaubt die Berechnung der inversen kinematischen Lösung keine standardisierte Herangehensweise. Hierbei ergibt sich im Falle des C-Bogens eine nicht triviale Lösung. Dies ist vorwiegend auf spezielle Stellungen zurückzuführen, die einer gesonderten Betrachtung bedürfen. Aus diesem Grund verweisen wir an dieser Stelle auf die detaillierte Herleitung

Gelenk	d_i (mm)	θ_i (deg)	a_i (mm)	α_i
J1	$910 \leq d_1 \leq 1330$	0	0	0
J2	0	$-10 \leq \theta_2 \leq 10$	0	-90
J3	$972 \leq d_3 \leq 1192$	0	0	0
J4	0	$-225 \leq \theta_4 \leq 225$	45	90
J5	0	$-90 \leq \theta_5 \leq 45$	130	90

Tabelle 2.1: Denavit-Hartenberg-Parameter des roboterisierten C-Bogen-Systems.

der inversen Lösung in den Arbeiten von Matthäus et al. [4] und Binder [3].

2.3 Erweiterte Möglichkeiten durch Roboterisierung

In diesem Abschnitt wird kurz auf ausgewählte Applikationen eingegangen, die in besonderer Weise von den Möglichkeiten der Roboterisierung profitieren oder erst dadurch möglich werden.

2.3.1 Ergonomische Bedienbarkeit

Naheliegende Verbesserungen der Bildgebung ergeben sich vor allem in Bezug auf eine durch die Mobilität des roboterisierten C-Bogens in vielen Fällen erleichterte Handhabung. Neben einer Fernbedienbarkeit des Systems, die insbesondere aus Gründen der Sterilität interessant ist, erlaubt es auch eine servounterstützte Bewegung der durchaus erheblichen Massen. Das Bedienpersonal kann den roboterisierten C-Bogen ohne großen Kraftaufwand mit Hilfe der Motoren positionieren.

- Kartesisches Verfahren

Da Standard-C-Bogen-Systeme mit drei Drehgelenken ausgestattet sind, müssen für einfache Translationsbewegungen oftmals komplexe Bewegungsabfolgen ausgeführt werden. Mit Hilfe der inversen kinematischen Lösung kann das System in intuitiver Weise kartesisch bezüglich eines frei wählbaren Bezugskoordinatensystems wie z.B. das Basiskoordinatensystem des C-Bogens, die Patientenliege oder eine aktuelle Stellung verfahren werden.

- Zentrierung von Bildinhalten

Obwohl heutige Geräte meist mit einer Laserzielvorrichtung ausgestattet sind, muss häufig eine Neuzentrierung von Bildinhalten durchgeführt werden. Die Roboterisierung erlaubt dem Benutzer nun, das gewünschte neue Zentrum direkt auf der bereits aufgenommenen Projektion zu markieren.

Mittels der inversen kinematischen Lösung wird der C-Bogen unter Beibehaltung der aktuellen Orientierung translatorisch verfahren. Da die Tiefe der Zielstruktur nicht

bekannt ist, muss die Neuzentrierung approximativ erfolgen. Hierbei kann entweder ein heuristischer Tiefenwert (z.B. Mitte/Dreiviertel des Röntgenquelle-Detektor-Abstands) oder ein Schätzwert des Benutzers herangezogen werden.

2.3.2 Bildbasierte Positionierung

Eine neue Anwendung, die mit der Roboterisierung möglich wird, stellt die bildbasierte Positionierung dar. Basierend auf der Annahme einer unbewegten Szene, werden hier zwei

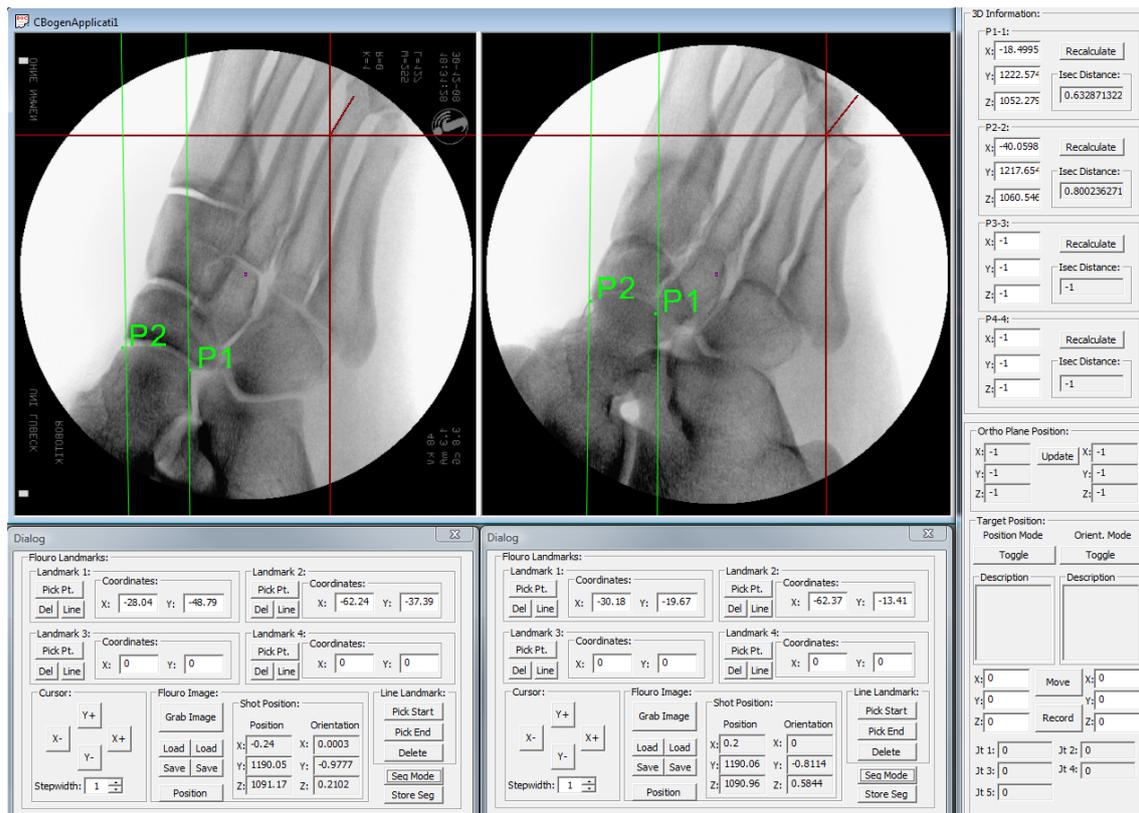


Abbildung 2.3: Entwickelte Softwareanwendung zur bildbasierten Positionierung. Mittels der Definition von korrespondierenden Landmarken werden 3D-Informationen aus den Projektionen abgeleitet, welche nachfolgend zur Positionierung genutzt werden. Die grünen Linien visualisieren die Epipolarlinien der Punktlandmarken der jeweils anderen Ansicht.

Aufnahmen aus unterschiedlichen Positionen aufgenommen, welche als Grundlage für die Definition der Zielposition und Zielorientierung dienen. Durch die direkte Definition der Zielstellung anhand der Anatomie des Patienten kann auf diese Weise ein umständlicher iterativer Aufnahmekorrekturansatz vermieden werden. Die zielgerichtete Einstellung ist hilfreich für die Vermeidung unnötiger Aufnahmen und führt folglich zu einer geringeren Strahlenbelastung sowie einer anatomisch exakten Ausrichtung.

In der aktuellen Implementierung werden für diesen Zweck sowohl Punkt- als auch Richtungskorrespondenzen zur Definition der gewünschten Position und Orientierung herangezogen. So können in den Aufnahmen Punktkorrespondenzen trianguliert werden (siehe Abb. 2.3), die beispielsweise eine Zielposition definieren. Durch die Kombination mehrerer Punkte ist auf diese Weise auch die Definition von Richtungen und Ebenen möglich, die zur direkten Definition der Zielorientierung verwendet werden können. Ebenso besteht die Möglichkeit, 2D-Liniensegmente durch einen Schnitt im Raum zur Definition von 3D-Liniensegmenten zur direkten Definition von Strahlrichtungen oder Schnittebenen heranzuziehen. Je nach Anwendungsszenario kann auch eine geeignete geometrische Kombination der gewonnenen 3D-Informationen zur exakten Definition der Zielstellung erfolgen.

Die Korrespondenzfindung wird dadurch erleichtert, dass zu ausgewählten Punktlandmarken auch die entsprechenden Epipolarbeschränkungen [7] in der jeweils anderen Ansicht angezeigt werden können. Auf diese Weise reduziert sich die Korrespondenzfindung auf einen Punkt entlang der eingeblendeten Linie, was eine exaktere Definition erlaubt.

Nach erfolgter Spezifikation der Zielstellung kann das System nun automatisch und anatomisch korrekt positioniert werden. Medizinische Anwendungen dieser Technik ergeben sich beispielsweise bei der Aufnahme von Wirbelkörpern oder der Anfertigung von Gelenkspaltaufnahmen.

Bildbasierte Positionierung mittels 3D-Daten

Die Integration eines 2D/3D-Registrierverfahrens (siehe Kapitel 4) eröffnet zusätzlich die Möglichkeit, präoperative 3D-Informationen zur Positionierung zu verwenden. Hierbei können bei der Planung des Eingriffs auf Basis von 3-dimensionalen CT-Daten gewünschte Projektionsrichtungen oder beispielsweise das Zentrum der Zielregion für den Eingriff annotiert werden.

Hierbei sind folgende medizinische Anwendungsszenarien denkbar:

- Automatische Zentrierung

Im präoperativen CT-Datensatz wird das gewünschte Zentrum der Zielregion annotiert. Nach erfolgter Registrierung wird der roboterisierte C-Bogen automatisch so positioniert, dass dieses Zentrum im Mittelpunkt der intraoperativen Projektionen liegt.

- Präoperative Definition von relevanten Projektionsrichtungen

Im präoperativen CT-Datensatz werden relevante Projektionsrichtungen definiert und entsprechend im präoperativen Datensatz markiert. Nach erfolgter 2D/3D-Registrierung können die entsprechenden Positionen angefahren werden.

- Exakte bildbasierte Repositionierung

Hier wird die aktuelle Lage des C-Bogens mittels einer Röntgenaufnahme (initiale Referenzposition) spezifiziert. Die präoperative 3-dimensionale Information dient nun zur neuen relativen Lagebestimmung, um einen Ausgleich von Bewegungen möglich zu machen.

2.3.3 Panorama-Bildgebung

Das Zusammenfügen mehrerer einzelner Röntgenaufnahmen zu einer Gesamtaufnahme hilft, große Strukturen der Anatomie geschlossen betrachten zu können, was insbesondere die Beurteilung von Fehlstellungen oder Knochendeformation erleichtert. Die Errechnung derartiger Röntgenpanoramen gestaltet sich mittels des roboterisierten Systems sehr einfach, da durch die Kenntnis der relativen Lage von Projektionen zueinander direkt eine projektive Abbildung (Homographie H) zwischen den Projektionen abgeleitet werden kann. Übliche Ansätze zur Röntgenpanorama-Berechnung [8] müssen bei der Bestimmung der Projektionsparameter auf einen in den Strahlengang eingebrachten Kalibrierkörper, wie beispielsweise ein radioopakes Lineal mit Metallmarken, zurückgreifen.

Analog zur Modellierung in [8] ergibt sich die projektive Abbildung H , welche die Projektionsdaten in ein gemeinsames Koordinatensystem überführt, nach folgender Herleitung. Für die Projektion eines 3-dimensionalen Punktes $\mathbf{p} \in \mathbb{R}^3$ in Kamerakoordinaten ergibt der Punkt $\mathbf{p}_0 \in \mathbf{P}^2$ in homogenen Koordinaten

$$\mathbf{p}_0 = K\mathbf{p}. \quad (2.1)$$

Die Projektionsmatrix K modelliert die projektive Abbildung und enthält die intrinsischen Parameter der Röntgenkamera.

Die Projektionsbilder $I_i, i = 1, \dots, m$ werden dabei entlang des Objektes akquiriert, die mittels der Transformation T_i erreicht wird. Die Transformation kann dabei in einen 3×3 Rotationsanteil R_i und einen Translationsanteil \mathbf{t}_i zerlegt werden. Dabei gilt folgende Relation zwischen einem Punkt \mathbf{p} und seiner 2-dimensionalen Projektion \mathbf{p}_i in homogenen Koordinaten

$$\mathbf{p}_i = K(R_i\mathbf{p} + \mathbf{t}_i). \quad (2.2)$$

Durch Einbeziehung der projektiven Tiefe z bzw. z' des Punktes $\mathbf{p} = (x, y, z)^T$ gelten dabei folgende Gleichungen

$$\mathbf{p} = zK^{-1}\mathbf{p}_0, R_i\mathbf{p} + \mathbf{t}_i = z'K^{-1}\mathbf{p}_i. \quad (2.3)$$

Da bei der Akquisition der einzelnen Aufnahmen eine Translation der Strahlenquelle erfolgt, gilt die Homographie H jedoch nur für Punkte, welche auf einer durch den Normalenvektor \mathbf{n} und der Distanz d parametrisierten Ebene $\pi_s = (\mathbf{n}, d)$ liegen

$$\begin{aligned} \mathbf{n}^T\mathbf{p} - d &= 0 \\ \mathbf{n}^T(zK^{-1}\mathbf{p}_0) - d &= 0 \\ \mathbf{p}_i &= \left(\frac{z}{z'}KR_iK^{-1}\right)\mathbf{p}_0 + \left(\frac{z}{z'}\frac{1}{d}K\mathbf{t}_i\mathbf{n}^TK^{-1}\right)\mathbf{p}_0. \end{aligned} \quad (2.4)$$

Daraus ergibt sich projektive Transformation (Homographie), welche die einzelnen Projektionsdaten in ein gemeinsames Koordinatensystem überführt wie folgt: $H_i = KR_iK^{-1} + \frac{1}{d}K\mathbf{t}_i\mathbf{n}^TK^{-1}$.

Große Translationen der Röntgenquelle führen unweigerlich zu Parallax-Effekten und

wird sie im vorliegenden roboterisierten System durch eine Nachführung mehrerer Gelenke erreicht.

Neben den technischen Eigenschaften spielt der verwendete Rekonstruktionsansatz eine große Rolle für die erreichbare Rekonstruktionsqualität.

2.4.1 3D-Rekonstruktionsverfahren

In diesem Abschnitt wird ein Überblick über 3D-Rekonstruktionsverfahren im Kontext intraoperativer, CT-fähiger mobiler Röntgensysteme gegeben. Die einzelnen Vertreter dieser Verfahren, die auch in dieser Arbeit Verwendung fanden, werden dabei näher beschrieben. Daneben wird auch ein kurzer Überblick über aktuelle Forschungsthemen in diesem Feld gegeben.

3D-CT Rekonstruktionsalgorithmen können grob in 3 unterschiedlich Kategorien [9] eingeteilt werden:

- Analytische Rekonstruktionsverfahren

Basieren auf der analytischen Inversion der Radon-Transformation. Der wohl bekannteste Vertreter dieser Rekonstruktionsmethodik, die "gefilterte Rückprojektion", lässt sich in diese Kategorie einteilen.

- Algebraische Rekonstruktionsverfahren

Basieren auf der algebraischen Lösung eines linearen Gleichungssystems, welches aus den einzelnen Projektionsgleichungen aufgestellt wird. Der bekannteste Vertreter dieser Rekonstruktionsmethoden ist die Algebraische Rekonstruktionstechnik (ART). Während sich algebraische Methoden aufgrund ihrer hohen Berechnungskomplexität bisher kaum in der Praxis durchgesetzt haben, ist mit der Verfügbarkeit schneller Rechensysteme mit einem vermehrten Einsatz iterativer Methoden zu rechnen, da sie das Potenzial einer Dosisreduktion bei gleichbleibender Bildqualität bieten.

- Statistische Rekonstruktionsverfahren

Statistische Rekonstruktionsverfahren gehen von einer gänzlich anderen Sichtweise als die vorhergehenden Methoden aus. Hier wird mittels eines statistischen Schätzverfahrens eine Lösung gesucht, die unter der Modellierung der statistischen Schwankung der Messwerte das wahrscheinlichste Rekonstruktionsergebnis bezüglich der gemessenen Projektionswerte errechnet. In der Computertomographie wird hierbei mittels eines Maximum-Likelihood-Verfahrens der Erwartungswert der Abschwächungskoeffizienten bestimmt. Diese Verfahren kommen heutzutage vorwiegend in der Nuklearmedizin zum Einsatz, bei der die Aktivität eines radioaktiven Nuklids gemessen wird.

2.4.2 Gefilterte Rückprojektion

Basierend auf dem Fourierscheibentheorem (siehe [10]) ergeben sich eine ganze Klasse von Rekonstruktionsverfahren, welche die Rekonstruktion direkt aus den gemessenen Projekti-

onsdaten ableiten. Im Gegensatz zu den iterativen algebraischen Methoden arbeiten diese Algorithmen direkt und sind daher auf Grund ihrer vergleichsweise geringeren Berechnungskomplexität häufig in der Praxis anzutreffen.

Im Bereich der Kegelstrahl 3D-Rekonstruktion ist vor allem der Feldkamp-Davis-Kress [11] Algorithmus ein in der Praxis häufig eingesetzter 3D-Rekonstruktionsalgorithmus. Hierbei handelt es sich um eine approximative Erweiterung der exakten 2D-Rekonstruktionsvorschrift auf den dreidimensionalen Fall. Aus diesem Grund liefert der Algorithmus bei einer kreisförmigen Quelltrajektorie nur innerhalb der Trajektorienebene eine exakte Rekonstruktion (siehe Abschnitt 2.4.5).

Der Algorithmus besteht dabei aus den folgenden 4 Schritten:

1. *Cosine Weighting*

Da aufgrund der Kegelstrahl-Geometrie die Röntgenstrahlen mit steigender Entfernung vom Detektormittelpunkt einen längeren Weg durch das Objekt zurücklegen, müssen die aufgenommenen 2D-Projektionsbilder vor der Rekonstruktion dementsprechend gewichtet werden. Der Name *Cosine Weighting* rührt dabei von der Eigenschaft, dass der Gewichtungsfaktor dem Kosinus zwischen dem Röntgenstrahl und dem Zentralstrahl entspricht.

2. *Data Redundancy Weighting*

In diesem Schritt werden die aufgenommenen Projektionsdaten je nach Art der Quelltrajektorie gewichtet, um eventuelle Mehrfachmessungen von Linienintegralen durch das Objekt zu berücksichtigen.

3. *Ramp Filtering*

In diesem Schritt werden die Projektionen entlang der Detektor Zeilen gefiltert. Die Filterung erfolgt hierbei mittels eines 1-dimensionalen Rampenfilters. Diese Hochpassfilterung kann hierbei effizient über eine Multiplikation im Frequenzraum durchgeführt werden. Die einfache Filterung entlang der Detektor Zeilen impliziert, dass die Filter-Richtung parallel zur Trajektorienebene ist. In der Praxis ergeben sich jedoch aufgrund von Verwindungen und kleinen Rotationen des Detektors Abweichungen, die aber meist billigend in Kauf genommen werden.

4. *Backprojection*

In diesem Schritt werden die gefilterten Projektionsdaten entlang der ursprünglichen Röntgenstrahlwege in den Ortsraum zurückverschmiert. Auf mobilen Geräten muss hier bei der veränderten Projektionsgeometrie, die sich aufgrund der Verwindung des Systems ergibt, miteinbezogen werden.

Für eine detaillierte Beschreibung und Herleitung der einzelnen Schritte verweisen wir auf die ursprüngliche Arbeit von Feldkamp et. al. [11] oder auf die gute Beschreibung in [10].

2.4.3 Algebraische Rekonstruktionsverfahren

Algebraische Rekonstruktionsverfahren modellieren eine 3D-Rekonstruktion als die Lösung eines linearen Least-Squares Problems. Gesucht ist das Volumen $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$,

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} R(\mathbf{x}) = \|\mathbf{Ax} - \mathbf{b}\|_2^2. \quad (2.5)$$

Hierbei bezeichnet die Matrix A einen Projektionsoperator, welcher Kegelstrahl Projektionen simuliert, \mathbf{x} das in einen Vektor serialisierte Rekonstruktionsvolumen und \mathbf{b} die gemessenen Projektionsdaten.

Der Projektionsoperator A , auch Systemmatrix genannt, besteht aus n Spalten, gemäß der Anzahl der Voxel im Volumen. Die Anzahl der gemessenen Projektionswerte m bestimmt die Anzahl der Zeilen der Matrix und es gilt im Normalfall $m \geq n$. Die Lösung des Systems ergibt sich durch das Nullsetzen der ersten Ableitung von $R(\mathbf{x})$ und führt auf die wohlbekannt Normalengleichung

$$A^T \mathbf{Ax} = A^T \mathbf{b}, \quad (2.6)$$

mit der Lösung

$$\hat{\mathbf{x}} = (A^T A)^{-1} A^T \mathbf{b}. \quad (2.7)$$

Aufgrund der Größe der Matrix A ist jedoch eine direkte Berechnung nicht möglich. Aus diesem Grund werden meist iterative Verfahren zur Lösung des Rekonstruktionsgleichungssystems verwendet. Der bekannteste Vertreter ist die Algebraische Rekonstruktionstechnik (ART) [12] dessen Ursprünge bis in das Jahr 1937 zurückreichen [13]. Zur Beschreibung des Verfahrens folgen wir der Notation von [14]

Sei $\psi_i(\lambda; \mathbf{b}; \cdot), \Psi(\lambda; \mathbf{b}; \cdot) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ die Anwendung von

$$\psi_i(\lambda; \mathbf{b}; \mathbf{x}) = \mathbf{x} - \lambda \frac{\langle \mathbf{x}, \mathbf{a}_i \rangle - b_i}{\|\mathbf{a}_i\|^2} \mathbf{a}_i, i = 1, \dots, m, \quad (2.8)$$

$$\Psi(\lambda; \mathbf{b}; \mathbf{x}) = (\psi_1 \circ \dots \circ \psi_m)(\lambda; \mathbf{b}; \mathbf{x}). \quad (2.9)$$

Hierbei entspricht \mathbf{a}_i der i -ten Zeile des Projektionsoperators A und b_i dem i -ten Element der gemessenen Projektionsdaten. Der Algorithmus von Kaczmarz mit Relaxationsparameter λ berechnet nun einen Häufungspunkt der folgenden Iterationsgleichung: $\mathbf{x}^0 \in \mathbb{R}^n; k = 0, 1, 2, \dots$

$$\mathbf{x}^{k+1} = \Psi(\lambda; \mathbf{b}; \mathbf{x}^k). \quad (2.10)$$

Das Funktionsprinzip dieser Methode kann als eine sukzessive Projektion der aktuellen Lösung auf die Menge der Projektions-*Beschränkungen* interpretiert werden. Jeder gemessene Wert definiert hierbei mit dem zugehörigen Röntgenstrahl eine Hyperebene im Raum \mathbb{R}^n . Das Verfahren konvergiert dann im Falle konsistenter Eingabedaten zu einem Schnittpunkt aller Ebenen, welche der exakten Lösung des Systems entspricht.

In der Praxis ergibt sich jedoch aufgrund des Messprozesses und anderen Störeinflüssen immer ein inkonsistentes Rekonstruktionsgleichungssystem. Um dieser Tatsache gerecht zu werden, wird der Relaxationsparameter λ eingeführt, der anstatt einer Projektion auf die

Beschränkungs-Hyperebene zu einer Verschiebung der Lösung in Richtung der Hyperebenennormale führt. Censor [15] bewies, dass für genügend kleine Werte des Parameters λ der Algorithmus zu einer Lösung des Rekonstruktionsgleichungssystems (Gl. 2.7) konvergiert. Jedoch geht dieser Ansatz mit einer dementsprechend langsamen Konvergenzgeschwindigkeit einher.

Ein genereller Vorteil der iterativen algebraischen Verfahren ist die Robustheit gegenüber fehlenden Projektionsdaten und die Flexibilität in der Modellierung von unregelmäßigen Scannergeometrien [10]. Darüber hinaus benötigen sie bei vergleichbarer Qualität insgesamt weniger Projektionsdaten als Methoden, welche auf der gefilterten Rückprojektion basieren [16, 2]. Im Laufe der Zeit wurden viele neue Varianten dieses Verfahrens vorgeschlagen die sowohl die Robustheit gegenüber fehlerhaften Eingabedaten (z.B. [14, 17]) als auch eine erhöhte Konvergenzgeschwindigkeit [18] zum Ziel hatten.

2.4.4 Implementierung der 3D-Bildgebung

Durch die Roboterisierung des C-Bogens ergeben sich nahezu keine Beschränkungen in Bezug auf die Akquisitionstrajektorie. Die Limitierung beschränkt sich auf den verfügbaren Arbeitsraum und einer kollisionsfreien Bahn des Systems. Die Definition des Iso-Zentrums kann entweder über den Schnitt der Zentralstrahlen von 2 Stellungen oder einer bildbasierten Definition (siehe Abschnitt 2.3.2) erfolgen. Die aktuelle Implementierung sieht momentan zwei mögliche Bewegungsmodi vor, die über eine Orbitalbewegung (Abb. 2.7b) oder eine Angulationsbewegung (Abb. 2.7a) realisiert werden. Über die Angabe der Anzahl der gewünschten Projektionen ergeben sich folglich die jeweiligen Akquisitionspunkte entlang der ausgewählten Trajektorie.

Nach erfolgter Rekonstruktion der Daten können die rekonstruierten Schichten direkt visualisiert oder mittels einer DICOM Daten-Schnittstelle exportiert werden. Die exportierten Daten können somit unter der Benutzung geeigneter Tools professionell weiterverarbeitet werden. Die Abbildungen 2.6 und 2.5 zeigen ein Beispiel einer Rekonstruktion des gleichen Datensatzes mittels einer algebraischen Rekonstruktionstechnik und einer gefilterten Rückprojektion unter Benutzung der entwickelten DICOM Schnittstelle und der Bildverarbeitungssoftware MevisLab. Die direkte Visualisierung wurde mit Hilfe der VTK Bibliothek [19] realisiert und erlaubt sowohl multi-planare Schnittbilder-Ansichten als auch die Verwendung von hochqualitativen Volumenrenderingstechniken (siehe Abb. 2.7).

2.4.5 Forschungsgebiete in der intraoperativen 3D-Bildgebung

Algorithmen zur 3D-CT-Rekonstruktion wurden in den letzten Jahrzehnten intensiv untersucht [11, 12, 10, 9, 17] und unterliegen auch heute noch einer ständigen Verbesserung. Hierbei konzentrieren sich beispielsweise einzelne Konferenzen (z.B. Fully 3D - High Performance Image Reconstruction) speziell auf Techniken zur Beschleunigung von Rekonstruktionsalgorithmen [20]. So ist zum Zeitpunkt dieser Arbeit die Rekonstruktion eines Projektions-Datensatzes mit 512 Projektionen in einer Voxel-Auflösung von 512^3 in weniger



Abbildung 2.5: Multi-Planare Ansicht einer 3D-Rekonstruktion eines Wirbelsäulen Datensatzes. Die Rekonstruktion wurde mittels einer gefilterten Rückprojektion durchgeführt.

als 14s möglich [21, 22, 23]. Ermöglicht wird dies durch den Einsatz paralleler Algorithmen und spezieller Hardware wie beispielsweise GPUs, FPGAs. So dürfte im Bereich der mobilen Systeme, bei denen die Rotationsgeschwindigkeit des Detektors und der Strahlenquelle stärker limitiert ist als bei fest installierten Systemen, inzwischen die Aufnahmezeit der Projektionsdaten als der limitierende Faktor in der Erstellung einer 3D-CT anzusehen sein.

Im Bereich der intra-operativen Bildgebung wird auch vermehrt an exakten Kegelstrahl Rekonstruktionsverfahren gearbeitet. Hier ist anzumerken, dass bei der Verwendung einer einfachen Quellentrajektorie mittels einer Kegelstrahl Geometrie keine exakten Rekonstruktionen möglich sind, da in diesem Fall eine Verletzung der sog. 'Tuy's Condition' [24] vorliegt. Anschaulich fordert diese Bedingung, dass jede Ebene durch das rekonstruierte Objekt die Quellentrajektorie schneiden muss, was bei einer einfachen kreisförmigen Trajektorie nur innerhalb der Rotationsebene erfüllt ist. Seit kurzem werden aus diesem Grund vermehrt geeignete kombinierte Quellentrajektorien [25, 26, 27], wie beispielsweise *Circle+Arc*, *Circle+Line* und dementsprechend angepasste Rekonstruktionsverfahren eingesetzt, um exakte Rekonstruktionen im Bereich der Kegelstrahl Röntgenbildgebung zu ermöglichen. Eine ausführliche Diskussion und gute Herleitung dieser Problematik findet sich in [10].

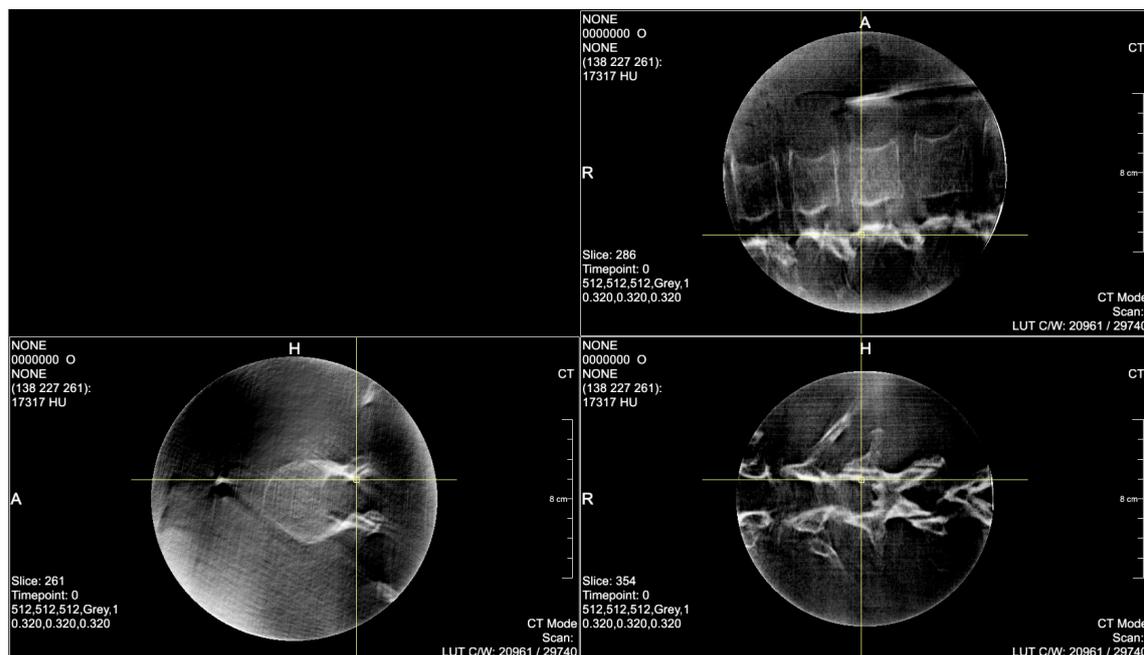


Abbildung 2.6: Multi-Planare Ansicht einer 3D-Rekonstruktion eines Wirbelsäulen Datensatzes. Die Rekonstruktion wurde mittels einer algebraischen Rekonstruktionstechnik durchgeführt.

2.5 Zusammenfassung und Ausblick

Wie im vorhergehenden Kapitel dargestellt wurde, erlaubt das roboterisierte C-Bogen-System neben zahlreichen ergonomischen Verbesserungen wie beispielsweise das Verfahren des Systems in Bezug zu einer vordefinierten Ebene oder die einfache Neuzentrierung neuer Anwendungen im Bereich der bildbasierten Positionierung oder der einfachen Erstellung von Bildpanoramen.

Potentielle, zukünftige Forschungsrichtungen sind vielfältig und beinhalten sowohl ingenieurwissenschaftliche als auch medizinische Fragestellungen. Im Kontext der intelligenten Positionierung sollten in diesem Kontext vor allem (semi)automatische Verfahren untersucht werden. Inwieweit Modellwissen (z.B. Atlanten) oder anatomisch ausgerichtete Kalibrierobjekte helfen können, die Anzahl der nötigen Projektionen bei der exakten Positionierung und folglich die Strahlenbelastung zu reduzieren, ist ebenfalls von großem Interesse. In diesem Zusammenhang erscheint auch die direkte Integration von optischen Navigationssystemen sinnvoll, die viele neue Möglichkeiten im Bereich der Positionierung, wie beispielsweise die Definition von Landmarken oder eine kontinuierliche Lageverfolgung zur Bewegungskompensation, eröffnen würde.

Durch die Roboterisierung ergeben sich aber auch neue Probleme hinsichtlich der sicheren Handhabung eines solchen Systems. Eine große Herausforderung stellt in diesem Zusammenhang die Kollisionsdetektion und Bahnplanung des Systems und der umliegenden

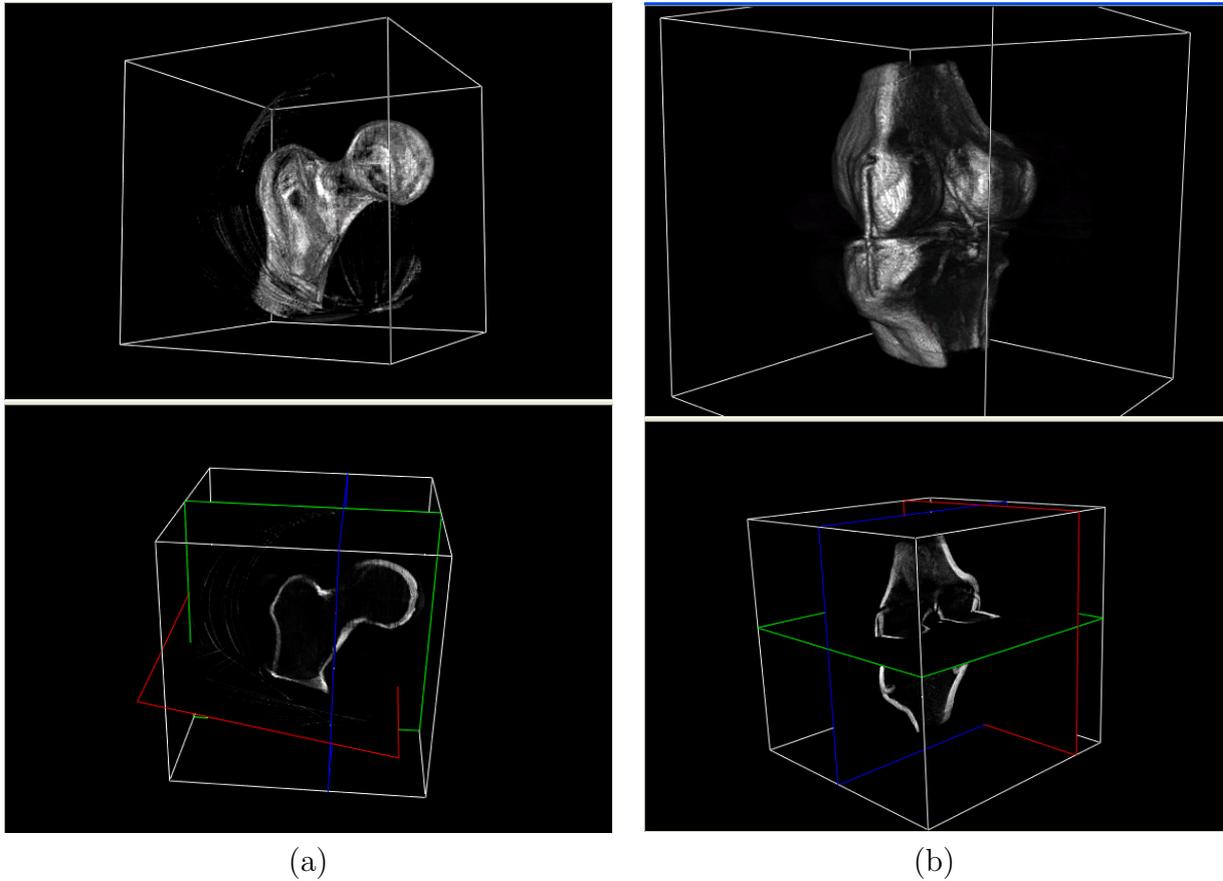


Abbildung 2.7: 3D-Rekonstruktionen eines mit dem roboterisierten C-Bogen aufgenommenen Datensatzes mittels einer algebraischen Rekonstruktionstechnik. Volumenrendering und MPR-Ansicht eines proximalen (b) und distalen (a) Endes eines Sawbone Femurknochens (a). Die Daten wurden sowohl mittels einer Orbitalbewegung (135 Grad, (b)) als auch einer Angulationsbewegung (190 Grad, (a)) des C-Bogens akquiriert.

den Komponenten (Patientenliege) dar. Obwohl im Rahmen des Projektes bereits erste Schritte zur Implementierung einer Kollisionsdetektion unternommen wurden (siehe Abb. 2.8), bestehen in diesem Bereich viele offene Fragestellungen, wie beispielsweise die robuste Detektion und Modellierung von Hindernissen.

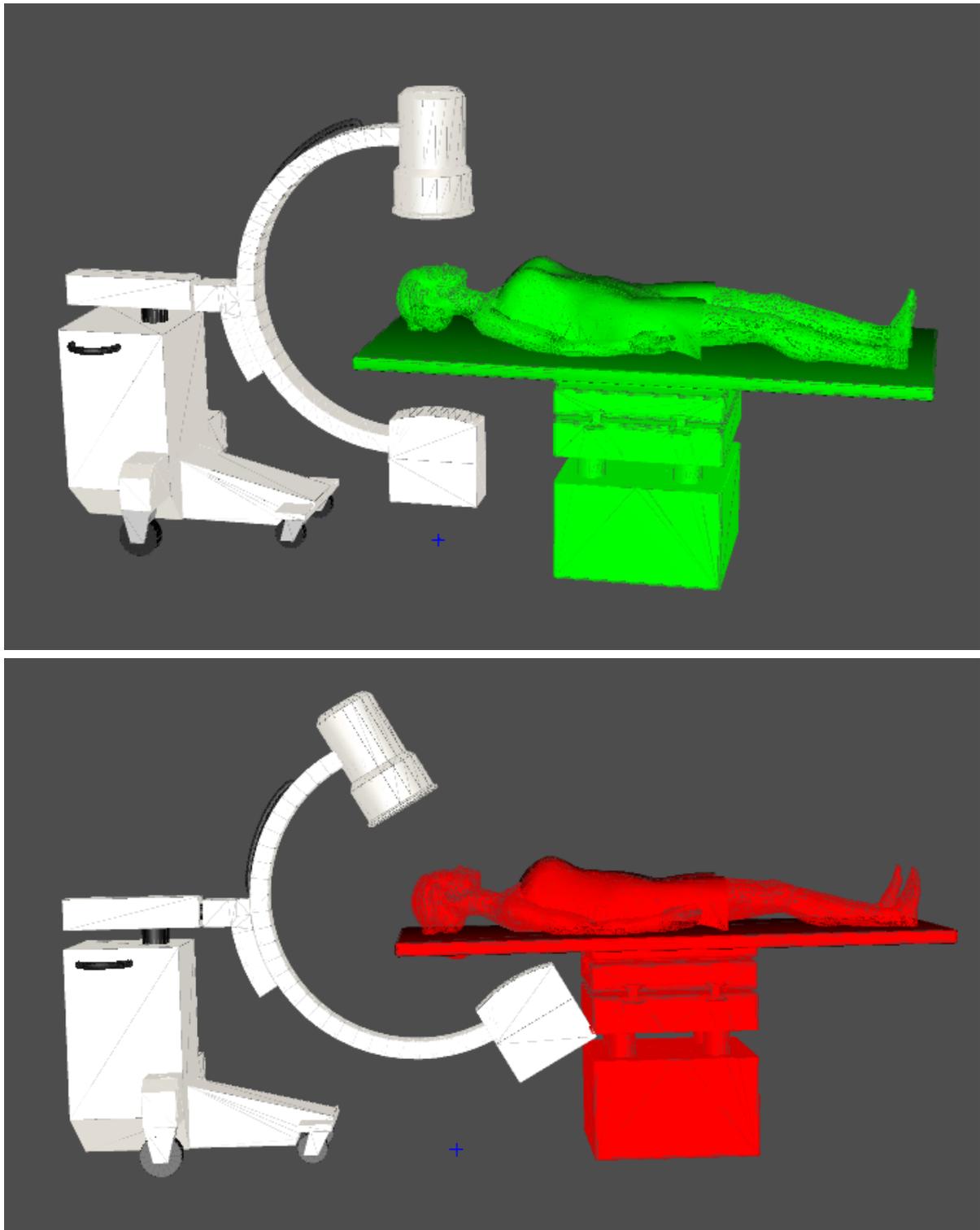


Abbildung 2.8: Simulation einer Kollisionserkennung. Die obige Abbildung zeigt eine kollisionsfreie Ausgangsstellung, die nach Ausführung einer Orbitalbewegung zu einer Kollision (unten) mit der Patientenliege führt.

3 Kalibrierung des Bildverstärkers

3.1 Geometrische Entzerrung

Da das experimentelle C-Bogen-System mit einem herkömmlichen Bildverstärker arbeitet, unterliegen die aufgenommenen Röntgenbilder einer stellungsabhängigen, nichtlinearen Störung. Diese sogenannte Verzeichnung nimmt üblicherweise stetig mit dem Abstand von der Bildmitte zu. Zum Zweck der Evaluierung vieler Verfahren mit den Daten des vorliegenden experimentellen Systems musste in dieser Arbeit eine geometrische Kalibrierung des Systems vorgenommen werden. Basierend auf der Evaluation von Methoden zur Kalibration von fluoroskopiebasierten Navigationssystemen [28, 29] wurde eine Kalibrierroutine zur Korrektur der geometrischen Verzeichnungen in das roboterisierte C-Bogen-System integriert.

3.1.1 Problematik und Motivation

Die geometrische Verzerrung bei der Röntgenbildgebung mittels eines Bildverstärkers hängt unter anderem von folgenden Effekten ab:

- **Elektronenoptik**
Da freiwerdende Elektronen durch das Erdmagnetfeld auf ihrem Weg innerhalb der Bildverstärkerröhre abgelenkt werden, kommt es zu einer typischen S-förmigen Verzeichnung.
- **Krümmung des Bildverstärkers**
Eine leichte Krümmung des Bildverstärkers führt typischerweise zu einer Kissenverzeichnung der Röntgenbilder.
- **Temperatureffekte**
In mehreren Experimenten [28, 30] wurde nachgewiesen, dass die Verzeichnungseigenschaften von einer gerätespezifischen Aufwärmphase abhängen. Aus diesem Grund muss die Bestimmung der Verzeichnung nach einer Aufwärmphase erfolgen, um eine stabile Kalibrierung zu erhalten.

Mittels eines in den Strahlengang eingebrachten Kalibrierkörpers können die auftretenden nichtlinearen Störungen bestimmt werden. In diesem Zusammenhang wird meist die im Vorfeld bekannte räumliche Konfiguration des Kalibrierkörpers benutzt, um die Abweichung bezüglich eines störungsfreien Modells zu ermitteln.

Nichtlineare Verzeichnungen von Bildsignalen stellen ein gut untersuchtes Problemfeld dar, da diese Abbildungsfehler auch bei herkömmlichen optischen Digitalkameras zu konstatieren sind. Aufgrund des Linsensystems treten bei diesen Systemen jedoch vorwiegend rotationssymmetrische Verzeichnungen in den Bilddaten auf. Im Gegensatz zu Röntgen-Bildverstärkersystemen sind diese nicht stellungsabhängig und können in einer einmalig durchzuführenden Kalibrationsprozedur bestimmt und herausgerechnet werden.

In der Röntgenbildgebung mittels Bildverstärkern ergeben sich jedoch aufgrund der Elektronenoptik komplexere Verzeichnungen. Dementsprechend ist eine Verwendung herkömmlicher Methoden für optische Systeme, die üblicherweise darauf abzielen, radiale Verzeichnungen zu korrigieren, hier nicht möglich.

Grundlegendes Element vieler Kalibrationsverfahren ist in der Regel ein Kalibrierkörper mit vorab bekannter Geometrie. In der Röntgenbildgebung kommen in diesem Kontext häufig kleine Metallkugeln zum Einsatz, welche in den Röntgenbildern annähernd kugelförmig abgebildet werden. Im Kalibrierkörper wird üblicherweise eine rasterförmige Anordnung der kugelförmigen Marken verwendet. In unserem Fall handelte es sich um ein reguläres Gitter von kleinen Metallkugeln (Kugeldurchmesser 2.0mm) im Abstand von 20mm, welche mit hoher Genauigkeit zwischen zwei Plexiglasscheiben eingebracht wurden.

Das implementierte Verfahren zur Korrektur der Verzeichnung beruht auf folgenden Schritten:

1. Aufnahme eines Röntgenbildes mit Kalibrierkörper

Das Röntgenbild wird mit angebrachtem Kalibrierkörper aufgenommen. Gleichzeitig erfolgt die Bestimmung der aktuellen C-Arm-Position C_p mittels der vorwärts kinematischen Lösung.

2. Detektion der Kalibriermarken

Mittels eines zweistufigen Detektionsprozesses erfolgt die automatische, subpixelgenaue Detektion der Kalibriermarken im Röntgenbild.

3. Lageschätzung des Kalibrierkörper-Modells

Es erfolgt eine Lageschätzung des Kalibrierkörper-Modells und Zuordnung der Modellmarken bezüglich der detektierten Kalibriermarken.

4. Bestimmung der Deformationsparameter

Die Deformationsparameter werden mittels eines geeigneten Transformations- bzw. Interpolationsmodells bestimmt.

5. Entzerrung der Röntgenaufnahmen

Die Deformationsparameter erlauben in Kombination mit der Lagebestimmung die Entzerrung von Röntgenaufnahmen, welche in der Nähe der Position C_p aufgenommen wurden, mit oder ohne angebrachten Kalibrierkörper.

Formal ist dieser Prozess mit zwei Punktmengen D und P zu betrachten, welche einerseits im Röntgenbild den Mittelpunkten der detektierten Marken $D = \{(\mathbf{d}_i, i = 1..l)\}$ und andererseits den Mittelpunkten der Metallkugeln des Kalibrierkörpers $P = \{(\mathbf{p}_i, i = 1..k)\}$ entsprechen. Hierbei ist anzumerken, dass die Menge D auch falsch positiv detektierte Marken (siehe Abb. 3.3) enthalten kann. Gleichwohl können aufgrund von Überlagerungen oder sonstigen Störeinflüssen Marken fehlen.

Nachdem die Abweichung an den gegebenen Punkten des Kalibrierkörpers bestimmt wurde, wird das Bild mittels eines geeigneten Deformationsmodells an den Zwischenstellen interpoliert [28, 29, 31, 32]. Auf diese Weise ergibt sich ein störungsfreies Röntgenbild, das dementsprechend quantitativ weiterverwendet werden kann. Im Folgenden werden nun die im Rahmen der vorliegenden Arbeit implementierten Schritte der Detektion, die Lagebestimmung des Kalibrierkörpers und die Entzerrung der Aufnahmen im Detail beschrieben.

3.1.2 Detektion der Kalibriermarken

Die hochgenaue Detektion der Kalibriermarken in den Röntgenbildern stellt die Grundlage der Kalibrierung dar. Die Mittelpunkte der kugelförmigen Marker dienen als Stützpunkte des zu bestimmenden Deformationsmodells. Die Detektion der Mittelpunkte lässt sich in unserem Fall mit sehr hoher Genauigkeit in den Röntgenbildern realisieren, da die räumliche Struktur der Kalibriermarker mit in den Detektionsprozess eingebracht werden kann. Viele in diesem Kontext verwendeten Ansätze beruhen auf einem mehrstufigen Prozess. Hierzu werden zuerst in einem Vorverarbeitungsschritt Detektionskandidaten berechnet und anschließend lokal verfeinert.

Die in dieser Arbeit implementierte Methode beruht auf einem zweistufigen Ansatz. Zuerst wird mittels eines Sobeloperators der Gradient des Bildes approximativ berechnet, um anhand der Größe des Gradienten große Bereiche des Bildes bereits von der Suche ausschließen zu können. Auf Basis des Gradientenbildes wird anschließend eine Hough-Transformation [33] durchgeführt. Hierbei werden die gesuchten Elemente geeignet parametrisiert, was in unserem Falle zu den drei Parametern $\mathbf{m} = [u, v]^T, r$ für den Kreismittelpunkt und dem Radius r eines Kreises führt. Der Akkumulationsraum $A(u, v, r)$ stellt in diesem Zusammenhang ein Histogramm von potentiellen Detektionskandidaten im Parameterraum dar, dessen Einträge mit der Wahrscheinlichkeit des Auftretens eines Kreises im Bildraum mit den entsprechenden Parametern korrelieren. Da im Vorfeld bereits eine ungefähre Größe der Kreisdurchmesser bekannt ist, wird der Bereich des zu detektierenden Kreisdurchmessers $2r$ auf einen kleinen Bereich möglicher Parameter (6-10 Pixel) reduziert. Die kugelförmigen Marken werden dunkel auf dem sonst hellen Hintergrund abgebildet, weshalb der negative Gradient am Rand der Marken zum Kreismittelpunkt hin zeigt (siehe Abb. 3.1c). Potentielle Kreiskandidaten, welche einen dementsprechend hohen Gradientenbetrag aufweisen, werden dem Akkumulationsraum $A(u, v, r)$ mit dem Kreismittelpunkt \mathbf{m} und dem Radius r wie folgt hinzugefügt

$$(u, v) = (i, j) + r \frac{-\nabla I(i, j)}{\|\nabla I(i, j)\|}, \quad A(u, v, r) := A(u, v, r) + 1.$$

Kalibrierung des Bildverstärkers

Hiermit entstehen im Akkumulationsraum genau dort Maxima, wo eine starke Übereinstimmung mit der Detektion im Bildraum besteht. Da anfangs nur ein grob diskretisierter Akkumulationsraum verwendet wird, kann mit diesem Ansatz noch keine subpixelgenaue Detektion erfolgen.

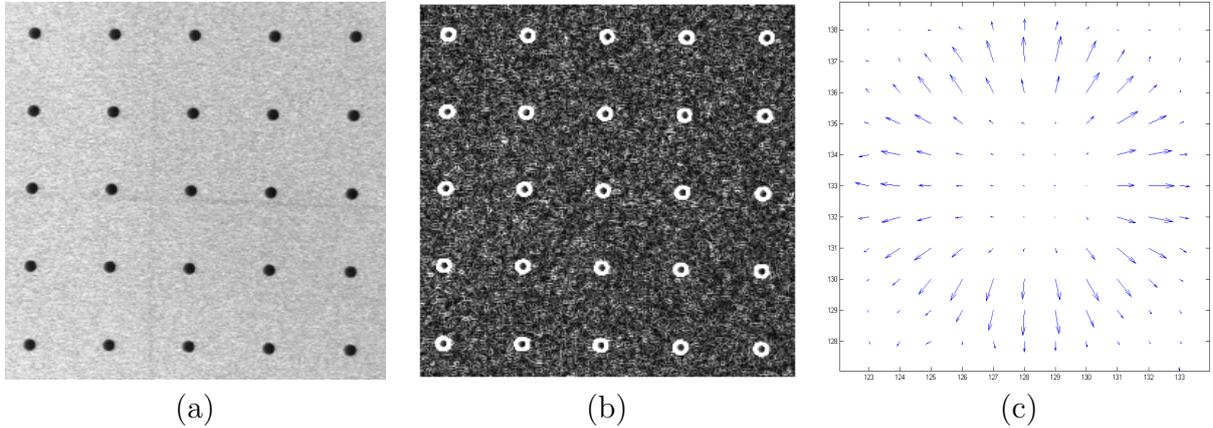


Abbildung 3.1: (a) Aufgenommenes Röntgenbild mit angebrachtem Kalibrierkörper. (b) Visualisierung der absoluten Länge des Gradientenvektors. (c) Plot des Gradientenfeldes einer einzelnen Marke.

Aus diesem Grund wird im Anschluss eine Methode nach [34] verwendet, welche auf der Bestimmung des gewichteten Schwerpunktes der Marke beruht. So werden innerhalb eines Fensters F_k , das an der Stelle des vorher detektierten Kreismittelpunktes \mathbf{m}^k zentriert ist, die Intensitätswerte $I(i, j)$ an den Stellen $\mathbf{d}(i, j)$ innerhalb des detektierten Kreises als virtuelle Gewichte interpretiert. Auf diese Weise ergibt sich der neue Mittelpunkt $\mathbf{m}^{k_{\text{neu}}}$ als

$$\mathbf{m}^{k_{\text{neu}}} = \frac{\sum_{\mathbf{d}(i,j) \in F^k} (255 - I(i, j)) \mathbf{d}(i, j)}{\sum_{\mathbf{d}(i,j) \in F^k} (255 - I(i, j))}.$$

3.1.3 Zuordnung von Kalibrier- und Modellmarken

Für die Zuordnung der detektierten Marken zu den entsprechenden Marken des Modells wurde ein RANSAC (Random Sample Consensus) Algorithmus [35] verwendet. Es handelt sich dabei um einen Algorithmus zur robusten Regression. Er basiert allgemein auf folgenden Schritten:

1. Aufstellen einer Hypothese aus einer zufällig ausgewählten (minimalen) Teilmenge der Eingabemenge.
2. Testen der Hypothese und Feststellen der Übereinstimmung mit der gesamten Eingabemenge.

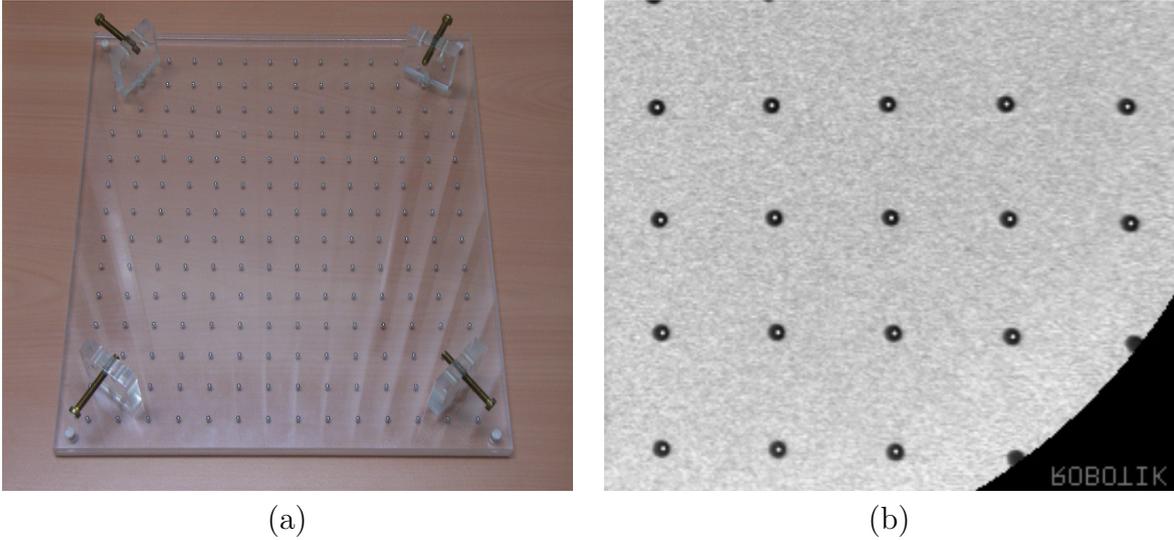


Abbildung 3.2: Verwendeter Kalibrierkörper (a) mit eingelassenen Stahlkugeln (2mm Durchmesser, Abstand 20mm). Fehlerfreie Detektion der Kalibriermarken (b). Die detektierten Marker-Mittelpunkte sind mittels eines hellen Punktes annotiert.

3. Wiederholung der Schritte 1 und 2, bis eine maximale Anzahl von Iterationen erreicht ist. Anschließend wird die Hypothese mit der maximalen Übereinstimmung ausgegeben.

In unserem Fall besteht die Hypothese aus einer affinen Transformation $T(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{t}, s)$ mit Skalierungsparameter s , Rotationswinkel $\boldsymbol{\theta}$ und Translationsvektor \mathbf{t} . Diese Transformation bildet die Punkte des Modells $P = \{(\mathbf{p}_i, i = 1..k)\}$ auf die Menge der detektierten Punkte $D = \{(\mathbf{d}_i, i = 1..l)\}$ ab

$$T(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{t}, s)\mathbf{p} = s \begin{pmatrix} \cos(\boldsymbol{\theta}) & -\sin(\boldsymbol{\theta}) \\ \sin(\boldsymbol{\theta}) & \cos(\boldsymbol{\theta}) \end{pmatrix} \mathbf{p} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix}. \quad (3.1)$$

Diese Transformation wird nun mit einer minimalen Teilmenge aus den beiden Eingabemengen P und D aufgestellt. In unserem Fall entspricht dies der Auswahl zweier Punktkorrespondenzen, mit denen die Transformation $T(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{t}, s)$ geschlossen bestimmt werden kann. Nach der Bestimmung der Transformation wird diese auf die gesamte Eingabemenge angewendet und die allgemeine Übereinstimmung (Consensus) bestimmt. Die Distanz $C_{Dist}(T)$ einer Marke wird in diesem Fall über den Abstand zwischen dem transformierten Punkt und seinem nächsten Nachbarn (NN) in der Menge D wie folgt definiert

$$C_{Dist}(T) = \|NN(T\mathbf{p}, D) - T\mathbf{p}\|. \quad (3.2)$$

Kalibrierung des Bildverstärkers

Dies führt zu der Consensus-Funktion $C(T)$, welche als Gütemaß für die Hypothesenberechnung verwendet wird. Hierbei wird die Distanz C_{Dist} über alle detektierten Marker $\mathbf{d} \in D$ aufsummiert

$$C(T) = \sum_{\mathbf{d} \in D} \max\left(1 - \frac{C_{Dist}(T)}{C_{radius}}, 0\right). \quad (3.3)$$

Die einzelnen Terme dieser Summe werden mit einer wählbaren Konstante C_{radius} so normiert, dass Distanzen oberhalb dieses Detektionsradius nicht in die Bewertung mit einfließen. Diese Vorgehensweise ergibt eine höhere Robustheit gegenüber falsch detektierten Markern.

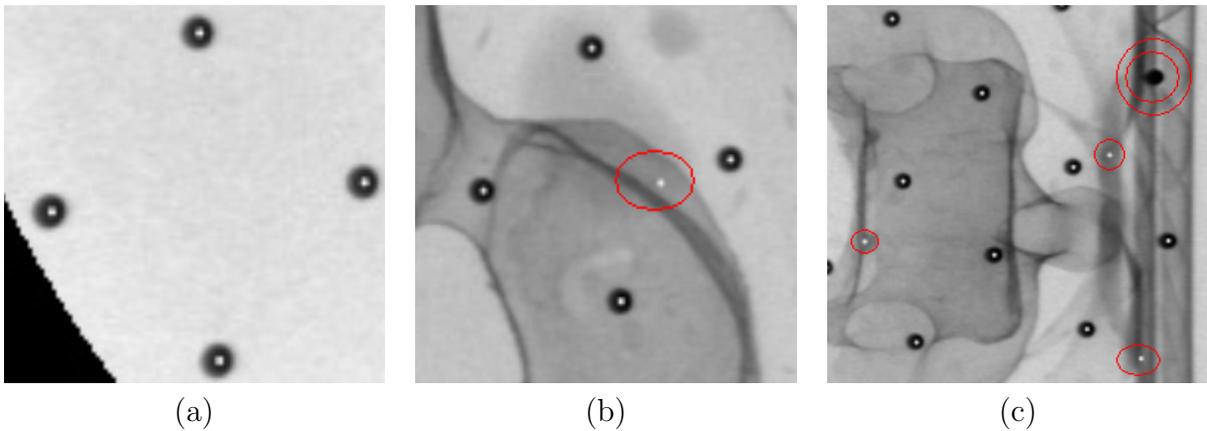


Abbildung 3.3: Subpixelgenaue Detektion der Kalibriermarken durch Einbeziehung der kreisförmigen Struktur (a). Bei der Aufnahme von anatomischen Strukturen mit angebrachtem Kalibrierkörper können Fehldetektionen (b, c) auftreten, die im schlimmsten Fall eine fehlerhafte Kalibrierung der Daten zur Folge haben. So treten sowohl falsch negative (siehe (c) - doppelter Kreis) als auch falsch positiv detektierte Marken (siehe (b), (c) - einfache Kreise) auf.

Abhängig von der Zahl der detektierten Marken und Modellmarken wird nun eine maximale Anzahl der Iterationen¹ gesetzt, um die Transformation mit dem höchsten Wert an übereinstimmenden Markenzuordnungen zu bestimmen. Die finale Zuordnung der korrespondierenden Punktepaare $K = \{(\mathbf{p}_1, \mathbf{d}_1), (\mathbf{p}_2, \mathbf{d}_2), \dots, (\mathbf{p}_m, \mathbf{d}_m)\}$ erfolgt anschließend mittels eines Nächster-Nachbar-Verfahrens.

Da die detektierten Kreismittelpunkte jedoch auch mit Rauschen behaftet sind, empfiehlt es sich, nach der Bestimmung der optimalen Transformation über zwei Korrespondenzen diese mittels eines Least-Squares-Verfahrens zu verbessern. Hierbei überprüft man, welche Elemente die Hypothese unterstützen und führt im Anschluss eine Least-Squares-Anpassung dieser Marken durch.

¹Die aktuelle Implementierung erreicht bis zu 10^6 Iterationen pro Sekunde

3.2 Entzerrung der Röntgenaufnahmen

Basierend auf den zuvor bestimmten Korrespondenzen $K = \{(\mathbf{p}_1, \mathbf{d}_1), (\mathbf{p}_2, \mathbf{d}_2), \dots, (\mathbf{p}_m, \mathbf{d}_m)\}$ kann nun eine Transformation errechnet werden, welche die gemessenen Punkte auf das Modell abbildet. In der Praxis wird jedoch die Transformation der Modellpunkte auf die detektierten Punkte bestimmt, da dies ein einfaches Durchlaufen des Ergebnisbildes an den diskreten Bildpunkten erlaubt. Als Transformationsmodell wurde eine Modellierung mittels bivariater Polynome 3. bis 5. Grades benutzt, welche in der entsprechenden Literatur [28, 29, 36] häufig zu finden sind. In der Arbeit von [28] findet sich in diesem Kontext auch ein Vergleich verschiedenster Interpolations- und Approximationsmethoden, die abschließend Polynomapproximationsmodelle als sehr geeignet für dieses Problem erachten.

In dieser Arbeit werden sowohl die x- und y-Komponente der zu modellierenden Verzerrung separat mittels bivariater Polynome n-ten Grades approximiert [29]

$$f_{(x)}(x,y) = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^{n-i} a_{ij} x^i y^j, \quad f_{(y)}(x,y) = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^{n-i} b_{ij} x^i y^j. \quad (3.4)$$

Als Notation für die x- bzw. y-Komponente des l-ten Punktes \mathbf{p}_l wird $p_{l,x}$ beziehungsweise $p_{l,y}$ verwendet. Dies gilt analog für die Punktmenge der detektierten Marker \mathbf{d}_i .

Die Parameter a_{ij} können über die Lösung der folgenden linearen Gleichungssysteme bestimmt werden

$$\begin{pmatrix} 1 & p_{1,x} & p_{1,y} & p_{2,x}^2 & \cdots & p_{n,y}^n \\ 1 & p_{1,x} & p_{1,y} & p_{2,x}^2 & \cdots & p_{n,y}^n \\ & & \vdots & & \vdots & \\ 1 & p_{1,x} & p_{1,y} & p_{2,x}^2 & \cdots & p_{n,y}^n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_{00} \\ a_{01} \\ \vdots \\ a_{nn} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} d_{0,x} \\ d_{1,x} \\ \vdots \\ d_{m,x} \end{pmatrix}. \quad (3.5)$$

Analog ergibt sich für die Parameter b_{ij} folgendes Gleichungssystem

$$\begin{pmatrix} 1 & p_{1,x} & p_{1,y} & p_{2,x}^2 & \cdots & p_{n,y}^n \\ 1 & p_{1,x} & p_{1,y} & p_{2,x}^2 & \cdots & p_{n,y}^n \\ & & \vdots & & \vdots & \\ 1 & p_{1,x} & p_{1,y} & p_{2,x}^2 & \cdots & p_{n,y}^n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_{00} \\ b_{01} \\ \vdots \\ b_{nn} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} d_{0,y} \\ d_{1,y} \\ \vdots \\ d_{m,y} \end{pmatrix}. \quad (3.6)$$

Für ein bivariates Polynom des Grades n müssen $\sum_{i=0}^n (i+1)$ linear unabhängige Zeilen vorhanden sein, um das Gleichungssystem lösen zu können. Hierzu wird eine flächendeckende Anordnung von 80 Stützstellen benutzt. Da in unserem Falle bivariate Polynome des Grades 3, 4 und 5 mit jeweils 10, 15 und 21 Parametern angewendet wurden, ergibt sich ein überbestimmtes lineares Gleichungssystem, das mittels der Normalengleichung $A^T \mathbf{A} \mathbf{a} = A^T \mathbf{d}$ gelöst werden kann.

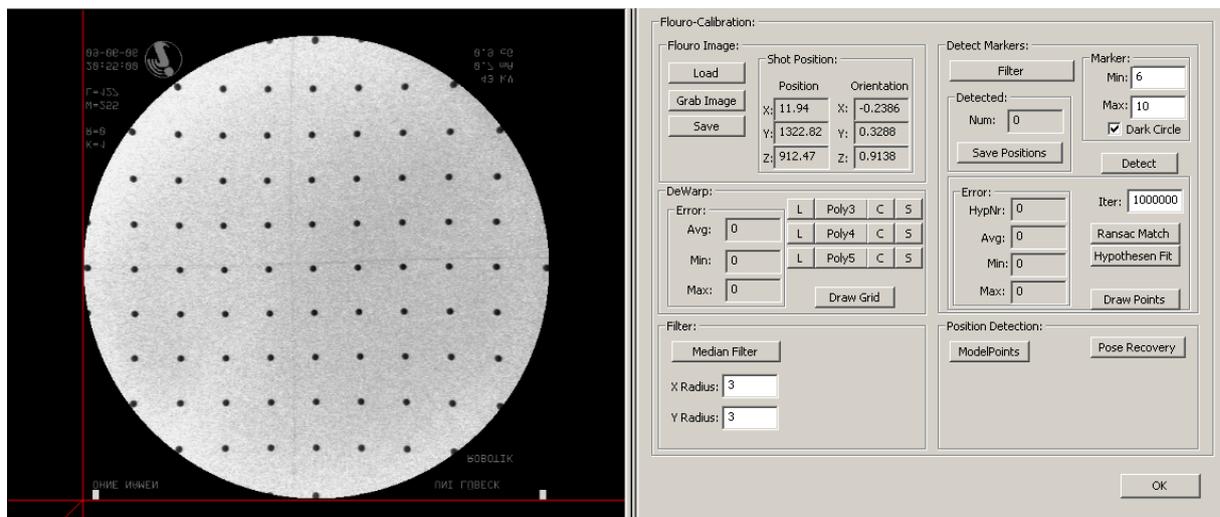


Abbildung 3.4: Softwareanwendung zur Korrektur der Verzeichnung. Neben einer automatischen Kalibrierkörperdetektion können auch Parameter wie die erwartete Kugelgröße genauer spezifiziert werden, um eine bessere Detektion zu erhalten. Hierbei können für die Aufnahmepositionen Korrekturparameter abgespeichert und später auf Aufnahmen ohne Kalibrierkörper angewendet werden.

3.3 Diskussion und Ausblick

Ein Vorteil eines roboterisierten C-Bogens liegt in der Möglichkeit, die Deformationsparameter für bestimmte Stellungen des C-Bogens im Vorfeld zu bestimmen. Diese können dann auf Röntgenbilder, welche aus einer gleichen Stellung aufgenommen wurden, angewendet werden. Dies erlaubt die Entzerrung von Röntgenbildern, welche ohne einen potentiell störenden Kalibrierkörper aufgenommen wurden. Es muss jedoch angemerkt werden, dass dieses Vorgehen nur dann valide ist, falls sich die Position der C-Bogen-Basis nicht verändert hat. Für zukünftige Geräte ist allerdings zu erwarten, dass diese höchstwahrscheinlich mit einem Flachdetektor ausgestattet sein werden, bei welchen diese Art der Verzeichnung konstruktionsbedingt nicht auftritt.

4 2D/3D-Registrierungsverfahren

In der präoperativen Diagnostik kann häufig nicht auf eine im Vorfeld angefertigte Computertomographie oder MR-Aufnahme verzichtet werden. Um diese präoperativen Daten mit intraoperativ aufgenommenen Projektionen in Beziehung setzen zu können, müssen die jeweiligen Koordinatensysteme der beteiligten Datensätze aufeinander abgebildet werden. Die Berechnung dieser geometrischen Transformation bezeichnet man gemeinhin als Registrierung. Bei der 2D/3D-Registrierung werden aufgenommene 2-dimensionale Projektionen mit zugrunde liegenden 3-dimensionalen Daten in Beziehung gesetzt. Dadurch kann nach der Aufnahme weniger Röntgenbilder der präoperative 3D-Datensatz direkt im aktuellen Patientenkoordinatensystem verwendet werden. Auf diese Weise ist es möglich, an Stelle der 2-dimensionalen Projektionen die hochauflösenden 3D-Daten als Grundlage für die Navigation von Instrumenten zu verwenden [29, 28, 36].

Die fundamentalen Bestandteile eines 2D/3D-Registrierungsverfahrens bestehen in diesem Zusammenhang aus einem geeigneten Distanzmaß und einer Optimierungsmethode, um die Parameter einer projektiven Transformation in Bezug zu einem 3D-Datensatz zu bestimmen.

Die Modellierung der projektiven Transformation eines 3D-Datensatzes wird hierbei in einen extrinsischen und einen intrinsischen Anteil separiert. Während der extrinsische Anteil die Transformation der beteiligten Koordinatensysteme (sechs Freiheitsgrade) beschreibt, modellieren die intrinsischen Parameter den projektiven Abbildungsprozess einer Zentralprojektion. Da die intrinsischen Parameter einer Röntgenkamera im Normalfall¹ konstant bleiben, können sie im Vorfeld durch geeignete Kalibrierungsverfahren [28] bestimmt werden.

In diesem Kapitel wird auf Techniken eingegangen, die eine genaue Bestimmung der extrinsischen Parameter erlauben. Der Fokus liegt dabei auf Methoden zur intensitätsbasierten 2D/3D-Registrierung, da diese vorwiegend in der vorliegenden Forschungsarbeit Anwendung fanden.

4.1 Einführung und Stand der Technik

Entsprechend der Taxonomie nach Maintz und Viergever [37] können 2D/3D-Registrierungsalgorithmen folgendermaßen eingeordnet und klassifiziert werden:

- Involvierte Bildmodalitäten

¹Eine Ausnahme bilden beispielsweise Systeme mit einem veränderbaren Röntgenquellen-Detektor-Abstand (siehe Siemens Artis Zeego Abb. 1.1 (c))

2D/3D-Registrierungsverfahren

Da an der 2D/3D-Registrierung inhärent zwei Modalitäten beteiligt sind, handelt es sich immer um multimodale Algorithmen. Die klassischen Vertreter sind 3D-CT-Daten und Röntgenbilder [38, 39]. Andere häufig involvierte Modalitäten beinhalten 3D-MR-Daten [40, 41, 42]. Neben diesen Modalitäten kommen oftmals noch sogenannte *model-to-modality* Registrierungen zum Einsatz. Dabei handelt es sich meist um statistische 3D-Modelle der Anatomie [43, 44] oder um Modelle von Implantaten [45, 46].

- **Subjekt der Registrierung**

An dieser Stelle muss eine weitere Unterscheidung bezüglich einer Intrasubjekt- und Intersubjekt-Registrierung erfolgen. Erstere geht von einer Registrierung der Anatomie eines Einzelnen aus und stellt den klassischen Anwendungsfall dar. Primär handelt es sich hier um die Übertragung von präoperativen CT- oder MR-Daten auf das intraoperative Patientenkoordinatensystem. Dadurch wird die medizinische Navigation mit 3D-Daten ermöglicht. Die Intersubjekt-Registrierung dient im Kontext der 2D/3D-Registrierung meist zur Registration von Atlanten, um eine approximative 3D-Bildgebung aus wenigen Projektionen zu ermöglichen [43, 44].

- **Anwendungsfall**

Die medizinischen Anwendungen der 2D/3D-Registrierung sind vielfältig und decken ein großes Anwendungsspektrum ab. In der Radiotherapie und Radiochirurgie [39] kommt dieser Registrierung eine große Bedeutung in der Patientenlagebestimmung zu (Bestimmung der Patientenposition bezüglich von Planungsdaten). Weitere Einsatzgebiete betreffen chirurgische Eingriffe an der Wirbelsäule (z.B. das Setzen von Pedikelschrauben) [41] oder orthopädische Eingriffe zur Positionierung von Hüft- oder Knie-Implantaten [45, 46]. Weitere Anwendungen finden sich auch in der Beurteilung von pathologisch deformierten Wirbelsäulen [44], der sogenannten Fahrplanerstellung (*road mapping*) bei interventionellen Eingriffen unter einer dynamischen 2D-Röntgenbildgebung [42, 47, 48] oder der Mammographie [49].

- **Optimierungsansatz**

Die verwendeten Optimierungsansätze hängen sowohl vom Transformationstyp (rigide bzw. nicht rigide) als auch vom eingesetzten Distanzmaß ab. Generell müssen hierbei nicht lineare Optimierungsprobleme gelöst werden, da im Normalfall die zu optimierende Abstandsfunktion eine nicht lineare Funktion der Transformationsparameter ist. Eine Ausnahme bilden auf Landmarken basierende Ansätze, bei denen beispielsweise direkte Punktkorrespondenzen mit geschlossenen Lösungsansätzen [50, 51, 52] gelöst werden können.

- **Art der Benutzerinteraktion**

Je nach Art der Benutzerinteraktion können die Verfahren in automatische, semi-automatische und interaktive Algorithmen eingeteilt werden. Interaktive Verfahren bedürfen einer Benutzerinteraktion während der Registration (z.B. Segmentierung

der Daten, Landmarkenauswahl). Insbesondere auf Landmarken basierende 2D/3D-Verfahren können nicht auf eine Benutzerinteraktion verzichten, da eine robuste Extraktion von Landmarken meist nicht vollkommen automatisch realisierbar ist. Intensitätsbasierte Verfahren, welche auf der gesamten Bildinformation beruhen und daher keine Benutzerinteraktion bei der Segmentierung benötigen, arbeiten meist semiautomatisch, d.h. abgesehen von der Initialisierungsphase automatisch. Diese Algorithmen erzielen in der Regel genauere Ergebnisse als ihre auf Landmarken basierenden Pendanten [52]. Generell kann behauptet werden, dass heutige Verfahren immer noch nicht voll automatisch erfolgen und einer manuellen oder lagespezifischen Initialisierung bedürfen [52].

- Art der Transformation

Auch bei diesem Registrierungstypus werden starre (rigide) und elastische Transformationstypen unterschieden. Bei der Lagebestimmung des Patienten [29, 28, 39] kommen überwiegend rigide Transformationen (sechs Parameter) zum Einsatz. Die elastische 2D/3D-Registrierung wird vor allem im Kontext der 3D-Rekonstruktion aus wenigen Projektionen und der atlasbasierten Registrierung [36, 44] verwendet.

4.2 Probleme und Herausforderungen

Folgende Probleme erschweren die rigide 2D/3D-Registrierung unter Verwendung simulierter Projektionen (intensitätsbasierte Registrierung):

- Unterschiedliche Bildgebungsprozesse

Da mobile Geräte im Vergleich zu fest installierten CT-Geräten (ca. 80-90 keV) meist mit einer deutlich reduzierten Beschleunigungsspannung (ca. 45-75 keV) arbeiten, ergeben sich abweichende Abbildungseigenschaften. Daneben sind die in mobilen Röntgengeräten häufig auftretenden Effekte der Streustrahlung und inhomogenen Strahlungsverteilung (z.B. Anode Heel-Effekt) [10] sowie Vignettierungseffekte in simulierten Projektionen schwierig zu modellieren.

- Veränderungen des präoperativen Volumens

Derartige Veränderungen treten aufgrund des zeitlichen Abstands zwischen den Aufnahmezeitpunkten und dem eigentlichen Eingriff auf. Dadurch können sich starke Unterschiede zwischen den intraoperativen und präoperativen Daten ergeben, die eine starre Registrierung unmöglich machen.

- Veränderungen durch Objekte im Strahlengang

Während der Aufnahme der 2D-Projektionen können sich Objekte im Strahlengang befinden, welche im ursprünglichen CT-Volumen nicht vorhanden waren (medizinische Instrumente, Klammern, Teile des OP-Tisches).

- Randartefakte

Da das präoperative Volumen nur einen Ausschnitt des Patienten darstellt, können in den simulierten Projektionen Randartefakte auftreten.

- Diskretisierungs- und Quantisierungsartefakte

Bei der Simulation der Projektionen können Diskretisierungs- und Quantisierungsartefakte auftreten, die abweichende Projektionsbilder zur Folge haben.

4.3 2D/3D-Abstandsmaße

In der Literatur finden sich viele verschiedene Verfahren zur Quantifizierung der Güte der Abbildung. Einen guten Überblick bieten die Arbeiten von [52, 53, 54].

Neben den Vertretern der rein auf Landmarken basierenden und rein intensitätsbasierten Methoden existieren auch hybride Ansätze, welche die Vorteile beider Ansätze zu verbinden suchen [55]. Aufgrund der stark erhöhten Leistungsfähigkeit moderner Rechnersysteme kommen neuerdings auch vermehrt 3-dimensionale Distanzmaße zum Einsatz, welche auf einer 3D-Rekonstruktion der aufgenommenen 2-dimensionalen Daten beruhen [41, 56, 57]. So werden hier 3-dimensionale Informationen aus den 2D-Projektionen errechnet und ein 3D/3D-Abstandsmaß herangezogen.

4.3.1 Landmarkenbasierte Abstandsmaße

Landmarkenbasierte Methoden [36] extrahieren aus den beteiligten Datensätzen Landmarken², deren kumulierte Abstände in der Folge zur Güteberechnung der Registrationsparameter herangezogen werden. Falls in den verwendeten Datensätzen beispielsweise Knochenstrukturen sichtbar sind, werden in diesem Zusammenhang häufig Kanteninformationen benutzt, da die involvierten Datensätze an den Grenzflächen der Knochenstrukturen starke Gradienten aufweisen, die eine Segmentierung erleichtern. Eine Möglichkeit zur Angleichung der Dimensionen der beteiligten Datensätze besteht nun in der Verwendung von Konturgeneratoren eines Oberflächenmodells der im CT abgebildeten Knochenstrukturen.

Die Konturgeneratoren [36] des Modells (siehe Abb. 4.1) sind als die Kanten definiert, die einen Beitrag zur Kontur des Objektes leisten. Die Berechnung erfolgt über die Bestimmung von Kanten, welche in Bezug zur Kameraposition zwischen sichtbaren und nicht sichtbaren Polygonflächen verlaufen³. Die effiziente Generierung des Oberflächenmodells kann beispielsweise mit Hilfe eines Marching-Cubes-Verfahrens [19] aus den CT-Daten erfolgen.

Das zu minimierende Abstandsmaß kann nun beispielsweise als die Summe der quadratischen Abstände zwischen den Konturgeneratoren und den segmentierten Kanten der aufgenommenen Projektionen berechnet werden. Abbildung 4.1 zeigt eine im Rahmen des

²Der Begriff Landmarke wird hierbei im Sinne eines eindeutig zu identifizierenden Merkmals verwendet

³Eine Fläche ist in Bezug zu einer Kameraposition sichtbar, falls der Normalenvektor der Fläche mit dem Projektionstrahl einen stumpfen Winkel bildet

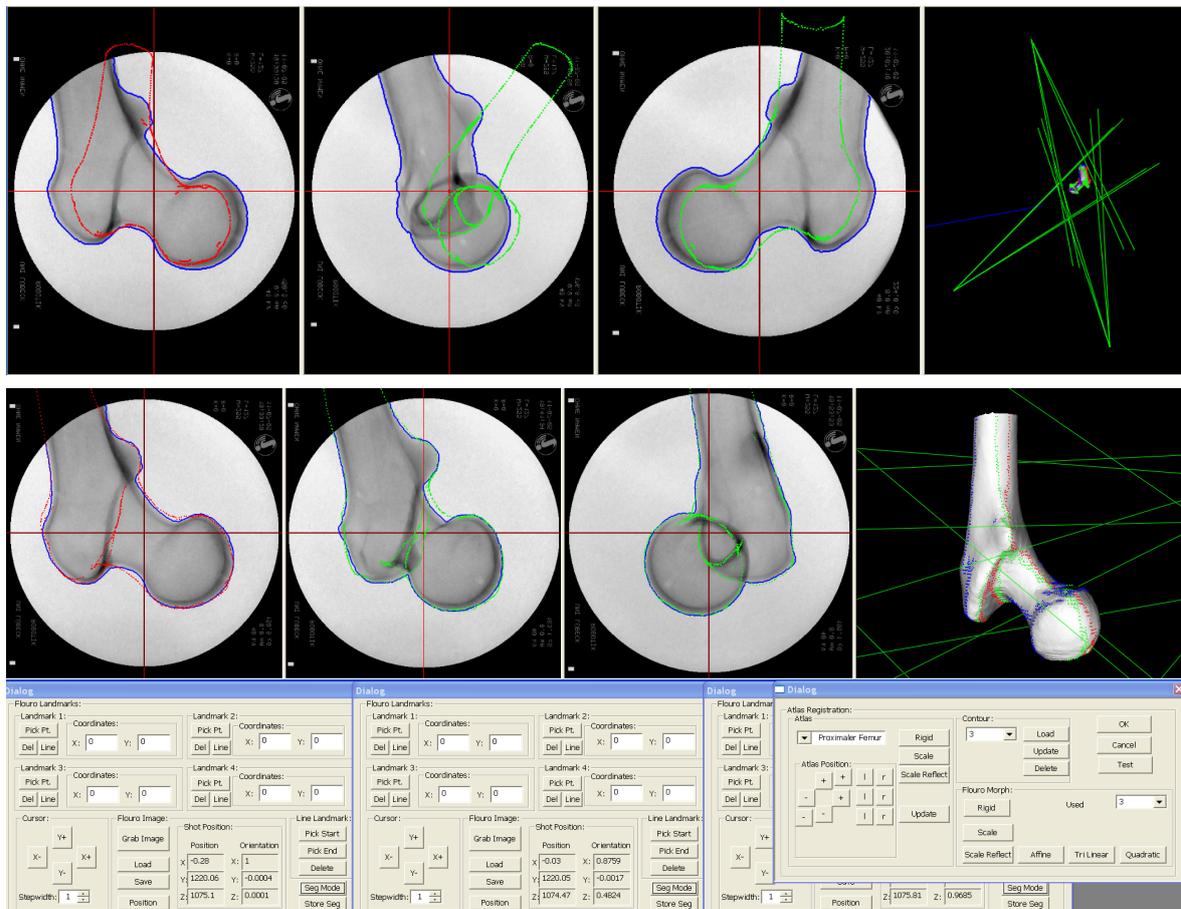


Abbildung 4.1: Softwareumgebung für eine auf Landmarken basierende 2D/3D-Registrierung von Knochenoberflächen. Abgebildet sind die segmentierten Aufnahmen eines mit dem C-Bogen-System aufgenommenen Knochenphantoms. Das verwendete Knochenmodell mit eingblendeter Projektionsgeometrie und Konturgeneratoren ist rechts abgebildet. Oben: Ausgangsposition der zur Registrierung verwendeten Röntgenaufnahmen. Unten: Kontrollaufnahmen aus teilweise (mitte, rechts) anderen Kamerapositionen nach erfolgter Registrierung.

Projektes entwickelte featurebasierte Registrierung eines proximalen Femurknochens. Ein genereller Vorteil von auf Landmarken basierenden Abstandsmaßen ist die drastische Informationsreduktion, die sehr schnelle Algorithmen ermöglicht. Aufgrund der nötigen Benutzerinteraktion, die sich aufgrund der schwierigen automatischen Segmentierung von Knochenkonturen in den aufgenommenen Projektionsdaten ergibt, treten diese Abstandsmaße im Falle der rigiden 2D/3D-Registrierung aber immer mehr in den Hintergrund. Sie eignen sich jedoch sehr gut für eine nicht rigide 2D/3D-Registrierung [43] und erlauben dort in manchen Fällen auch eine geschlossene Lösung der optimalen Transformation bezüglich

der Abbildung von korrespondierenden Landmarken.

4.3.2 Intensitätsbasierte Abstandsmaße

Intensitätsbasierte Abstandsmaße [55, 36, 28] beruhen auf einer direkten Verwendung der Grauwertinformation. Dadurch entfallen die sonst oftmals nötigen Vorverarbeitungsschritte zur Landmarkenextraktion, wie beispielsweise die Segmentierung von Objektkanten oder die Identifizierung von speziellen Punktlandmarken. Daraus ergibt sich zwar eine aufwändigere Berechnung der Zielfunktion, die aber im Gegenzug ohne Benutzerinteraktion erfolgen kann. Aus diesem Grund finden in der 2D/3D-Registrierung heute vorwiegend intensitätsbasierte Varianten Verwendung. Darüber hinaus lassen sich meist robustere und genauere Ergebnisse erzielen, da hier der fehleranfällige Landmarkenextraktionsprozess entfällt. Im Folgenden sollen nun die in der vorliegenden Arbeit verwendeten Maße kurz näher erläutert werden. Hierbei steht der Bezeichner Pr für eine 2-dimensionale Röntgenaufnahme und Drr für eine simulierte 2-dimensionale Röntgenaufnahme.

Direkte Abstandsmaße (SSD und SAD)

Ein häufig benutztes Distanzmaß ergibt sich als die Summe der quadrierten Abstände (Sum of Squared Distances - SSD, siehe z.B. [58])

$$D_{SSD} = \sum_{u,v} (Pr(u,v) - Drr(u,v))^2, \quad (4.1)$$

bzw. der Summe der absoluten Abstände (*Sum of Absolute Distances* - SAD)

$$D_{SAD} = \sum_{u,v} |Pr(u,v) - Drr(u,v)|. \quad (4.2)$$

Aufgrund der bereits genannten Unterschiede bezüglich des Bildgebungsprozesses eignen sich diese Abstandsmaße jedoch nur bedingt für die meisten Anwendungen. Daher kommen in der Praxis häufig statistische Abstandsmaße zum Einsatz, die nur einen funktionalen Zusammenhang zwischen den aufgenommenen Daten voraussetzen.

Normalized Cross Correlation (NCC)

Ein häufig verwendetes Abstandsmaß stellt dabei die normalisierte Kreuzkorrelation [59] dar

$$D_{NCC} = \frac{\sum_{u,v} (Pr(u,v) - \overline{Pr})(Drr(u,v) - \overline{Drr})}{\sqrt{\sum_{u,v} (Pr(u,v) - \overline{Pr})^2} \sqrt{\sum_{u,v} (Drr(u,v) - \overline{Drr})^2}}. \quad (4.3)$$

Sie repräsentiert ein Maß für die lineare Beziehung zweier Zufallsvariablen. Dies kann unter Umständen zu Problemen führen, wenn das C-Bogen-System eine nicht lineare Transformation der Daten vornimmt (Gamma-Korrektur).

Gradient Correlation (GC)

Die sogenannte Gradient Correlation [53] stellt eine natürliche Erweiterung des NCC-Abstands dar. Sie ergibt sich aus dem Durchschnitt der normalisierten Kreuzkorrelation $D_{GC} = \frac{1}{2}(D_u + D_v)$ der partiellen Ableitungen der Projektionsbilder. Im Folgenden sei $\overline{Pr_u}$ der Mittelwert von $Pr_u(u, v) = \frac{\partial I_{Pr}(u, v)}{\partial u}$ und $Pr_v(u, v) = \frac{\partial I_{Pr}(u, v)}{\partial v}$ bezeichne die partiellen Ableitungen der Bildintensitäten. Dadurch ergibt sich für D_u und D_v die folgende Definition

$$D_u(Pr, Drr) = \frac{\sum_{u, v} (Pr_u(u, v) - \overline{Pr_u})(Drr_u(u, v) - \overline{Drr_u})}{\sqrt{\sum_{u, v} (Pr_u(u, v) - \overline{Pr_u})^2} \sqrt{\sum_{u, v} (Drr_u(u, v) - \overline{Drr_u})^2}}. \quad (4.4)$$

$$D_v(Pr, Drr) = \frac{\sum_{u, v} (Pr_v(u, v) - \overline{Pr_v})(Drr_v(u, v) - \overline{Drr_v})}{\sqrt{\sum_{u, v} (Pr_v(u, v) - \overline{Pr_v})^2} \sqrt{\sum_{u, v} (Drr_v(u, v) - \overline{Drr_v})^2}}. \quad (4.5)$$

Mutual Information (MI)

Ein geeignetes Abstandsmaß zur Registrierung multimodaler Datensätze wie beispielsweise die Registrierung von CT-Daten auf MRI-Daten stellt das informationstheoretische Maß MI [60] dar. Die Bilder werden in diesem Zusammenhang als Realisierungen einer Zufallsvariable angesehen. Hierbei definieren die möglichen Grauwerte die jeweiligen Wertebereiche der Zufallsvariablen. Es sei nun $P_{Pr}(i)$ die Wahrscheinlichkeitsdichte für das Auftreten des Grauwertes i , $i \in 0, I_{max}$ in der Projektion Pr . Der Begriff der Entropie im Sinne der Informationstheorie⁴ symbolisiert ein Maß für die Unsicherheit bzw. Vorhersagbarkeit einer Zufallsvariablen, welche wie folgt definiert ist

$$H(Pr) = - \sum_{i=0}^{I_{max}} P_{Pr}(i) \log_2 P_{Pr}(i). \quad (4.6)$$

Analog dazu sei die Entropie der generierten Projektion mit der Wahrscheinlichkeitsdichte $P_{Drr}(i)$ für das Auftreten des Grauwertes i definiert

$$H(Drr) = - \sum_{i=0}^{I_{max}} P_{Drr}(i) \log_2 P_{Drr}(i). \quad (4.7)$$

Ebenso kann nun eine Entropie für das gemeinsame Auftreten von Grauwerten an korrespondierenden Stellen definiert werden. Hierbei bezeichnet $P_{Pr, Drr}(i, j)$ die Wahrscheinlichkeitsdichte für das gemeinsame Auftreten der Grauwerte (i, j)

$$H(Pr, Drr) = - \sum_{i=0}^{I_{max}} \sum_{j=0}^{I_{max}} P_{Pr, Drr}(i, j) \log_2 P_{Pr, Drr}(i, j). \quad (4.8)$$

⁴Bei der Verwendung des Logarithmus zur Basis 2 ergibt sich dabei das Bit als Einheit, im Falle des natürlich Logarithmus *nats*

Der informationstheoretische Abstand MI ist nun über die Entropie $H(Pr)$ und $H(Drr)$ der einzelnen Wahrscheinlichkeitsverteilungen und die Entropie $H(Pr, Drr)$ der Verbund-Wahrscheinlichkeitsverteilung definiert

$$MI(Pr, Drr) = H(Pr) + H(Drr) - H(Pr, Drr). \quad (4.9)$$

Daraus ergibt sich für dieses Abstandsmaß ein hoher Wert, falls die Entropie der zu vergleichenden Projektionen sehr hoch ist, während die Information in der Verbundwahrscheinlichkeitsverteilung minimal ist. Es misst also die Reduktion der Unsicherheit in der Bestimmung einer Variablen durch die Kenntnis der anderen. Eine weitere, häufig benutzte Formulierung ergibt sich über die relative Entropie der Verbundwahrscheinlichkeitsverteilung $P_{Pr, Drr}(i, j)$ und der Produktwahrscheinlichkeitsverteilung $P_{Drr}(i)P_{Pr}(j)$

$$MI(Pr, Drr) = H(Drr) - H(Pr|Drr) = H(Pr) - H(Drr|Pr). \quad (4.10)$$

$$D_{MI}(Pr, Drr) = \sum_{i,j} P_{Pr, Drr}(i, j) \log_2 \frac{P_{Pr, Drr}(i, j)}{P_{Drr}(i)P_{Pr}(j)}. \quad (4.11)$$

Zugleich einen großen Vor- und Nachteil von MI bedeutet die Eigenschaft, dass keine weitere Anforderung an den funktionalen Zusammenhang, wie beispielsweise ein linearer oder monotoner Zusammenhang der Grauwertintensitäten, gefordert oder aber auch ausgenutzt werden kann. Darüber hinaus führt die entkoppelte Betrachtung der Grauwerte in Bezug auf die räumliche Position zu einer schwierigen Beurteilung der erreichten Registrationsgüte. Außerdem weist dieses Abstandsmaß eine hohe Anzahl lokaler Minima auf, die eine Optimierung erschweren [61]. So zeigten vergleichende Studien mit intensitätsbasierten Distanzmaßen, die auf einer globalen Graustufenkorrespondenz beruhen, bei der klassischen Röntgenbild-CT-Registrierung suboptimale Ergebnisse. In diesem Fall führen Abstandsmaße, die auf lokalen Grauwertunterschieden basieren, zu signifikant besseren Ergebnissen [54].

4.4 Berechnung simulierter Projektionen

Da die zugrunde liegenden Datensätze in unterschiedlichen Dimensionen (2D-Projektionen und 3D-Volumendaten) vorliegen, müssen geeignete Abstandsmaße verwendet werden, um die Daten vergleichen zu können. Hierbei werden meist aus den 3-dimensionalen Daten 2-dimensionale simulierte Projektionen (Digital-Reconstructed-Radiographs - DRRs) erzeugt. Diesem Prozess kommt eine besondere Bedeutung zu, da die Qualität und Geschwindigkeit der Simulation von DRRs die limitierenden Faktoren der intensitätsbasierten 2D/3D-Registrierung darstellen. Bei der Simulation wird die Gesetzmäßigkeit der Wechselwirkung von Röntgenstrahlen mit Materie nach dem Lambert'schen Gesetz herangezogen

$$I = I_0 e^{-\int_{\lambda_0}^{\lambda_m} \mu(\mathbf{x} + \lambda \mathbf{v}) d\lambda}. \quad (4.12)$$

Für eine gute Einführung in die physikalischen Grundlagen der Röntgenbildgebung sei an dieser Stelle auf [10] verwiesen. Das obige Linienintegral wird nun mittels einer geeigneten Diskretisierung über den Schrittweitenparameter δ_l approximiert

$$I = I_0 e^{-\sum_{\lambda_0}^{\lambda_m} \delta_l \mu(\mathbf{x} + \lambda \mathbf{v})}. \quad (4.13)$$

Hierbei bezeichnet I und I_0 die gemessene Intensität, bzw. initiale Intensität des Röntgenstrahls und $\mu(\mathbf{x})$ die Absorption an der Stelle \mathbf{x} . Der Röntgenstrahl wird mittels eines Liniensegments spezifiziert, das über den Vektor \mathbf{x} , den Skalar $\lambda \in [\lambda_0, \lambda_m]$ und dem Richtungsvektor \mathbf{v} definiert ist. In der vorliegenden Arbeit kamen folgende Verfahren zum Einsatz: Methode nach Siddon [62], Tri-Lineare Interpolation [63], Nearest-Neighbor-Interpolation und eine Shear-Warp-Faktorisierung [64]. Für die exakte Darstellung und Implementierung der einzelnen Verfahren sei auf die entsprechende Literatur [28, 62, 63, 65, 64] verwiesen. Abbildung 4.2 zeigt Ergebnisse unterschiedlicher DRR-Simulationsverfahren. Hierbei wurden aus einem CT-Datensatz mit jeweils identischen intrinsischen und extrinsischen Parametern Röntgenprojektionen simuliert. Dabei ergaben sich zwischen den einzelnen Methoden meist nur sehr kleine Unterschiede in den simulierten Daten. Einzig die Simulationsmethode mittels der Shear-Warp-Faktorisierung zeigte einen schwächeren Kontrast, der sich jedoch nicht nachteilig auf die Registrationsergebnisse auswirkte. Generell ist anzumerken, dass der Fokus für die intensitätsbasierte 2D/3D-Registrierung klar auf Seiten der Geschwindigkeit liegt. Etwaige Ungenauigkeiten in der Berechnung der Linienintegrale werden daher meist in Kauf genommen, um eine hohe Anzahl von Funktionsauswertungen für die eigentliche Abstandsberechnung unterstützen zu können.

4.4.1 Geschwindigkeitsoptimierte Simulation von DRRs

Für die beschleunigte Simulation von DRRs wurden viele unterschiedliche Verfahren vorgeschlagen, die sich grob nach den folgenden Kategorien einteilen lassen:

- Hardware-beschleunigte Berechnung simulierter Projektionen [28, 16]

Mittels moderner Grafikkarten oder Spezialhardware lässt sich der aufwändige Simulationsprozess stark beschleunigen [28, 16]. Insbesondere können auf kommerziell erhältlichen Spezialkarten (z.B. VolumePro 1000 (500), TeraRecon, Inc. San Mateo, CA) Raycasting-Simulationsverfahren in Echtzeit erfolgen (Volumengröße 512x512x512).

- Shear-Warp-Faktorisierung [64, 66]

Die projektive Abbildung wird hierbei in effizient zu implementierende Teilabbildungen faktorisiert. Die View-Transformation wird mittels einer 3D-Scherung, die parallel zu den Schichten des Volumens verläuft, einer Projektion und einer 2D-Entzerrung dekomponiert, um das finale Bild zu erhalten. Durch diese Technik lassen sich auf heutiger Desktopstandard-Hardware bis zu 50 simulierte Projektionen pro Rechenkern erreichen.

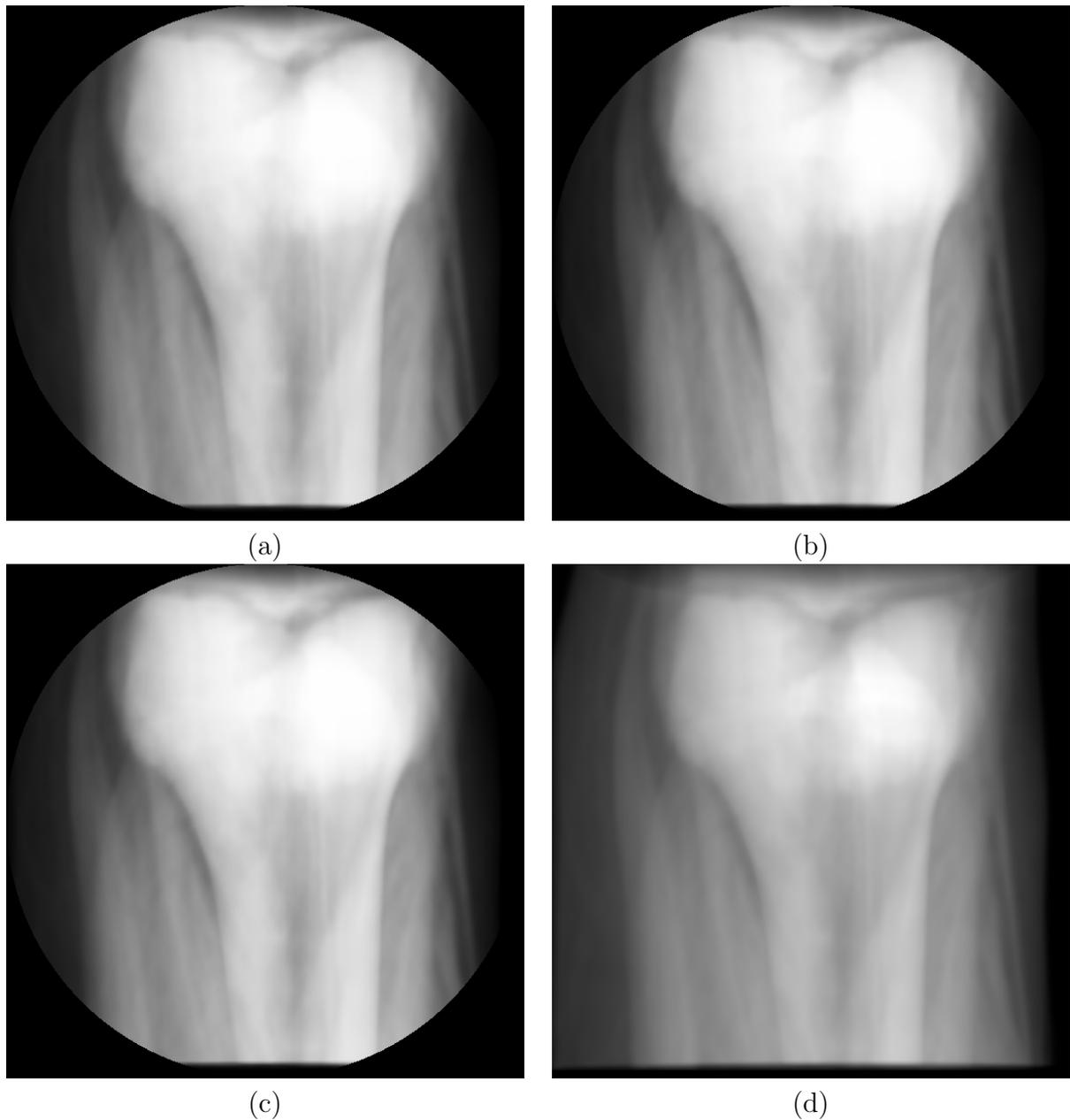


Abbildung 4.2: Ergebnisse unterschiedlicher DRR-Simulationsverfahren: (a) Methode nach Siddon. (b) Tri-Lineare Interpolation. (c) Nearest Neighbor. (d) Shear-Warp-Faktorisierung.

- Light-Field-Rendering oder View-Interpolation-Ansätze [67]

Light-Fields wurden ursprünglich für das bildbasierte Rendern von Szenen [68] benutzt. Diese Ansätze gehen von einer kompakten Repräsentation der plenoptischen

Funktion [69] aus und erzeugen aus einer dichten Bildabtastung der Szene neue Ansichten durch die Interpolation benachbarter Strahlen aus den abgetasteten Bilddaten. Neben der hohen Geschwindigkeit der Bildgenerierung ergeben sich aber auch Nachteile durch eine lange Vorverarbeitungsphase (z.B. 5min-5h [67]) zur Berechnung des Light-Fields. Darüber hinaus hat diese Methode eine sehr hohe Speicherkomplexität und weist kleinere Berechnungsfehler aufgrund von Interpolationsartefakten auf.

- Voxel-basierte Projektion (Splatting) [70]

Bei Volumina mit wenigen, nicht transparenten Voxeln werden auch voxelbasierte Ansätze verwandt. Der wohl bekannteste Vertreter ist das sogenannte Splatting-Verfahren nach Westover [70]. Im Gegensatz zu strahlbasierten Methoden werden die einzelnen Voxel direkt auf die Projektionsbilder projiziert und geeignet überlagert [70].

Neben den genannten Ansätzen existieren weitere Techniken zur Beschleunigung dieses rechenintensiven Prozesses. In dieser Arbeit wurde auf die Shear-Warp-Faktorisierung zurückgegriffen, da sie hohes Potenzial in Bezug auf kommende Multi-Core-Prozessoren bietet. Hiermit ergab sich auf dem verwendeten System eine nahezu 80-fache Beschleunigung gegenüber der Methode nach Siddon.

Die Rechenzeiten der Simulation der Röntgenaufnahme betragen im durchgeführten Beispiel (siehe Abb. 4.2): Siddon (a) 1567ms, Nearest Neighbor (c) 170ms, Bi-Lineare Interpolation 830ms, Tri-Lineare Interpolation (b) 1035ms, Shear-Warp-Faktorisierung (d) 20ms. Neben der algorithmischen Optimierung kamen in diesem Zusammenhang auch effiziente Datenstrukturen zum Einsatz, die auf die Reduzierung von Speicherzugriffen abzielten (siehe Abschnitt 4.6).

4.5 Optimierungsverfahren zur Minimierung des Distanzmaßes

Formal kann die Bestimmung der optimalen Registrierungsparameter als die Minimierung einer Abstandsfunktion $D: \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}$ über der Menge der Transformationsparameter θ aufgefasst werden

$$\hat{\theta} = \operatorname{argmin}_{\theta} D(\theta). \quad (4.14)$$

$$D(\theta) = \sum_{i=1}^l D_{Typ}(Drr_i(T(\theta)), Pr_i). \quad (4.15)$$

Falls die zu optimierende Funktion D ein Ähnlichkeitsmaß darstellt, soll o.b.d.A $D := -D$ gelten. Hierbei ergibt sich die Abstandsfunktion D als die Summe des Abstands von l simulierten Projektionen Drr_i mit den jeweiligen Translations- und Orientierungsparametern θ der Transformation T und der aufgenommenen Projektionen Pr_i . Da bei der intensitätsbasierten 2D-3D-Registrierung die Auswertung der Funktion D die Simulation eines oder

mehrerer Röntgenbilder zur Folge hat, sollten die verwendeten Optimierungsverfahren mit möglichst wenigen Funktionsauswertungen eine Extremstelle der Abstandsfunktion finden können. In der einschlägigen Literatur wurden hierbei viele Standardoptimierungsverfahren verwendet wie z.B. die Optimierung nach Powell [41], das Downhill Simplex-Verfahren [54] und Gradient Descent [45]. Falls die Formulierung des Abstandsmaßes es erlaubt, kann auch eine nicht lineare Least-Squares-Methode nach Levenberg-Marquardt [71] eingesetzt werden.

Da für einige Distanzmaße die Bestimmung des Gradienten der Zielfunktion mittels numerischer Verfahren erfolgt, ergibt sich meist eine hohe Anzahl an Funktionsauswertungen. Dies lässt auch den Einsatz von ableitungsfreien Methoden sinnvoll erscheinen. So wurde in dieser Arbeit eine Patternsuche nach Hooke-Jeeves [72] verwendet, die nicht auf die numerische Bestimmung des Gradienten von D angewiesen ist.

4.6 Implementierungsdetails und Effizienzoptimierungen

Eine drastische Beschleunigung von Methoden zur Erzeugung von simulierten Projektionen ergibt sich mit einem speicheroptimierten Volumenlayout nach [16]. Auf diese Weise kann bei der strahlbasierten Traversierung des Volumens die Cache-Struktur moderner Prozessorsysteme optimal ausgenutzt werden und somit eine vielfache Beschleunigung des Speicherzugriffs erfolgen. Hierbei wird das 3D-Volumen in kleine Blöcke aufgeteilt, die fortlaufend im Speicher angeordnet werden. Somit wird sichergestellt, dass räumlich benachbarte Volumenelemente auf benachbarte Speicheradressen abgebildet werden. Bei einer herkömmlichen linearen Adressierung ist dies im Normalfall nur für eine Traversierung entlang einer Koordinatenachse gegeben. Da bei einem Speicherzugriff benachbarte Speicherinhalte mit abgerufen und im Cache zwischengespeichert werden, können somit räumlich benachbarte Speicherzugriffe mittels eines schnellen Cache-Zugriffs erfolgen. Je nach Prozessor- und Speicherarchitektur kann sich hierbei eine bis zu zehnfache Beschleunigung von Rekonstruktionsalgorithmen ergeben.

Neben den effizienten Verfahren zur beschleunigten Simulation von DRRs wurden innerhalb der im Rahmen der vorliegenden Arbeit durchgeführten Realisierung weitere Geschwindigkeitsoptimierungen vorgenommen. So wurden die eingesetzten Algorithmen mittels der OpenMP [73] Programmier-Erweiterung parallelisiert, um heutige Mehrkernprozessoren optimal nutzen zu können. Da die verwendeten Algorithmen auch einen hohen Grad an Parallelität aufweisen, skalieren die verwendeten Algorithmen meist linear mit der Anzahl der verwendeten Prozessoren bzw. Kerne.

4.7 Zusammenfassung und Diskussion

In diesem Kapitel wurde neben einer kurzen Einführung über Techniken zur 2D/3D-Registrierung ein Überblick über den aktuellen Stand der Technik mit Verweisen auf die entsprechende Literatur gegeben. Hierbei wurde im Speziellen auf aktuelle Techniken zur

Beschleunigung der Registration eingegangen, die auch Anwendung in dieser Arbeit fanden. Während die rigide intensitätsbasierte 2D/3D-Registration von Röntgenaufnahmen mit CT-Daten weitestgehend als gelöst betrachtet werden kann, eröffnen sich in diesem Kontext vor allem in den nicht rigiden 2D/3D-Registrationsverfahren neue Forschungsgebiete. Auf diesem Feld sind viele Probleme wie beispielsweise die Integration von Vorwissen, eine robuste Initialisierung und eine intraoperativ taugliche Optimierung immer noch nicht zufriedenstellend gelöst.

2D/3D-Registrierungsverfahren

5 Datenbasierte Positions- und Bewegungskorrektur

In diesem Kapitel wird eine datenbasierte Korrekturmöglichkeit bei der 3D-Bildgebung mit mobilen C-Bogen-Systemen beschrieben.

Ziel ist eine verbesserte 3D-CT Rekonstruktionsqualität, indem die Positionierungsfehler von mobilen C-Bogen-Systemen direkt aus den aufgenommenen Daten bestimmt und iterativ korrigiert werden. Die zugrunde liegende Idee besteht in der Minimierung des Rekonstruktionsresiduums, indem neben der Rekonstruktion der Daten auch die Aufnahmeparameter der einzelnen Projektionen mit in den Rekonstruktionsprozess einbezogen und optimiert werden (siehe Gleichung 5.2).

Mittels einer kombinierten 2D/3D-Registrierung der aufgenommenen Projektionsdaten und einer algebraischen 3D-Rekonstruktion werden neue Aufnahmeparameter gesucht, die zu einem kleineren Rekonstruktionsresiduum führen.

Analoge Methoden werden seit kurzem in der SPECT-Bildgebung [74] zur Bewegungskompensation eingesetzt. In diesem Zusammenhang wurden auch bereits Methoden, die Vorwärtsprojektionen für die Bewegungskorrektur in der SPECT-Bildgebung [75] einsetzen, verwendet. Im Fall der Bewegungskompensation wird hierbei die Tatsache benutzt, dass eine Bewegung des Objektes auch mittels einer Transformation der Aufnahmeparameter modelliert werden kann.

Das Kapitel ist folgendermaßen aufgebaut: Zu Beginn werden die bei mobilen Röntgengeräten auftretenden Positionierungsprobleme näher erläutert und die Motivation einer datenbasierten Korrekturmethode dargelegt. Im Anschluss erfolgt eine Beschreibung des Korrekturalgorithmus und der theoretischen Grundlagen. Ebenso wird eine prototypische Implementierung vorgestellt und auf Möglichkeiten zur Steigerung der Performanz eingegangen. Darauf folgend werden die implementierten Methoden unter Verwendung simulierter und real akquirierter Daten evaluiert. Abschließend erfolgt eine Diskussion der erzielten Ergebnisse.

5.1 Problematik und Motivation

Mobile Geräte unterliegen weitaus stärkeren Positionierungsfehlern als fest installierte Systeme. Aufgrund notwendiger Mobilitätseigenschaften wie beispielsweise niedriges Gewicht weisen die verwendeten Baugruppen meist eine geringere Steifigkeit auf und unterliegen daher einer stellungsabhängigen Deformation.

Datenbasierte Positions- und Bewegungskorrektur

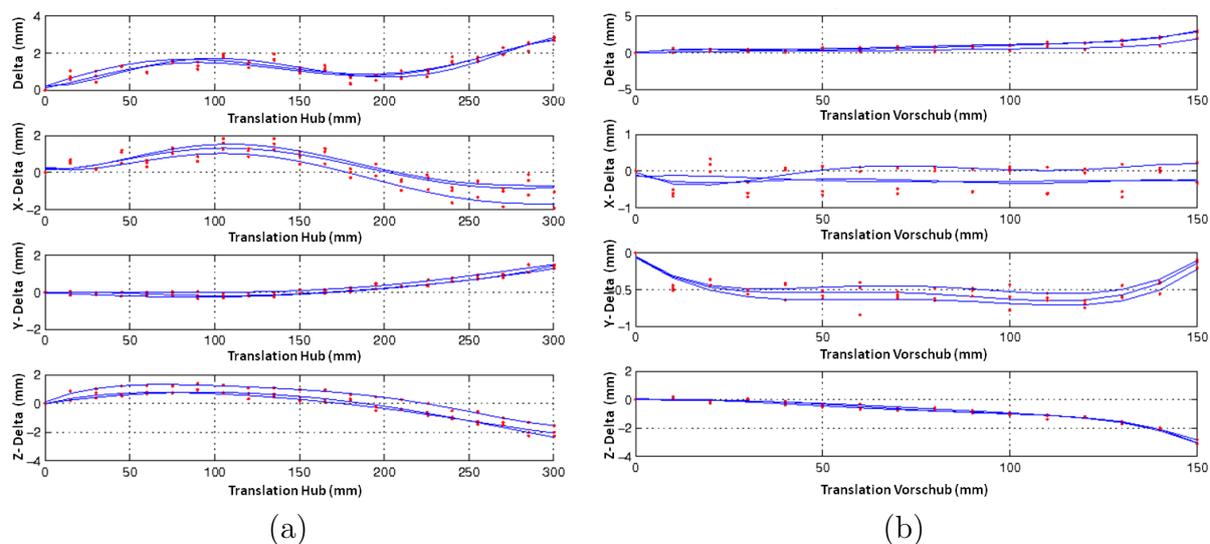


Abbildung 5.1: Visualisierung der Stellungsabweichung der beiden translatorischen Gelenke (Hub (a), Vorschub (b)) des C-Bogen-Systems in Bezug zur gegebenen Position der vorwärtskinematischen Lösung. Die jeweiligen Zeilen zeigen die mit einem externen Trackingsystem (Polaris, NDI) gemessenen absoluten Abweichungen von drei Referenzfahrten: 1. Zeile: Gesamte Abweichung. 2. Zeile: Abweichung der X-Komponente. 3. Zeile: Abweichung der Y-Komponente. 4. Zeile: Abweichung der Z-Komponente (Bewegungsrichtung des Hubs).

Abbildung 5.1 zeigt die gemessenen Stellungsabweichungen des experimentellen C-Bogen-Systems für die beiden translatorischen Schubgelenke. Hierbei wurden exemplarisch die Abweichungen des Hubs (a) und des Vorschubs (b) über drei Referenzfahrten mit einem externen Trackingsystem (Polaris, NDI) vermessen. Es ergaben sich an diesem System Abweichungen von mehreren Millimetern, die unkorrigiert zu deutlichen Rekonstruktionsartefakten führen. Auffallend war dabei auch die Varianz der Messwerte, die eine Vorabkalibrierung mittels Kompensations-Tabellen deutlich erschwerte. Für detaillierte Untersuchungen der auftretenden Deformationen des verwendeten prototypischen C-Bogen-Gerätes sei auf [76] und [3] verwiesen.

Daneben können eine ganze Reihe weiterer Fehlereinflüsse wie beispielsweise das Gelenkspiel oder Steuerungsungenauigkeiten zu weiteren Ungenauigkeiten und damit zu starken Inkonsistenzen zwischen den realen Aufnahmepositionen der Projektionsdaten und deren Aufnahmeparametern führen. Aus diesem Grund sind hochqualitative 3D-Rekonstruktionen von mobilen Geräten nur dann möglich, wenn diese mechanischen Unzulänglichkeiten bei der 3D-Rekonstruktion mit berücksichtigt werden.

Darüber hinaus besteht das Problem, dass auch aufgrund von Bewegungsartefakten eine medizinische Diagnose erschwert bzw. verhindert werden kann. Diese Artefakte treten

insbesondere bei der Bildgebung von sich bewegenden Körperregionen auf. Diese Patienten-Bewegungen führen meist zu nicht-rigiden Transformationen und stellen deshalb ein außerordentlich schwer zu lösendes Problem dar, da neben der unbekanntem 3D-Rekonstruktion auch die aufgetretenen Deformationen nicht im Vorfeld bekannt sind.

Generell zielen aktuelle Lösungen darauf ab, diese Problematik durch spezielle Aufnahmeprotokolle wie beispielsweise getriggerte Aufnahmen abzumildern. Dies führt jedoch in der Regel auch zu inkonsistenten Rekonstruktionsproblemen, da zwischen korrespondierenden Bewegungsphasen Unterschiede in den Bilddaten auftreten können. Für hochqualitative Aufnahmen von sich bewegenden Organen (z.B. Herz, Lunge) sind daher immer noch sehr kurze Akquisitionszeiten nötig, die nur von sehr wenigen Geräten erreicht werden.

5.2 Korrektur mittels Minimierung des Rekonstruktionsresiduums

Wie bereits in Kapitel 2 beschrieben, formulieren algebraische Rekonstruktionsmethoden die 3D-Rekonstruktion aus gemessenen Projektionsdaten als folgendes Least-Squares-Problem: Gesucht sei $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{b}\|_2^2. \quad (5.1)$$

Dabei entspricht A einem Projektionsoperator welcher Cone-Beam-Projektionen simuliert, \mathbf{x} das in einen Vektor serialisierte Rekonstruktionsvolumen und b die gemessenen Projektionsdaten. Falls die gemessenen Positionen nicht mit den tatsächlichen Aufnahmepositionen übereinstimmen, kommt es zu einer Modifikation des Projektionsoperators A und in der Folge zu einem inkonsistenten System. In dieser Arbeit wurden nur Positionierungsfehler der Röntgenkamera betrachtet, welche sich auch als eine rigide Bewegung des Objekts formulieren lassen. Dies führt zu folgender Modellierung der zu minimierenden Optimierungsaufgabe

$$J \left(\begin{array}{c} \mathbf{x} \\ \Phi \end{array} \right) = \sum_{i=1}^k \|A_{(i)}T(\Phi_{(i)})\mathbf{x} - \mathbf{b}_{(i)}\|_2^2 = \min! \quad (5.2)$$

$A_{(i)}$ entspricht dem i .ten Teil des Projektionsoperators, der aus dem rekonstruierten Volumen x die serialisierte 2-dimensionale Projektion $b_{(i)}$ erzeugt, k der Anzahl der akquirierten Projektionen und T einer Transformation mit den Transformationsparametern $\Phi_{(i)}$. Bei einer rigiden Transformation T ergeben sich dabei für $\Phi_{(i)}$ sechs Freiheitsgrade mit jeweils drei Parametern für Translation und Rotation. Der Bezeichner Φ entspricht hierbei der Menge aller Transformationsparameter bezüglich der aufgenommenen Projektionen.

In diesem Zusammenhang existieren auch Bewegungskorrektur-Verfahren aus der SPECT-Bildgebung, die eine ähnliche Zielfunktion in Bezug zu Gleichung (5.2) mittels numerischer Methoden lösen [74]. Der hier verwendete Minimierungsansatz beruht auf der Anwendung eines iterativen algebraischen Rekonstruktionsalgorithmus [14] in Kombination mit einem 2D/3D Registrierungsverfahren. Die aufgenommenen 2D-Projektionen werden auf das zuvor rekonstruierte Volumen mittels eines rigiden 2D/3D-Verfahrens registriert und die neu

gewonnenen Aufnahmeparameter für eine neue Iteration des Rekonstruktionsalgorithmus verwendet. Für eine Projektion, welche durch den Vektor $\mathbf{b}_{(i)}$ gegeben ist, kann dieser Schritt formal als die Minimierung einer Abstandsfunktion $D : \mathfrak{R}^N \rightarrow \mathfrak{R}$ über der Menge der Transformationsparameter $\Phi_{(i)}$ aufgefasst werden

$$\hat{\Phi}_{(i)} = \operatorname{argmin}_{\Phi_{(i)}} D(\Phi_{(i)}), \quad (5.3)$$

$$D(\Phi_{(i)}) = D_{\text{Typ}}(A_{(i)}T(\Phi_{(i)})\mathbf{x}, \mathbf{b}_{(i)}). \quad (5.4)$$

Hierbei ergibt sich die Abstandsfunktion D_{Typ} für die Gleichung 5.2 als das SSD-Distanzmaß. Im Rahmen der Arbeit wurden jedoch auch andere Distanzmaße (siehe Kapitel 4) verwendet, um die optimalen Transformationsparameter $\hat{\Phi}_{(i)}$ zu bestimmen.

Die aufgenommenen Projektionen mit den optimierten Aufnahmeparametern werden nun mit dem algebraischen Rekonstruktionsalgorithmus zu einer neuen Least-Squares-Lösung des Rekonstruktionsproblems verrechnet. Der kombinierte Rekonstruktions- und Registrierungsprozess wird solange iterativ wiederholt, bis keine Verbesserung der Minimierung des Residuums mehr feststellbar ist. Eine beispielhafte Minimierung ist in Abb. 5.3 visualisiert, wobei die Abnahme des Residuums sowohl über den einzelnen Registrierungsiterationen als auch den Rekonstruktionsiterationen aufgetragen ist. Für die Initialisierung der Registrierungsparameter der einzelnen Projektionen werden die Aufnahmeparameter des C-Bogen-Systems benutzt. Auf diese Weise kann ausgehend von der bestehenden Aufnahmeposition immer nur eine bessere Position im Bezug zum verwendeten Abstandsmaß gefunden werden.

Die zugrunde liegende Idee des Verfahrens lässt auch eine geometrische Interpretation des Algorithmus zu. Eine Zeile des Rekonstruktionsgleichungssystems entspricht dabei einer Hyperebene im Raum \mathbf{R}^n . Im Fall eines konsistenten Systems schneiden sich dabei alle Ebenen des Rekonstruktionsgleichungssystems in einem einzigen Punkt $\hat{\mathbf{x}} \in \mathbf{R}^n$, welcher die Lösung der 3D-Rekonstruktion darstellt. Aufgrund von Messungenauigkeiten ergibt sich jedoch in der Praxis immer ein inkonsistentes System und somit existiert kein eindeutiger Schnittpunkt. Für viele algebraische Methoden kann aber mathematisch gezeigt werden [12, 14], dass sie auch im inkonsistenten Fall zu einer Least-Squares $\hat{\mathbf{x}} \in \mathbf{R}^n$ Lösung des Rekonstruktionsgleichungssystems konvergieren. Die Lösung wird in diesem Fall nicht durch die vollständige Projektion auf die jeweiligen Hyperebenen erreicht, sondern mittels einer Translation der aktuellen Lösung entlang der Ebenennormalen. Durch die folgende Hinzunahme eines 2D-Registrierungsalgorithmus wird nun auch eine Korrektur des Projektionsoperators A angestrebt, indem eine im vorherigen Schritt berechnete Least-Squares-Lösung dazu benutzt wird, eine Adaption des Projektionsoperators zu erreichen. An dieser Stelle wird jeweils eine Teilmenge A_i von Rekonstruktionsgleichungen, welche durch eine 2D-Röntgenaufnahme definiert ist, der aktuellen Lösung angepasst. Dies entspricht im einfachsten Fall mit sechs Freiheitsgraden einer Transformation der Ebenen, deren Parameter durch den 2D/3D-Registrierungsalgorithmus bestimmt wurden. Bei der Verwendung eines SSD-Distanzmaßes werden die Ebenen im Fall einer Konvergenz

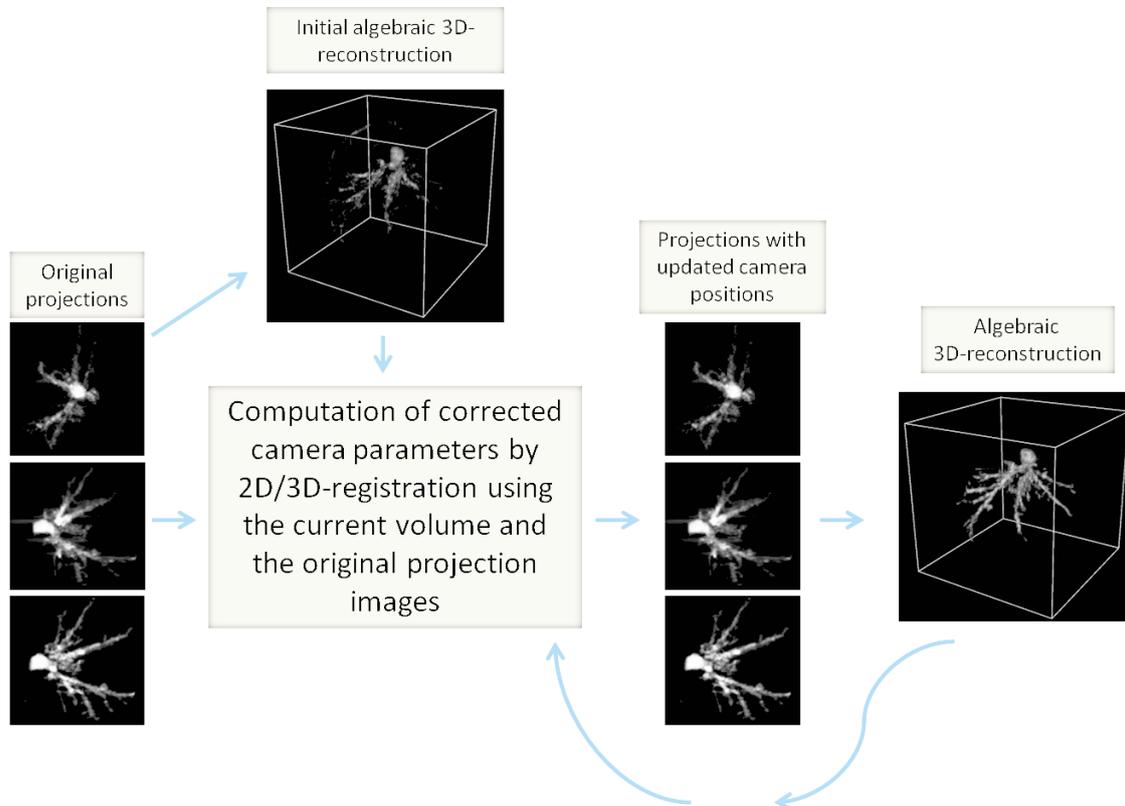


Abbildung 5.2: Schematischer Überblick über den iterativen Korrekturalgorithmus: Nach einer initialen algebraischen 3D-Rekonstruktion werden im Wechsel eine 2D/3D-Registrierung und eine 3D-Rekonstruktion durchgeführt. In jeder Iteration kommen hierbei die neuen, korrigierten Kamerapositionen zur weiteren Rekonstruktion zur Anwendung.

gegen das globale Minimum so angeordnet, dass die Summe der Abstände zur aktuellen Lösung minimal wird. Nachdem diese Optimierung für alle Teilmengen $A_i, i = 1..k$ durchgeführt wurde, wird mittels einer neuen Iteration der algebraischen 3D-Rekonstruktion eine neue Least-Squares-Lösung errechnet, die wiederum als Grundlage für eine erneute 2D/3D-Registrierungsiteration dient.

In den folgenden Abschnitten wird kurz auf die verwendeten Algorithmen des 2D/3D-Registrierungsverfahrens und der 3D-Rekonstruktion eingegangen.

5.2.1 Kombinierte 3D-Rekonstruktion und 2D/3D-Registrierung

Für den Rekonstruktionsteil des Algorithmus wurde eine algebraische Rekonstruktionstechnik (ART) benutzt (siehe Kapitel 2). Ein Vorteil dieser Methode besteht darin, dass ein vorheriges Rekonstruktionsergebnis miteinbezogen werden kann, um eine neue Least-

Squares-Lösung zu erhalten. Im Fall weniger Projektionen oder inkonsistenter Daten führen darüber hinaus iterative Rekonstruktionsmethoden meist zu besseren Rekonstruktionsergebnissen [16]. Algorithmen zur 2D/3D-Registration wurden ursprünglich verwendet, um die Transformation zur Überführung der beiden Koordinationsysteme bezüglich intraoperativer 2D-Röntgenbilder und eines präoperativen CT-Datensatzes zu finden. Gegenüber der hier vorgestellten Anwendung bestehen bei herkömmlichen 2D/3D-Registrierungsszenarios folgende grundsätzliche Nachteile. Da die intraoperativen 2D-Bilder meist zu einem anderen Zeitpunkt und in einer anderen Umgebung aufgenommen wurden, kommt es oft zu starken Abweichungen zwischen den verwendeten Datensätzen. Darüber hinaus können auch in den intraoperativen Aufnahmen Operationsinstrumente abgebildet sein [28, 36], die eine Registrierung weiter erschweren. Ein weiterer Nachteil gegenüber unserem Anwendungsszenario liegt in der unbekanntenen Initialisierung der Kameraposition in Bezug zum CT-Koordinatensystem. Da in der hier beschriebenen Anwendung im Normalfall nur kleinere Positionskorrekturen erfolgen müssen, liegen die gegebenen Kamerapositionen schon im Konvergenzradius des Registrationsalgorithmus und benötigen keine aufwendige Bestimmung einer initialen Kameraposition. Wie im vorhergehenden Kapitel beschrieben, lassen

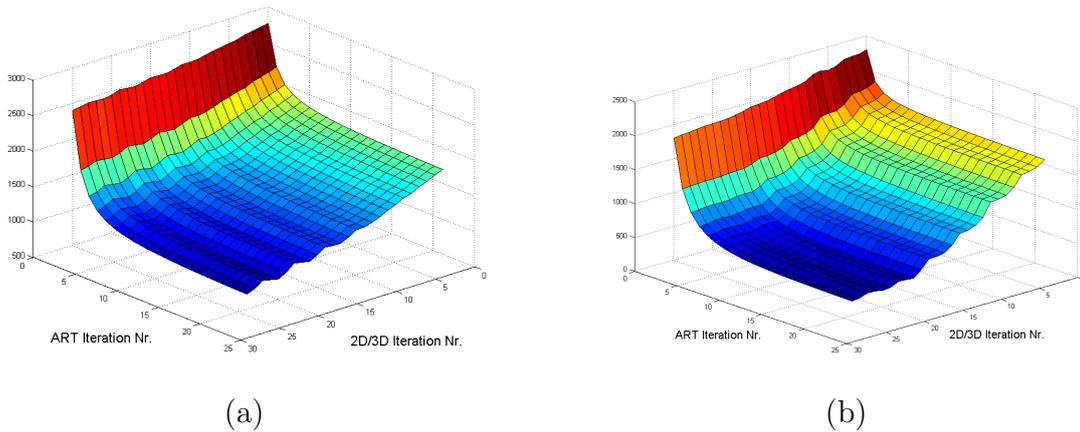


Abbildung 5.3: Graph des Rekonstruktionsresiduums ($\|Ax - b\|$) in Abhängigkeit von den durchgeführten ART-Iterationen und 2D/3D-Registrierungsiterationen für zwei unterschiedliche Gefäßbaum-Datensätze. Hierbei wurde eine Abnahme des Rekonstruktionsresiduums nach jeder durchgeführten Registrierungsiteration beobachtet (22 Iterationen). (a) Gefäßbaum B. (b) Gefäßbaum A.

sich existierende Ansätze von 2D/3D-Registrierungsalgorithmen gut über das verwendete Distanzmaß als landmarkenbasierte- und intensitätsbasierte Methoden kategorisieren. Da typische Datensätze aus 40 bis mehreren hundert einzelnen Projektionen bestehen, können nur Distanzmaße zum Einsatz kommen, die keine Benutzerinteraktion (z.B. Segmentierung von Landmarken) benötigen. Darüber hinaus muss das verwendete Distanzmaß eine sehr hohe Registrierungsgenauigkeit erlauben, um die nötige Präzision bei der Korrektur

zu erhalten. Aus diesem Grund wurden unterschiedliche intensitätsbasierte Distanzmaße verwendet und auf ihre Eignung untersucht (siehe 5.2.2).

Für die Optimierung wurde ein hierarchischer Multi-Skalen- und Multi-Resolution-Ansatz benutzt, indem sowohl die rekonstruierten 3D-Daten als auch die aufgenommenen Projektionen jeweils iterativ in der Auflösung um die Hälfte reduziert wurden. Die entstehende Bildpyramide erlaubt auf diese Weise eine sehr robuste und schnelle Optimierung, da auf den unteren Ebenen die Auswertung der Zielfunktion aufgrund der kleineren Datenmenge sehr schnell erfolgen kann. Durch die Verwendung einer Gauss-Filterung vor der Reduzierung der Auflösung ergibt sich zudem eine glattere Abstandsfunktion und damit eine Reduzierung lokaler Minima, die eine robustere Optimierung ermöglicht.

Innerhalb der durchgeführten Versuche wurden die Werte der Zielfunktion als eine Funktion der Abweichung vom gefundenen Optimum des 2D/3D-Registrierungsalgorithmus (0 für alle Parameter) aufgetragen (siehe Abb. 9.1). Hierbei zeigte sich, dass die Zielfunktionen sowohl ein eindeutiges Minimum (respektive Maximum bei Ähnlichkeitsmaßen) und relativ glatte Funktionsverläufe mit monoton ansteigenden Funktionswerten aufwiesen. In den Funktionsgraphen war auch die geringere Sensitivität der Distanzmaße bezüglich Änderungen der sogenannten *Out-Of-Plane*-Parameter zu erkennen, was eine Optimierung dieser Parameter deutlich erschwerte. Dies beruht auf den Eigenschaften der perspektivischen Projektion und ist in der entsprechenden Literatur [64] wohlbekannt. Eine mögliche Lösung dieses Problems bestünde in der gleichzeitigen Verwendung mehrerer Projektionen, was in unserem Anwendungsfall jedoch problematisch erscheint, da die Kamerapositionen der Projektionen zueinander stark inkonsistent sein können. Jedoch dürften diese Parameter in Bezug auf eine 3D-Rekonstruktion auch eine geringere Auswirkung als die anderen Parameter besitzen, was sich bei einer Fehleinschätzung dementsprechend nicht stark auf das Rekonstruktionsergebnis auswirken dürfte.

Um die ungenaueren Ergebnisse der *Out-Of-Plane*-Parameter zu berücksichtigen, wurden diese Parameter bei der Korrektur dementsprechend herunter skaliert. Dazu wurde die Komponente des Korrekturvektors in Bezug zum Zentralstrahl der Kamera bestimmt und mit einem experimentell bestimmten Faktor $\kappa = 0.3$ verkleinert. Zur Verhinderung einer beliebigen Verschiebung des Rekonstruktionsvolumens wurde zusätzlich eine Projektion aus der Korrektur ausgenommen, um eine Ausrichtung des Volumens mit dieser Projektion zu erreichen.

5.2.2 Vergleich intensitätsbasierter Distanzmaße zur Positionskorrektur

Innerhalb des Korrekturframeworks wurden fünf unterschiedliche Distanzmaße herangezogen. Dabei handelte es sich speziell um die bereits im Kapitel 4 behandelten Distanzmaße: Summe der absoluten Abstände (SAD), Summe der quadratischen Abstände (SSD), *Cross-Correlation* (CC), *Gradient Correlation* (GC) und *Mutual Information* (MI).

In den durchgeführten Experimenten zeigte sich, dass das *Gradient Correlation*-Distanzmaß zu den besten Rekonstruktionsergebnissen führte. In Abb. 5.16 sind exemplarisch die

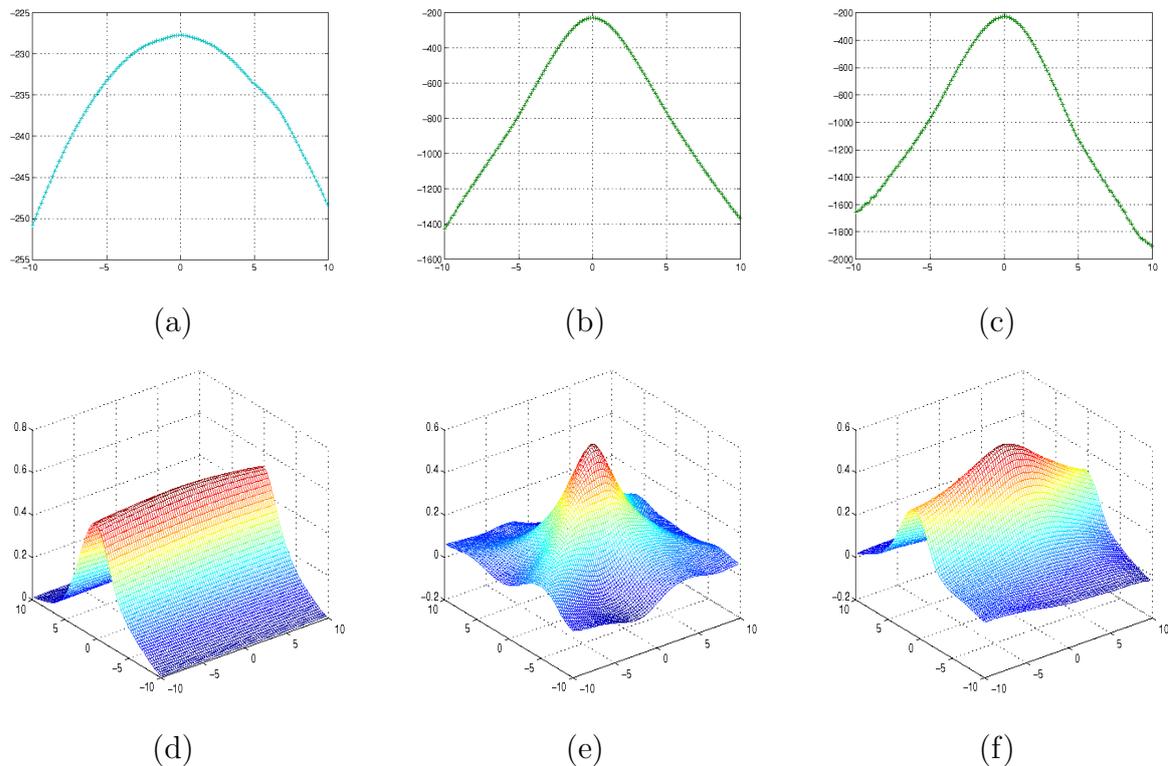


Abbildung 5.4: Visualisierung des Abstandsmaßes als eine Funktion der Abweichung vom gefundenen Optimum (0 für alle Parameter) des 2D/3D-Registrierungsalgorithmus (siehe Kapitel 4). Als Testdatensatz wurde ein proximales Femurende eines Sawbone-Knochenphantoms verwendet. (a)-(c) zeigen Funktionsauswertungen für das SSD-Distanzmaß in Bezug zu den verwendeten Translationsparametern (x,y,z) um das gefundene Optimum (Parameterwert = 0). (d)-(f) zeigen 2-dimensionale Funktionsauswertungen für das *Gradient Correlation*-Distanzmaß in Bezug zu den Parametern $(x-y,y-rotx,y-rotz)$.

Zielfunktionswerte für die Registrierung einer Projektion aufgetragen. In diesem Beispiel weist dieses Distanzmaß eine starke Fokussierung um die optimalen Parameter auf und erreicht damit im Fall einer Konvergenz sehr genaue Parameterwerte. Da die medizinischen Hauptanwendungsgebiete eines mobilen C-Bogen-Systems vor allem im Bereich der Traumatologie und Orthopädie anzusiedeln sind, empfiehlt sich die Verwendung dieses Distanzmaßes bei einer 2D/3D-Registrierung in diesem Kontext. Die verwendeten Datensätze weisen nämlich meist sehr starke Kanten auf, die einen hohen Einfluß auf das Gradient-Correlation-Maß besitzen. In den durchgeführten Experimenten zeigte sich allerdings ein kleinerer Konvergenzradius. Ein denkbarer Ansatz zur Erreichung einer hohen Sensitivität um das Optimum bei gleichzeitiger Beibehaltung eines großen Konvergenzradius besteht in

der Verwendung kombinierter Distanzmaße (siehe Abb. 5.16 f). Einen häufig verwendeter Ansatz stellt dabei die gewichtete Linearkombination von k unterschiedlichen Distanzmaßen D_i mit den Gewichten w_i dar

$$D_w = \sum_{i=1}^k w_i D_i(I_1, I_2).$$

Hieraus resultiert jedoch das Problem einer schwierigen Parameterschätzung, da die optimalen Gewichte stark von der Beschaffenheit der Bilddaten I_1 und I_2 abhängig und daher für den jeweiligen Anwendungsfall neu zu bestimmen sind. Für die Korrektur von C-Bogen-Positionsdaten sind jedoch im Normalfall keine großen Konvergenzradien erforderlich. Aus diesem Grund wurde in dieser Arbeit vorwiegend das *Gradient Correlation*-Distanzmaß eingesetzt, da der kleine Konvergenzbereich von keiner großen Bedeutung ist und darüber hinaus eine sehr präzise Bestimmung der Registrationsparameter erlaubt (siehe Abb. 5.16).

Einen detaillierten Vergleich unterschiedlicher Distanzmaße im Kontext der intensitätsbasierten 2D/3D-Registrierung bieten die Arbeiten [53, 52].

5.2.3 Implementierungsdetails und Effizienzoptimierungen

Für die bessere Einschätzung der Effizienz des Ansatzes anhand realer Daten wurden bereits bei der prototypischen Implementierung Speicher- und Laufzeitoptimierungen vorgenommen. Dies erlaubte auch den Einsatz von Datensätzen mit zum Zeitpunkt der Arbeit gängigen Auflösungen (z.B. bis zu 512^3 Voxel) und die Evaluation großer Testserien mit einer hohen Anzahl an Korrekturiterationen. Die verwendeten Algorithmen wurden dabei vollständig in C++ implementiert und mittels der Parallelisierungstechnik OpenMP [73] für den Einsatz auf Mehrkernsystemen optimiert.

Da üblicherweise die Berechnung der simulierten Vorwärtsprojektionen (DRRs) den zeit- aufwändigsten Anteil einer intensitätsbasierten Registrierung darstellt, wurde für die Implementierung dieses Schrittes eine *Shear-Warp*-Faktorisierung [64] verwendet. Durch die vorgenommenen Optimierungen ließen sich somit Registrierungszeiten im Rahmen von 30-35s für ein 3D-Volumen der Größe 256^3 bzw. 10s-15s für ein 3D-Volumen der Größe 128^3 realisieren. Der implementierte Algorithmus benutzte dabei jeweils drei Auflösungs-Skalen. Als Optimierungsschema kam eine Hooke-Jeeves Pattern-Suche [77] zum Einsatz (siehe Kapitel 4). Um doppelte Funktionsauswertungen zu vermeiden, wurden die Auswertungen mittels einer Hashtabellen-Technik abgespeichert und vor der jeweiligen Auswertung überprüft.

Eine durchschnittliche Registrierungsiteration auf unserem Testsystem (Intel Dual Xeon 5160, 16 GB Ram) konnte innerhalb von 780s erfolgen. Die Parallelisierung erfolgte dabei durch die einfache Zuweisung der einzelnen Projektionsregistrierungen zu einem Kern des Systems. Hierbei wurde eine nahezu lineare Skalierung bei der Verwendung eines Mehrprozessorsystems erreicht.

Die Implementierung basierte auf einer rein softwaretechnischen Umsetzung des algebraischen Rekonstruktionsschemas. Für die Beschleunigung der 3D-Rekonstruktion wurde

ein speicheroptimiertes Volumenlayout nach [16] benutzt. Auf diese Weise konnte bei einer strahlbasierten Traversierung des Volumens die Cache-Struktur moderner Prozessorsysteme besser ausgenutzt werden und somit eine vielfache Beschleunigung des Speicherzugriffs erfolgen. Da Algorithmen für die 3D-Rekonstruktion meist durch den Speicherzugriff limitiert werden, lassen sich mit dieser Methodik hohe Geschwindigkeitssteigerungen erreichen. Für weitere softwarebasierte Techniken zur Beschleunigung von Rekonstruktionsalgorithmen sei auf [20] verwiesen.

5.2.4 Experimente mit generierten Projektionsdaten (DRRs)

Für die Evaluierung der Genauigkeit des 2D/3D-Registrierungsverfahrens wurden Versuche mit synthetisch generierten Projektionen und damit exakt bekannten extrinsischen Parametern durchgeführt. Dafür wurden klinische CT-Datensätze (512x512x200) verwendet, welche in einem Vorverarbeitungsschritt durch eine Neuabtastung in ein isotropes Volumen der Größe (512x512x512) bzw. (256x256x256) konvertiert wurden. Hierbei wurden ein CT-Datensatz eines distalen Femurknochens, zehn Thorax-CT-Datensätze aus einem 4D-CT und Lebergefäßbäume von drei Patienten als Testdatensätze verwendet. Aus diesen Daten wurden dann jeweils über einen Winkelbereich von 180 Grad Projektionen der Größe 568x568 Pixel generiert und nachfolgend als Eingabe für den kombinierten Rekonstruktions- und Registrierungsalgorithmus eingesetzt. Bei den segmentierten Gefäßbäumen¹ handelte es sich um Daten, die im Rahmen eines groß angelegten Forschungsprojektes (SOMIT) zur Planung von Leberresektionen verwendet wurden. In den folgenden Experimenten sind dabei die Gefäßbäume aus Abb. 5.5 von links nach rechts mit (A), (B) und (C) bezeichnet. Bei den generierten Projektionen wurden die Kamerapositionen von T_{World}^{Cam} nach $T_{World}^{pertCam}$ (max 20mm, max 2deg, $\mu = 0$, $\sigma = 3$) künstlich gestört, um eine fehlerhafte Positionierung des Systems zu simulieren

$$T_{regCam}^{Cam} = T_{regCam}^{World} T_{World}^{Cam}. \quad (5.5)$$

Es muss jedoch angemerkt werden, dass bei einem realen C-Bogen-System die Störung der Kamerapositionen abhängig von der Gelenk-Konfiguration des Systems ist, da bei hohen Werten der translatorischen Gelenkparameter (Hub und Vorschub) stärkere Abweichungen in Bezug zur Sollposition auftreten (siehe Abb. 5.1). Simulierte Projektionsdaten und reale Röntgenaufnahmen weisen aufgrund des vereinfachten physikalischen Modells und von Rauscheinflüssen oftmals Unterschiede auf. Um dieser Tatsache annähernd gerecht zu werden, wurden zur Simulation der unterschiedlichen Bilderzeugungsprozesse bei der Registrierung unterschiedliche Algorithmen zur Erzeugung der digital rekonstruierten Röntgenbilder verwendet. So benutzte der 2D/3D-Registrierungsalgorithmus eine Shear-Warp-Faktorisierungsmethode [64], während die generierten Projektionen mittels des Verfahrens nach Siddon [62] berechnet wurden.

¹Die Segmentierung wurde von der Firma MeVis (<http://www.mevis.de>) durchgeführt.

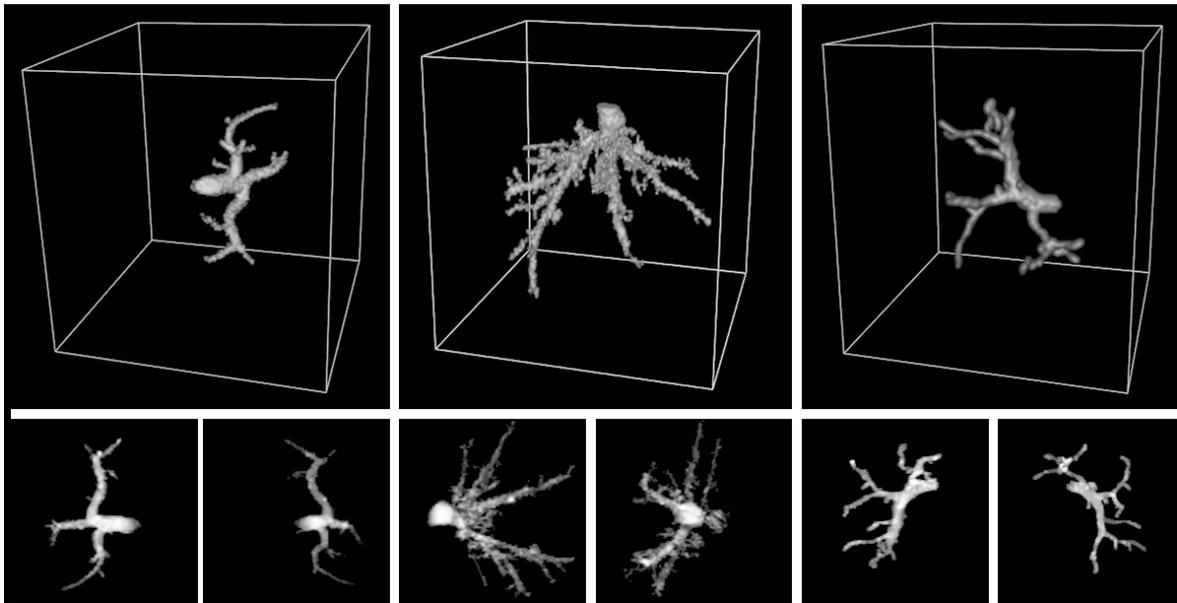


Abbildung 5.5: Visualisierung der benutzten Gefäßbäume. Links (A): 128^3 Voxel mit einer Seitenlänge von 1.8mm), Mitte (B): 128^3 Voxel mit einer Seitenlänge von 1.8mm), Links (C): 256^3 Voxel mit einer Seitenlänge von 0.72mm). Unten: Korrespondierende DRRs, 568^2 Pixel, Pixelskalierung 0.40mm.

5.2.5 Testaufbau für akquirierte Projektionsdaten

Für die Aquirierung realer Projektionsdaten diente der roboterisierte C-Bogen. Die verwendeten Testobjekte wurden mittels des robotischen C-Bogen-Systems aufgenommen und im Anschluss mit dem im Vorfeld beschriebenen Korrekturverfahren rekonstruiert.

Bei den Testobjekten handelte es sich um ein Sawbone-Knochenphantom eines proximalen Femurendes, Aufnahmen eines Rattenschädelknochens, Schachfiguren und Aufnahmen eines Fußknochens. Darüber hinaus wurden drei Gefäßphantome als Versuchsobjekt angefertigt. Dafür wurden mehrere PVC-Schläuche in eine Agarose-Gel-Mischung eingebracht und ausgehärtet (siehe Abb. 5.6a). Die PVC-Schläuche dienten dabei als ein vereinfachtes Modell eines Gefäßsystems und konnten über externe Anschlüsse mit Flüssigkeiten und Kontrastmittel befüllt werden (siehe Abb. 5.6b-d).

Die Datenbasis bestand jeweils aus 30-100 Projektionen der Größe 568×568 Pixel, welche über einen Winkelbereich von 135-180 Grad in einem isozentrischen, planaren Orbit aufgenommen wurden.

Mit Ausnahme des Sawbone-Knochenphantoms und der Fußknochenaufnahmen wurde vor der eigentlichen Aufnahme eine Referenzfahrt mit einem Kalibriergitter (siehe Kapitel 3) durchgeführt. Vor der Verwendung der Projektionsdaten wurden die durch den Bildverstärker hervorgerufenen geometrischen Verzerrungen mittels bivariater Polynome 5. Grades aus den Aufnahmen herausgerechnet. Eine beispielhafte Entzerrung und Aufnahme des Kalibrierphantoms ist in Abb. 5.6h abgebildet.

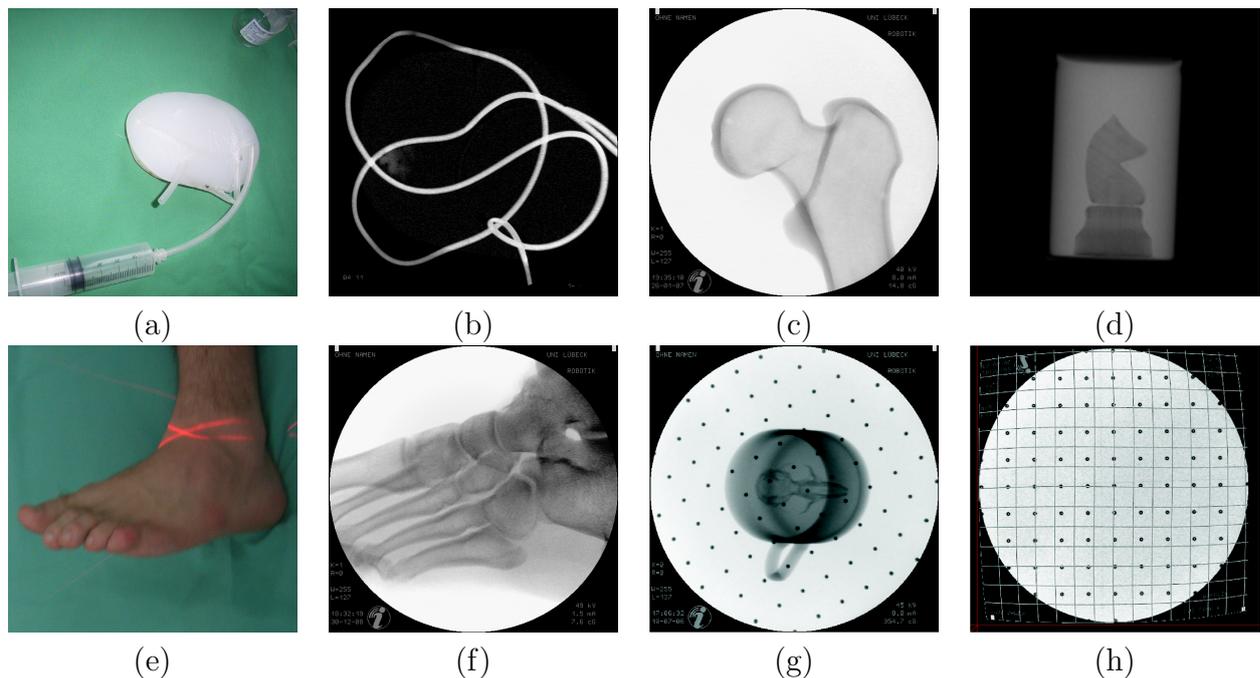


Abbildung 5.6: Im Rahmen der Korrekturversuche verwendete Objekte und Aufnahmen. (a) Gefäßphantom aus Agarose-Gel mit eingebrachten PVC-Schläuchen. (b) Projektion einer Subtraktionsaufnahme des Agarose-Phantoms. (c) Sawbone-Knochenphantom eines proximalen Femurendes. (d) Projektion einer Subtraktionsaufnahme einer Schachfigur. (e) Aufnahme und (f) Projektion eines Fußknochens. (g) Abbildung einer Projektion des Rattenschädelknochen-Datensatzes mit angebrachtem Kalibrierkörper. (h) Abbildung einer vorberechneten Verzeichnungs-korrektur.

5.3 Ergebnisse

Zur Einschätzung der Genauigkeit der verwendeten Registrierungsverfahren für diesen Anwendungsfall wurden die in der Position gestörten Projektionsdaten zuerst mit dem ungestörten Ursprungsdatensatz registriert. Bei diesen Versuchen wurden durchweg sehr kleine Abweichungen von der Grundwahrheit beobachtet. Die genauesten Ergebnisse wurden unter Benutzung des *Gradient-Correlation*-Distanzmaßes erzielt. Am Beispiel der Gefäßbaumdaten ergab sich in 150 Registrationsexperimenten eine durchschnittliche rotationelle Abweichung von 0.137 (x), 0.134 (y) und 0.27 (z) Grad und ein durchschnittlicher translatorischer Fehler von 0.25 (x), 0.80 (y), 0.35 (z) mm.

Die Visualisierung der Registrierungsergebnisse nach der ersten Korrekturiteration zeigt dabei gute visuelle Übereinstimmungen. Abbildung 5.7 veranschaulicht die Registrierungsergebnisse für den klinischen CT-Datensatz eines Femurknochens (a, d), eines Sawbone-Knochenphantoms (b, e) und eines Rattenschädels (c, f). Die Korrektur der Position ist vor

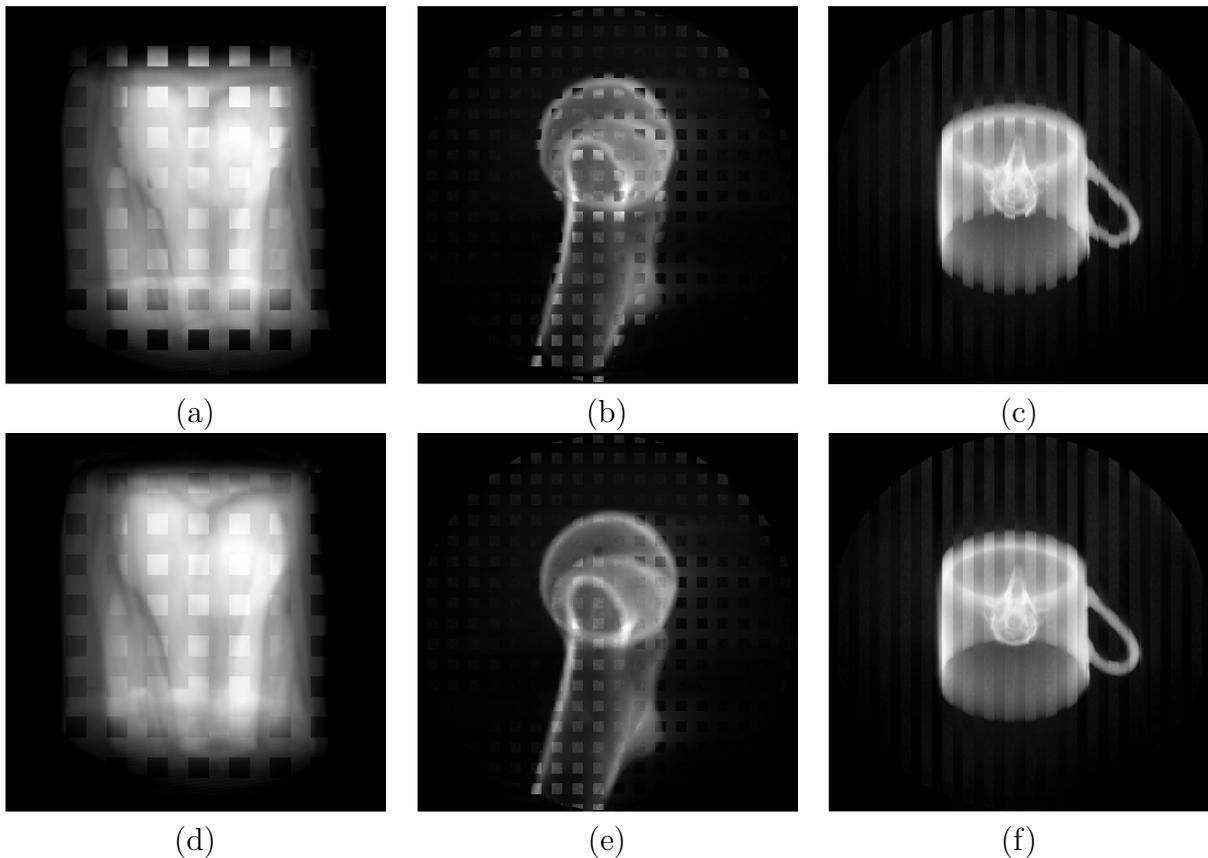


Abbildung 5.7: Visualisierung der Registrationsergebnisse für ausgewählte Projektionen am Beispiel des klinischen Datensatzes eines (a) Femurknochens, (b) Sawbone-Knochenphantoms und (c) Rattenschädels. (a-c) zeigen jeweils eine Überlagerung der echten Aufnahme und einer simulierten Projektion mit der ursprünglichen Position der Röntgenkamera. (d-f) zeigen die korrespondierenden Überlagerungen nach erfolgter Registrierung (1. Korrekturiteration).

allem bei stark abweichenden Projektionsdaten sichtbar, die für die Abb. 5.7 ausgewählt wurden. In den visuellen Ergebnissen ist die Korrektur insbesondere an Kantenübergängen zu erkennen (siehe rotes Rechteck in Abb. 5.8). Die Abweichungen von simulierten Projektionen in Bezug zu realen Aufnahmen (siehe Abb. 5.7) werden in der streifenweisen Überlagerung dieser Aufnahme besonders deutlich sichtbar.

5.3.1 Ergebnisse für simulierte Projektionsdaten

Im Fall simulierter Projektionen stellt das ursprüngliche Volumen die Grundwahrheit dar. Die Qualität der Rekonstruktion konnte somit mittels eines direkten Vergleichs erfolgen.

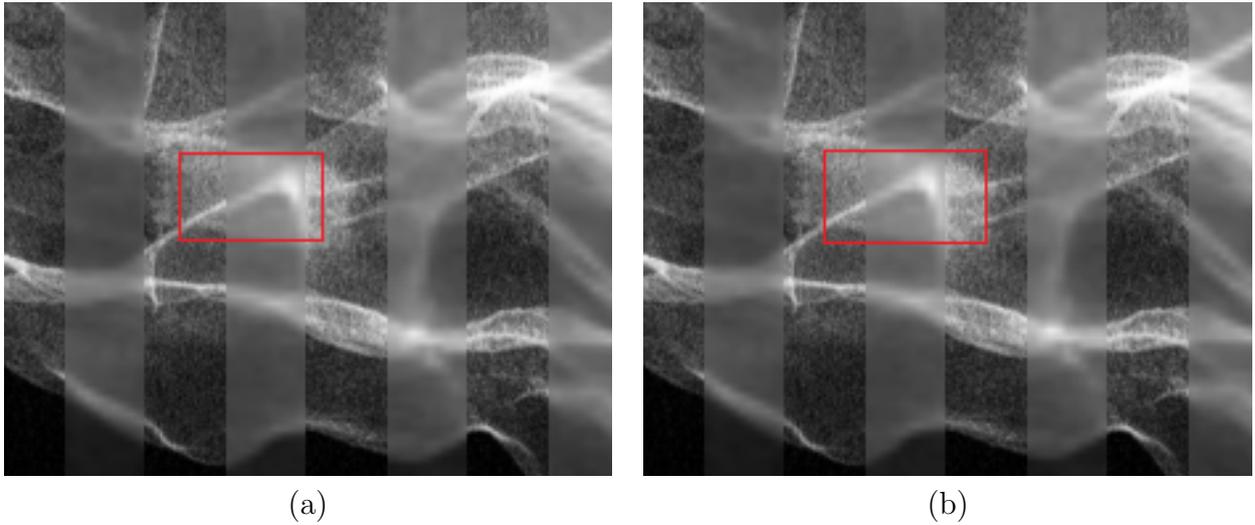


Abbildung 5.8: Visualisierung der Registrierungsergebnisse für ein Hüftknochenphantom. (a) zeigt eine Überlagerung der echten Aufnahme und einer simulierten Projektion mit der ursprünglichen Position der Röntgenkamera. (b) zeigt die Überlagerung nach erfolgter Registrierung (1. Korrekturiteration).

Hier eignen sich insbesondere die Gefäßbaum-Datensätze mit den diskreten Wertebereichen für einen voxelweisen Vergleich der rekonstruierten Daten mit dem Ursprungsvolumen. Durch die Störung der Kameraparameter der zur Rekonstruktion verwendeten Projektionsdaten ergab sich jedoch auch eine Änderung der Position und Orientierung des zu rekonstruierenden 3D-Volumens. Die undefinierte Position des Volumens erschwerte somit einen direkten Vergleich, was die Anwendung einer nachfolgenden rigiden Registrierung der beiden Volumina nötig machte. Zur Messung der Rekonstruktionsergebnisse wurde das sogenannte Misplaced Voxel (MV) Rekonstruktions-Gütemaß herangezogen. Hierbei ergibt sich der Fehler mittels der voxelweisen Differenz zwischen dem rekonstruierten Volumen \mathbf{x}' und dem ursprünglichen Volumen \mathbf{x} [78] wie folgt:

$$MV = \frac{\sum |\mathbf{x}_i - \mathbf{x}'_i|}{2 \sum \mathbf{x}_i}.$$

Insgesamt wurden an den Gefäßbäumen A und B jeweils zwölf bzw. neun Korrekturversuche durchgeführt. Es ergab sich in den Versuchen ein mittlerer MV Fehler von 18.8% für den Gefäßbaum A und 17.6% für den Gefäßbaum B. Die Ergebnisse spiegeln jedoch nicht die exakten Verhältnisse wieder. Aufgrund von Interpolations- und partiellen Volumeneffekten ergaben sich an den Grenzflächen der beiden Volumina Abweichungen, die eine genauere Auswertung verhinderten. Die Abbildung 5.9 zeigt einen visuellen Vergleich der direkt rekonstruierten Daten mit korrigierten Daten. Bei Gefäßbaum B ergaben sich im Gegensatz zu Gefäßbaum A keine perfekten Rekonstruktionen, da manche Äste nicht korrekt rekon-

struiert werden konnten. Bei diesem Beispiel muss angemerkt werden, dass die finale Rekonstruktion aus fünf korrigierten Projektionen mittels einer DT-Rekonstruktionstechnik (siehe Anhang 10) erfolgte.

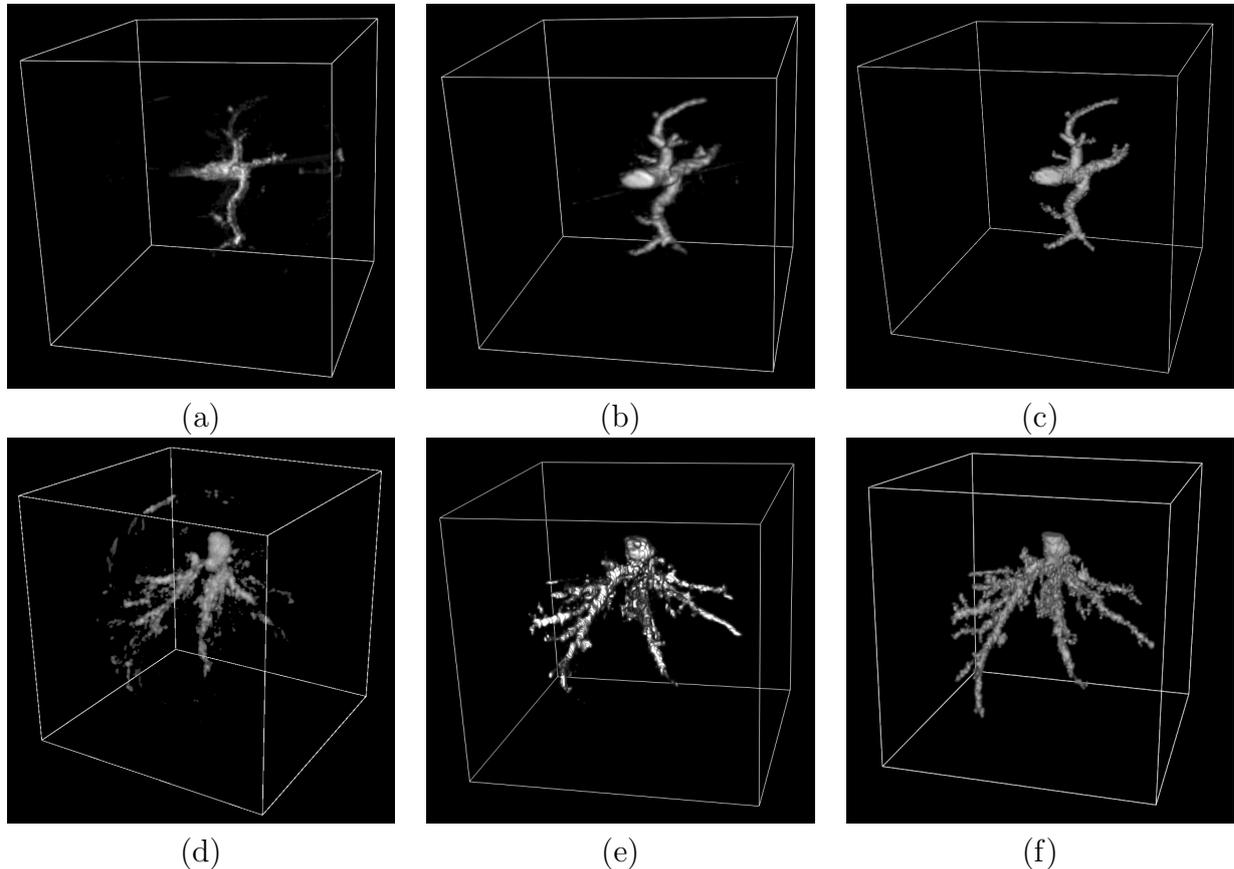


Abbildung 5.9: Rekonstruktionsergebnisse von Lebergefäßbäumen unter Benutzung von fünf in der Position gestörten DSA-Projektionen. Rekonstruktion der unbehandelten Daten (a,d), finale Rekonstruktion der korrigierten Daten mittels eines DT-Verfahrens (b,e), ursprünglicher Datensatz (c,f).

Für die Evaluation der klinischen CT-Datensätze wurden direkt die Rekonstruktionsresiduen herangezogen. So ergab sich bei dem distalen Femur-CT-Datensatz eine Verminderung des Residuums um 29.32% bezüglich der unkorrigierten Variante. Bei dem Thorax-CT-Datensatz resultierte hier eine Verminderung um 13.4% nach jeweils zehn Iterationen. In absoluten Werten bedeutete dies im Falle des distalen Femur-CT-Datensatzes nach drei Iterationen einen Rückgang von 17019 auf 14833. Nach zehn Iterationen ergab sich ein Wert von 7421. Eine Rekonstruktion mit den ungestörten Daten lieferte mit den gleichen Rekonstruktionsparametern einen Wert von 2375. Die graduelle Verbesserung der Rekonstruktionsqualität zeigt sich auch deutlich in Abb. 5.10e-h, welche die Rekonstruktionsergebnisse einer korrespondierenden Schicht nach jeweils 0, 3, 6 und 15 Iterationen visualisiert.

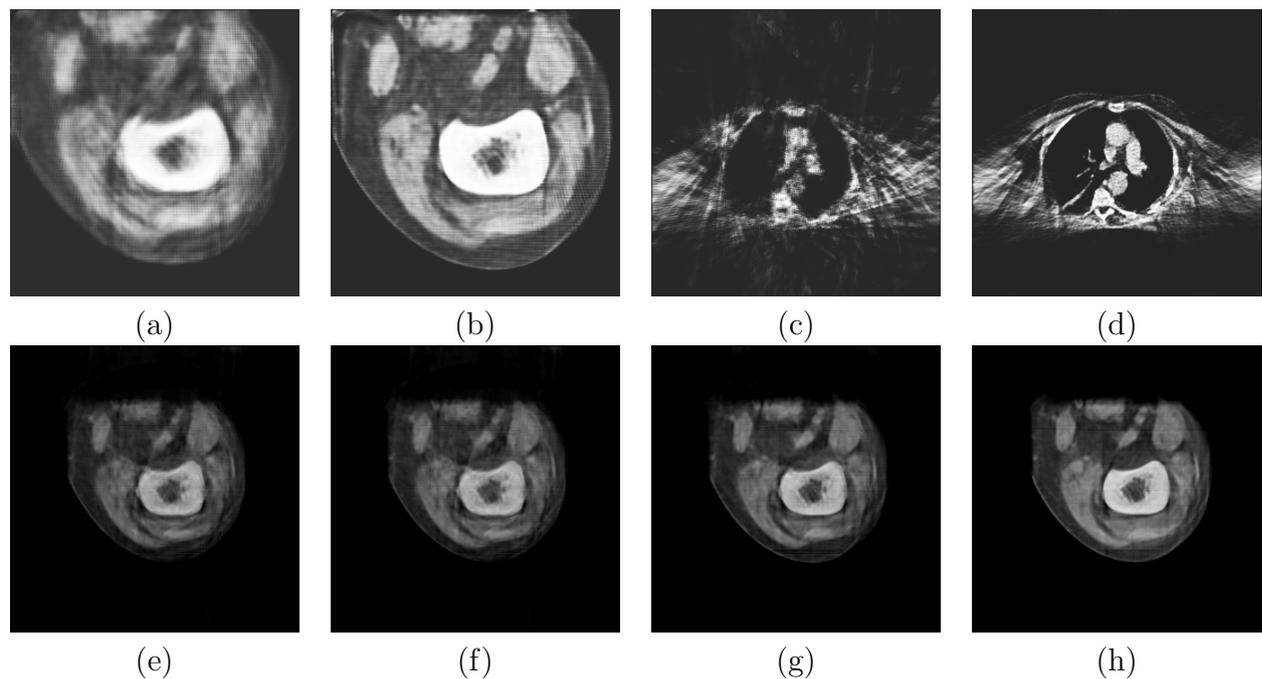


Abbildung 5.10: Rekonstruktionsergebnisse für klinische CT-Datensätze unter Benutzung von 100 gestörten Projektionen: Rekonstruktion einer Schicht eines distalen Femurknochens: dieselbe Schicht vor (a) und (b) nach Anwendung des Korrekturalgorithmus. Rekonstruktion einer Schicht eines Thorax-CTs: dieselbe Schicht vor (c) und nach (d) Anwendung des Korrekturalgorithmus. Rekonstruktionsergebnisse einer korrespondierenden Schicht des proximalen Femurs nach jeweils 0 (e), 3 (f), 6 (g) und 15 (h) Iterationen.

5.3.2 Ergebnisse für akquirierte Projektionsdaten

Da bei den real akquirierten Daten keine Grundwahrheit zur Verfügung stand, wurden für die Evaluation die Rekonstruktionsresiduen (5.1) benutzt, die als Maß für die bestehenden Inkonsistenzen in der 3D-Rekonstruktion dienen. In Abbildung 5.3 ist der monotone Abfall des Residuums im Verlauf über mehrere Korrekturiterationen dargestellt.

So ergaben sich bereits nach zwei bis sieben Iterationen starke visuelle Verbesserungen. Weitere Iterationen zeigten jedoch meist nur noch graduelle Verbesserungen. Diese Beobachtung steht im Einklang mit der Abnahme des Rekonstruktionsresiduums, die in den durchgeführten Experimenten mit den visuellen Ergebnissen korrespondierte. Generell erfolgte die Konvergenz meist nur langsam, was auf die enge Kopplung der zu optimierenden Parameter hinweist [79].

Die qualitative Verbesserung wird dabei besonders bei Datensätzen mit einem diskreten Wertebereich sichtbar, da hier eine gute visuelle Einschätzung der Rekonstruktionsqualität möglich ist.

So zeigte sich bei der Rekonstruktion der Schachfiguren (siehe Abb. 5.11 b,c) eine deut-

liche Verbesserung an den Kanten des Objekts. Bei diesem Datensatz wurden dabei fünf Projektionen über einen Winkelbereich von 100 Grad benutzt. Bei unkorrigierten Projektionsdaten ergaben sich hier aufgrund der inkonsistenten Kamerapositionen stark verwischte Konturen, die in diesem Fall eindeutig als Rekonstruktionsartefakt zu klassifizieren sind.

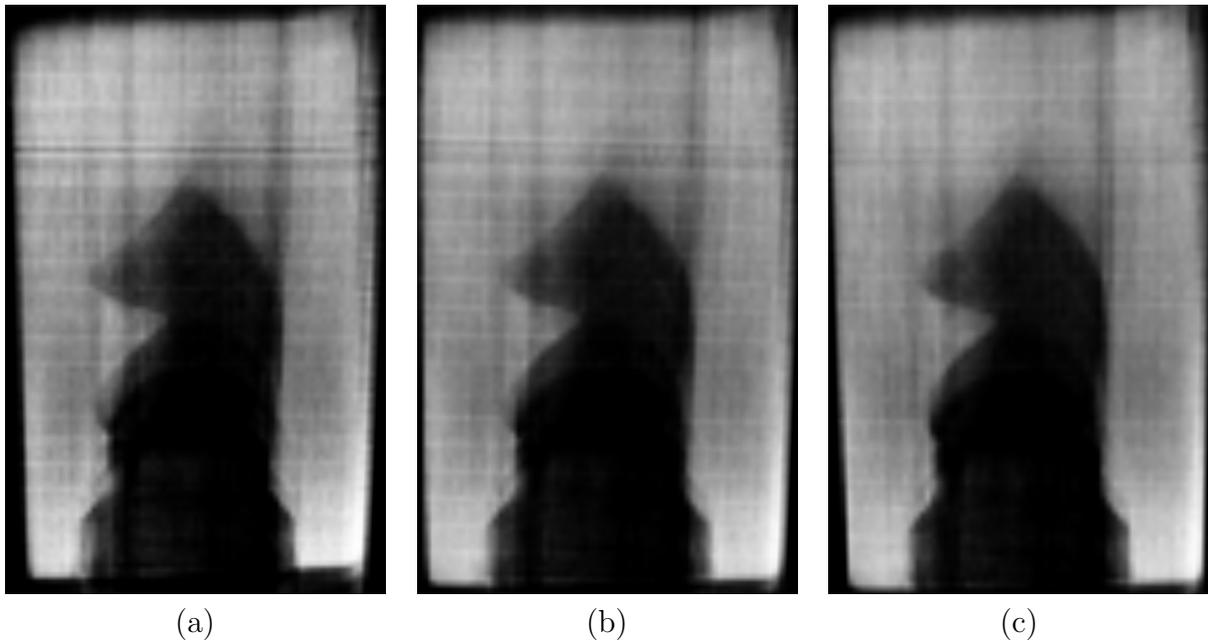


Abbildung 5.11: Positionskorrektur bei der Rekonstruktion einer Schachfigur aus digitalen Subtraktionsprojektionen. Abgebildet ist eine korrespondierende Schicht des Volumens nach 0 (a), 3 (b) und 5 (c) Korrekturiterationen.

Die Agarose-Phantome aus Abb. 5.12a wurden aus jeweils zehn Projektionen über einen Winkelbereich von 110 Grad rekonstruiert. Bezüglich unkorrigierter Daten ergab sich eine Reduktion des Rekonstruktionsresiduums von 13.13%, 12,72% und 12.51 für die jeweiligen Phantomdatensätze nach jeweils sieben Korrekturiterationen. Obwohl hierbei in Bezug auf andere Datensätze (z.B. Versuch 5.10) kleinere Abnahmen des Residuums zu beobachten waren, wurde im visuellen Vergleich mit den unkorrigierten Daten eine deutliche Verbesserung der Rekonstruktionsqualität erreicht. Abbildung 5.12bc zeigt die Abmilderung von doppelten und verschmierten Konturen, die als Folge der positionell gestörten Projektionsdaten auftraten.

Ein qualitativer Vergleich der Rekonstruktionsergebnisse unter Verwendung des Rattenschädel-Datensatzes zeigte eine deutliche Verbesserung. Rekonstruktionsartefakte, die sich in diesem Fall überwiegend als doppelte oder verschmierte Kanten äußerten, wurden durch den iterativen Korrekturprozess stark reduziert (siehe Abb. 5.13).

Auch bei sehr komplexen Knochenstrukturen ergaben sich gute Korrekturergebnisse. Zu diesem Zweck wurden Aufnahmen eines Fußknochens angefertigt, wobei das Gelenk bei der Aufnahme nicht fixiert war. Während der Aufnahme traten in diesem Fall kleine Bewegungen auf, die sich in starken Artefakten in der 3D-Rekonstruktionen äußerten (siehe

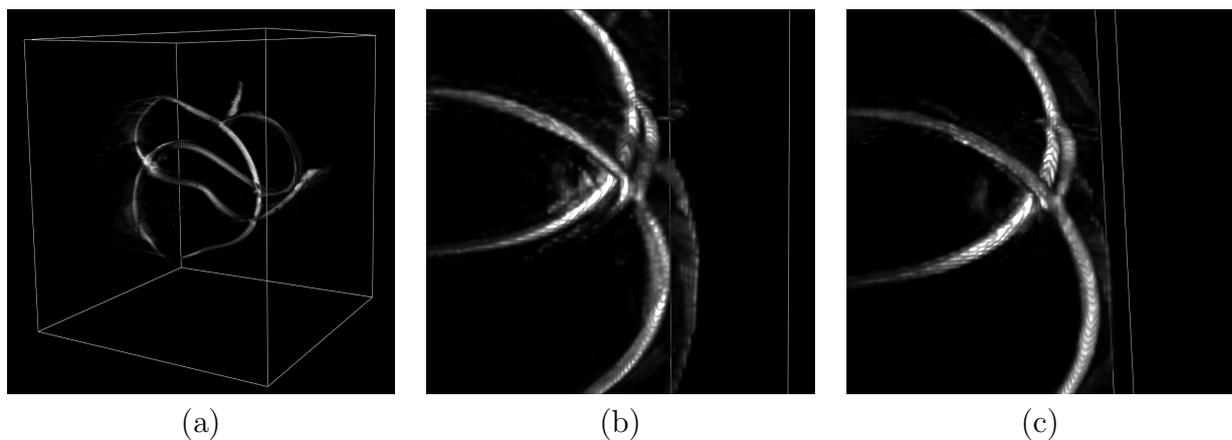


Abbildung 5.12: Rekonstruktionsergebnisse für das Agarose-Phantom (III). Als Projektionsdaten dienten zehn Projektionen (Winkelbereich 110). Volumenvisualisierung einer unkorrigierten Rekonstruktion (a) mittels des experimentellen C-Bogen-Systems. (b) Vergrößerung einer rekonstruierten Struktur, welche starke Rekonstruktionsartefakte aufweist. (c) Dieselbe Struktur nach Anwendung der iterativen Positionskorrektur (sieben Iterationen, 12.5% Abnahme des Rekonstruktionsresiduums).

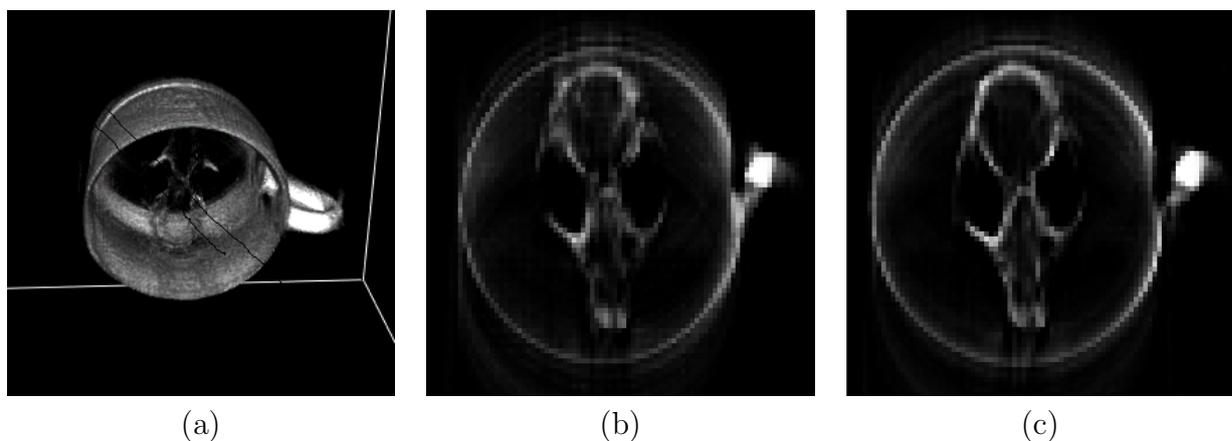


Abbildung 5.13: Rekonstruktionsergebnisse des Rattenschädel-Datensatzes. Volumenvisualisierung einer unkorrigierten Rekonstruktion (a). Eine korrespondierende Schicht zeigt das Ergebnis der unkorrigierten (b) im Vergleich zur korrigierten (c) Rekonstruktion.

Abb. 5.15a). Da bei diesem Datensatz die aufgetretene Bewegung mit einer globalen rigiden Transformation angenähert werden konnte, waren die Inkonsistenzen mit einer virtuellen Kamerarepositionierung ausgleichbar. So ergaben sich bei der 3D-Rekonstruktion mit Hilfe des Korrekturansatzes starke Verbesserungen im Vergleich zur unkorrigierten Aufnahme

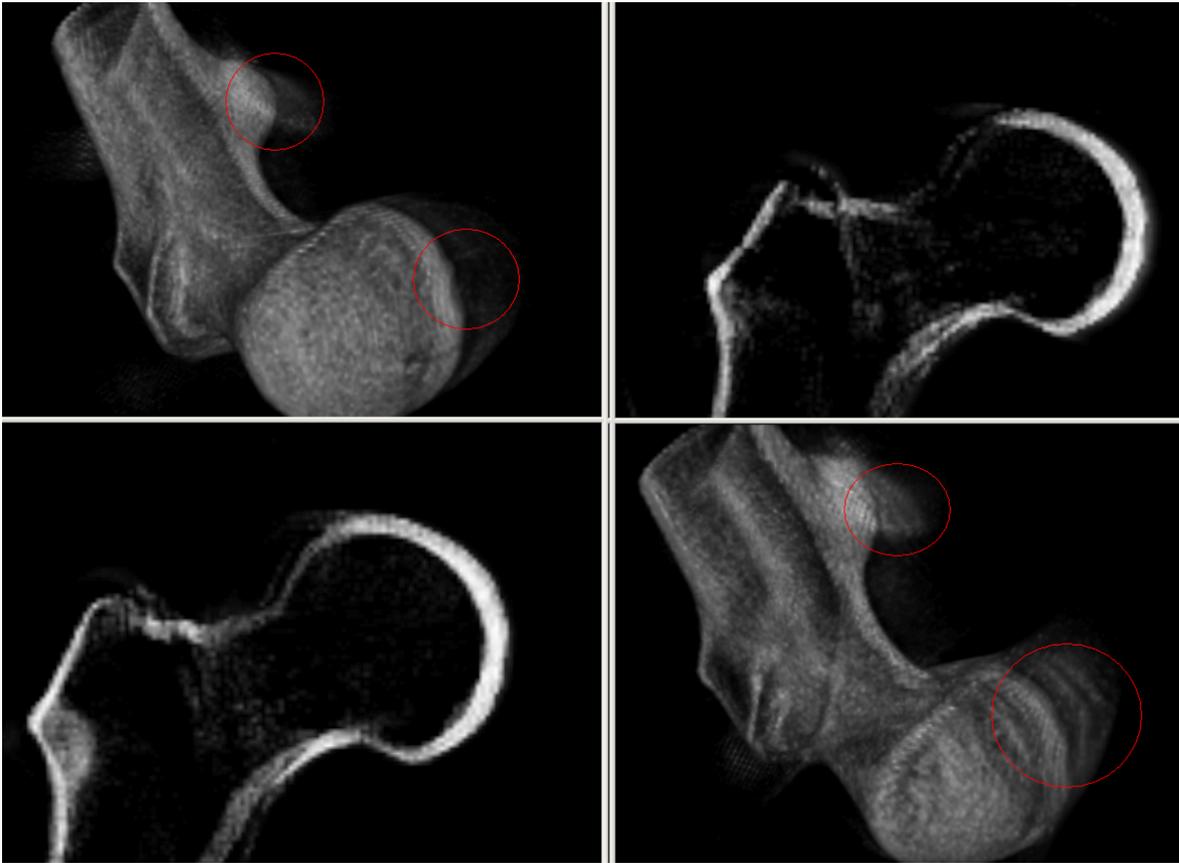


Abbildung 5.14: Rekonstruktionsergebnisse des proximalen Femurknochen-Sawbone-Phantoms. Links: Volumenrendering (oben) und Schichtvisualisierung (unten) des korrigierten Datensatzes. Rechts: Korrespondierende Ergebnisse ohne Korrektur. Das Korrekturverfahren führt zu einer deutlichen Reduktion von doppelten oder fehlenden Konturen bzw. verwischten Kanten.

(siehe Abb. 5.15b,c).

5.4 Zusammenfassung

In vorliegendem Kapitel wurde ein neuer Ansatz zur datenbasierten Kalibrierung für eine rigide Bewegungskorrektur beschrieben. Mittels der Integration eines 2D/3D-Registrierungsalgorithmus in ein algebraisches Rekonstruktionsframework konnten mit diesem Lösungsansatz qualitativ und quantitativ hochwertigere 3D-Rekonstruktionen aus den aufgenommenen Projektionsdaten rekonstruiert werden. Hierbei ergab sich bei allen durchgeführten Versuchen eine deutliche Reduzierung des Rekonstruktionsresiduums, was sich in

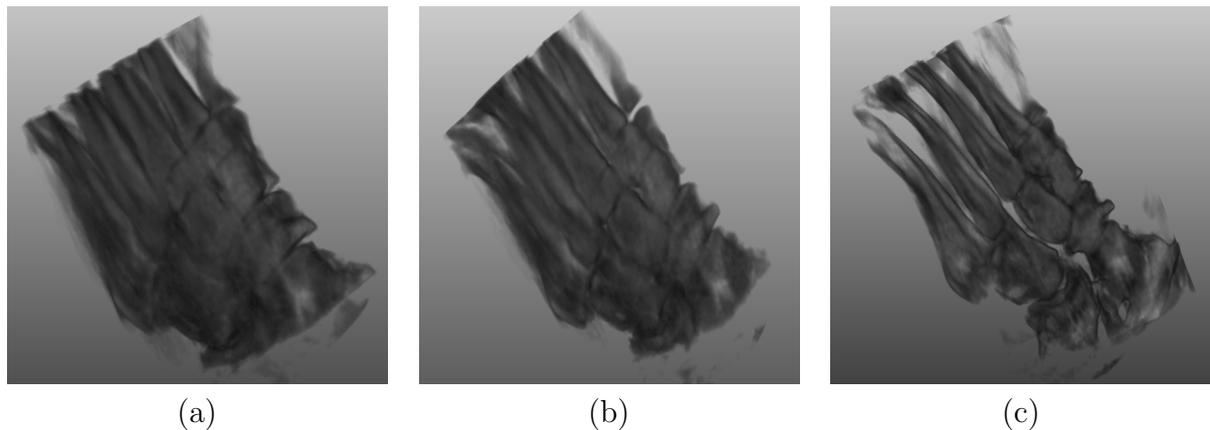


Abbildung 5.15: Volumenvisualisierung der Rekonstruktionsergebnisse eines Fußknochens. Volumenrendering einer Rekonstruktion eines unkorrigierten Datensatzes (a). Volumenrendering von 3D-Rekonstruktionen korrigierter Daten nach 7 (b) und 19 (c) Iterationen.

signifikant besseren 3D-Rekonstruktionsergebnissen äußerte. Der vorgeschlagene Algorithmus basiert nicht auf der Identifikation von Korrespondenzen oder einer Segmentierung der abgebildeten Objekte, die in analogen Algorithmen aus der kombinierten Rekonstruktion und Kalibrierung im Bereich der Gefäßbildgebung die Grundlage der Korrektur ausmachen. Aus diesem Grund erfordert der Ansatz keine Benutzerinteraktion und arbeitet mit beliebig komplexen Objektgeometrien.

Mögliche Anwendungsszenarien ergeben sich beispielsweise im Kontext eines roboterisierten C-Bogen-Systems mit frei wählbaren Trajektorien für die Datenakquisition in der 3D-Bildgebung oder der nachträglichen Korrektur von 3D-Rekonstruktionen, welche aufgrund von Positionierungsfehlern oder Bewegungen des Objektes Rekonstruktionsartefakte aufweisen. Während aktuell verwendete Geräte meist nur im voraus definierte Orbits erlauben, können hier mittels Kalibrierfahrten die Abweichungen der Positionierung und damit sehr genaue Projektionsmatrizen im Vorfeld bestimmt werden. Bei der Verwendung von mobilen robotischen C-Bogen-Systemen ist allerdings aufgrund der höheren Freiheitsgrade die Modellierung und Kalibrierung erschwert. Wenn die Geräte aus Gründen der Handhabung und des Gewichtes keine hohe Steifigkeit aufweisen können, ergeben sich zwangsweise stellungsabhängige Deformationen, die ein adaptives datenbasiertes Korrekturverfahren wünschenswert erscheinen lassen.

5.5 Diskussion und Ausblick

Mit dem verwendeten Optimierungsschema ergibt sich leider eine langsame Konvergenz. In der Literatur werden derartige entkoppelte Optimierungsansätze unter dem Begriff Coordinate Descent [80] geführt. Aus mathematischer Sicht gibt es auch keine Garantie auf

die Konvergenz solcher Verfahren. Selbst im Fall der Konvergenz ergibt sich für eng gekoppelte Variablen meist eine langsame Konvergenzgeschwindigkeit [79, 80]. Einen Vorteil der entkoppelten Ansätze bedeutet jedoch die Möglichkeit, die Optimierung auf sehr große Datensätze anzuwenden, da sie die Verwendung effizienter und gut untersuchter Methoden für die jeweiligen Einzelprobleme zulassen.

Dies ist im Falle der 3D-Rekonstruktion von höchster Wichtigkeit. Hierbei führt beispielsweise ein Volumen der Größe 512^3 auf ein lineares Gleichungssystem mit bis zu 2^{27} (134 217 728) Unbekannten. Durch die Erweiterung der Optimierung um Positionsparameter der Röntgenkamera ergibt sich somit im rigiden Fall (6 Freiheitsgrade pro Projektionsaufnahme) ein gekoppeltes, nicht-lineares Optimierungsproblem mit $2^{27} + 6 * |\text{Anz. Projektionen}|$ Unbekannten, das auch mit modernsten Optimierungsverfahren zu Laufzeitproblemen führen kann.

Für eine intraoperative Anwendung muss jedoch die Ausführungszeit auf einen Bereich von unter ein bis zwei Minuten reduziert werden, was mit dem vorgestellten Algorithmus und der Verwendung massiv paralleler Hardware in naher Zukunft möglich sein sollte. Vor allem durch den Einsatz moderner GPU-basierter Algorithmen kann die Laufzeit der rechenintensiven Anteile stark reduziert werden. Da die Registrierung einer Projektion komplett unabhängig erfolgen kann, ergibt sich eine nahezu lineare Skalierung des Algorithmus, welche ohne weiteres bis zur Anzahl der aufgenommenen Projektionen aufrechterhalten bleibt.

In der Praxis kann die undefinierte Rekonstruktionsposition zu Abweichungen bezüglich des Basis-Koordinatensystems des C-Bogens führen. Dies erscheint vor allem hinsichtlich intraoperativer Navigationslösungen problematisch, da hier meist die Ergebnisse der 3D-Rekonstruktion direkt für die Navigation verwendet werden.

Ein weiteres Problem betrifft die maximal zu erreichende Registriergenauigkeit des verwendeten 2D/3D-Registrierungsalgorithmus. Da die Projektionen einzeln registriert werden müssen, können die *Out-Of-Plane* Parameter nicht akkurat eingeschätzt werden. Diese Eigenschaft stellt einen starken Limitierungsfaktor für die letztendlich zu erzielende Genauigkeit dar.

Denkbare Erweiterungen wären hybride Ansätze, welche auch komplett oder halbgekoppelte Lösungsverfahren zur Optimierung einsetzen [74, 79]. Zudem müsste die Optimierung um zusätzliche Parameter der projektiven Abbildung erweitert werden, um eine Verwindung des Systems besser zu modellieren und damit die Qualität der datenbasierten Kalibrierung verbessern zu können.

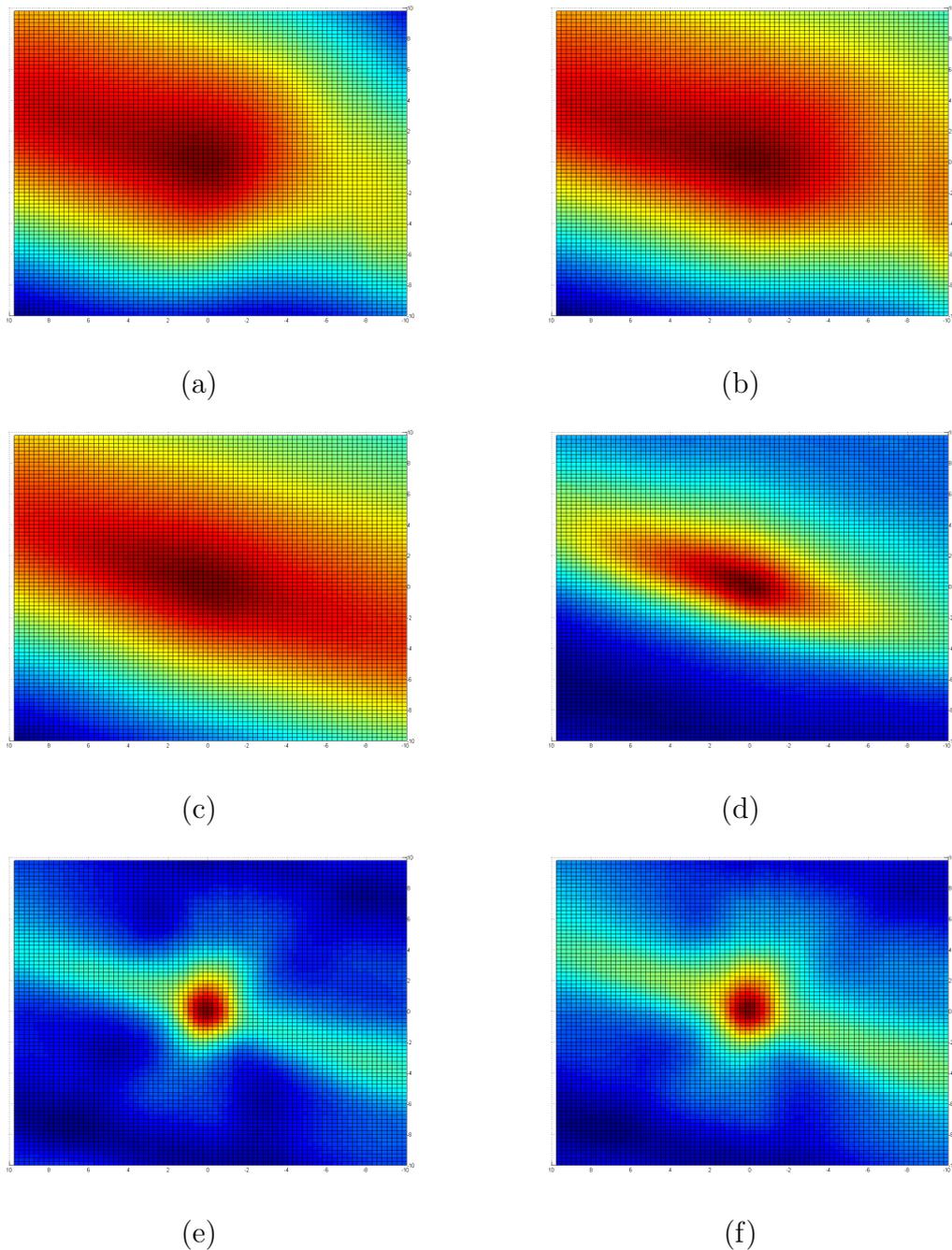


Abbildung 5.16: Vergleich verschiedener Abstandsmaße für die Registrierung einer Projektion mit einem im Vorfeld rekonstruierten CT-Datensatz (Fußknochen). Plot in Abhängigkeit von einer Translation des Kamerakoordinatensystems in x- und z-Richtung. (a) Summe der quadrierten Abstände. (b) Summe der absoluten Abstände. (c) *Correlation Ratio*. (d) *Mutual Information (MI)*. (e) *Gradient-Correlation*. (f) Kombiniertes Maß (*MI + Gradient Correlation*).

6 Auflösungsverbesserung mittels robotischer Bildgebung

Ein Vorteil der Roboterisierung eines C-Bogen-Systems besteht in der Möglichkeit, die physikalische Auflösung des Aufnahmesystems durch Super-Resolution Techniken zu erhöhen. Unter dem allgemeinen Begriff der Super-Resolution (SR) versteht man dabei Algorithmen aus der Bildverarbeitung zur Errechnung von hoch aufgelösten (HR - *High Resolution*) Bilddaten aus einer Sequenz von niedrig aufgelösten (LR - *Low Resolution*) Bilddaten mittels Methoden der Bildverarbeitung. Hierbei wird durch die Aufnahme einer Serie von leicht unterschiedlichen Bilddaten die Information der einzelnen Bilder kombiniert und die fehlende Bildinformation an den Gitterpunkten eines hoch aufgelösten Bildes bestimmt.

Super-Resolution ist seit über 30 Jahren ein sehr intensiv erforschtes Gebiet der Signalverarbeitung. Entsprechende Techniken wurden früh im militärischen Bereich und der Astronomie eingesetzt.

Generell lassen sich die verwendeten Algorithmen in Frequenz- und Bildraum-Methoden einteilen. Frühe Arbeiten in diesem Feld [81, 82] waren vorwiegend auf Frequenzraum-Methoden fokussiert, welche aufgrund ihrer geringeren Berechnungskomplexität auch heute noch Verwendung finden. Eine erhebliche Limitierung dieser Methoden bedeutet allerdings die Beschränkung auf globale rigide Bewegungsmodelle. Andererseits erlauben diese Algorithmen eine äußerst performante Implementierung, was insbesondere bei Anwendungen mit Echtzeitanforderungen von großem Interesse ist.

Aktuelle Arbeiten konzentrieren sich meist auf Bildraum-Methoden, welche neben komplexen Bewegungsmodellen auch die gemeinsame Bestimmung [79] der Bewegungs- und Rekonstruktionsparameter erlauben. Einen guten Überblick über Super-Resolution Algorithmen bieten die Arbeiten von Borman & Stevenson [83] bzw. Farsiu et al. [84], auf die an dieser Stelle verwiesen sei.

Im Bereich der medizinischen Bildgebung ergeben sich neuerdings zunehmend Anwendungen, die von Super-Resolution Techniken profitieren [85, 86]. Im Bereich der medizinischen Röntgen-Bildgebung finden sich jedoch bis dato nur sehr wenige Arbeiten. Aoki et al. [87] beschreiben beispielsweise das Design eines aus leicht verschobenen CdTe-Detektorfeldern bestehenden Röntgendetektors. Mit Hilfe von Super-Resolution-Techniken kann dabei eine Auflösung erzielt werden, die oberhalb der physikalischen Auflösung der einzelnen Detektoren liegt. Bernhardt et al. [88] schlagen den Einsatz von Super-Resolution im Bereich der pädiatrischen Radiologie vor. Ihre Beschreibung ist jedoch eher informeller Natur und lässt Details über die verwendeten Rekonstruktionsverfahren und die Röntgenbild-Akquisition vermissen. Um diese Lücke zu schließen, wird in der vorliegenden Arbeit vor allem eine detaillierte Beschreibung zur bewegungsbasierten Akquisition von

Röntgenaufnahmen und zur Kompensation von Positionierungsfehlern gegeben. Darüber hinaus werden gängige Verfahren zur Super-Resolution mit numerischen Experimenten anhand synthetischer und realer Daten evaluiert.

6.1 Theoretische Grundlagen

Um eine verbesserte Auflösung von feinen Details zu erzielen, müssen die Eingabedaten jeweils unterschiedliche Informationen über die zu rekonstruierende Szene enthalten. Dies kann beispielsweise dadurch erreicht werden, dass die aufgenommenen Eingabedaten leicht gedrehte, vergrößerte oder verschobene Aufnahmen der gleichen Szene darstellen. Super-Resolution ist dabei ein inverses Problem und gehört nach den Bedingungen von Hadamard [89] zur Klasse der schlecht gestellten Probleme (ill-posed-problem). Im allgemeinen Fall sind dabei zwei eng gekoppelte Probleme zu lösen. Einerseits müssen die aufgenommenen Daten zuerst in ein gemeinsames Koordinatensystem transformiert werden, was einer Bestimmung der stattgefundenen Bewegung zwischen den gemessenen LR-Daten entspricht. Wenn hierbei die gesuchten Transformationen nicht a priori bekannt sind, müssen sie mittels Techniken der Bildregistrierung bestimmt werden [79, 90, 91]. Darüber hinaus ist ein Rekonstruktionsproblem äquivalent zu einem Bild Restaurationsproblem zu lösen, welches die HR-Daten aus den LR-Daten unter der Modellierung des Bildaufnahmeprozesses errechnet.

6.1.1 Mathematische Modellierung

Die aufgenommene Szene wird als stückweise stetige Funktion modelliert: $I: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^1$. Das aufgenommene Bild stellt dabei die diskrete Abtastung der Szene $I(\mathbf{x})$ an den Gitterpunkten der LR-Bilddaten dar, welche nur in einer niedrigen Auflösung vorliegen. Die gemessenen 2-dimensionalen LR-Bilddaten werden meist mittels einer lexikographischen Ordnung in einen Vektor serialisiert, um eine Matrix Schreibweise zu ermöglichen. Hierbei beschreiben die Vektoren $\mathbf{g}_i, i = 1..n$ die zu errechnenden Bildpunkte des hoch aufgelösten Gitters und $\mathbf{d}_j, j = 1..m$ die gemessenen Bilddaten. Das Vorwärtsmodell des inversen Problems kann nun mit Hilfe eines linearen Systems beschrieben werden

$$M(t)\mathbf{g}(t) + \mathbf{v}(t) = \mathbf{d}(t). \quad (6.1)$$

Der Vektor \mathbf{v} modelliert Messfehler und Bildrauschen, während t den Zeitpunkt der Bildaufnahme repräsentiert. Die Systemmatrix M beschreibt den Bildaufnahmeprozess, welcher meist in folgende separate Bestandteile faktorisiert wird:

$$M = DHT. \quad (6.2)$$

Die Matrix T modelliert die geometrische Transformation zur Kompensation der aufgetretenen Bewegung, H den Abbildungsprozess der Kamera, welche durch die Impulsantwort

des Bildsystems gegeben ist. D entspricht einem *Downsampling*-Operator mit entsprechendem Skalierungsfaktor im Bezug zu den aufgenommenen Daten.

6.1.2 Super-Resolution Rekonstruktionsmethoden

Ein möglicher Lösungsweg stellt die Minimierung des Residuenvektors dar

$$\hat{\mathbf{g}} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{g}} \|\mathbf{d} - M\mathbf{g}\|_2^2. \quad (6.3)$$

Algorithmen mit diesem Lösungsansatz fallen unter die Klasse der sogenannten rekonstruktionsbasierenden Ansätze. Diese Methoden, ursprünglich vorgeschlagen von Irani and Peleg [92], arbeiten meist mit einer iterativen Minimierung des Fehlers zwischen dem Ergebnis eines Vorwärtsmodells (siehe Gleichung 6.1) und den aufgenommenen LR-Bildern \mathbf{d} . Zur Korrektur des HR-Bildes \mathbf{g} wird dabei ein ähnlicher Ansatz wie bei algebraischen Computertomographie Methoden verwendet.

Der Algorithmus startet mit einer initialen Schätzung des HR-Bildes, das beispielsweise über eine nicht-uniforme Interpolation eines LR-Eingabebildes gewonnen werden kann.

Als Korrekturterm wird nun die Differenz zwischen dem Ergebnis des Vorwärtsmodells und den tatsächlich aufgenommenen Bildern verwendet. Analog zur Computertomographie werden nun die Anteile des HR-Bildes, welche für den Fehler verantwortlich sind, mittels eines Rückprojektionsoperators korrigiert.

Das Robust Super-Resolution Verfahren nach [93] stellt eine neuere Variante des oben genannten Algorithmus dar. Hier wird innerhalb des Rückprojektionsschrittes der Median des Fehlers im Bezug zu den Eingabedaten benutzt, um eine höhere Robustheit gegenüber fehlerhaften oder verrauschten Eingabedaten zu erhalten. Eine eindeutige Lösung kann jedoch meist nicht ohne Verwendung von Vorwissen gefunden werden.

Die Schwierigkeit bei der Lösung inverser Probleme dieser Art besteht generell in der Invertierung des Vorwärtsmodells ohne störende Einflüsse wie beispielsweise Rauschen und Messfehler zu verstärken. Abhilfe schafft üblicherweise ein eingefügter Regularisierungsterm, welcher die Auswahl einer optimalen Lösung $\hat{\mathbf{g}}$ nach bestimmten Kriterien wie beispielsweise generelle Glattheit leitet und die Lösung stabilisiert [84]

$$\hat{\mathbf{g}} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{g}} \|\mathbf{d} - M\mathbf{g}\|_2^2 + \lambda R(\mathbf{g}). \quad (6.4)$$

In diesem Zusammenhang wird häufig eine Tikhonov Regularisierung der Form $R(\mathbf{g}) = \|\mathbf{L}\mathbf{g}\|_2^2$ verwendet, wobei die Matrix L bestimmte Eigenschaften des gewünschten Bildes repräsentiert. Beispielsweise ergibt sich im Falle einer minimalen Energie-Minimierung von \mathbf{g} die Matrix $L = I$.

Hierbei stellt sich unmittelbar die Frage, wie der Parameter λ zu wählen ist, da ein zu starker Einfluss des Regularisierungsterms möglicherweise unerwünschte Auswirkungen hat. Meist wird mittels des Regularisierungsterms $R(\mathbf{g})$ die Energie hochfrequenter Anteile in der Lösung bestraft, was in der Folge zu glatten und dementsprechend ungewollt unscharfen Lösungen führen kann.

Neben dieser Lösungsmethodik wurden im Rahmen dieser Arbeit folgende weitere Verfahren miteinander verglichen: Bi-cubische Interpolation [94], Projection on Convex Sets (POCS) [90], Normalized Convolution (NC) [95], Papoulis Gerchberg (PG) [96], Robust Super-Resolution nach Zomet [93]. Die nachfolgenden Abschnitte liefern dabei eine kurze Beschreibung der verwendeten Algorithmen. Für detaillierte Information und Implementierungsdetails sei auf die entsprechende Literatur verwiesen.

Nicht-uniforme Interpolation

Eine Möglichkeit für die Erzielung höherer Auflösungen besteht in einer nicht-uniformen Interpolation [94, 95] der gemessenen Daten. Der Begriff 'nicht-uniform' bezieht sich dabei auf die Tatsache, dass die gemessenen Daten nicht regelmäßig angeordnet sein müssen, sondern an beliebigen Positionen vorliegen. Derartige Methoden rekonstruieren das Bild-Signal durch eine lokale Modellierung mittels Interpolationsfunktionen mit anschließender Neuabtastung an den Gitterpositionen des hochaufgelösten Bildes.

Das Normalized Convolution Verfahren ist ein relativ neuer Vertreter dieser Klasse und erwies sich in unseren Experimenten als äußerst effizient und robust. Die lokale Modellierung des Bildsignals wird dabei durch eine Projektion der gemessenen Bildsignale auf eine Menge von Basisfunktionen erreicht. Meist findet hierbei eine Polynombasis Verwendung $\{1, x, y, xy, x^2, y^2, \dots\}$, was einer lokalen Polynomapproximation entspricht. Dabei wird der Grauwert an der Stelle \mathbf{s} mit den lokalen Koordinaten x, y

$$\hat{I}(\mathbf{p}; \mathbf{s}, \mathbf{s}_0) = p_0(\mathbf{s}_0) + p_1(\mathbf{s}_0)x + p_2(\mathbf{s}_0)y + p_3(\mathbf{s}_0)x^2 + p_4(\mathbf{s}_0)xy + p_5(\mathbf{s}_0)y^2 + \dots \quad (6.5)$$

je nach der Ordnung der Approximation durch eine Expansion der Basisfunktionen bestimmt. Die einzelnen Werte für \mathbf{s} ergeben sich hierbei als die Koordinaten der Gitterstellen des HR-Bildes \mathbf{g} . Zur Bestimmung der Koeffizienten p_i , welche um die Stelle \mathbf{s}_0 bestimmt werden, minimiert man den Approximationsfehler (siehe Gl. 6.6) über den Support einer sogenannten *Applicability*-Funktion a , welche an der Stelle \mathbf{s}_0 zentralisiert ist

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{p}} \int (I(\mathbf{s}) - \hat{I}(\mathbf{p}; \mathbf{s}, \mathbf{s}_0))^2 c(\mathbf{s}) a(\mathbf{s} - \mathbf{s}_0) d\mathbf{s}. \quad (6.6)$$

Dabei kommen meist Gaussfunktionen zum Einsatz, die weiter entfernt liegende Daten entsprechend niedriger gewichten. Basierend auf einer statistischen Analyse werden stark abweichende Daten aus der Auswertung unter Verwendung einer Gewichtungsfunktion $c(\mathbf{s})$ niedrig gewichtet. Dadurch wird die Robustheit des Algorithmus gegenüber Rauscheinflüssen und Fehlern in der Bestimmung der Bewegungsparameter erhöht. In Matrix-Schreibweise ergibt sich hierbei ein gewichtetes Least-Squares Problem, wobei \mathbf{d} die gemessenen Daten und die Gewichtungsmatrix W die gemessenen Unsicherheiten und die Entfernung der Daten von der Auswertungsstelle repräsentiert

$$\mathbf{p} = (\mathbf{B}^T \mathbf{W} \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{W} \mathbf{d}. \quad (6.7)$$

B ist die Matrix der Basisfunktionen, die an der Stelle der lokalen Koordinaten von \mathbf{d} abgetastet wurden. Im Beispiel einer Polynombasis ergibt sich hier die sogenannte Vandermonde-Matrix.

Im Rahmen dieser Arbeit wurden sechs verschiedene Versionen dieser Methode implementiert. Die Versionen 1-3 benutzten eine Polynombasis der Ordnung 1-3, jedoch ohne Verwendung der oben beschriebenen Gewichtungsfunktion $c(\mathbf{s})$. Die lokalen Approximationen des Bildsignals durch diese Methoden sind beispielhaft in der Abbildung 6.1 visualisiert. Hierbei zeigt sich, dass ein höherer Grad der Polynombasis eine genauere Approximation des Bildsignals erlaubt. Falls die LR-Daten einen starken Rauschanteil aufweisen, kann diese Eigenschaft jedoch zu einem unerwünschten Rekonstruktionsergebnis führen. Die Versionen 4-6 sind den ersten drei analog, jedoch benutzen sie die Gewichtungsfunktion $c(s)$ zur lokalen Approximation des Bildsignals.

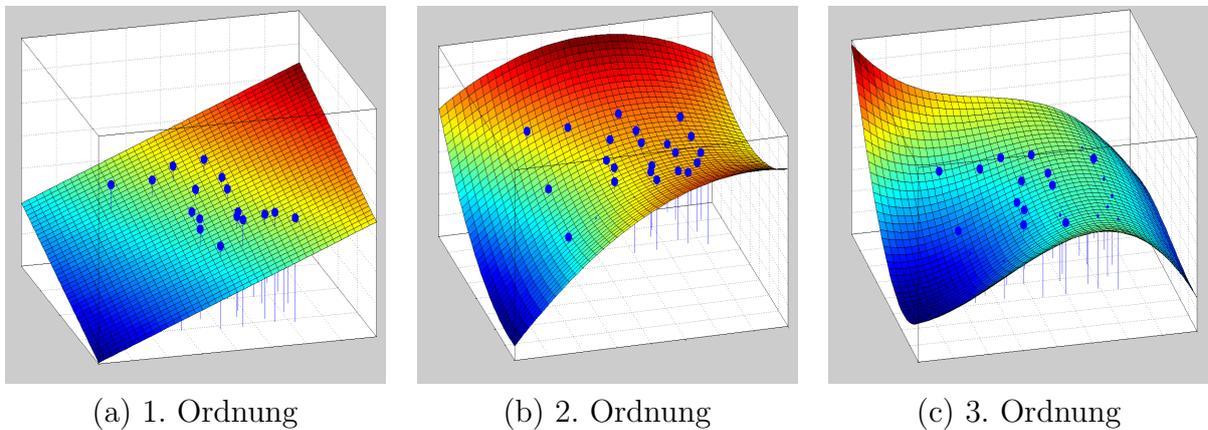


Abbildung 6.1: Lokale Approximation des Grauwertes mittels einer Polynombasis (a) 1. Ordnung $(1, x, y)$, (b) 2. Ordnung $(1, x, y, xy, x^2, y^2)$ und (c) 3. Ordnung $(1, x, y, xy, x^2, y^2, xy^2, yx^2, x^3, y^3)$. Die approximierte Grauwertfunktion ist als Oberfläche dargestellt. Die blauen Punkte entsprechen den aufgenommenen Grauwerten in der Nähe der Auswertungstelle.

Robuste Regression unter Anwendung der Huber-Fehlerfunktion

Im Rahmen dieser Arbeit wurde das Normalized Convolution Verfahren dahingehend erweitert, die optimalen Parameter bezüglich der verwendeten Polynombasis noch robuster bestimmen zu können. Hierbei wurde die von Huber [97] entwickelte Fehlerfunktion zur robusten Regression verwendet. Anstelle einer Minimierung des Residuums unter der L_2 Norm

$$\frac{1}{2} \sum_{i=1}^m fct_i^2, \quad (6.8)$$

wird die folgende Fehlerfunktion $e(x)$ minimiert:

$$e(x) = \sum_{i=1}^m r_k(fct_i(x)). \quad (6.9)$$

Hierbei ist die Huber-Funktion r_k folgendermaßen definiert:

$$r_k(t) = \begin{cases} \frac{1}{2}t^2 & \text{falls } |t| \leq k \\ k|t| - \frac{1}{2}t^2 & \text{falls } |t| > k. \end{cases} \quad (6.10)$$

Die dieser Fehlerfunktion zugrunde liegende Idee ist die separate Behandlung stark abweichender Daten. Große Residuen, welche oberhalb eines zu spezifizierenden Abstandes ($|t| > k$) liegen, werden mittels einer linearen Abstandsgewichtung einbezogen, während sonst eine quadratische Gewichtung des Residuums Anwendung findet. Dies ist vor allem bei einer Verteilung der Daten sinnvoll, die einer Verteilungsfunktion $(1 - \varepsilon)\mathcal{N} + \varepsilon\mathcal{H}$ mit einem festen ε entsprechen. Hierbei beschreibt \mathcal{N} eine Normalverteilung und \mathcal{H} eine weitere unbekanntes symmetrische Verteilung, welche die stark abweichenden Daten modellieren soll. Abhängig von der Wahl des Parameters ε ergibt sich eine mehr oder minder starke Robustheit gegenüber Ausreißern in den Daten. Der Parameter k der Huber-Funktion hängt direkt über einen nichtlinearen Zusammenhang von ε ab und entspricht an den Extremen ($k = \infty, \varepsilon = 0$) einer L_2 - bzw. ($k = 0, \varepsilon = 1$) einer L_1 -Norm.

Für eine gute Übersicht und Hintergrundinformationen zur robusten Regression mittels der Huber-Funktion sei auf Eklblom & Madsen [98, 99] verwiesen.

Mengentheoretische Methoden

Die *Projection on Convex Sets* (POCS) Methode benutzt einen mengentheoretischen Ansatz, der in diesem Kontext von Oskui & Stark [100, 101] vorgeschlagen wurde. Basierend auf der Annahme, dass konvexe Mengen von Beschränkungen definiert werden können, wird die aktuelle Lösung in einem iterativen Verfahren auf diese Mengen projiziert. Diese Beschränkungs-Mengen (engl. *Constraint Sets*) werden dabei durch die aufgenommenen Daten (siehe Gl. 6.11) und allgemeinen Annahmen über das Rekonstruktionsergebnis (z.B. Nichtnegativität) definiert. Hierzu wird für jeden Pixel der aufgenommenen LR-Bilddaten eine konvexe Beschränkungsmenge $C_r(i)$ definiert

$$C_r(i) = \{y(i) : |r^{(y)}(i)| \leq \delta_0(i)\}, \quad (6.11)$$

hierbei entspricht $r^{(y)}(i)$ dem Residuum des Vorwärtsmodells 6.1

$$r^{(y)}(i) = d_i - \langle \mathbf{m}_i, \mathbf{g} \rangle. \quad (6.12)$$

Hierbei entspricht der Vektor \mathbf{m}_i der i -ten Zeile der Systemmatrix M (siehe Gl. 6.2) und der Wert $\delta_0(i)$ modelliert den Einfluss von Bildrauschen und kleinen Fehlern in der Bestimmung der Bewegungsparameter. Falls die Schnittmenge dieser Beschränkungen nicht

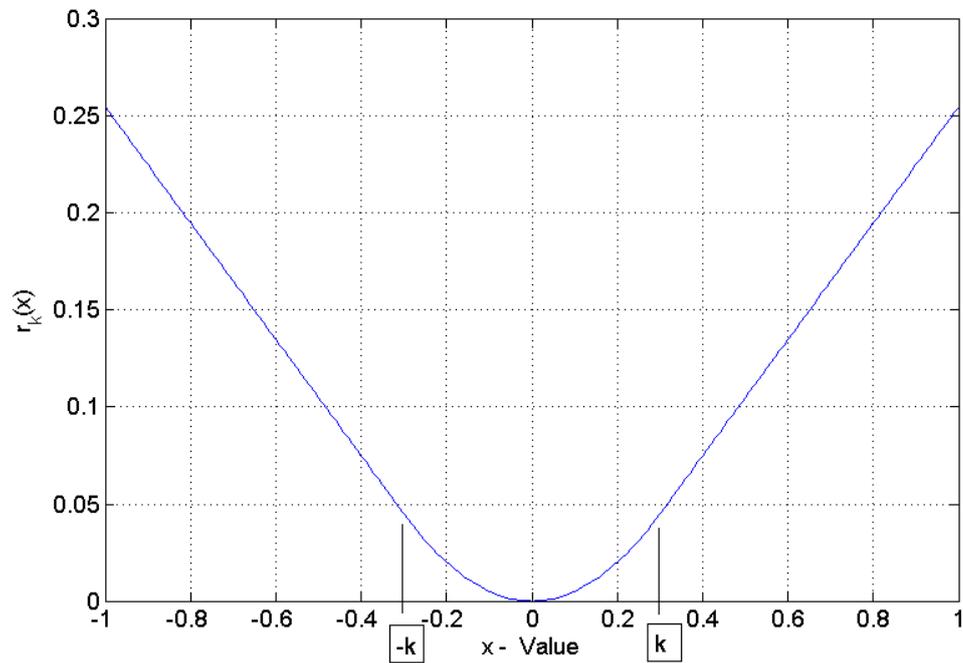
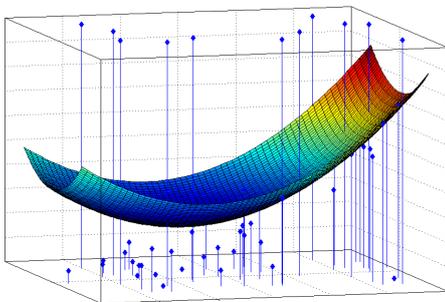
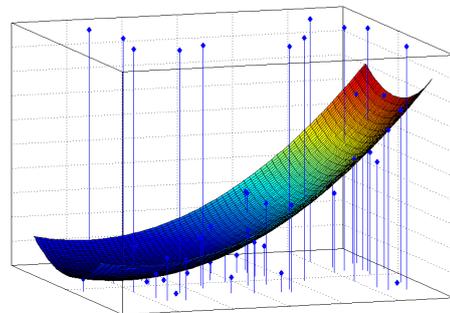


Abbildung 6.2: Plot der Huber-Funktion $r_k(x)$ mit einem beispielhaft gewählten Parameter $k = 0.3$.



(a) Least-Squares-Regression



(b) Huber-Regression

Abbildung 6.3: Vergleich der Modellierung eines Bildsignals mittels bivariater Polynome 2. Ordnung unter Verwendung eines Least-Squares-Verfahrens (a) und einer robusten Regression mittels der Huber-Fehlerfunktion (b). Die aufgenommenen Bilddaten, welche den Bildpunkten der einzelnen LR-Bilder entsprechen, sind hierbei durch blaue Datenpunkte visualisiert.

leer ist, konvergiert das Verfahren zu einer Lösung innerhalb dieser Schnittmenge. Diese Methode bietet damit einen eleganten Mechanismus, um Vorwissen über die gewünschten Eigenschaften des zu rekonstruierenden Bildes mit einfließen zu lassen.

Frequenzraum-Methoden

Der wohl bekannteste Vertreter der Frequenzraum-Algorithmen ist die Methode von Papoulis-Gerchberg [81, 96]. Bei diesem Algorithmus handelt es sich um einen iterativen Ansatz, der eigentlich einen Spezialfall der POCS-Methode darstellt. Man geht davon aus, dass an bestimmten Gitterpunkten des HR-Bildes Grauwerte bekannt sind und setzt dabei die unbekanntes Werte des HR-Bildes auf 0. In jeder nun folgenden Iteration wird das HR-Bild zuerst auf die Menge der bandlimitierten Signale projiziert, indem die Frequenzanteile, die größer als eine Grenzfrequenz sind, auf Null gesetzt werden. Dies entspricht der Anwendung eines einfachen Low-Pass-Filters. Hierbei erhalten die unbesetzten Gitterpunkte des HR-Bildes Werte. Anschließend werden die bekannten Werte an den HR-Gitterpunkten neu gesetzt und das ganze Verfahren iterativ wiederholt. Das Verfahren konvergiert dabei zur korrekten Lösung, falls die Anzahl der bekannten Gitterstellen größer als die Anzahl der unbekanntes Fourierkoeffizienten ist [81].

6.2 Super-Resolution in der Röntgenbildgebung

Für die Ermöglichung der Super-Resolution mittels mobiler C-Bögen muss vor der eigentlichen Rekonstruktion, mittels der vorher beschriebenen Verfahren, das Problem der Röntgenbild-Akquise gelöst werden. Bei einem bewegungsbasierten Ansatz sollte hierbei auf die Vermeidung redundanter Aufnahmen geachtet werden, um die Strahlungsdosis so gering wie möglich zu halten. Generell ist dabei ein Kompromiss zwischen hoher Bildqualität und kleinstmöglicher Anzahl von aufgenommenen Röntgenbildern anzustreben.

Da der C-Bogen aktiv verfahren wird, sollten die benutzten Bewegungsparameter eine direkte Bestimmung der Transformationsparameter erlauben, mit denen die aufgenommenen LR-Bilddaten in ein gemeinsames Koordinatensystem überführt werden können. Projektionsdaten von mobilen Geräten unterliegen allerdings starken Fehlereinflüssen wie beispielsweise geometrischen Verzerrungen [28], Positionierungsfehlern, Gelenkspiel oder mechanischer Verwindung [3]. Die Berücksichtigung dieser Fehlerquellen ist unumgänglich, falls hohe Auflösungssteigerungen erreicht werden sollen.

Die folgenden Abschnitte gehen nun auf die Akquisition der Daten mittels unterschiedlicher Bewegungsmodelle des C-Bogens ein. Zusätzlich werden auch Methoden beschrieben, um eine Korrektur der unweigerlich auftretenden Positionierungsfehler zu erreichen. Diese Methoden ermöglichen eine exakte Bestimmung der Transformationsparameter zwischen den aufgenommenen LR-Bilddaten und sind daher ein wichtiger Faktor in der robusten SR-Bildgebung mittels mobiler C-Bogen-Systeme.

6.2.1 Akquisition der Projektionsdaten

Die vorliegende Arbeit konzentrierte sich hierbei auf rein bewegungsbasierte Ansätze, die keine spezielle Detektor-Hardware wie beispielsweise subpixel-verschobene Detektoren [87] benötigen. Die Aufnahme der Bildsequenzen erfolgte mit verschiedenen Bewegungsprofilen, welche abhängig vom zu untersuchenden Objekt gewählt werden können. Generell besteht bei der SR-Datenakquisition in der Röntgenbildgebung das Problem von Parallax-Effekten, was bei Translationen der Röntgenquelle zu unterschiedlichen Strahlverläufen und damit zu schwer kombinierbaren Projektionsdaten führt. Diese Effekte haben Inkonsistenzen in der SR-Rekonstruktion zur Folge, was in Abb. 6.4 verdeutlicht wird.

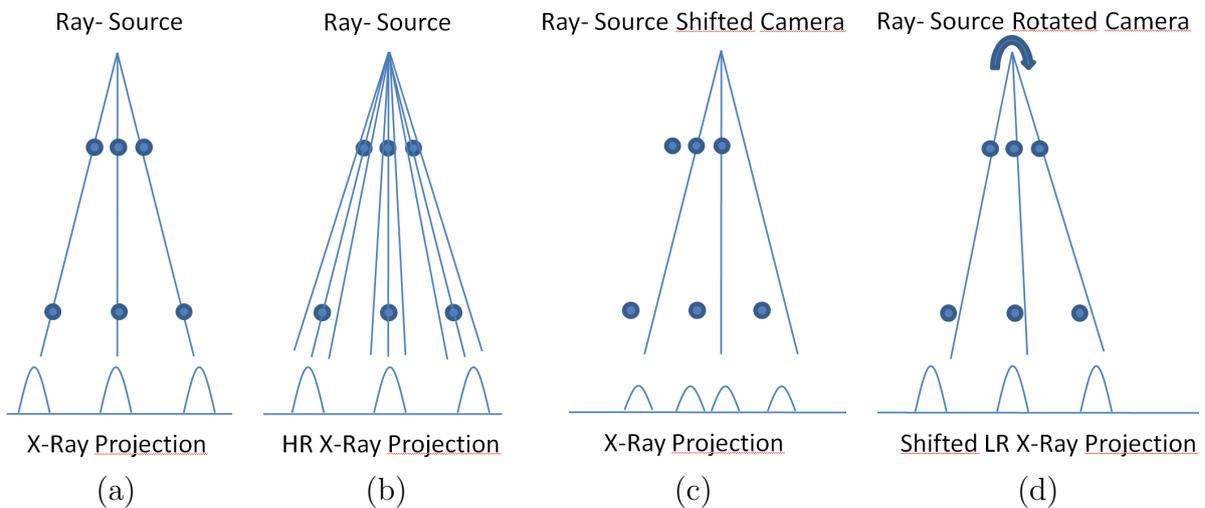


Abbildung 6.4: (a) Schematische Darstellung des Cone-Beam-Röntgenabbildungsprozesses. (b) Ziel der Super-Resolution-Röntgenbildgebung ist die Rekonstruktion einer Projektion mit hoher Auflösung. (c) Eine Translation der Strahlenquelle führt zu unterschiedlichen Strahlverläufen und somit zu einem inkonsistenten SR-Rekonstruktionsproblem. (d) Eine reine Rotation um die Strahlenquelle vermeidet Parallax-Effekte und kann somit problemlos zur Auflösungssteigerung verwendet werden.

Im Folgenden werden die allgemeinen projektiven Transformationen beschrieben, welche als Voraussetzung für eine SR-Rekonstruktion die akquirierten Daten in ein gemeinsames Koordinatensystem überführen. Die Abbildung durch das Röntgensystem wird dabei mittels einer Lochkamera mit Projektionsmatrix K modelliert, was eine übliche Approximation des Bildgebungsprozesses darstellt [8]. Die Einträge dieser Matrix beinhalten die intrinsischen Parameter der Röntgenkamera: Brennweite f_B , horizontale und vertikale Pixel-Skalierung s_h bzw. s_v , optisches Zentrum $\mathbf{u} = [u_0, v_0]^T$ und Winkel ϕ zwischen der Bildebene und dem Zentralstrahl. Mittels dieser Modellierung lässt sich der Bildgebungsprozess in einer Matrixschreibweise formalisieren. Die Projektionsmatrix K bildet einen

Auflösungsverbesserung mittels robotischer Bildgebung

3-dimensionalen Punkt $\mathbf{p} \in \mathbb{R}^3$ auf den Punkt $\mathbf{p}_0 \in \mathbb{P}^2$ in homogenen Koordinaten ab

$$K = \begin{bmatrix} -f_B s_h & \frac{f_B s_h}{\tan \phi} & u_0 \\ 0 & \frac{-f_B s_v}{\sin \phi} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{p}_0 = K\mathbf{p}. \quad (6.13)$$

Die allgemeine projektive Abbildung zwischen den einzelnen Projektionsdaten lässt sich folgendermaßen formalisieren: Ohne Beschränkung der Allgemeinheit wird das Weltkoordinatensystem in das erste Kamerakoordinatensystem gelegt. Jedes 2-dimensionale Projektionsbild $I_i, i \in 1, \dots, m$ muss dabei von einer leicht veränderten Kameraposition akquiriert werden, die mittels der Transformation T_i erreicht wird. Die Transformation kann in einen 3×3 Rotationsanteil R_i und einen Translationsanteil \mathbf{t}_i zerlegt werden. Dabei gilt folgende Relation zwischen einem Punkt \mathbf{p} und seiner 2-dimensionalen Projektion \mathbf{p}_i in homogenen Koordinaten

$$\mathbf{p}_i = K(R_i\mathbf{p} + \mathbf{t}_i). \quad (6.14)$$

Durch Einbeziehung der projektiven Tiefe z bzw. z' des Punktes $\mathbf{p} = (x, y, z)^T$ gelten folgende Gleichungen

$$\mathbf{p} = zK^{-1}\mathbf{p}_0, R_i\mathbf{p} + \mathbf{t} = z'K^{-1}\mathbf{p}_i. \quad (6.15)$$

Die Bewegungsmodelle zur Akquisition der Eingabedaten werden im Folgenden betrachtet.

6.2.2 Rotation um die Strahlenquelle

Eine alleinige Rotation um die Strahlenquelle führt zu der bekannten projektiven Transformation

$$\begin{aligned} z'K^{-1}\mathbf{p}_i &= zR_iK^{-1}\mathbf{p}_0 \\ \mathbf{p}_i &= \frac{z}{z'}KR_iK^{-1}\mathbf{p}_0. \end{aligned} \quad (6.16)$$

Die Homographie (projektive Transformation) $H_i = KR_iK^{-1}$ ist dabei unabhängig von der aufgenommenen-3D-Struktur (der skalare Faktor $\frac{z}{z'}$ entfällt) und gilt für alle Punkte p . Diese spezielle projektive Abbildung H_i hat eine besondere mathematische Struktur und ist bekannt unter dem Namen 'konjugierte Rotation'. Der interessierte Leser sei hier auf [102] für nähere Details verwiesen.

6.2.3 Planare Translationen

Falls die Strahlenquelle einer Translation unterworfen wird, können nur komplanare Punkte mittels einer projektiven Transformation zueinander in Beziehung gesetzt werden.

Die Homographie H gilt nur für Punkte, die auf der durch den Normalenvektor \mathbf{n} und

die Distanz d parametrisierten Ebene $\pi_s = (\mathbf{n}, d)$ liegen

$$\begin{aligned} \mathbf{n}^T \mathbf{p} - d &= 0 \\ \mathbf{n}^T (zK^{-1} \mathbf{p}_0) - d &= 0 \\ \mathbf{p}_i &= \left(\frac{z}{z'} KR_i K^{-1}\right) \mathbf{p}_0 + \left(\frac{z}{z'} \frac{1}{d} K \mathbf{t}_i \mathbf{n}^T K^{-1}\right) \mathbf{p}_0. \end{aligned} \quad (6.17)$$

Daraus ergibt sich die aus der Erstellung von Bild-Panoramas und Bild-Mosaiken [8, 103] bekannte Homographie $H_i = KR_i K^{-1} + \frac{1}{d} K \mathbf{t}_i \mathbf{n}^T K^{-1}$. Diese Art der Bildakquisition führt in der SR-Röntgenbildgebung unweigerlich zu Fehlern, falls das Objekt eine große Ausdehnung in Richtung der Ebenennormale \mathbf{n}^T aufweist.

6.2.4 Änderung der Detektor-Distanz

Eine Änderung des Röntgendetektor-Abstands, wie in [88] beschrieben, erlaubt die Akquisition von skalierten Röntgenbildern. Formal entspricht dies einer einfachen Änderung der Brennweite f_B um den Faktor l_i . Unter Annahme einer orthogonalen Detektor-Konfiguration ($\phi = \frac{\pi}{2}$) gilt für die Röntgenbilder-Projektionsmatrix K_i

$$K_i = \begin{bmatrix} -f_B l_i s_h & 0 & u_0 \\ 0 & -f_B l_i s_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, K_i^{-1} = \frac{1}{\det(K_i)} \begin{bmatrix} -f_B l_i s_v & 0 & u_0 f_B l_i s_h \\ 0 & -f_B l_i s_h & f_B l_i s_v v_0 \\ 0 & 0 & f_B^2 l_i^2 s_h s_v \end{bmatrix}. \quad (6.18)$$

$$\begin{aligned} z' K_i^{-1} \mathbf{p}_i &= z K^{-1} \mathbf{p}_0 \\ \mathbf{p}_i &= \left(\frac{z}{z'}\right) K_i K^{-1} \mathbf{p}_0 \end{aligned} \quad (6.19)$$

Dadurch ergibt sich als $H = K_i K^{-1}$ eine einfache Skalierungsmatrix mit Skalierungsfaktor l_i

$$H = \begin{bmatrix} l_i s_h & 0 & (1 - l_i) u_0 \\ 0 & l_i s_v & (1 - l_i) v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (6.20)$$

Diese Vorgehensweise verlangt allerdings eine spezielle C-Bogen-Konstruktion, welche einen veränderbaren Detektorabstand zulässt. Aus diesem Grund war diese Art der Bildakquisition nicht mit unserem realen C-Bogen-Gerät realisierbar. Dieser Ansatz könnte jedoch aus konstruktionsbedingter Sicht sehr interessant sein, da in diesem Fall nur eine Bewegungsmöglichkeit bezüglich der Zentralstrahl-Achse realisiert werden muss.

6.2.5 Kompensation von Positionierungsfehlern

Es ist allgemein bekannt, dass Super-Resolution-Algorithmen in der Praxis durch die Genauigkeit in der Bestimmung der stattgefundenen Bewegung zwischen den einzelnen LR-Bildern limitiert sind. Aufgrund von verschiedenen Fehlereinflüssen wie beispielsweise me-

chanische Verwindung, Gelenkspiel, Motorregelung, Positionierungsfehlern kann das Resultat der Auflösungserhöhung beträchtlich gestört werden. Um etwaige Positionierungs- und Aufnahmefehler des robotischen Röntgensystems auszugleichen, wurde deshalb eine zusätzliche rigide Registrierung der einzelnen LR-Bilder vorgenommen.

Da jedoch nur minimale Abweichungen detektiert werden mussten, wurde ein rigides globales Bewegungsmodell angenommen. Dabei kamen sowohl ein im Frequenzraum arbeitender Algorithmus nach Vanderwalle [90] als auch eine Ortsraum-Methode nach Keren [91] zum Einsatz. Beide Methoden eigneten sich sehr gut zur Kompensation der aufgetretenen Positionierungsfehler. Der Algorithmus nach Keren [91] zeigte sich dabei robuster gegenüber Rauscheinflüssen in den Eingabebildern. Im Folgenden soll kurz die zugrunde liegende Idee der beiden Algorithmen beschrieben werden.

Der Vorteil von Frequenzraum-Methoden liegt in der Möglichkeit, die Rotation und Translation separat bestimmen zu können. Jedoch kann bei diesem Ansatz nur ein globales Bewegungsmodell zugrunde gelegt werden.

Dabei werden die aufgenommenen LR-Projektionsbilder mittels eines Tiefpass-Filters für die Entfernung von Aliasing-Anteilen aus den Daten gefiltert, um anschließend unter Anwendung einer 2-dimensionalen Korrelationsbestimmung den Versatz der Bilder mit Subpixelgenauigkeit zu erhalten.

Die Frequenzraum-Methode nach Vanderwalle [90] geht davon aus, dass die aufgenommenen Bilder nur teilweise Aliasing-Artefakte aufweisen. Aus diesem Grund können tief-frequente Anteile des Bildes, welche keine Aliasing Artefakte aufweisen, benutzt werden die Phasenverschiebung zwischen den Bildsignalen zu bestimmen. Diese wiederum ist direkt mit der örtlichen Verschiebung des Bildes verbunden. Die Phasenparameter (*Phasenshift*) und somit der Translationsparameter werden in dieser Methode robust mittels einer Least-Squares-Methode bestimmt [90].

Die bei Kerens et al. [91] beschriebene Methode arbeitet dagegen im Bildraum und benutzt eine Taylor-Expansion der Transformationsparameter ϕ, t_x und t_y . Hierbei bezeichnet I_0 das Referenzbild und I_1 das zu registrierende Bild.

$$I_0(x, y) = I_1(x \cos(\phi) - y \sin(\phi) + t_x, y \cos(\phi) + x \sin(\phi) + t_y). \quad (6.21)$$

Durch eine Taylor-Expansion 2. Ordnung für $\sin(\phi)$ und $\cos(\phi)$ erhält man:

$$I_0(x, y) \approx I_1\left(x - x \frac{\phi^2}{2} - y\phi + t_x, y - y \frac{\phi^2}{2} + x\phi + t_y\right). \quad (6.22)$$

Indem man nun I_1 selbst mit einer Taylor-Expansion 1. Ordnung approximiert:

$$I_0(x, y) \approx I_1(x, y) + (t_x - y\phi - x \frac{\phi^2}{2}) \frac{\partial I_1}{\partial x} + (t_y + x\phi - y \frac{\phi^2}{2}) \frac{\partial I_1}{\partial y}, \quad (6.23)$$

kann eine Fehlerfunktion $E(t_x, t_y, \phi)$ in Abhängigkeit der Transformationsparameter angegeben werden

$$E(t_x, t_y, \phi) = \frac{1}{2} \sum [I_1(x, y) + (t_x - y\phi - x\frac{\phi^2}{2}) \frac{\partial I_1}{\partial x} + (t_y - x\phi - y\frac{\phi^2}{2}) \frac{\partial I_1}{\partial y} - I_0(x, y)]^2. \quad (6.24)$$

Für die Bestimmung der optimalen Transformationsparameter setzt man die partiellen Ableitungen der Fehlerfunktion auf Null. Dies führt unter Vernachlässigung der nichtlinearen Terme und unter Verwendung der Abkürzung $R = x\frac{\partial f_1}{\partial x} - y\frac{\partial f_1}{\partial y}$ zu folgendem linearem Gleichungssystem:

$$\begin{aligned} [\sum (\frac{\partial I_1}{\partial x})^2]t_x + [\sum \frac{\partial I_1}{\partial x} \frac{\partial I_1}{\partial y}]t_y + [\sum R \frac{\partial I_1}{\partial x}] \phi &= \sum (\frac{\partial I_1}{\partial x} (I_1 - I_0)) \\ [\sum \frac{\partial I_1}{\partial x} \frac{\partial I_1}{\partial y}]t_x + [\sum (\frac{\partial I_1}{\partial y})^2]t_y + [\sum R \frac{\partial I_1}{\partial y}] \phi &= \sum (\frac{\partial I_1}{\partial y} (I_1 - I_0)) \\ [\sum R \frac{\partial I_1}{\partial x}]t_x + [\sum R \frac{\partial I_1}{\partial y}]t_y + [\sum R^2] \phi &= \sum R(I_1 - I_0). \end{aligned} \quad (6.25)$$

Aufgrund der benutzten Vereinfachungen, insbesondere der Approximation der $\sin(\phi)$ und $\cos(\phi)$ Funktionen, hat diese Methode jedoch nur einen begrenzten Konvergenzradius. So konnten hiermit lediglich rotationelle Bewegungen im Bereich ($\leq 5^\circ$) zuverlässig bestimmt werden. Im Bezug auf unser Anwendungszenario eignet sich diese Methode jedoch hervorragend, da hier im Normalfall nur sehr kleine Fehler korrigiert werden müssen.

In Experimenten mit generierten Daten konnte dabei die Genauigkeit dieses Verfahrens eingeschätzt werden, da in diesem Fall die exakten Transformationsparameter bekannt sind. Hierbei ergab sich ein durchschnittlicher Fehler von 0.023px für die Translationsparameter und ein durchschnittlicher rotationeller Fehler von 0.0038° . Aus diesem Grund ist diese Methode als besonders geeignet für die Kompensation der auftretenden Positionierungsfehler zu erachten.

6.2.6 Akquisitionsstrategien

Zur Vermeidung redundanter Aufnahmen wurde in der vorliegenden Arbeit eine gitterförmige Abtaststrategie (siehe Abb. 6.5b) benutzt. Dabei wird in Abhängigkeit des gewünschten Auflösungsfaktors n die Fläche eines Detektor-Pixels in n^2 Teilflächen aufgeteilt. Das Zentrum jeder Teilfläche konstituiert nun einen Zielpunkt in Bezug auf die Positionierung des C-Bogen-Systems. Die Zielstellung des C-Bogens ergibt sich dabei durch den Schnitt des Zentralstrahls mit dem Zielpunkt der aufgeteilten Fläche. Mittels der inversen kinematischen Lösung [4] werden nun Ziel-Gelenkstellungen bestimmt und der C-Bogen dementsprechend repositioniert. Abhängig von der Zielauflösung wird nun dieses Gitter an Zielpunkten abgefahren. Dabei wird das aufgenommene Bild zuerst mit den Daten der vorwärts-kinematischen Lösung je nach verwendetem Bewegungsmodell in das Koordina-

Auflösungsverbesserung mittels robotischer Bildgebung

tensystem der Referenzprojektion transformiert, die beispielsweise durch die erste aufgenommene Projektion gegeben ist. Danach erfolgt die registrierungsbasierte Bewegungskorrektur mittels der unter 6.2.5 aufgeführten Verfahren. Der Aquisitionsprozess wird so lange durchgeführt, bis die Zielflächen ausreichend mit abgetasteten Punkten bedeckt sind. Die Benutzeroberfläche der entwickelten Software zur Akquisition von Röntgenbildern für das SR-Verfahren ist in Abb. 6.5 beispielhaft gezeigt.

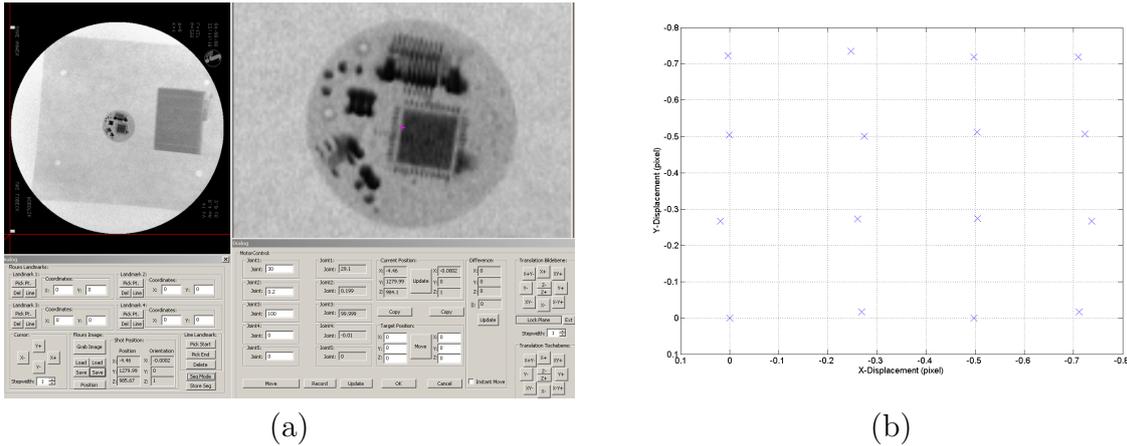


Abbildung 6.5: (a) Super-Resolution Software-Umgebung. Der Benutzer definiert die Ziel-Region und den gewünschten Auflösungsfaktor. Das System bestimmt abhängig von Auflösungserhöhungsfaktor die benötigte Anzahl an Projektion. (b) Visualisierung eines nahezu optimalen Abtastmusters nach Positionskorrektur mittels 2D-Registrierung. Jeder Abtastpunkt entspricht dabei dem jeweiligen Pixelwert im akquirierten Röntgenbild für eine 4-fache Auflösungserhöhung.

6.3 Experimente

Zur Validierung der eingesetzten SR-Methoden wurden sowohl Experimente mit synthetischen als auch realen Daten ausgeführt. Hierbei kamen zwei der oben beschriebenen Akquisitionsstrategien zum Einsatz: Reine Rotation um das optische Zentrum bzw. reine Translation der Strahlenquelle.

6.3.1 Synthetische Daten

Für die Evaluation der SR-Rekonstruktions-Algorithmen wurde ein synthetischer CT-Datensatz entworfen. Er setzt sich aus fünf kreisförmigen Objekten zusammen, welche wiederum aus 3-dimensionalen Gittern (Gitterdicke 0.3mm) mit ansteigenden Abständen (0.3 mm, ..., 1.8mm) bestehen, wie in Abb. 6.6a dargestellt ist. Basierend auf diesem CT-Datensatz wurden simulierte Röntgenbilder (DRR's) in vier unterschiedlichen Auflösungen

generiert ($568^2, \dots, 2272^2$ px), die aus Vielfachen der ursprünglichen Auflösung bestehen. Die hoch aufgelösten Projektionen $1136^2, \dots, 2272^2$ px dienen dabei als Grundwahrheit. Die Simulation der DRR's erfolgte mit einem strahlbasierten Ansatz analog zu [16]. Als Aquisitionsmodell wurden die in den Abschnitten 6.2.2 und 6.2.3 beschriebenen Bewegungsmodelle benutzt. Die intrinsischen Parameter wurden analog zum bestehenden prototypischen C-Bogen gewählt: Brennweite: 960mm, Pixelskalierung 0.40mm/px). Anschließend wurde aus einer Menge von niedrig aufgelösten Projektionsdaten eine Projektion in hoher Auflösung rekonstruiert und mit den vorher exakt berechneten hoch aufgelösten Projektionen verglichen.

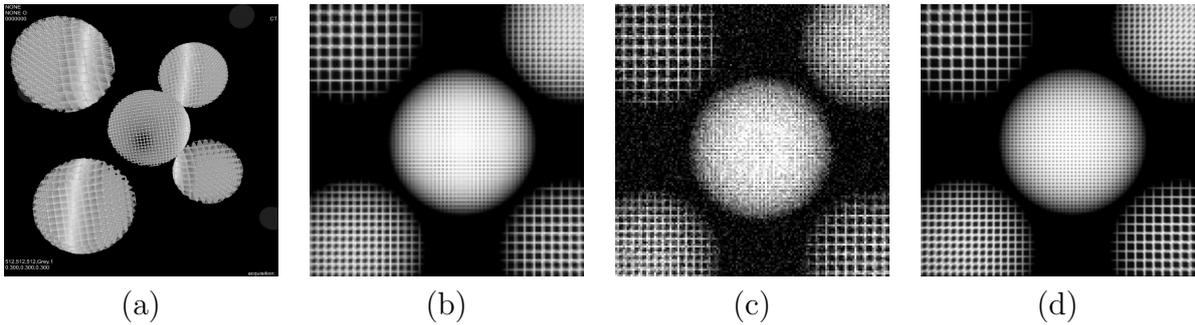


Abbildung 6.6: Zur Evaluation verwendeter synthetischer CT-Datensatz. (a) 3D-Datensatz. (b) Simulierte Projektion in einfacher Auflösung (568^2 px). (c) Eingabebild mit künstlichem additiven gaussverteilten Rauschen: $\mu = 0$, $\sigma = 1\%$ des Grauwertbereiches. (d) Rekonstruierte Projektion aus 16 Eingabebildern mittels NCv5.

Um bei den Experimenten mit synthetisch generierten Daten realistischere Bedingungen herzustellen, wurde die bekannte Bewegungsinformation aus dem Simulationsprozess nicht benutzt. Die relative Lagebestimmung der einzelnen Projektionen untereinander erfolgt mittels der Positionskorrektur-Verfahren aus Abschnitt 6.2.5.

Eine übliche Metrik zur Bestimmung der Auflösung von bildgebenden Systemen stellt die sogenannte Modulations-Transfer-Funktion (MTF) dar. Die MTF ist hierbei als das Kontrast-Verhältnis $\frac{K_{image}}{K_{object}}$ zwischen der Abbildung des Objektes $I_m(x,y)$ und dem Objekt $I_o(x,y)$ definiert. Der Kontrast eines 2-dimensionalen Bildsignals ergibt sich dabei folgendermaßen:

$$K = \frac{\max\{I(x,y)\} - \min\{I(x,y)\}}{\max\{I(x,y)\} + \min\{I(x,y)\}}. \quad (6.26)$$

Hieraus folgt für die Modulations-Transfer-Funktion:

$$MTF(u) = \frac{K_{image}}{K_{object}} = \frac{\max\{I_m(x,y)\} - \min\{I_m(x,y)\}}{\max\{I_m(x,y)\} + \min\{I_m(x,y)\}} \cdot \frac{\max\{I_o(x,y)\} - \min\{I_o(x,y)\}}{\max\{I_o(x,y)\} + \min\{I_o(x,y)\}}. \quad (6.27)$$

Auflösungsverbesserung mittels robotischer Bildgebung

Zur Evaluation wurden 3D-Phantome $I_u(x,y,z)$ mit unterschiedlichen Ortsfrequenzen erzeugt. Die Definition eines Phantoms mit Ortsfrequenz u ergibt sich dabei wie folgt:

$$I_u(x,y,z) = \begin{cases} D + A \sin(2\pi ux) & \text{falls } x,y,z \in I_\Omega \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (6.28)$$

Hierbei repräsentiert D den Gleichanteil (DC-Komponente), der für die Erreichung positiver Bildintensitäten höher als die Amplitude A gewählt wurde.

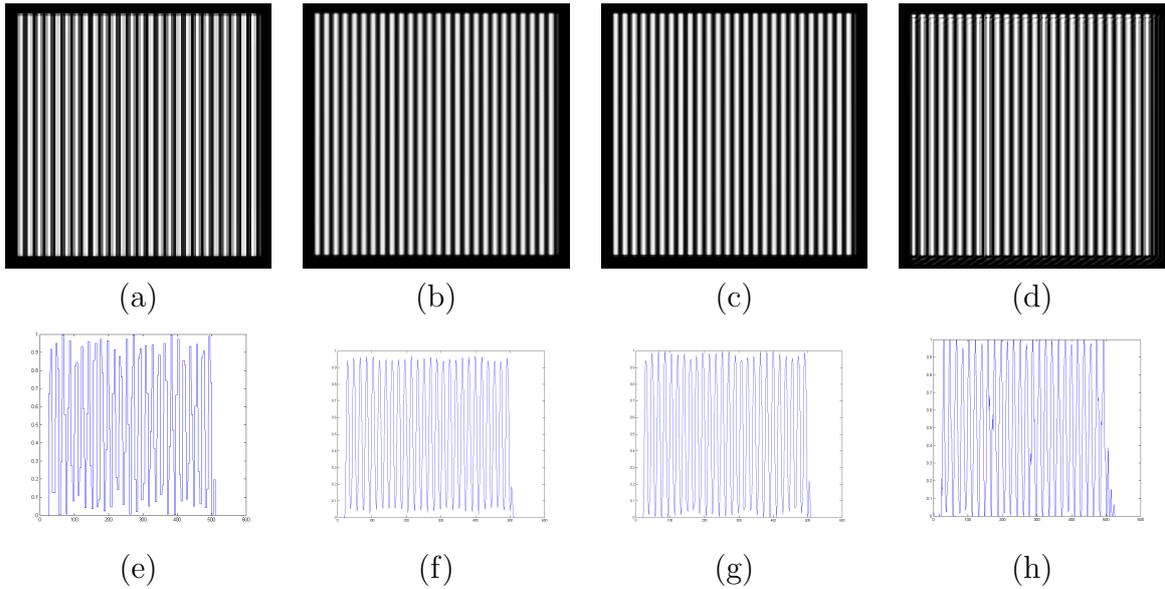


Abbildung 6.7: Vergleich von verschiedenen SR-Algorithmen mittels Projektionen eines 3D-Sinus-Wellen-Phantoms. (a),(e) Hochskalierte Eingabebilder. (b),(f) Normalized Convolution. (c),(g) Bi-cubische Interpolation. (d),(h) Zomet's Robust SR. Die Graphen (e)-(h) zeigen das Profil einer Zeile des korrespondierenden Bildes.

Bei der Evaluation ergeben sich jedoch Schwierigkeiten in der Beurteilung der SR-Algorithmen. Ein Problem stellt die Verletzung der Invarianz gegenüber Translationen des Objektes (Shift Invariance Property) für die sogenannte *Sampling-MTF* [104] dar. Eine Veranschaulichung dieses Effektes ist in Abb. 6.8 zu sehen. Da die Modulationstransferfunktion eines Systems das Produkt der einzelnen Modulationstransferfunktionen der Subsysteme ist, sollte bei einer Bestimmung der MTF der SR-Algorithmen die Sampling-MTF separat analysiert werden.

Ein weiteres Problem wird in Abb. 6.7 deutlich, die einen Vergleich unterschiedlicher Super-Resolution-Algorithmen mit Hilfe von Projektionen des 3D-Sinus-Wellen-Phantoms zeigt. Eine reine Kontrastmessung lässt keine Beurteilung der SR-Rekonstruktionsalgorithmen zu, da etwaige Rekonstruktionsartefakte hierbei nicht in die Bewertung mit einfließen können.

Generell stellt sich somit die Frage, ob die Bestimmung der MTF im Falle von simulierten Röntgen-Projektionsdaten ein geeignetes Mittel zur Evaluation von Super-Resolution-Algorithmen darstellt.

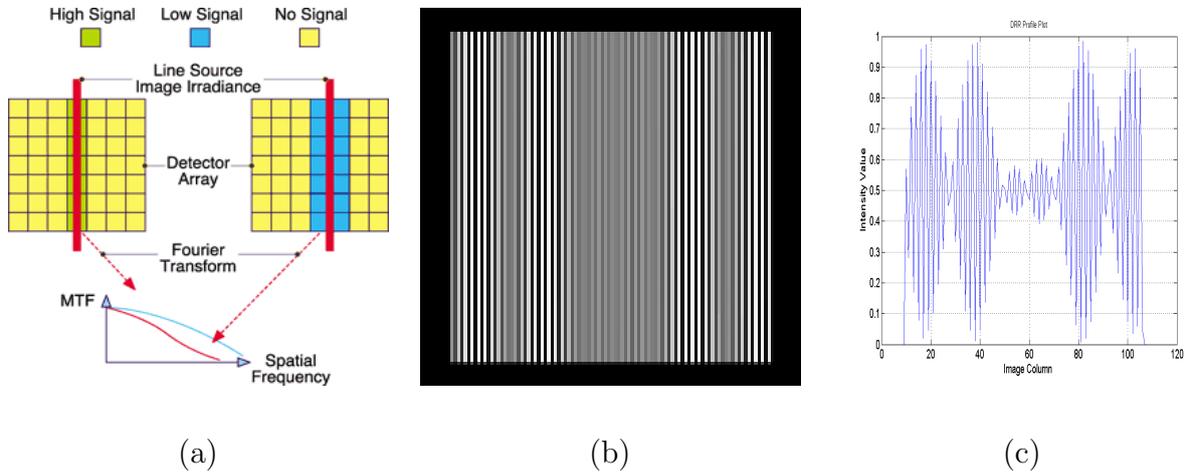


Abbildung 6.8: Visualisierung der Translations-Invarianz-Problematik: (a) (Quelle: [104]). Dieser Effekt zeigt sich deutlich in den simulierten Projektionsdaten des 3D-Sinus-Wellen-Phantoms. (b) Einige Regionen des Bildes sind aufgrund von Abtastungseffekten stärker von einer Abschwächung des Kontrastes betroffen, während andere keinen Kontrastabfall zeigen. Abb. (c) zeigt diesen Effekt mittels der Visualisierung einer einzelnen Zeile von (b).

Aus den oben genannten Gründen wurde daher die L_2 -Norm der serialisierten Differenzbilder als Gütemaß D für die Rekonstruktion benutzt:

$$D := \|I_{DRR}(x) - I_{REC}(x)\|_2. \quad (6.29)$$

Da bei diesen Daten mittels der hochauflösenden digital rekonstruierten Projektionen $I_{DRR}(x)$ die Grundwahrheit errechnet werden kann, lässt sich die Qualität der Rekonstruktion direkt bestimmen. Hierbei ergibt sich unserer Einschätzung nach eine gute Vergleichbarkeit verschiedener SR-Verfahren.

6.3.2 Real akquirierte Daten

Echte Projektionsdaten wurden mittels des experimentellen roboterisierten C-Bogens aufgenommen. Basierend auf den vorher ausgerechneten Zielpositionen wurden die Gelenkstellungen anhand der Rückwärtskinematik bestimmt und angefahren. Die Software-Umgebung wurde dabei in C++ unter Benutzung der freien Software-Bibliotheken MFC, VTK, CLa-pack und FFTW entwickelt. Als Testobjekte kamen kleine bestückte Leiterplatten zum Einsatz, da durch das Vorhandensein kleinster Strukturen ein guter visueller Vergleich der

Auflösungsverbesserung mittels robotischer Bildgebung

Rekonstruktionsverfahren ermöglicht wird. Für die Untersuchung des Effekts von Bildrauschen auf das Rekonstruktionsergebnis wurden auch verschiedene Strahlungs dosis-Parameter verwendet. Zur Evaluation mittels des roboterisierten C-Bogens wurden in der jeweiligen Bildebene translatorisch verschobene Bildserien aufgenommen. Drei unterschiedliche Testdatensätze sind in den Abbildungen 6.9, 6.10 und 6.11 gezeigt. Alle drei wurden durch Translationsbewegungen akquiriert. Das Rauschen innerhalb der Bilder wurde über die verwendeten C-Bogen-Parameter variiert.

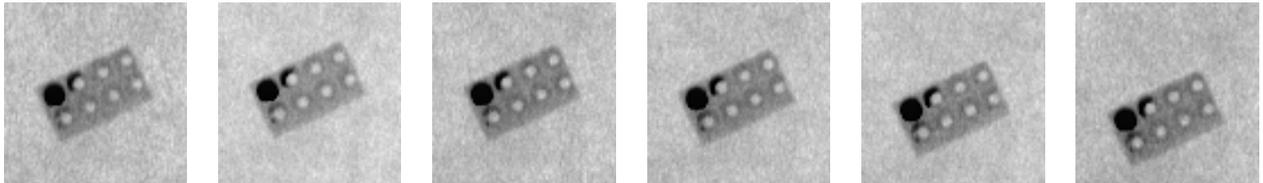


Abbildung 6.9: Testdatensatz 1: Aufgenommene Bilderserie durch Translation in der Ebene des Bildverstärkers. Als Testobjekt diente eine 6.0x10.0mm große Platine mit Lötzinn-Verunreinigungen.

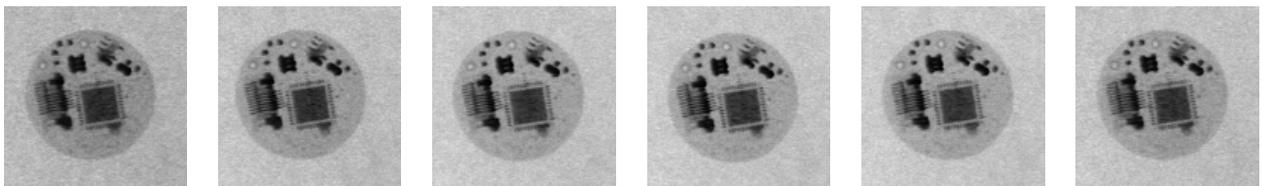


Abbildung 6.10: Testdatensatz 2: Aufgenommene Bilderserie durch Translation in der Ebene des Bildverstärkers (0.1mm). Beschleunigungsspannung 42 KV, Röntgenpulsdauer 0.1s, Röhrenstrom 1.7mA. Als Testobjekt diente eine bestückte kreisförmige Platine mit 10mm Durchmesser.

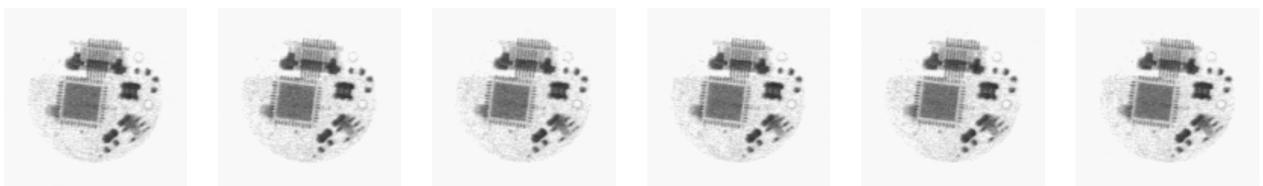


Abbildung 6.11: Testdatensatz 3: Aufgenommene Bilderserie durch Translation in der Ebene des Bildverstärkers (0.1mm). Beschleunigungsspannung 75 KV, Röntgenpulsdauer 0.1s, Röhrenstrom 8.0mA. Als Testobjekt diente eine bestückte kreisförmige Platine mit 10mm Durchmesser.

6.4 Ergebnisse

Die SR-Rekonstruktionsverfahren wurden zuerst unter Verwendung simulierter Eingabedaten und im Anschluss mit real aufgenommenen Projektionen evaluiert. Neben unterschiedlichen Akquisitionsverfahren wurden die Algorithmen auch auf ihre Robustheit gegenüber Rauscheinflüssen getestet.

6.4.1 Simulierte Projektionsdaten

Die Algorithmen wurden sowohl auf rauschfreien als auch auf verrauschten Daten ausgeführt. Die Tabellen 6.1-6.4 zeigen den Rekonstruktionsfehler für die Methoden Interpolation [94], Normalized Convolution [95], Papoulis-Gerchberg (PG) [96] und Robust Super-Resolution nach Zomet [93]. Dabei wurde die Auflösungssteigerung variiert und die Bilder wurden unterschiedlich verrauscht. Tabellen 6.1 und 6.3 zeigen die Fehler für 3-fache Auflösungssteigerungen, während die Tabellen 6.2 und 6.4 die Fehler für eine 4-fache Auflösungssteigerung beinhalten. Rekonstruktionen von rauschfreien Eingabedaten sind den Tabellen 6.1 und 6.2 zu entnehmen, Rekonstruktionen aus verrauschten Daten (additives normalverteiltes Rauschen) den Tabellen 6.3 und 6.4. Die Daten wurden jeweils mittels einer reinen Rotation oder reinen Translation akquiriert.

Insgesamt zeigten der POCS-Algorithmus und die beiden Interpolations-basierten Methoden gute Ergebnisse. Allen voran erwies sich die Normalized Convolution-Methode als sehr gut. Sie lieferte nahezu perfekte Rekonstruktionen, wie aus Tabellen 6.1 und 6.2 ersichtlich ist. Eine weitere positive Eigenschaft zeigte sich auch hinsichtlich der Robustheit gegenüber fehlenden Eingabedaten, da diese Methode auch im unterbestimmten Fall, d.h. wenn die Anzahl der Eingabebilder $\leq n^2$ war, noch gute Ergebnisse lieferte. Generell verbessert sich die Rekonstruktionsqualität mit der Anzahl der Eingabebilder. Dies gilt jedoch nur bis zu einer Algorithmus-abhängigen Grenze, ab welcher keine substantielle Verbesserung mehr möglich ist.

Die Rekonstruktionsergebnisse der translatorisch akquirierten Daten waren erwartungsgemäß schlechter, wobei der gemessene Fehler meist sehr gering war. Aufgrund der sehr kleinen translatorischen Bewegungen fielen die Parallax-Effekte sehr gering aus und führten deswegen zu kleinen Rekonstruktionsfehlern. Im Falle der 4-fachen Auflösungserhöhung ergaben sich aus Sicht der verwendeten Verfahren vergleichbare Ergebnisse. Jedoch war aufgrund der höheren Auflösung ein genereller Anstieg des Fehlers zu verzeichnen.

Die Rekonstruktionen verschlechterten sich signifikant, wenn die verwendeten Eingabedaten rauschbehaftet (additiv normalverteiltes Rauschen, $\mu = 0\%$, $\sigma = 3\%$ des Grauwertumfangs) waren.

Der negative Effekt verrauschter Eingabedaten war dabei besonders bei der Frequenzraum-Methode von Papoulis-Gerchberg zu beobachten. Darüberhinaus benötigte dieser Ansatz auch deutlich mehr Eingabedaten als die verwendeten Vergleichsverfahren. Überraschenderweise erzielte der Algorithmus nach Zomet keine guten Ergebnisse. Dennoch wird zu diesem Zeitpunkt von einer abschließenden negativen Bewertung abgesehen, da hier ein fehlerhaft modellierter Bildgebungsprozess für die schlechten Ergebnisse verantwortlich sein

Auflösungsverbesserung mittels robotischer Bildgebung

Algorithmus	Akquisition mittels reiner Rotation (6.2.2)								
Interpolation	227,4	232,2	212,0	196,1	182,6	181,5	178,5	176,5	174,5
NC (v2)	137,9	110,1	99,0	68,6	53,3	43,8	38,6	31,1	26,9
Papoulis-G.	13405,1	10485,7	5735,8	2044,3	2042,1	302,7	302,8	303,0	303,0
POCS	348,6	294,1	222,4	184,2	184,7	205,6	204,3	203,6	203,6
Zomet	1728,5	1580,9	1602,9	1630,6	1650,7	1471,6	1700,8	1772,5	1834,1
Algorithmus	Akquisition mittels reiner Translation (6.2.3)								
Interpolation	604,6	576,9	865,7	1471,0	1207,9	1266,5	1574,6	1025,0	1241,1
NC (v2)	168,6	138,0	105,5	96,7	99,5	99,2	98,3	101,4	96,6
Papoulis-G.	12077,5	10091,9	6572,4	3185,9	3186,2	3186,9	3185,0	3184,8	126,9
POCS	349,5	241,2	141,9	114,4	114,6	114,4	114,6	114,7	123,9
Zomet	1930,3	1913,1	2403,3	2469,3	2699,7	2866,1	2699,9	3014,5	2622,1
Anz. Bilder	7	8	9	10	11	12	13	14	15

Tabelle 6.1: Rekonstruktionsergebnisse für eine 3-fache Auflösungserhöhung in Abhängigkeit von Eingabedaten und verwendetem Rekonstruktions-Algorithmus. Alle Angaben geben die L_2 -Norm des Differenzvektors zwischen der Grundwahrheit und dem Rekonstruktionsergebnis wieder.

könnte. Man kann allerdings bereits jetzt feststellen, dass die Interpolations-basierten Methoden, insbesondere das Normalized Convolution-Verfahren gemeinsam mit dem POCS Algorithmus, die besten Ergebnisse zeigten.

Das Normalized Convolution-Verfahren wurde dabei mit Polynom-Basisfunktionen 1. bis 3. Ordnung implementiert, jeweils mit und ohne Gewichtungsfunktion, um die erzielten Ergebnisse weiter zu verbessern. Die benutzten Abtaststrategien führten dabei zu einer schnellen Verbesserung hinsichtlich der Anzahl der aufgenommenen Eingabedaten. Generell gilt, dass höherdimensionale Basisfunktionen mehr Freiheitsgrade bei der Modellierung des Bildsignals bieten und somit eine potentiell bessere Approximation liefern. Dieser Effekt ist exemplarisch in Abb. 6.12 visualisiert. Hierbei zeigt sich, dass höherdimensionale Versionen nach einer ausreichenden Anzahl von Eingabebildern leicht bessere Ergebnisse liefern. Diese Eigenschaft ist jedoch im Fall von rauschbehafteten Eingabedaten nicht von Vorteil. Hier wird durch die höheren Freiheitsgrade das Rauschen mit modelliert, was schlechtere Ergebnisse zur Folge hat (siehe Abb. 6.13). So erzielte in unseren Versuchen die einfachste Version mit einer Polynombasis 1. Ordnung unter rauschbehafteten Eingabedaten hier sehr gute Ergebnisse. Falls die Daten jedoch zusätzlich mit Ausreißern oder Registrationsfehlern behaftet sind, ergaben sich bei den vorgestellten Methoden starke Abweichungen von der Grundwahrheit. Gegenüber diesen Fehlern zeigte sich die mittels einer Huber-Regression adaptierte Normalized Convolution-Variante als die robusteste. Sie konnte auch unter dem starken Einfluss von Datenausreißern (siehe Tab. 6.5a) und Registrationsfehlern (siehe Tab. 6.5b,c) sehr gute Ergebnisse erzielen (siehe auch Abb. 6.14). Ein ähnliches Bild erhielt man bei der Erhöhung der Auflösung um den Faktor 4. Neben einer allgemeinen Erhöhung des Fehlers, welcher auf den höheren Auflösungsfaktor und

Auflösungsverbesserung mittels robotischer Bildgebung

Algorithmus	Akquisition mittels reiner Rotation (6.2.2)								
Interpolation	427.1	421.9	420.7	425.1	423.6	424.4	421.9	421.6	419.8
NC (v5)	114.9	112.7	111.4	113.0	112.9	112.0	109.9	108.8	107.5
Papoulis-G.	10918.3	17240.6	17237.8	13801.4	13805.7	11225.3	7225.1	4699.2	2281.7
POCS	370.1	369.8	369.6	301.1	301.0	271.1	233.8	219.9	214.1
Zomet	3507.8	3432.3	3586.7	3751.7	3804.1	3770.8	3711.9	3800.4	3872.1
Algorithmus	Akquisition mittels reiner Translation (6.2.3)								
Interpolation	1022,1	756,0	640,0	711,6	843,8	860,1	733,1	838,3	712,6
NC (v5)	211,7	210,5	212,4	214,4	216,3	216,4	218,5	208,8	207,0
Papoulis-G.	1179,1	17273,8	17273,8	17273,9	17273,9	17273,8	17273,8	14511,8	13238,8
POCS	322,1	322,2	322,1	322,4	322,4	322,5	322,5	274,3	240,2
Zomet	2820,8	2874,7	3076,6	3316,3	3468,5	3686,6	3782,6	3889,4	4127,9
Anz. Bilder	15	16	17	18	19	20	21	22	23

Tabelle 6.2: Rekonstruktionsergebnisse für eine 4-fache Auflösungserhöhung in Abhängigkeit von Eingabedaten und verwendetem Rekonstruktions-Algorithmus. Alle Angaben geben die L_2 -Norm des Differenzvektors zwischen der Grundwahrheit und dem Rekonstruktionsergebnis wieder.

die damit einhergehende größere Bildregion zurückzuführen ist, ergaben sich vergleichbare Resultate im Bezug zur 3-fachen Auflösungserhöhung.

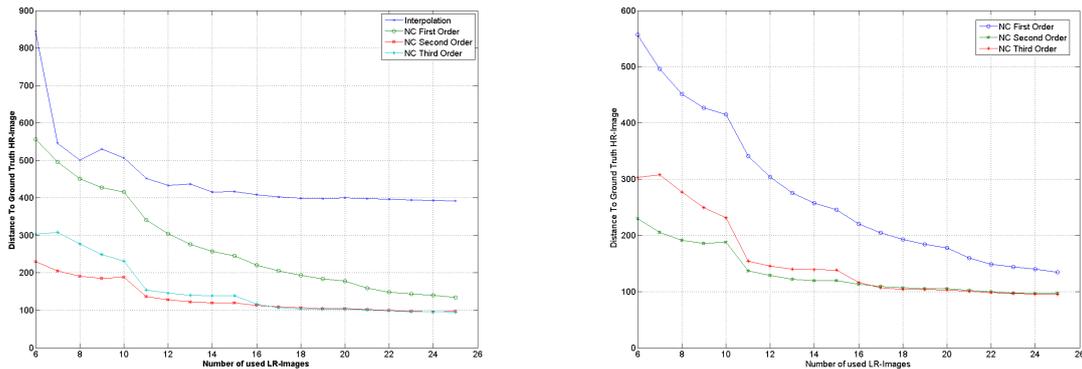


Abbildung 6.12: Evaluation verschiedener Versionen des Normalized Convolution-Verfahrens mit perfekten Eingabedaten. Der Graph zeigt die Güte der Rekonstruktion 6.29 als Funktion der verwendeten Eingabedaten.

Auflösungsverbesserung mittels robotischer Bildgebung

Algorithmus	Akquisition mittels reiner Rotation (6.2.2)								
Interp.	1635,5	1434,0	1402,9	1355,3	1296,7	1341,8	1359,7	1458,4	1423,4
NC (v5)	872,9	849,6	819,9	805,9	768,3	770,0	784,7	777,9	762,2
Papoulis-G.	21302,8	17411,9	17386,6	17326,4	17225,1	13546,9	13550,9	9802,3	9796,9
POCS	1847,2	1835,5	1838,1	1839,5	1841,6	1970,0	1970,7	2057,6	2060,5
Zomet	2379,0	2290,5	2566,9	2467,9	2812,1	2636,2	3036,6	2811,4	3102,3
Algorithmus	Akquisition mittels reiner Translation (6.2.3)								
Interp.	1748,9	1499,8	1648,4	2713,2	1832,5	1826,9	1704,9	1594,1	1773,8
NC (v5)	1115,1	1054,8	1070,3	1068,1	1016,8	978,7	991,6	983,5	973,3
Papoulis-G.	11959,6	9576,4	7593,4	4140,3	4377,9	4179,7	4653,1	5726,7	1561,8
POCS	1826,2	1774,1	1830,6	1911,7	1776,2	1954,5	1809,0	1997,9	1780,6
Zomet	3329,5	3740,7	3775,4	4068,4	3685,3	3886,4	3930,3	4235,7	4093,6
Anz. Bilder	7	8	9	10	11	12	13	14	15

Tabelle 6.3: Rekonstruktionsergebnisse mit verrauschten Daten für eine 3-fache Auflösungserhöhung in Abhängigkeit von Eingabedaten und verwendetem Rekonstruktions-Algorithmus. Alle Angaben geben die L_2 -Norm des Differenzvektors zwischen der Grundwahrheit und dem Rekonstruktionsergebnis wieder.

Algorithmus	Akquisition mittels reiner Rotation (6.2.2)								
Interp.	2465,1	2592,9	2565,4	2666,1	2484,9	2521,9	2545,2	2518,7	2523,6
NC (v5)	1764,1	1782,0	1662,8	1701,8	1622,7	1663,0	1626,2	1645,8	1610,6
Papoulis-G.	24203,3	29999,6	26157,1	22372,2	18585,8	18601,6	18619,9	14823,0	14840,5
POCS	2830,6	2904,1	2903,1	2956,9	3032,4	3037,8	3044,6	3150,4	3157,4
Zomet	6015,6	5770,4	5602,1	5541,3	5609,4	5563,7	5542,4	5470,2	5523,9
Algorithmus	Akquisition mittels reiner Translation (6.2.3)								
Interp.	3304,1	3381,2	3352,2	3573,1	3759,0	3527,2	3574,1	3561,2	3362,4
NC (v2)	2397,1	2392,1	2369,2	2388,0	2339,3	2445,5	2389,7	2252,7	2264,0
Papoulis-G.	3172,5	15886,0	15867,7	12937,5	11920,8	11889,9	11889,9	15404,2	11354,0
POCS	3824,5	3824,5	3824,0	3560,3	3790,3	4313,8	4313,8	3573,1	3551,0
Zomet	7212,8	7401,3	6902,2	7115,7	6113,5	7360,6	7153,9	6906,2	5497,2
Anz. Bilder	15	16	17	18	19	20	21	22	23

Tabelle 6.4: Rekonstruktionsergebnisse mit verrauschten Bildern für eine 4-fache Auflösungserhöhung in Abhängigkeit von Eingabedaten und verwendetem Rekonstruktions-Algorithmus. Alle Angaben geben die L_2 -Norm des Differenzvektors zwischen der Grundwahrheit und dem Rekonstruktionsergebnis wieder.

Experiment	(a) Normalverteiltes Rauschen + Salt and Pepper-Rauschen								
Interpolation	5883.7	5639.3	5216.2	4239.4	3155.0	3112.4	4505.7	3283.2	3766.5
NC (v5)	4226.7	3274.9	3018.1	2699.6	2947.4	2602.2	2309.0	2574.6	2287.6
Papoulis-G.	16710.2	16288.1	12385.2	13901.7	13071.3	17894.4	15225.0	16373.7	16568.1
POCS	4386.5	5652.4	6118.7	5375.4	5206.8	5633.1	5254.5	5051.1	5639.7
Zomet	4037.4	3953.8	4269.6	3774.9	3471.4	3934.1	3676.6	3508.2	3996.8
Rob. Huber	676.5	602.1	553.6	507.4	487.4	465.5	479.4	448.8	450.5
Algorithmus	(b) Normalverteiltes Rauschen + 20% Fehlregistrationen								
Interpolation	998.8	1530.0	905.0	1337.9	1705.5	4248.7	1828.3	974.1	1195.2
NC (v5)	1113.6	1048.2	1072.2	919.0	881.2	914.3	945.7	899.4	900.7
Papoulis-G.	12774.5	12881.7	13367.7	12374.2	11448.4	11969.9	8569.2	7215.1	7910.9
POCS	1216.0	1264.5	1240.6	1238.8	1227.5	1136.2	1165.1	1209.6	1230.6
Zomet	2647.2	2544.8	2551.2	2481.1	2587.7	2647.5	2209.8	2407.3	2233.9
Rob. Huber	583.6	567.4	649.6	558.2	505.8	488.5	487.2	517.6	507.4
Algorithmus	(c) Normalverteiltes Rauschen + 25% Fehlregistrationen								
Interpolation	1598.5	1488.8	1249.0	1065.4	929.5	951.8	1069.2	1192.4	1153.1
NC (v5)	923.6	979.1	763.4	691.0	674.0	708.7	590.0	820.3	685.5
Papoulis-G.	17444.7	17797.1	17085.5	15232.8	11280.2	10425.0	8807.7	7096.9	7742.2
POCS	1248.0	1247.1	1265.6	1174.5	1159.9	1283.3	1137.9	1513.2	1317.2
Zomet	2691.7	2828.0	2673.9	2619.6	2546.5	2431.1	2537.6	2581.2	2480.8
Rob. Huber	639.7	568.1	547.5	505.5	476.5	449.2	440.9	423.5	408.3
LR-input	16	17	18	19	20	21	22	23	24

Tabelle 6.5: Vergleich der Rekonstruktionsergebnisse bei Verwendung unterschiedlicher Algorithmen an stark verrauschten und kontaminierten Daten als eine Funktion der verwendeten Eingabedaten für eine 4-fache Auflösungserhöhung. Alle Angaben geben die L_2 -Norm des Differenzvektors zwischen der Grundwahrheit und dem Rekonstruktionsergebnis wieder. (a) Ergebnisse bei normalverteiltem und Salt and Pepper-Rauschen. (b) Ergebnisse bei einem 20%igen Anteil an fehlerhaften Registrationsen. (c) Ergebnisse bei einem 25%igen Anteil an fehlerhaften Registrationsen.

6.4.2 Klinische CT-Daten

Neben den oben verwendeten Phantom-Daten wurde auch ein klinischer CT-Datensatz verwendet. Hierbei wurde das CT eines distalen Femurknochenendes mit einem künstlichen Loch versehen, was in Abb. 6.15(a) dargestellt ist. Nach dieser Modifikation wurden aus diesem Datensatz DRRs generiert und mittels des NCv1-Verfahrens mit einer 4-fachen Auflösungssteigerung rekonstruiert. In einem Vergleich mit einem vergrößerten Eingabebild Abb. 6.16(a) ergab sich in der hochaufgelösten Variante eine klare Abbildung des künstlich eingeführten Loches. Auch wenn der Kontrast des rekonstruierten Bildes sehr schwach ist, zeigt dieses Beispiel, dass eine adaptive Vergrößerung von Bildausschnitten von Vorteil sein könnte.

Auflösungsverbesserung mittels robotischer Bildgebung

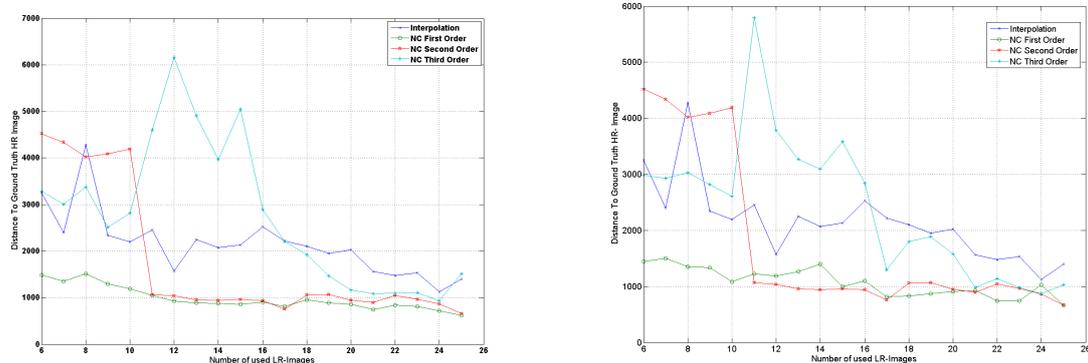


Abbildung 6.13: Evaluation verschiedener Versionen des Normalized Convolution-Verfahrens mit verrauschten (additives normalverteiltes Rauschen) Eingabedaten. Der Graph zeigt die Güte der Rekonstruktion 6.29 als Funktion der verwendeten Eingabedaten.

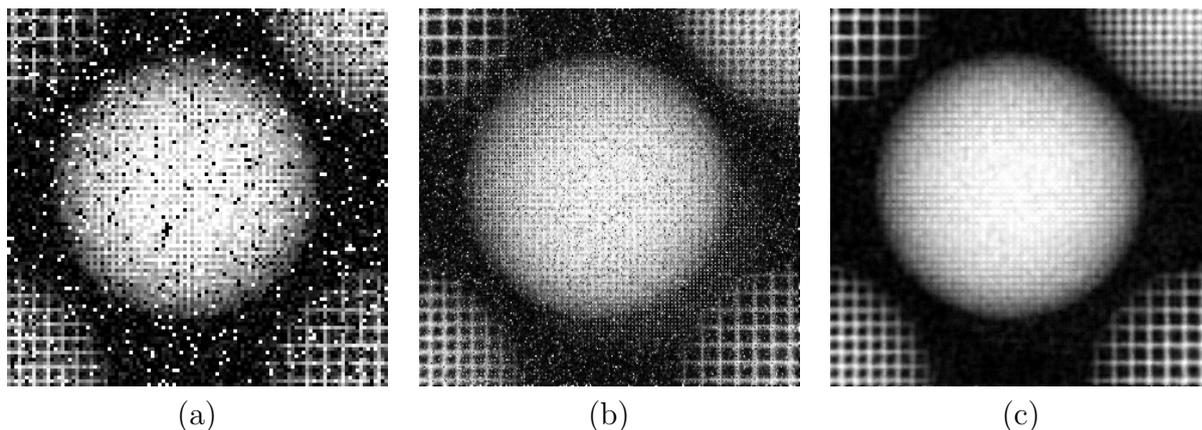


Abbildung 6.14: Vergleich der Bildrekonstruktion aus stark verrauschten Daten (a) mittels des NCv5-Verfahrens und (b) der robusten Huber-Regression (c).

6.4.3 Real akquirierte C-Bogen-Projektionsdaten

Bei realen Projektionsdaten konnten die Ergebnisse nur mittels eines visuellen Vergleichs evaluiert werden, da in diesem Fall keine hoch aufgelösten Projektionen zur Verfügung stehen. Die aufgenommenen Daten wurden hierbei mit den oben beschriebenen Super-Resolution-Algorithmen rekonstruiert. Die Verwendung der kleinen Platinen als Testobjekt für die realen Röntgenbilder erlaubt eine gute visuelle Einschätzung der Auflösungsstärke. Die Abbildungen 6.17 und 6.18 zeigen einen visuellen Vergleich der LR-Eingabebilder mit den berechneten HR-Bildern unter Benutzung der genannten Verfahren.

Abb. 6.19 zeigt den Effekt von Bildrauschen auf die Rekonstruktionsqualität durch die

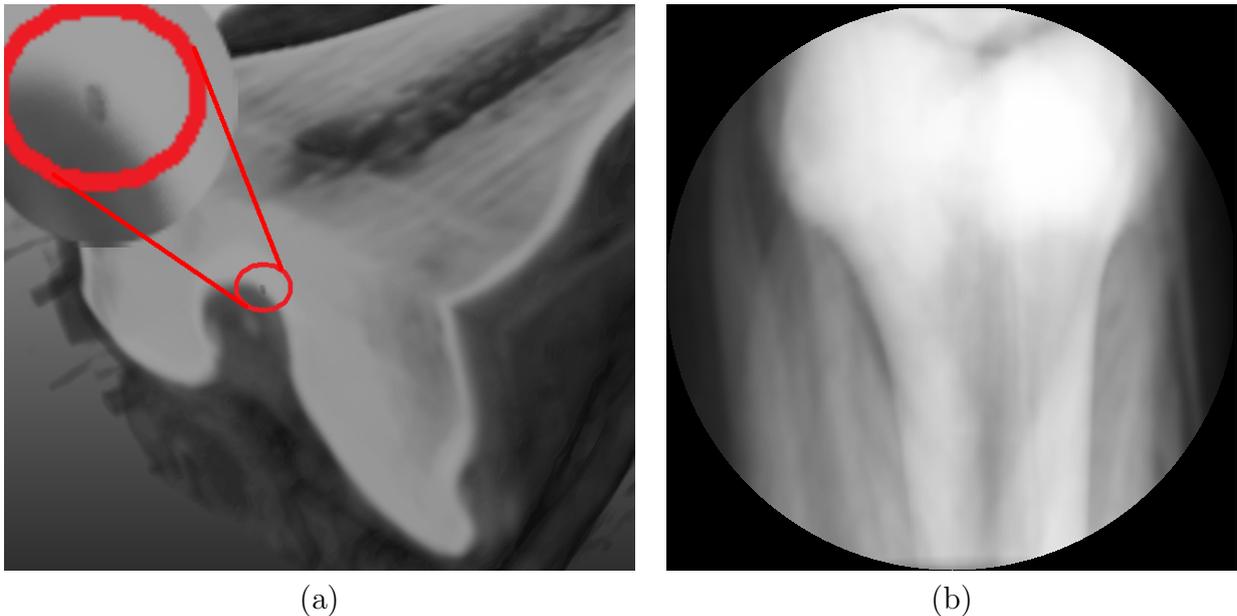


Abbildung 6.15: (a) Im Experiment verwendeter Datensatz eines distalen Femurknochens. Der rote Kreis zeigt die Position des künstlich eingeführten Loches. (b) Simuliertes Röntgenbild, das zur Eingabe für den Super-Resolution-Algorithmus verwendet wurde.

Verwendung unterschiedlicher Strahlendosis-Parameter. So wurden beispielsweise durch die Erhöhung der Beschleunigungsspannung und des Röhrenstroms das Rauschen in den Eingabedaten verringert. Diese Einstellung erlaubt in diesem Beispiel die Visualisierung kleiner Leiterbahnen innerhalb der Platine, welche in den Experimenten mit geringerer Dosis nicht ausgemacht werden können.

Im allgemeinen ergaben sich im visuellen Vergleich der verschiedenen Rekonstruktionsverfahren ähnliche Rekonstruktionsergebnisse wie bei den vorhergehenden Experimenten mit niedrigeren Dosiswerten.

Zomet's Algorithmus erzeugte dabei sehr markante Kanten, litt aber im Gegenzug unter starken Rekonstruktionsartefakten an diesen Stellen. Die einfache bi-cubische Interpolationsmethode zeigte neben dem POCS-Ansatz stabile und gute Rekonstruktionsergebnisse, wobei sich jedoch der Normalized Convolution-Ansatz als überlegen herausstellte. So erlaubte beispielsweise die Rekonstruktion der Prozessor-Pins mit dieser Methode eine bessere Abgrenzung als die Vergleichsverfahren.

Sehr starke Auflösungserhöhungen (z.B. Auflösungserhöhungsfaktoren ≥ 5) waren mit den verwendeten Methoden schwierig zu erreichen und führten zum Auftreten von starken Rekonstruktionsartefakten. Letzteres kann beispielsweise in Abb. 6.20 beobachtet werden.

Falls die Daten stark durch Ausreißer kontaminiert waren oder im Falle von Registrierungsfehlern eignete sich besonders das NC-Verfahren mittels der Huber-Regression. Hier ergaben sich auch weniger Rekonstruktionsartefakte (Streifen und Muster), die höchstwah-

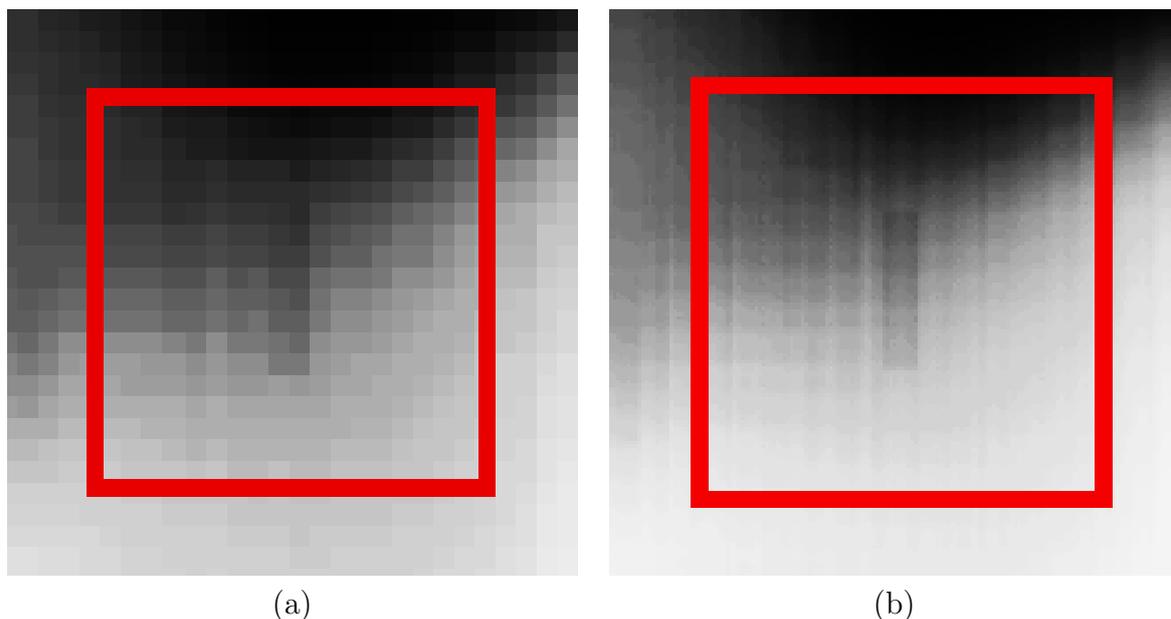


Abbildung 6.16: Vergleich der relevanten Bildregion aus Abb. 6.15. Abb. (a) Vergrößerter Ausschnitt des Eingabebildes. (b) Ergebnis einer Super-Resolution-Technik.

scheinlich auf falsch registrierte Eingabedaten zurückzuführen sind. Diese Methode erzielte auch qualitativ bessere Ergebnisse, wie in Abb. 6.21 sichtbar wird.

So erzeugte eine 5-fache Auflösungserhöhung kleine Wellenartefakte, die höchstwahrscheinlich auf Rekonstruktionsfehler zurückzuführen sind. Abgesehen von Rekonstruktionsartefakten ist die sinnvolle Verwendung solcher hoher Auflösungsfaktoren jedoch fraglich, da die Anzahl der benötigten Eingabedaten quadratisch ansteigt. So mussten für dieses Beispiel über ≥ 30 Eingabeprojektionen verwendet werden, was in der Praxis einen kaum vertretbaren Aufwand bedeuten würde. Nichtsdestotrotz zeigte diese Rekonstruktion eine stark verbesserte Detailgenauigkeit im Vergleich zu den verwendeten Eingabedaten. So konnten in diesem Beispiel Aussagen über Lötbrücken (die Pingröße beträgt 0.3mm) gemacht werden, welche in den Eingabedaten nicht entscheidbar waren (siehe Abb. 6.22).

6.5 Zusammenfassung und Ausblick

Obwohl die mathematischen Grundlagen der Super-Resolution sehr intensiv untersucht wurden [84, 83], gibt es der Kenntnis des Autors nach im Bereich der Röntgenbildgebung mittels mobiler C-Bögen keine detaillierte Literatur zur Anwendung dieser Techniken. Eine Ursache dürfte in der aufwendigen und schwierigen Akquisition der Eingabedaten mit herkömmlichen C-Bogen-Geräten begründet sein. Die Robotisierung eines derartigen Systems bietet hier eine elegante Lösung, die zugleich adaptiv ist und somit nur bei Bedarf die jeweils nötigen Projektionsdaten akquiriert.

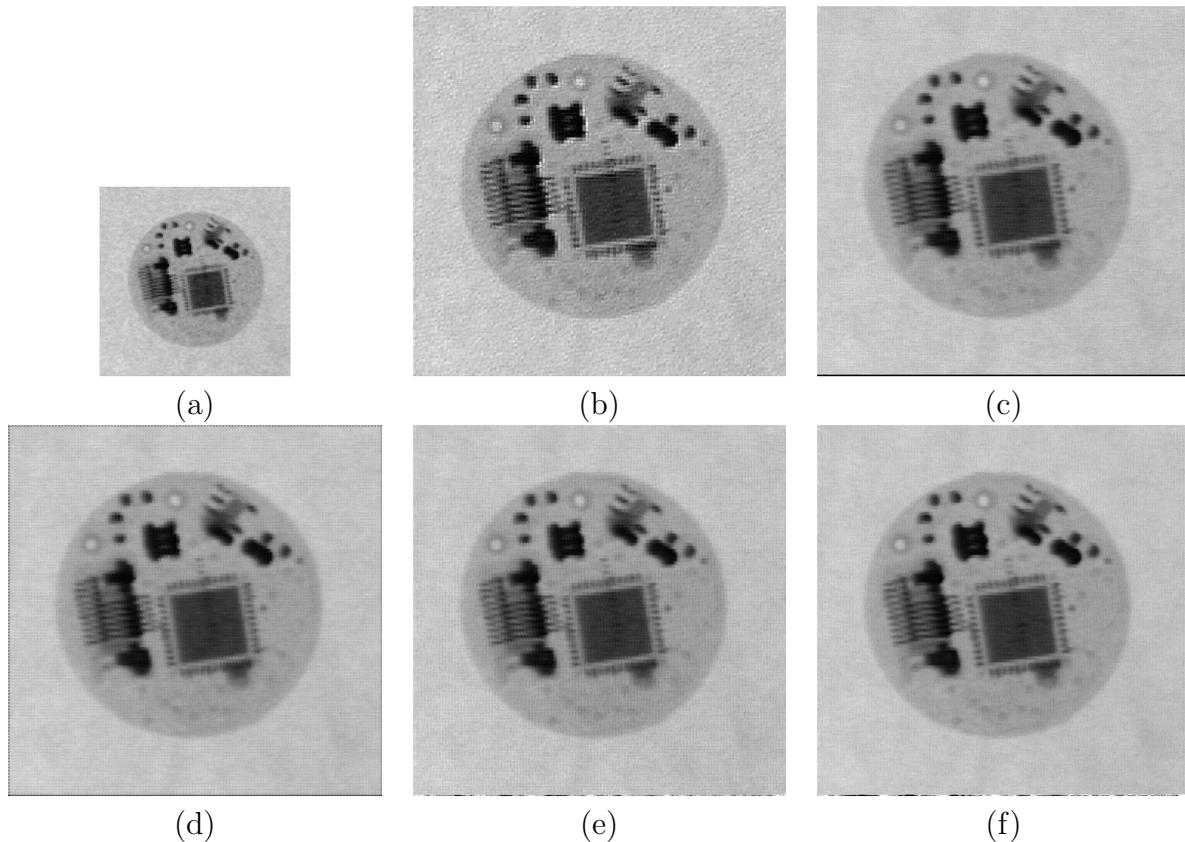


Abbildung 6.17: Rekonstruktion mit realen Bildern. (a) Eingabebild der aufgenommenen Serie. Ergebnisse: (b) Zomet's SR-Algorithmus. (c) Bi-cubische Interpolation der Daten am hoch aufgelösten SR-Gitter. (d) POCS-Algorithmus. (e) NCv2. (f) NCv5.

In der vorliegenden Arbeit wurden dabei sowohl theoretische als auch technische Details erläutert, um diese Techniken praktisch umzusetzen. So wurden vor allem die Aspekte der Bildakquisition, der Transformation der akquirierten Daten in ein gemeinsames Referenz-Koordinatensystem sowie der Positionskorrektur im Hinblick auf die Röntgenbildgebung mittels eines C-Bogens behandelt.

Bei der Evaluation erwiesen sich interpolationsbasierende Methoden, insbesondere das Normalized Convolution-Verfahren als sehr gut geeignet, um Super-Resolution-Bildgebung auf einem mobilen C-Bogen zu ermöglichen. Diese Methoden zeigten vor allem auch im Falle verrauschter Eingabedaten sehr robuste Rekonstruktionsergebnisse, was unverzichtbar für einen praktischen Einsatz ist. Zudem konnten bei diesen Methoden auch ohne übermäßig viele Projektionsdaten gute Ergebnisse erzielt werden und zeigten damit eine im Hinblick auf die Strahlendosis äußerst erwünschte Eigenschaft.

Darüber hinaus wurde neben einer Evaluation gängiger SR-Rekonstruktionsverfahren auch eine erste prototypische Implementierung mit einem robotischen C-Bogen-System

Auflösungsverbesserung mittels robotischer Bildgebung

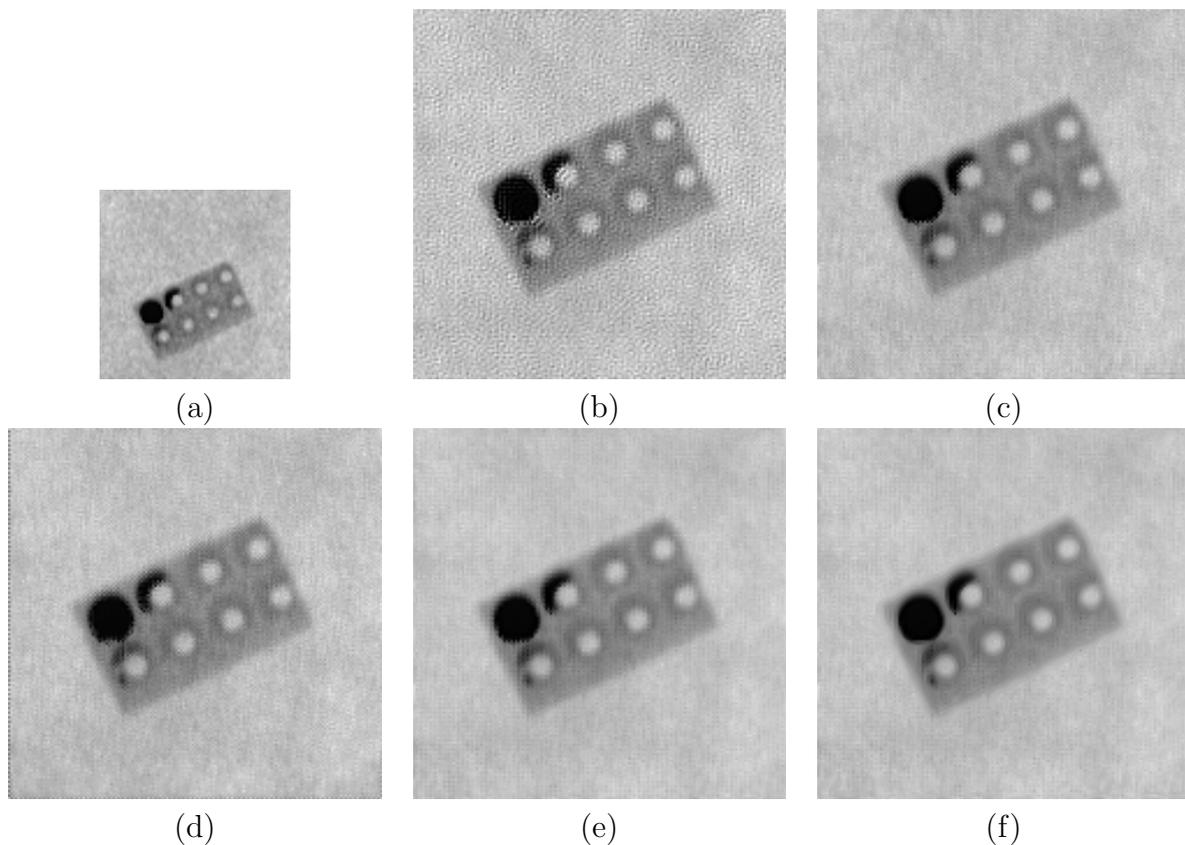


Abbildung 6.18: (a) Eingabebild der aufgenommenen Serie. Ergebnisse: (b) Iterated Backprojection-Algorithmus. (c) Bi-cubische Interpolation der Daten am HR-Gitter. (d) Projektion an Convex-Sets. (e) NCv2. (f) NCv5.

präsentiert. Hierbei konnten 3-4-fache Auflösungssteigerungen erzielt werden und in den hoch aufgelösten Projektionen Details ausgemacht werden, die in den Eingabedaten nicht erkennbar waren.

Die Zielsetzung künftiger Arbeiten sollte vor allem auf die weitere Optimierung der Rekonstruktions- und Positionskorrekturverfahren abzielen. Aufgrund der stetig steigenden Rechenkapazität dürften in Zukunft auch kombinierte SR-Verfahren [79] Anwendung finden, die eine gleichzeitige Positionskorrektur und SR-Rekonstruktion ermöglichen. Daneben sollte auch die Anwendung dieser Techniken im Hinblick auf eine hoch aufgelöste 3D-Bildgebung untersucht werden. Insbesondere der Effekt von zusätzlichen SR-Projektionen auf die Qualität von 3D-Rekonstruktionen wäre dabei von Interesse.

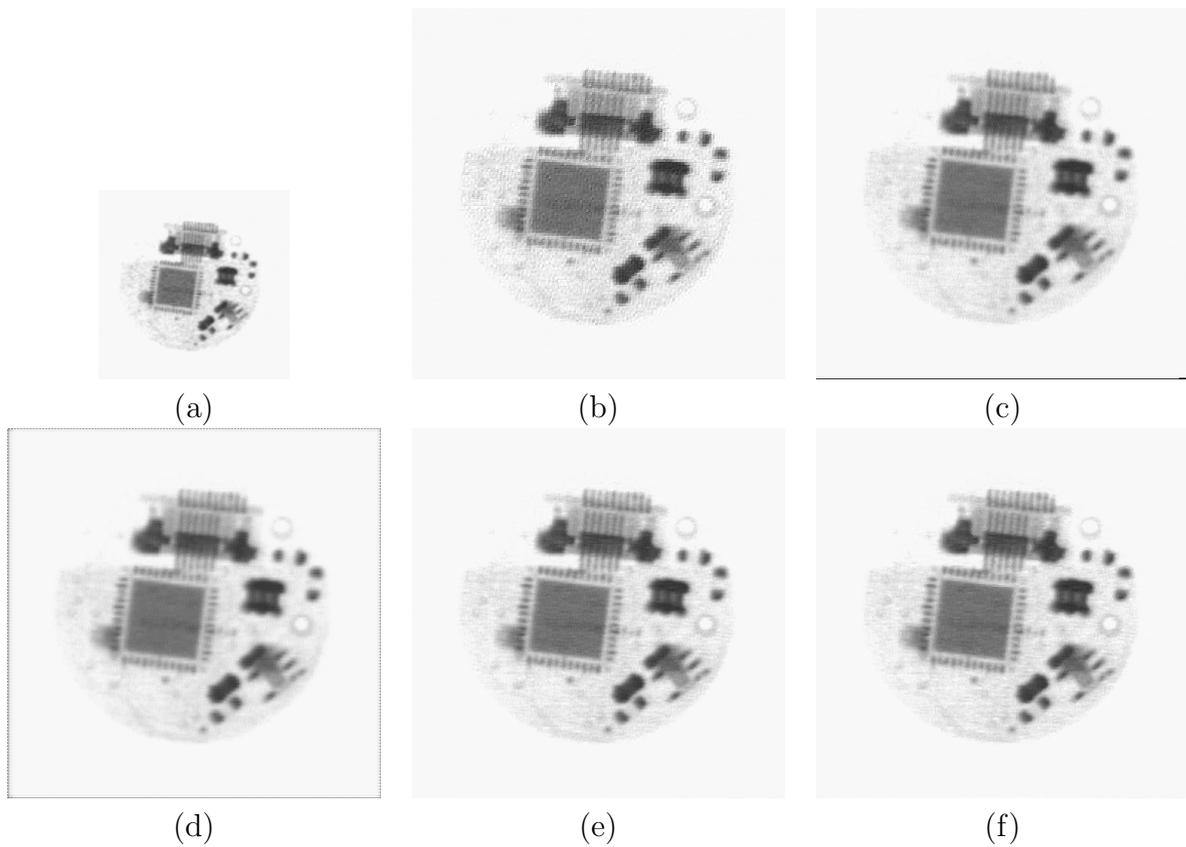
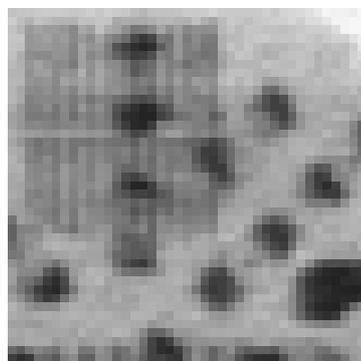
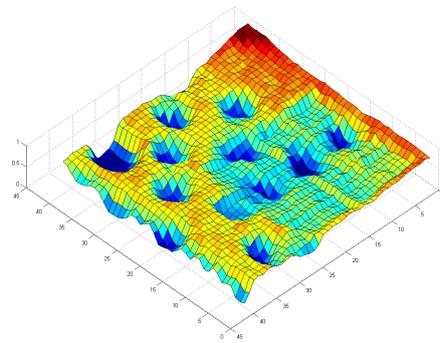


Abbildung 6.19: a) LR-Eingabebild. SR-Ergebnisse: (b) Zomet's SR-Algorithmus. (c) Bicubische Interpolation der Daten am hoch aufgelösten SR-Gitter. (d) POCS-Algorithmus. (e) NCv2. (f) NCv5.

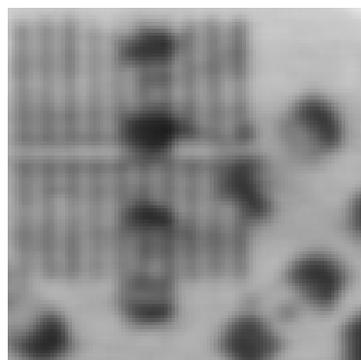
Auflösungsverbesserung mittels robotischer Bildgebung



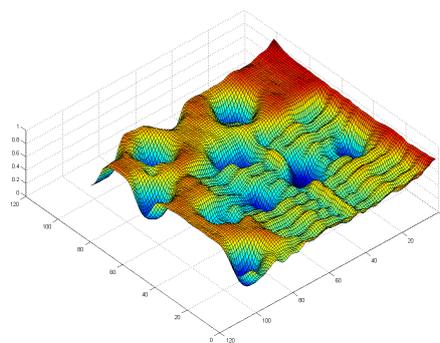
(a)



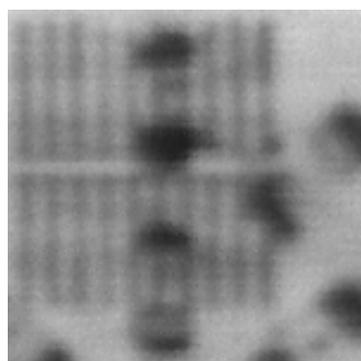
(b)



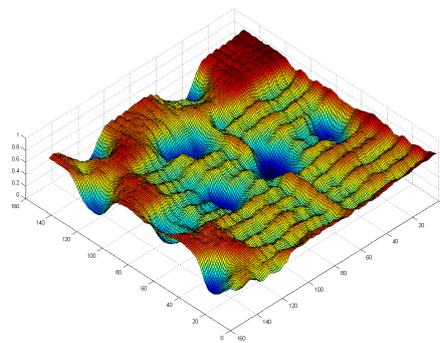
(c)



(d)



(e)



(f)

Abbildung 6.20: Bildausschnitt in verschiedenen Auflösungsstufen. Als Testobjekt diente eine 10.0mm große Sensor Platine mit SMD-Bestückung¹ (a, b) Originalauflösung. (c, d) Rekonstruktion in 3-facher Auflösung mittels NC aus 15 SR-Bildern. (e, f) Rekonstruktion in 5-facher Auflösung mittels NC aus 33 SR-Bildern (e,f).

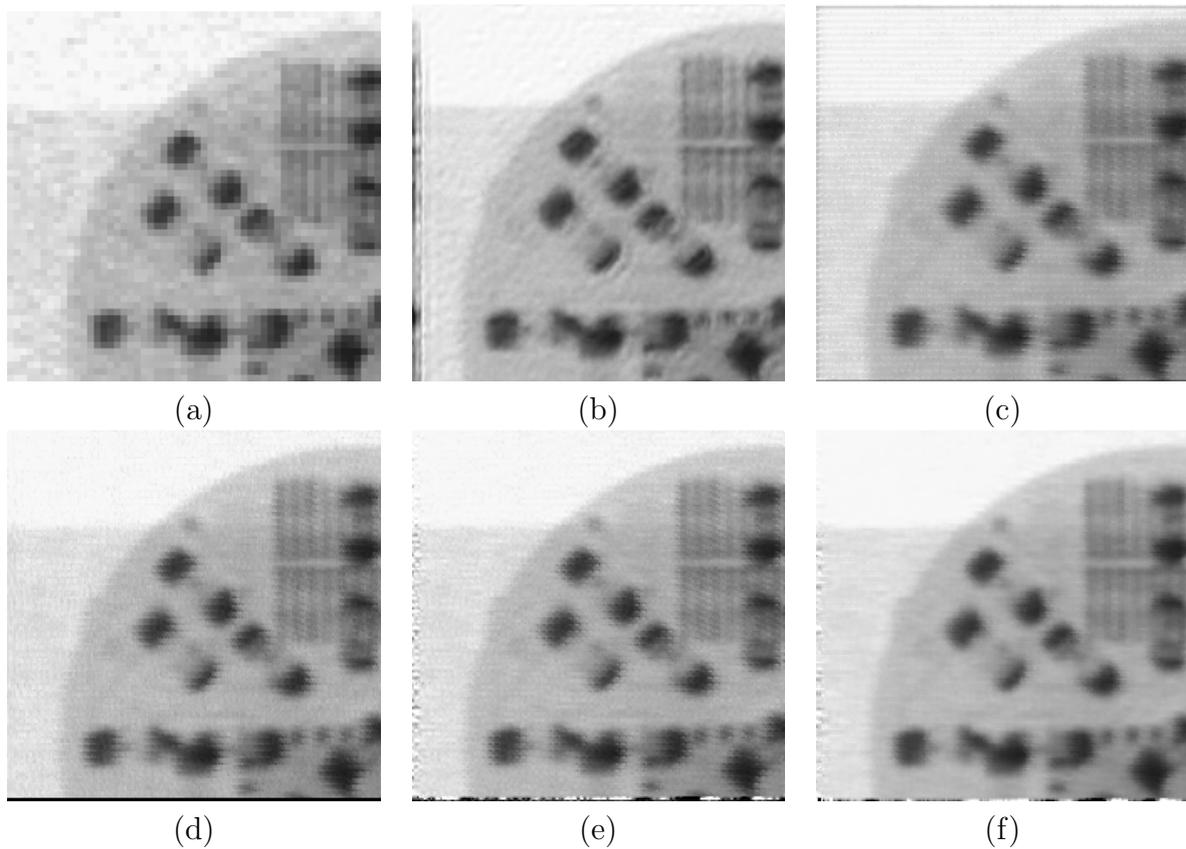


Abbildung 6.21: Rekonstruktion in 4-facher Auflösung mit realen Projektionen. (a) Eingabebild der aufgenommenen Serie. Ergebnisse: (b) Zomet's SR-Algorithmus. (c) POCS-Algorithmus. (d) Bi-cubische Interpolation der Daten am hoch aufgelösten SR-Gitter. (e) NCv2. (f) Huber-Regression.

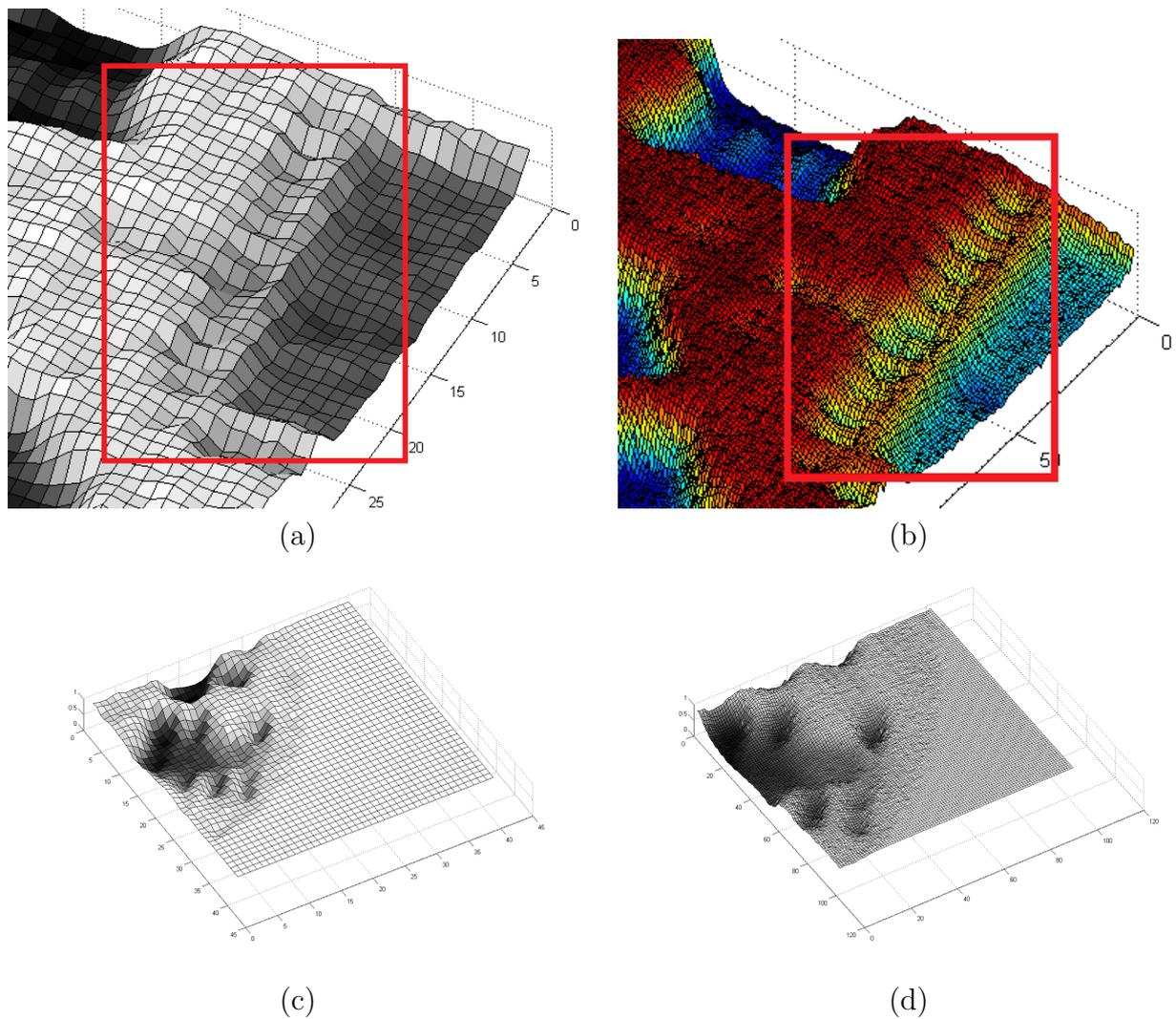


Abbildung 6.22: Visualisierung von Bildausschnitten in Originalauflösung (a,c) und in errechneter 5-facher Auflösung (b,d) nach Anwendung von Normalized Convolution mit 33 Eingabebildern. Durch die Anwendung dieser Technik werden Strukturen sichtbar (siehe rotes Rechteck), die in den einzelnen Eingabebildern nicht erkennbar sind. So können die SMD (Surface Mounted Device) Pins (0.3mm) des abgebildeten Mikroprozessors nur in der HR-Version (b) klar abgegrenzt werden.

7 Bewegungskorrektur in der Radiotherapie

Ein wichtiges Anwendungsgebiet der 2D/3D-Registrierung stellt die hochgenaue Patientenlokalisierung in der Radiotherapie bzw. Radiochirurgie dar. Klinisch erfolgreich ist beispielsweise das CyberKnife-System, bei dem stark gebündelte hochenergetische Strahlung zur Ablation von Tumorgewebe eingesetzt wird. Die Strahlenquelle ist auf einem 6-Achsen-Robotersystem montiert, welches frei¹ um den Patienten herum positioniert werden kann. Dieses System eröffnet die Möglichkeit, Atmungsbewegungen des Patienten auszugleichen und damit eine hochgenaue Bestrahlung ohne große Sicherheitsränder oder Unterbrechung der Strahlungsapplikation zu erreichen.

Zur optimalen Bestrahlung des Tumors muss jedoch dessen räumliche Position in hoher zeitlicher Auflösung bekannt sein. Diese Problemstellung wird in der entsprechenden Fachliteratur unter dem Begriff 2D/4D-Registrierung geführt [39, 105]. In diesem Kontext werden derzeit folgende Methoden eingesetzt:



Abbildung 7.1: Übersicht eines CyberKnife®-Systems (Accuray Inc., USA, California) (a). Wichtigste Hardware-Systemkomponenten: Ein an einem 6-achsigen Roboterarm befestigter 6MV-Linearbeschleuniger, eine IR-Stereokamera, eine bewegliche Patientencouch, zwei Röntgenquellen (c) mit orthogonal angeordneten Detektoren (b). Quelle: Accuray Inc.

¹Die Positionierung des Systems wird aus sicherheitstechnischen und operationellen Gründen eingeschränkt

Eine sehr robuste Methode ist die Implantierung von Goldmarkern (siehe Abb. 7.5a) in der Nähe des Tumors [39], welche mittels einer automatischen Segmentierung und Triangulierung im Raum detektiert werden können. Da die zeitliche Auflösung dieser Methoden jedoch nicht hoch genug ist, wird vor der eigentlichen Behandlung ein sogenanntes Korrelationsmodell [106, 107, 108] errechnet. Hierbei werden auf dem Patienten Infrarot (IR)-Emitter angebracht, deren Positionen mit einer zeitlichen Auflösung von 60Hz unter Benutzung einer IR-Stereokamera verfolgt werden können. Die 3D-Positionen der Goldmarker und damit auch die interne Position des Tumors ist somit an diskreten Zeitpunkten mit den gleichzeitig gemessenen 3D-IR-Emittlern korrelierbar. Während der Tumor in den Röntgenbildern meist nicht direkt sichtbar ist, können die Goldmarker mittels einfacher Bildverarbeitungsmethoden (siehe beispielsweise Kapitel 3) subpixelgenau detektiert und trianguliert werden.

Die Korrelationsmethode eröffnet somit die Option, auch nicht echtzeitfähige Algorithmen zu verwenden. Im Hinblick auf die Vermeidung einer langen Initialisierungs- bzw. Lernphase des Korrelationsverfahrens sollten die verwendeten Algorithmen eine möglichst kurze Laufzeit besitzen.

Die präoperative Implantierung von Goldmarkern stellt einen aufwendigen Eingriff dar. Zur Vereinfachung wurden Methoden vorgeschlagen, die mittels einer rigiden Registration vordefinierter Zustände mit aufgenommenen Röntgenprojektionen [39, 105, 54] die aktuelle Lage des Tumors und den Atmungszustand ohne Goldmarker feststellen können.

Die Position des Tumors definiert sich hier über den ähnlichsten Zustand der beiden Datensätze. Berlinger [105] beschreibt in diesem Kontext eine Methode, welche mittels des Vergleichs von intraoperativen Röntgenaufnahmen mit simulierten Röntgenaufnahmen aus vorberechneten Zuständen unter Benutzung des statistischen Abstandsmaßes Mutual Information [60] den vorliegenden Atmungszustand bestimmt. Khamene et al. [38] schildern einen ähnlichen Ansatz, welcher auf der automatischen Bestimmung von Landmarken in den intraoperativ aufgenommenen Fluoroskopiesequenzen und den Daten eines präoperativen 4D-CT-Datensatzes beruht.

Die vorgeschlagenen Methoden gehen meist von vorberechneten Zuständen oder Simulationen der Tumorbewegung aus, welche aus einem 4D-CT- oder mehreren 3D-CT-Datensätzen unterschiedlicher Atmungszustände generiert wurden. Diese vorberechneten Zustände können jedoch bei einer größeren Abweichung vom intraoperativen Zustand zu Problemen bei der Registrierung führen.

7.1 Nicht rigide 2D/3D-Registrierung zur Bestimmung des Atmungszustands

Der in der vorliegenden Arbeit vorgeschlagene Ansatz zielt darauf ab, die möglichen Freiheitsgrade bestehender 2D/4D-Registrierverfahren zu erhöhen. Hierbei wird der aktuelle Atmungszustand über eine nicht rigide 2D/3D-Registrierung eines statistischen Modells der Atmungsbewegung des Patienten mit intraoperativ aufgenommenen Röntgenbildern

errechnet.

Eine nicht rigide Registrierung ist immer dann erforderlich, wenn sich die Zielstrukturen und umgebendes Weichgewebe aufgrund von Patientenbewegungen verformen. Als Ursache sind beispielsweise Deformationen aufgrund von Atmungsbewegungen, Herzpulsation und Darmperistaltik zu nennen. In diesem Zusammenhang stellt die nicht rigide 2D/3D-Registrierung einen besonders schwierigen Fall dar, da aufgrund der unterschiedlichen Dimensionen der Eingabedaten eine Vorverarbeitung unumgänglich ist. Eine Hauptschwierigkeit liegt in der Definition eines geeigneten Abstandsmaßes zwischen den 3-dimensionalen Bilddaten (z.B. CT- oder MR-Datensätze) und den 2-dimensionalen Projektionsdaten. Es wurden mehrere unterschiedliche Vorgehensweisen entwickelt, die grob in featurebasierte und intensitätsbasierte Methoden unterteilt werden können (siehe auch Kapitel 4). Letztere umgehen das Problem der ungleichen Datendimensionen durch die Erzeugung von simulierten Projektionsdaten.

In der vorliegenden Arbeit wird ein neuer Ansatz nach Prümmer et al. [56, 57] zur Lösung dieses Dimensionenproblems verfolgt, der auf einer algebraischen Rekonstruktion des Fehlers zwischen den Projektionen und den aktuellen 3D-Daten basiert. Ein Vorteil dieser Methode gegenüber den in der nicht rigiden 2D/3D-Registrierung üblichen featurebasierten Verfahren ist die Einbeziehung der Intensitätsinformation und damit der gesamten verfügbaren Information der vorliegenden Projektionen. Hierbei wird das Abstandsmaß über das Residuum einer 3D-Rekonstruktion definiert. Dieses Abstandsmaß kombiniert die Ähnlichkeitsinformation aller verwendeter Projektionen in einem 3D-Datensatz und erlaubt darüber hinaus die einfache Verwendung eines schnellen, auf Variationsrechnung beruhenden elastischen 3D/3D-Bildregistrierungsalgorithmus nach Fischer & Modersitzki [109].

7.2 Integration eines präoperativen Deformationsmodells

Die nicht rigide Bildregistrierung stellt generell ein schlecht gestelltes Problem dar [89], was die Verwendung einer Regularisierungsmethode unumgänglich macht. Im Falle einer stark limitierten Anzahl von Projektionen ist die enthaltene Information jedoch meist nicht ausreichend, um ein gutes Ergebnis erhalten zu können. Aus diesem Grund muss auf entsprechendes Vorwissen zurückgegriffen werden. Hierbei kamen in der Vergangenheit meist Active Shape Models (ASM) oder auch sogenannte Active Appearance Models (AAM) zum Einsatz [110, 111, 112]. Für eine Einführung in die Funktionsweise von ASM und AAM sei an dieser Stelle auf den Anhang 9 verwiesen. Der Ansatz, ein statistisches Modell von Verformungen zu nutzen, die aus der statistischen Analyse von vorhergehenden Deformationsfeldern aus einer elastischen Registration gewonnen wurden, wurde initial von Rückert et al. [113] unter dem Namen Active Deformation Fields vorgeschlagen.

In der nicht rigiden 2D/3D-Registrierung wurden diese Modelle initial von Fleute und Lalavée [43] eingesetzt. Aufgrund des diffizilen nicht rigiden 2D/3D-Registrierungsproblems und der damit verbundenen schwierigen Evaluation finden sich in der entsprechenden Fachliteratur deutlich weniger Arbeiten als zu den klassischen 2D/2D- oder 3D/3D-Verfahren.

Ein Großteil der dabei vorgeschlagenen Algorithmen beschäftigen sich zudem meist mit der Rekonstruktion von Knochenoberflächen im Bereich der Wirbelsäule oder des Hüftgelenks [44, 114, 52].

In unserem Fall sollte der aktuelle Atmungszustand mittels einer elastischen Registrierung rekonstruiert werden.

Der vorgeschlagene Ansatz basiert auf der Annahme, dass sich der intraoperativ vorliegende Atmungszustand mittels einer linearen Kombination bereits beobachteter Atmungszustände einer 4D-CT desselben Patienten modellieren lässt. Aufgrund dieser starken Einschränkung kann eine elastische Registrierung mittels zweier Projektionen erfolgen. Dieser Ansatz ist unserer Kenntnis nach bisher noch nicht verfolgt worden. Dies dürfte einerseits an der geringen Zahl zur Verfügung stehender Daten, andererseits an den sehr schwierigen zeitlichen Beschränkungen liegen. Erst mit heute verfügbarer Rechenleistung ist die praktische Umsetzung dieses Ansatzes in angemessener Zeit möglich geworden.

7.3 Nicht rigide 2D/3D-Registrierung unter Einbeziehung eines statistisches Modells von Deformationen

Die in der vorliegenden Arbeit vorgeschlagene Methode kann in drei einzelne Phasen unterteilt werden:

- Vorverarbeitungsphase

Berechnung eines statistischen Modells der aufgetretenen Deformationen in Bezug zu einem präoperativen 4D-CT. Diese Berechnung kann offline erfolgen und unterliegt damit keinen hohen Geschwindigkeitsrestriktionen.

- Rigide 2D/3D-Vorregistrierung

Basierend auf einer rigiden Registrierung der Durchschnittsform (siehe Appendix 9) des vorher gelernten statistischen Modells wird der Startpunkt für die nicht rigide Registrierung berechnet.

- Nicht rigide 2D/3D-Registrierung

Mittels eines neuen, auf einer algebraischen Rekonstruktion (ART - siehe Kapitel 2) beruhenden 3D-Abstandsmaßes wird die elastische Registration durchgeführt. Hierzu wird das in Schritt 1 gelernte Modell benutzt, um den Raum der möglichen Transformation geeignet einzuschränken.

Im Folgenden werden nun die einzelnen Bestandteile des Verfahrens vorgestellt und näher diskutiert.

7.3.1 Statistisches Modell der Deformationen während der Atmung

Statistische Modelle von einzelnen Organen sind in der entsprechenden Literatur wohlbe-
kannt und wurden schon früh zur Modellierung von Weichteilen oder anatomischen Atlan-
ten eingesetzt [110, 115]. Volumetrische Modelle von kompletten CT-Datensätzen kamen
hingegen bis vor kurzem aufgrund der hohen Speicheranforderungen nicht zum Einsatz.
In dieser Arbeit werden diese volumetrischen Modelle in Form von beobachteten De-
formationen eines 4D-CTs (bestehend aus zehn bis zwölf CT-Aufnahmen) direkt für die
statistische Modellierung verwendet. Hierzu werden mittels eines nicht rigiden 3D/3D-
Registrierungsverfahrens [109] Verrückungsfelder (*Displacement Field*) berechnet, die zur
Korrespondenzfindung zwischen den Datensätzen herangezogen werden.

Um die jeweiligen 3D-CT Daten ohne den Einfluss von Orts- und Skalierungseffekten ana-
lysieren zu können, wird eine sogenannte iterative Prokrustes-Analyse [116] (siehe Anhang
9) durchgeführt. Aus der resultierenden Kovarianzmatrix der einzelnen 3D-CT-Daten wird
mit einer Hauptkomponentenanalyse die Eigenraumbasis der Voxelpositionen ϕ_y und der
dort beobachteten Intensitäten ϕ_z bestimmt, die die Grundlage für die Beschränkung der
möglichen Transformationen in der elastischen Registrierung darstellt. Ebenso erlaubt die
Prokrustes-Analyse die Bestimmung einer Durchschnittsform, die im Rahmen der Vorregi-
strierung zur Ausrichtung des statistischen Modells mit den aufgenommenen Projektionen
dient.

Im Detail ergibt sich folgende Vorgehensweise für die Erstellung des statistischen Mo-
dells. Jeder 3D-CT-Datensatz des 4D-CTs wird als ein Vektor von n Voxelpositionen
 $\mathbf{x}_i = [x_i, y_i, z_i]^T$ repräsentiert

$$\mathbf{v}_i = [x_1, y_1, z_1, x_2, y_2, z_2, \dots, x_n, y_n, z_n]^T. \quad (7.1)$$

Für die Berechnung der Durchschnittsform wird neben den Voxelpositionen auch die
Intensitätsinformation d_i miteinbezogen. Dies führt in diesem Fall zu folgender Repräsen-
tation eines CT-Datensatzes

$$\mathbf{w}_i = [x_1, y_1, z_1, d_1, x_2, y_2, z_2, d_2, \dots, x_n, y_n, z_n, d_n]^T. \quad (7.2)$$

Abbildung 7.2 zeigt exemplarisch die einzelnen 3D-Punktpositionen des statistischen
Modells eines 4D-CT Datensatzes.

Aus dem 4D-CT-Datensatz wird ein beliebiger initialer CT-Referenzdatensatz *ref* aus-
gewählt, um eine Prokrustes-Analyse [112, 116] durchzuführen. Bezüglich dieses Datensat-
zes werden nun Verrückungsfelder $\mathbf{u}_i^{ref} : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^3$ zwischen den k CT-Datensätzen und dem
Referenz-CT-Datensatz *ref* mittels eines elastischen Registrierverfahrens [109] berechnet.
Da die Daten bereits in einem gemeinsamen Koordinatensystem vorliegen und meist nur
kleine Deformationen zwischen den einzelnen Datensätzen auftreten, kann mit der Regi-
strierung eine Bestimmung der korrespondierenden Voxelpositionen erfolgen. Nach erfolgter
Registrierung erhält man auf diese Weise die zum Referenzdatensatz korrespondierenden

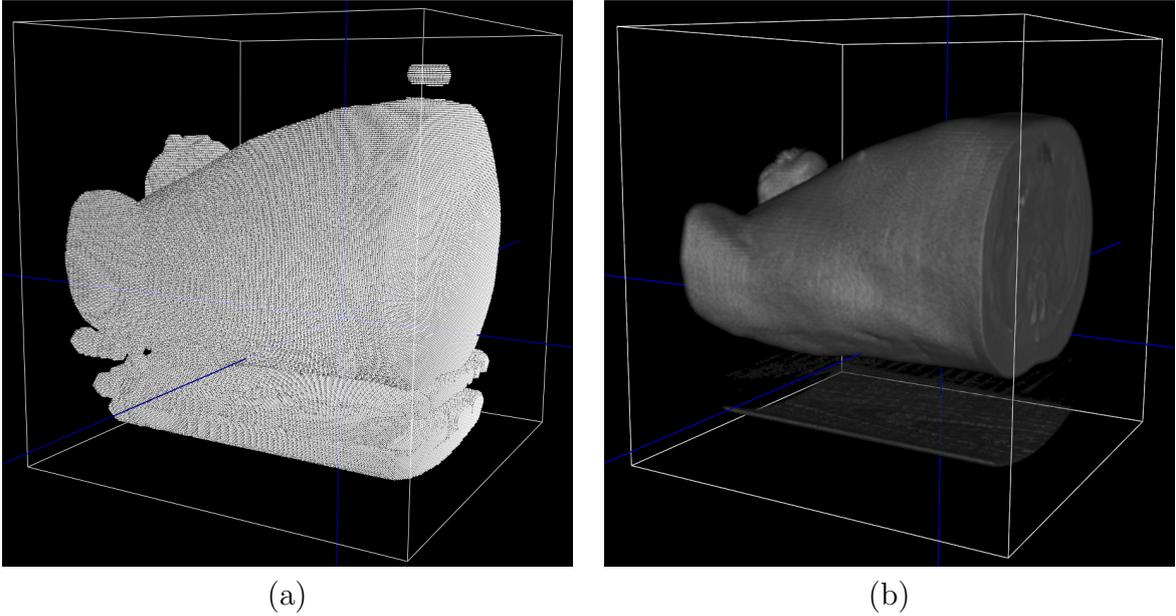


Abbildung 7.2: (a) Visualisierung der einzelnen 3D-Punktpositionen des Active Shape Models eines 4D-CTs. Jeder Punkt entspricht einer Gitterposition in dem CT mit einer höheren Dichte als Luft. (b) Volumen-Rendering einer Instantiierung des statistischen Modells mit Interpolation an regulären Gitterpositionen.

CT-Datensätze \mathbf{w}_j

$$\mathbf{w}_j = [\mathbf{x}_1 + u_j^{ref}(\mathbf{x}_1), d_1, \mathbf{x}_2 + u_j^{ref}(\mathbf{x}_2), d_2, \dots, \mathbf{x}_n + u_j^{ref}(\mathbf{x}_n), d_n]^T, \quad (7.3)$$

respektive getrennt nach Voxelpositionen

$$\mathbf{y}_j = [\mathbf{x}_1 + u_j^{ref}(\mathbf{x}_1), \mathbf{x}_2 + u_j^{ref}(\mathbf{x}_2), \dots, \mathbf{x}_n + u_j^{ref}(\mathbf{x}_n)]^T, \quad (7.4)$$

und korrespondierender Intensität

$$\mathbf{z}_j = [d_1, d_2, \dots, d_n]^T. \quad (7.5)$$

Aus dieser Repräsentation erfolgt die Berechnung einer Durchschnittsform $\bar{\mathbf{y}}$ der Voxelpositionen und des Durchschnitts der aufgetretenen Intensitäten $\bar{\mathbf{z}}$

$$\bar{\mathbf{y}} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \mathbf{y}_i, \quad \bar{\mathbf{z}} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \mathbf{z}_i. \quad (7.6)$$

Die Berechnung der Durchschnittsform wird innerhalb der Prokrustes-Analyse iterativ wiederholt (siehe Anhang 9) bis eine Konvergenz eintritt. Die Kenntnis der Durchschnitts-

form erlaubt die Durchführung einer Varianz- und Kovarianzanalyse für die einzelnen CT-Daten des 4D-CTs. Hierbei ergibt sich die Kovarianzmatrix der Voxelpositionen S_y und Intensitäten S_z wie folgt

$$S_y = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{y}})(\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{y}})^T, \quad (7.7)$$

$$S_z = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (\mathbf{z}_i - \bar{\mathbf{z}})(\mathbf{z}_i - \bar{\mathbf{z}})^T. \quad (7.8)$$

Durch eine anschließende Eigendekomposition der Kovarianzmatrizen² kann nun die Eigenraumbasis bestimmt werden. Hierbei ergeben sich die Basisvektoren als die Eigenvektoren \mathbf{t}_i und \mathbf{r}_i der Kovarianzmatrizen S_y und S_z

$$S_y \mathbf{t}_i = \lambda \mathbf{t}_i \quad , \quad S_z \mathbf{r}_i = \lambda \mathbf{r}_i. \quad (7.9)$$

Falls die Eigenvektoren gemäß der Größe der zugehörigen Eigenwerte absteigend sortiert werden, entspricht der Eigenvektor mit dem größtem Eigenwert der Richtung mit der größten Varianz in den analysierten Daten

$$\phi_y = [\mathbf{t}_1 \mathbf{t}_2 \dots \mathbf{t}_l] \quad , \quad \phi_z = [\mathbf{r}_1 \mathbf{r}_2 \dots \mathbf{r}_l]. \quad (7.10)$$

Mit den Vektoren \mathbf{s}_y und \mathbf{s}_z können nun bezüglich der Eigenraumbasis neue CT-Datensätze instantiiert werden, die einer Linearkombination der beobachteten Zustände in dem 4D-CT-Datensatz entsprechen

$$\mathbf{m} = \bar{\mathbf{y}} + \phi_y \mathbf{s}_y \quad , \quad \mathbf{n} = \bar{\mathbf{z}} + \phi_z \mathbf{s}_z. \quad (7.11)$$

Abbildung 7.3 visualisiert eine Deformation eines statistischen Modells der Atmung entlang der Richtung der größten aufgetretenen Variation.

Da die Eigenvektoren eine orthogonale Basis formen, ergibt sich der Anteil \mathbf{s}_y bzw. \mathbf{s}_z eines CT-Datensatzes mit Voxelpositionen \mathbf{g} und Intensitätsvektor \mathbf{h} im Bezug zu dieser Basis durch eine einfache Projektion auf die Basisvektoren

$$\mathbf{s} = \begin{bmatrix} \mathbf{s}_y \\ \mathbf{s}_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_y^T (\mathbf{g} - \bar{\mathbf{y}}) \\ \phi_z^T (\mathbf{h} - \bar{\mathbf{z}}) \end{bmatrix}. \quad (7.12)$$

Bei dieser Repräsentation der 4D-CT-Daten liegen die Daten nicht mehr auf einem regulären Gitter vor. Die verwendete Methode zur DRR-Generierung erfordert jedoch eine Interpolation der CT-Daten auf einem regulären Gitter, um unter Anwendung herkömmlicher Methoden eine effiziente und schnelle Berechnung der Linienintegrale für die Erzeugung von simulierten Projektionen zu erreichen. Hierzu wurde eine inverse Distanzgewichtungsmethode (*Shepard Interpolation*) verwendet [117], bei welcher sich die Intensitätswerte an den Gitterstellen als eine abstandsgewichtete Summe von umliegenden Datenpunkten ergeben.

²Die Berechnung kann mittels einer Singulärwertzerlegung erfolgen

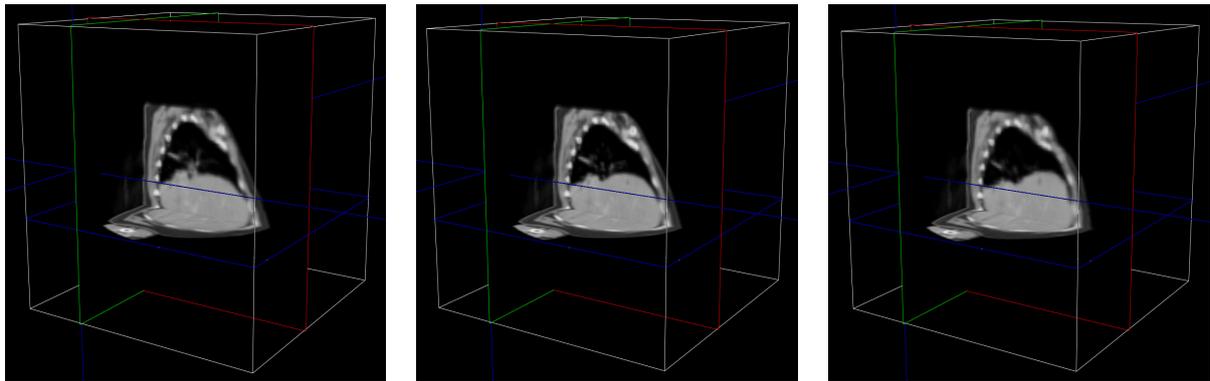


Abbildung 7.3: Visualisierung der Deformation in Richtung der größten Variation des statistischen Modells. Die Aufnahmen zeigen die Deformation des Brustkorbs während der Atmung. Hierbei zeigt sich eine gute Erfassung der Atmungsbewegung mittels des statistischen Modells.

Zur Beschleunigung der Berechnung der Abstände von den umliegenden Datenpunkten wurde eine KD-Baum-Datenstruktur benutzt. Dieser berechnungsintensive Schritt (128^3 -13s/ 256^3 -43s) muss in der derzeitigen Implementierung nur einmal bei der Instantiierung der Durchschnittsform ausgeführt werden.

7.3.2 Rigide 2D/3D-Vorregistrierung

Die rigide 2D/3D-Vorregistrierung dient zur Berechnung eines Startpunktes für die nachfolgende elastische Registrierung. Hierzu wird das statistische Modell folgendermaßen benutzt: Nach der Instantiierung der Durchschnittsform des AAM werden die aufgenommenen 2D-Röntgenbilder mit einem rigiden 2D/3D-Algorithmus registriert (siehe Kapitel 4). Dieser Schritt dient zur Ausrichtung des statistischen Modells, um die Berechnung von translatorischen und rotatorischen Transformationsanteilen in der nicht rigiden Registrationsphase zu minimieren.

Die Vorregistrierung basiert hierbei auf der Annahme, dass in den vorliegenden Daten auch statische Knochenstrukturen wie beispielsweise Teile der Wirbelsäule vorhanden sind. Diese haben in unserem Fall einen großen Einfluss auf die verwendeten Abstandsmaße und erlauben somit eine gute Registrierung der Durchschnittsform. In diesem Zusammenhang konnten vor allem mit dem *Gradient Correlation* Distanzmaß [53] gute Ergebnisse erzielt werden.

Die Vorregistrierung wurde in einem kombinierten Multi-Level- und Multi-Skalen-Verfahren implementiert, indem die vorliegenden Daten nach der jeweiligen Anwendung eines Gauss-Filters in Vielfachen von 2 abgetastet wurden. Anschließend wurde der Registrierungsalgorithmus auf dem untersten Level gestartet. Hierbei wird die Zielfunktion auf diesem Level optimiert bis keine Verbesserung mehr eintritt. Da die Evaluation des Abstandsmaßes auf den unteren Skalen viel effizienter erfolgt, kann durch diese Strategie eine sehr

effiziente Optimierung erreicht werden, welche darüber hinaus auch weniger anfällig für das Steckenbleiben in lokalen Minima ist. Für nähere Details zum verwendeten Registrierungsverfahren und den angewendeten Beschleunigungstechniken sei hier auf das Kapitel 4 verwiesen.

In mehreren Experimenten wurden die Funktionswerte des Distanzmaßes der Vorregistrierung in der Nähe des gefundenen Optimums ausgewertet (siehe Abb. 9.1). Die Graphen des Gradient Correlation Distanzmaßes zeigen jeweils eindeutige Maxima und nahezu glatte, monoton steigende Funktionen für die verwendeten Datensätze.

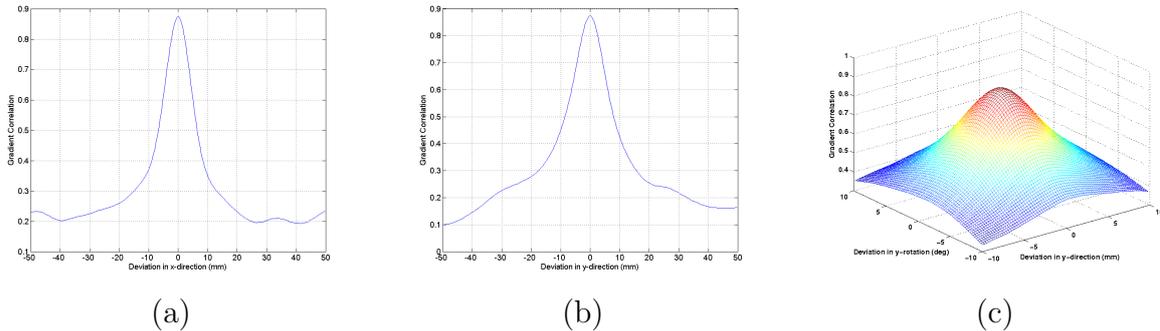


Abbildung 7.4: Graph der Ähnlichkeitsfunktion um das gefundene Optimum in Abhängigkeit von den Parametern x (a), y (b) und y - rot y (c) für das Gradient Correlation-Abstandsmaß.

7.3.3 Schnelle, nicht rigide 2D/3D-Registrierung

Die nicht rigide 2D/3D Registrierung startet mit den folgenden Datensätzen:

1. Durchschnittsform (*Mean Shape*) der statistischen Analyse, welcher in der Vorregistrierung bereits entsprechend ausgerichtet wurde und im Folgenden als 3-dimensionaler Template-Datensatz $Tm(\mathbf{x})$ bezeichnet wird.
2. Referenzdatensatz (Referenzprojektionen), welcher aus einer Menge von 2D-Projektionen $Rz(\mathbf{x})$ besteht.

Die Registrierung selbst kann als die Suche nach einem *Displacement Field* $\mathbf{u} : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^3$ bezeichnet werden, welches das Funktional aus Gleichung 7.13 minimiert. Informell ausgedrückt sucht man nach einer speziellen Deformation des 3D-Templates, die dessen analoge Projektionen ähnlich zur Referenzmenge $Rz(\mathbf{x})$ werden lässt

$$D[Rz; Tm; \mathbf{u}] + \alpha S[\mathbf{u}] \stackrel{u}{=} \min! \quad (7.13)$$

Das Funktional setzt sich in dieser Formulierung aus der Summe eines Distanzmaßes D und eines Regularisierungsterms S zusammen [109]. Der Einfluss des Regularisierungsterms

Ausblick: Bewegungskorrektur in der Radiotherapie

S wird über einen experimentell bestimmten Parameter α gesteuert. In der vorliegenden Implementierung wurden die Curvature $S_{curvature}$, Diffusions- $S_{diffusive}$ und elastische $S_{elastic}$ Regularisierung des FLIRT-Registrierungsframeworks [109] benutzt. Die ersten Resultate deuten darauf hin, dass mit Hilfe der elastischen Regularisierung die besten Ergebnisse zu erzielen sind. Eine finale Beurteilung kann jedoch erst nach weiteren Experimenten und nach der Bestimmung der optimalen Parameter α bzw. der anderen involvierten Parameter getroffen werden.

Eine notwendige Bedingung für ein optimales *Displacement Field* $u(x)$ ist nach der Theorie der Variationsrechnung durch die Euler-Gleichung (bzw. auch Euler-Lagrange-Gleichung) und geeignete Randbedingungen gegeben. Im Falle einer Curvature-Regularisierungsterms ergibt sich folgende Gleichung [118]

$$f(\mathbf{x}, \mathbf{u}(\mathbf{x})) + \alpha \Delta^2 \mathbf{u}(\mathbf{x}) = 0. \quad (7.14)$$

Hierbei bezeichnet der Term $f(\mathbf{x}, \mathbf{u}(\mathbf{x}))$ die Gateaux³-Ableitung des Abstandsmaßes D . Im Fall des einfachen Abstandsmaßes SSD (Summe der quadratischen Abstände) resultiert der folgende Term $f(x, u(x))$, welcher auch häufig als Kraft interpretiert wird

$$f(\mathbf{x}, \mathbf{u}(\mathbf{x}))_{SSD} = (Rz(\mathbf{x}) - Tm(\mathbf{x} - \mathbf{u}(\mathbf{x}))) \cdot \nabla Tm(\mathbf{x} - \mathbf{u}(\mathbf{x})). \quad (7.15)$$

Das Vektorfeld des Gradienten des transformierten Bildes $\nabla Tm(\mathbf{x} - \mathbf{u}(\mathbf{x}))$ bestimmt die Richtung und der Term $(Rz(\mathbf{x}) - Tm(\mathbf{x} - \mathbf{u}(\mathbf{x})))$ die Stärke der Kraft. Um nun eine nicht parametrische, elastische 2D/3D-Registrierung mittels dieser Methodik zu ermöglichen, wurde das Distanzmaß nach Prümmer et al. [56] verwendet, welches eine Adaption der Gleichung 7.15 für den 2D/3D-Fall darstellt.

Die dieser Methode zugrunde liegende Idee besteht in der algebraischen 3D-Rekonstruktion des Fehlers in den Projektionen, die sich als Differenz zwischen Vorwärtsprojektionen des aktuellen 3D-Templates $Tm(\mathbf{x} - \mathbf{u}(\mathbf{x}))$ und den Referenzprojektionen $Rz(\mathbf{x})$ ergibt. Die Gateaux-Ableitung dieses Distanzmaßes $D[Rz; Tm; u]$ lautet analog zur Gateaux-Ableitung des SSD-Maßes im 3D/3D-Fall [56]

$$f(\mathbf{x}, u(\mathbf{x}))_{2d3d} = D_{2D3D}(\mathbf{x}) \cdot \nabla Tm(\mathbf{x} - u(\mathbf{x})). \quad (7.16)$$

Der Term $D_{2D3D}(x)$ bezeichnet das rekonstruierte Residuum an der Voxelposition \mathbf{x} . Für eine Herleitung sei auf [56, 57] verwiesen.

Im Fall sehr weniger Projektionen konnte mit dem obigen Ansatz kein zufriedenstellendes Ergebnis erzielt werden. Aus diesem Grund wurden a-priori Informationen mit Hilfe des statistischen Modells in den Registrierungsprozess miteinbezogen. Der Zweck des statistischen Modells besteht hierbei in der Beschränkung der möglichen Deformationen des elastischen Registrierungsergebnisses.

Konkret wird das im Vorfeld erzeugte statistische Modell zur Regularisierung der Deformationsfelder, die mittels des obigen Verfahrens errechnet wurden, genutzt.

³Benannt nach dem französischen Mathematiker René Gateaux (1889 - 1914)

Hierzu werden die mittels des oben genannten, nicht rigiden 2D/3D-Registrierungsalgorithmus berechneten Deformationsfelder auf die Eigenraumbasis des im Vorfeld errechneten statistischen Modells projiziert. Dies entspricht der Bestimmung des Anteils der berechneten Deformation bezüglich einer linearen Kombination der im Vorfeld beobachteten Deformationsfelder des 4D-CTs. Im Anschluss wird dann das berechnete Deformationsfeld auf diese Linearkombination zurückgesetzt und darauf basierend ein neues Update \mathbf{u}_{new} mit dem auf Variationsrechnung basierenden Framework berechnet. Dieser Prozess wird iterativ bis zur Konvergenz fortgesetzt

$$\mathbf{u}_{\text{new}} = \bar{\mathbf{y}} + \mathbf{u}\phi_y. \quad (7.17)$$

Um auch kleine Deformationen zu erlauben, die sich nicht innerhalb des ASM-Unterraums befinden, kann am Ende der Iterationen auf diesen Projektionsschritt verzichtet werden. Der Vorteil dieser Methodik liegt in der effizienten Elimination von nicht sinnvollen Deformationen. Aufgrund der alleinigen Verwendung des nicht rigiden Frameworks können durchaus elastische Verformungen von statischen Knochenstrukturen (z.B. im Bereich der Wirbelsäule) erfolgen, welche sich mittels dieses Schrittes zurücksetzen lassen.

Dies ist schnell und einfach möglich, falls durch die Vorregistrierung eine genaue Ausrichtung der Referenzprojektionen $Rz(x)$ mit der Durchschnittsform erreicht wurde.

Obwohl durch die iterative Projektion eine langsamere Konvergenz eintritt, zeigte sich diese Methodik performanter als eine direkte Optimierung des statistischen Modells mit den vorliegenden Projektionen. Eine direkte Optimierung benötigt in diesem Fall eine häufige Interpolation des auf nicht regulären Gittern definierten statistischen Modells, um die implementierten Methoden zur schnellen Berechnung von simulierten Projektionsdaten nutzen zu können. Im Unterschied zum obigen Fall können Anwendungen zur 2D/2D- oder 3D/3D-Registrierung die Interpolationskoeffizienten der verwendeten Interpolationsbasis im Voraus berechnen, was eine effiziente Auswertung an Zwischenstellen ermöglicht, da die Daten der beteiligten Datensätze in einem regulären Gitter vorliegen.

7.3.4 Implementierung

Der Registrierungsalgorithmus wurde komplett in C/C++ entwickelt und teilweise mittels OpenMP [73] parallelisiert. Hierbei konnte eine nahezu lineare Skalierung beobachtet werden, da die verwendeten Algorithmen ein hohes Maß an Parallelität aufweisen. Alle Softwarebibliotheken wurden in 64 Bit-Technologie entwickelt bzw. bereits bestehende wurden dahingehend portiert, um die Verwendung von mehr als 4 GB Speicher zu ermöglichen. Die rigide Vorregistrierung basiert auf einer Shear-Warp-Faktorisierung [64] (siehe Kapitel 4) für die schnelle Erzeugung von simulierten Projektionsdaten. Daneben wurden auch speicheroptimierte Volumendatenstrukturen eingesetzt, bei denen im Hinblick auf eine bessere Ausnutzung interner Speicher Caches eine Aufteilung in kleine Blockstrukturen erfolgte [16]. Dies beruht auf der Tatsache, dass bei einem Speicherzugriff auf den linear angeordneten Speicher benachbarte Adressen automatisch mit in den internen Cache geladen werden. Durch die Einteilung des Volumens in kleine Blöcke erfolgt somit eine Abbildung

der räumlichen Nähe im Volumen auf benachbarte Adressen des linearen Speichers, was zu einer enormen Beschleunigung des Speicherzugriffs bezüglich räumlich benachbarter Voxel führt.

7.4 Experimente und Ergebnisse

In den Experimenten wurden neben einem synthetischen Phantom auch vier klinische 4D-CTs verwendet. Bei letzteren handelte es sich um zwei jeweils atmungsgetriggerte und herzphasengetriggerte 4D-CT-Datensätze. Für die Evaluation wurde eine Leave-One-Out-Kreuzvalidierung verwendet. Hierbei wurde ein CT aus dem 4D-CT entnommen und ein Satz an simulierten Röntgenbildern mit vorgegebenen extrinsischen und intrinsischen Parametern generiert. Diese DRRs übernahmen im Registrierungsprozess die Rolle der aufgenommenen Projektionen, während der Rest des 4D-CTs wie oben beschrieben verwendet wurde. Da in diesem Fall durch das CT eine Grundwahrheit vorhanden war, konnte der Fehler mittels eines Vergleichs des registrierten Volumens und des entnommenen CT-Datensatzes durchgeführt werden. Zu diesem Zweck wurde eine Auswertungssoftware (Abb. 7.5) implementiert, mit der unter Zuhilfenahme einer tri/bilinearen Interpolation Schichten mit beliebiger Orientierung aus dem Volumen visualisiert und vergrößert werden konnten. Hiermit war es möglich, Landmarken subpixelgenau zu annotieren (siehe Abb. 7.6) und mit einem zweiten Volumen zu vergleichen.

7.4.1 Ergebnisse der rigiden 2D/3D-Vorregistrierung

Zur Evaluation der Genauigkeit der rigiden Vorregistrierungsphase wurden die Datensätze auf einem isotropen Gitter der Größe $256^3/128^3$ neu abgetastet. Der ausgelassene CT-Datensatz wurde als Grundwahrheit angenommen und jeweils 100 Projektionen generiert ($568^2 px$). Aus dieser Menge wurden zufällig jeweils zwei approximativ orthogonale Projektionen entnommen und bezüglich ihrer extrinsischen Parameter von T_{World}^{Cam} nach $T_{World}^{pertCam}$ zufällig perturbiert. Die maximale Störung der Position betrug $\pm 50mm$ und die maximale Störung der Orientierung $\pm 7deg$.

Nach Durchführung einer rigiden Vorregistrierung wurde im Rahmen der vorliegenden Arbeit die Euler-Winkel-Repräsentation der Abweichungsmatrix $Tm = T_{regCam}^{World} T_{World}^{Cam}$ bestimmt. Hierbei zeigten sich jeweils 0.249, 0.0494 und 0.054 Grad (x,y,z) als die durchschnittliche rotationelle sowie 0.62mm, 0.28mm und 0.24mm als die translatorische Abweichung. In 368 Versuchen ergab sich ein Prozentsatz von 91.45% an erfolgreichen Registrierungen. Der Rest konvergierte nicht zur richtigen Lösung und zeigte rotationelle Abweichungen von mehr als 5 Grad und/oder translatorische Abweichungen über 5mm. Die sehr guten Registrierungsergebnisse, wie sie beispielsweise in Abb. 7.7 zu sehen sind, beruhen auch auf der Tatsache, dass DRRs konsistent sind und keinerlei Fehlern unterliegen. Um eine realistischere Registrierung zu erhalten, wurden zwei unterschiedliche Verfahren zur Generierung von simulierten Projektionsdaten verwendet (Shear-Warp-Faktorisierung vs. Trilineare Interpolation), was in den divergierenden Grauwerten gleicher Strukturen deut-

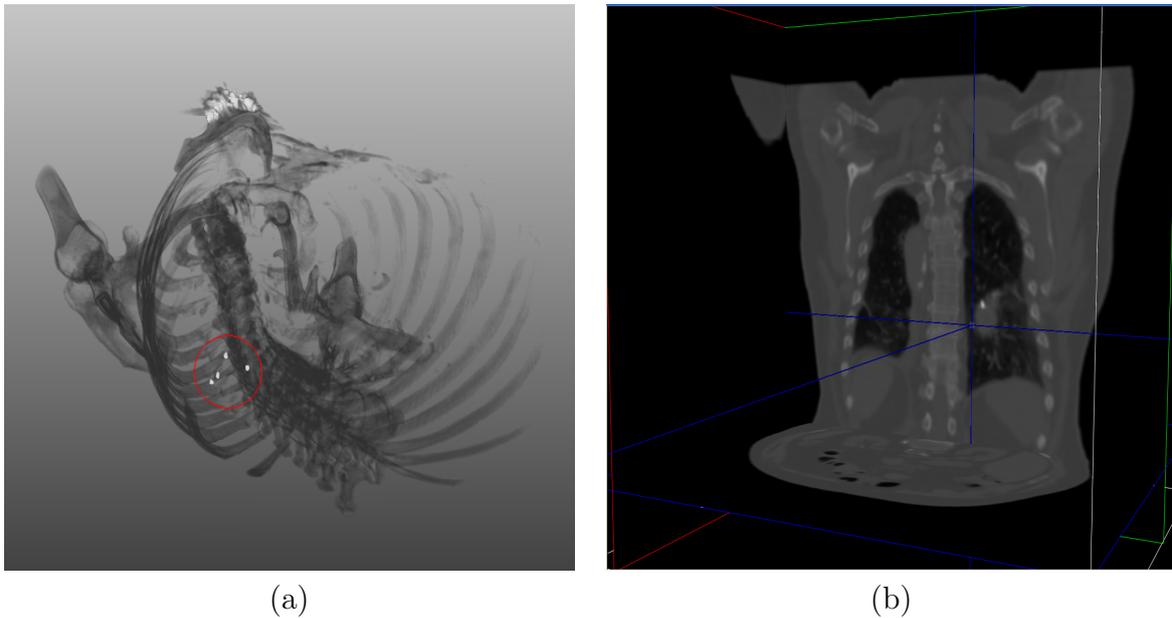


Abbildung 7.5: (a) Volumen-Rendering eines CT-Datensatzes aus einem atmungsgetriggerten 4D-CT mit implantierten Goldmarkern. (b) Multiplanare Visualisierung des 4D-CTs mit Möglichkeit zur Vermessung von Landmarkenpositionen.

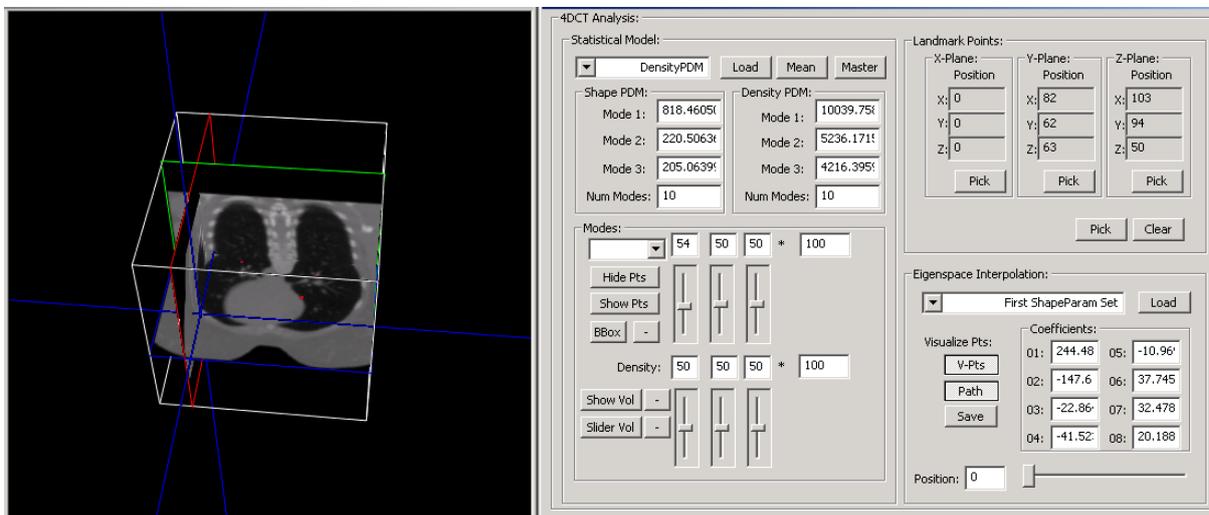


Abbildung 7.6: Exzerpt eines Dialogs zur Visualisierung eines statistischen Form- und Intensitätsmodells. Die entwickelte Software erlaubt die Vermessung von Landmarken zur Evaluation der Registrierungsergebnisse.

Ausblick: Bewegungskorrektur in der Radiotherapie

lich wird. So ist zwar eine Abnahme der Genauigkeit bei der Verwendung realer Projektionsdaten zu erwarten, die sich aber in einem ähnlichen Rahmen wie die bereits erhaltenen Ergebnisse aus [119] bewegen sollte.

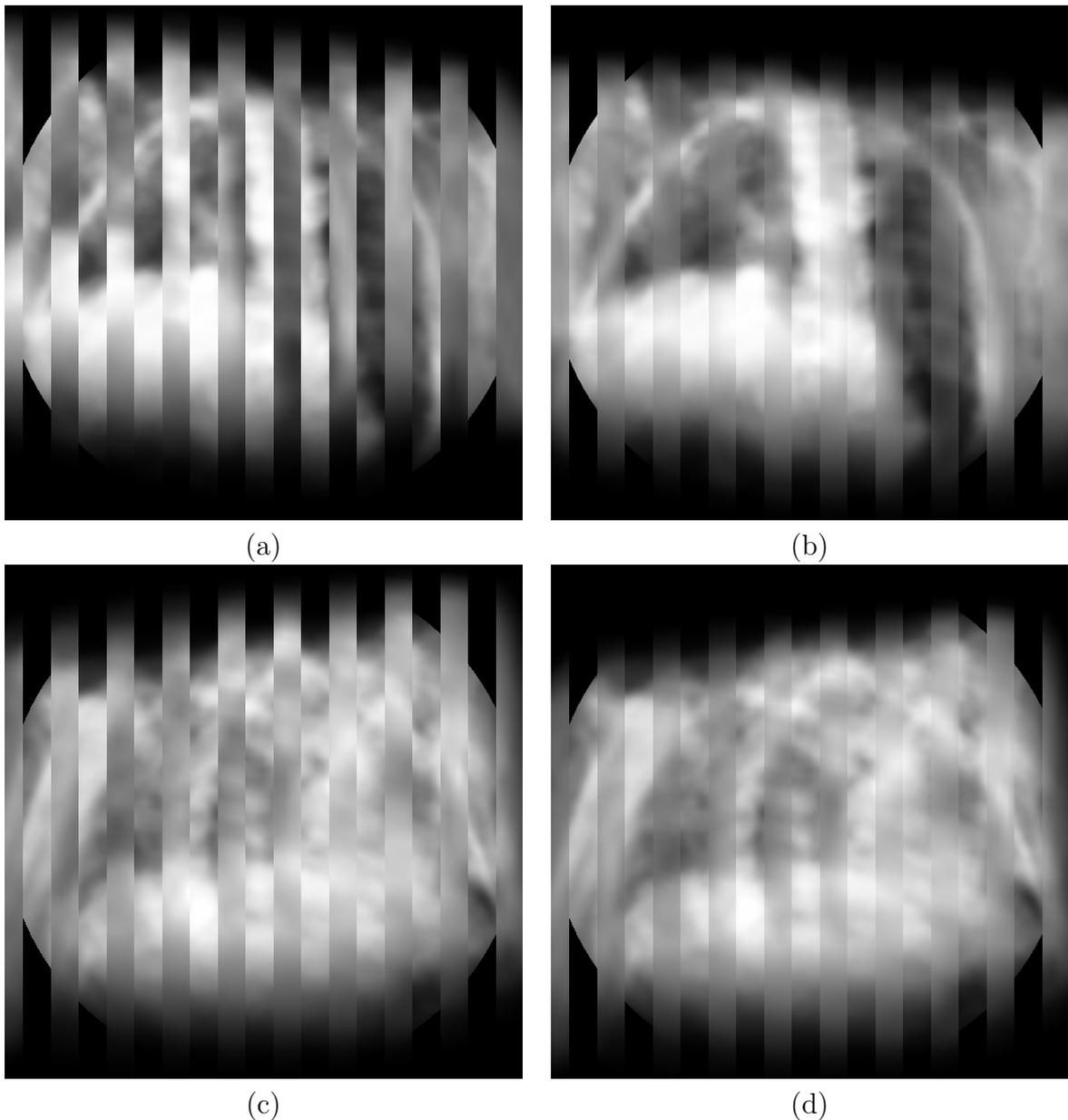


Abbildung 7.7: Ergebnisse der 2D/3D-Vorregistrierung. Zwei nahezu orthogonale DRRs am Anfang (a, c) und am Ende (b, d) der Registration. Jedes Bild zeigt die Überlagerung von Projektionen der Durchschnittsform (Mean Shape) mit Projektionen des ausgelassenen CTs.

7.4.2 Ergebnisse der nicht rigiden 2D/3D-Registrierung

Die Ergebnisse der nicht rigiden Registrierung wurden mittels eines Vergleiches zwischen dem registrierten Volumen und dem dem ausgelassenen CT evaluiert. Da die Projektionen aus diesem CT generiert wurden, sollten im Fall einer guten Registrierung keine großen Unterschiede erkennbar sein. Es ergaben sich in der Tat nur kleinere Abweichungen zwischen den beiden 3D-Datensätzen, was Abb. 7.8(b) veranschaulicht. Da das Registrierungstemplate aber eine gemittelte Form aus der statistischen Analyse darstellt und darüber hinaus an regulären Gitterstellen interpoliert wurde, ist es generell unschärfer als ein einzelnes CT, was auch deutlich in der Überlagerung beider CTs zu erkennen ist.

Für die quantitative Evaluation wurden der RMS (*Root-Mean-Squared*) Fehler zwischen gemeinsamen und leicht zu identifizierenden Landmarken durchgeführt.

Es ergab sich ein durchschnittlicher RMS-Fehler mittels natürlicher Landmarken von 0.95mm. Die Datenbasis bestand aus drei 4D-CT-Datensätzen mit jeweils zehn CTs. Der durchschnittliche RMS-Fehler mittels künstlicher Landmarken, welche durch die implantierten Goldmarker gegeben waren, betrug 0.82mm. Hier stand jedoch nur ein 4D-CT-Datensatz bestehend aus zehn einzelnen CTs zur Verfügung.

Die guten Ergebnisse der nicht rigiden Registrierung wurden mit simulierten Projektionsdaten erreicht. Bei der Verwendung echter Projektionsdaten, die ein deutlich geringeres Signal/Rausch Verhältnis aufweisen, ist ein Rückgang der Genauigkeit zu erwarten. In diesem Fall müssen auch statistische Abstandsmaße in der nicht rigiden Phase des Algorithmus eingesetzt werden, wie bereits in der Literatur vorgeschlagen [57] wurde.

7.5 Diskussion

In diesem Kapitel wurde ein neuer Ansatz für eine schnelle, intensitätsbasierte nicht rigide 2D/3D Registrierung vorgeschlagen. Aufgrund der Nutzung eines statistischen Modells von vorher aufgetretenen Verformungen ist es damit möglich, mittels weniger Projektionen gute Registrationsergebnisse zu erhalten.

Die Methode besteht aus drei Phasen: 1. Präoperative Lernphase, die zur Konstruktion eines statistischen Deformationsmodell dient. 2. Rigide Vorregistrierung, in welcher das statistische Modell ausgerichtet wird. 3. Finale nicht rigide Phase, welche durch ein statistisches Deformationsmodell sicherstellt, dass das Registrationsergebnis ähnlich zu bereits aufgetretenen Deformationen desselben Patienten ist.

Die vorgeschlagene Methode geht von der Grundannahme aus, dass sich die intraoperative Deformation durch eine Linearkombination von Deformationen, welche aus einem 4D-CT gewonnen wurden, modellieren lässt. Diese Annahme stellt zwar eine bedeutende Einschränkung dar, bietet aber verglichen mit bereits existierenden Ansätzen [105] deutlich mehr Freiheitsgrade.

Hierbei ergaben sich bei einer Leave-One-Out-Kreuzvalidierung gute Ergebnisse sowohl für die Vorregistrierungsphase als auch für die nicht rigide Registrierung. Das finale Ziel für die Zukunft besteht in einer sehr schnellen und robusten Registrierung des 4D-CTs unter

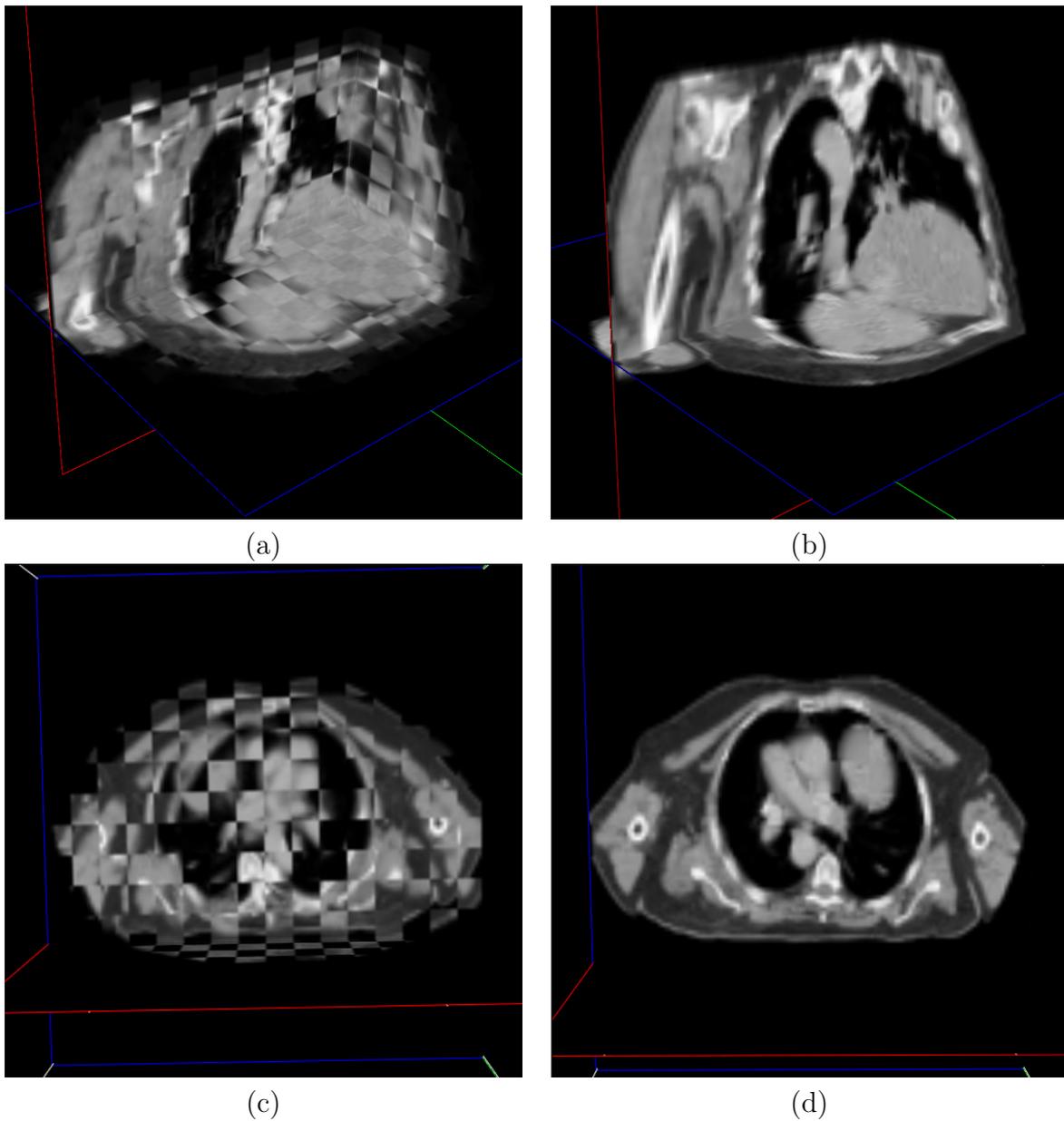


Abbildung 7.8: Ergebnisse der nicht-rigiden Registrierung. Visualisierung eines überlagerten Ursprungs-CTs mit dem elastisch registrierten Durchschnitte-CT des statistischen Modells vor der rigiden Registrierung (a,c) und nach der finalen elastischen Registrierung (b,d).

Verwendung zweier orthogonal aufgenommener Röntgenbilder.

Die Autoren der vorliegenden Arbeit sind sich der Tatsache bewusst, dass Deformationsfelder keinen Vektorraum bilden [120] und aus diesem Grund die Anwendung einer Hauptkomponentenanalyse (PCA) problematisch ist. Auch wird der durch die Eigenraumbasis

aufgespannte Raum sowohl nicht plausible Deformationen enthalten als auch in Wirklichkeit auftretende Deformationen nicht enthalten. Mittels dieses Ansatzes lässt sich allerdings eine starke Einschränkung des Suchraums erreichen, die die elastische Registrierung mittels weniger Projektionen erst möglich macht.

Zukünftige Arbeiten sollten vorerst auf die Integration eines statistischen Abstandsmasses [57] in der nicht rigiden Phase des Algorithmus abzielen. Daneben sollte das statistische Modell direkt in das variationelle Framework integriert werden, um eine schnelle und effiziente Optimierung zu erreichen. Eine starke Reduktion der Laufzeit wäre auch mit einer GPU-basierten Berechnung des Rekonstruktionsresiduums zu erzielen. In diesem Zusammenhang kommen neuerdings immer häufiger Grafikkarten mit entsprechenden hochparallelen Prozessoren zur Beschleunigung von 2D/3D-Registrierverfahren [121] zum Einsatz. Die hardwarebeschleunigte Rekonstruktion von CT-Daten ist ebenfalls ein sehr intensiv erforschtes Gebiet, das zu äußerst schnellen Methoden und Implementierungen [16, 122] geführt hat, die zur weiteren Beschleunigung des Verfahrens integriert werden sollten.

Ausblick: Bewegungskorrektur in der Radiotherapie

8 Zusammenfassung

Die Grundlage dieser Arbeit stellt ein neues roboterisiertes C-Bogen System dar, das am Institut für Robotik und kognitive Systeme entwickelt wurde, um neue Ansätze in der intraoperativen Röntgenbildgebung zu untersuchen. In der vorliegenden Arbeit wurden softwarebasierte Methoden zur verbesserten Röntgen- und CT-Bildgebung mittels eines neuen roboterisierten Systems untersucht. Besonderes Augenmerk wurde hierbei auf Techniken aus dem Bereich der 3D-Rekonstruktion und Bildregistrierung gelegt. In diesem Kontext wurden sowohl bildbasierte Korrekturverfahren als auch Methoden zur Steigerung der Auflösung untersucht und auf das vorliegende robotische C-Bogen-System angewandt. Hierbei konnten zusammenfassend folgende Ergebnisse erzielt werden:

- Entwurf und Implementierung einer Software-Umgebung zur intelligenten Steuerung [5, 4] des robotischen C-Bogen-Systems

Im Rahmen des Projektes 'Interactive C-Arm' wurde eine Software-Umgebung zur Entwicklung von Anwendungen für das robotische C-Bogen-System entwickelt. Hierbei wurden insbesondere neue Software Anwendungen implementiert, die in besonderer Weise von einer Roboterisierung eines C-Bogen-Systems profitieren. Neben einer Möglichkeit zur 3D-Rekonstruktion wurden in diesem Zusammenhang neue Applikationen zur bildbasierten Positionierung und Erstellung von Bildpanoramen umgesetzt.

- Beschreibung und Implementierung einer geometrischen Verzeichnungskorrektur

Da das vorliegende experimentelle C-Bogen-System einen herkömmlichen Bildverstärker benutzt, mussten die stellungsabhängigen nichtlinearen Verzeichnungen des Gerätes korrigiert werden. Dazu wurde im Rahmen der Arbeit ein Kalibrierphantom entwickelt und zur Bestimmung der Deformationsparameter benutzt. Da das System eine exakte Repositionierung unterstützt, können somit korrigierte Röntgenaufnahmen ohne störende Überlagerung durch einen Kalibrierkörper erstellt werden.

- Entwurf und Implementierung eines neuen Ansatzes [123, 124] zur datenbasierten Bestimmung von extrinsischen Parametern des Aufnahmesystems

Mittels der Integration eines 2D/3D-Registrierungsalgorithmus in ein algebraisches Rekonstruktionsframework konnten die positionellen Inkonsistenzen zwischen aufgenommenen Projektionen vermindert werden, was in der Folge zu einer qualitativ hochwertigeren 3D-Bildgebung führte. Das Verfahren arbeitet dabei völlig automatisch und bietet eine flexible Korrekturmöglichkeit. Darüber hinaus erlaubt dieser

neue Ansatz auch die Korrektur von Bewegungen, die sich mittels rigider Transformationen modellieren lassen.

- Beschreibung theoretischer und technischer Details zur Super-Resolution Bildgebung mittels eines roboterisierten C-Bogen Systems [125, 126]

Insbesondere wurden die Aspekte der Bildakquisition, Transformation der akquirierten Daten in ein gemeinsames Referenz-Koordinatensystem und die Positionskorrektur im Hinblick auf roboterisierte C-Bögen behandelt. Neben einer Evaluation gängiger SR-Rekonstruktions Verfahren wurde eine prototypische Implementierung realisiert. Hierbei konnten je nach Datenakquisition 3-4 fache Auflösungssteigerungen erzielt werden und Details ausgemacht werden, die in den Eingabedaten nicht erkennbar waren.

- Beschreibung einer intensitätsbasierten nicht-rigiden 2D-3D Registrierungsmethode [127] unter Einbeziehung eines präoperativen Deformationsmodells

Abschließend wurde eine spezielle Anwendung zur Bewegungskompensation in der Strahlentherapie aus wenigen Projektionen behandelt, welche auf der nicht rigiden 2D/3D-Registrierung eines patientenspezifischen Deformationsmodells beruht, das aus einem präoperativen 4D-CT des Patienten gewonnen wird. Hierbei wurde ein neuer Ansatz zur Integration eines volumetrischen statistischen Modells in ein 'State of the Art' 2D/3D Registrierungsverfahren entwickelt und prototypisch umgesetzt.

Grundlegendes Element der entwickelten Methoden ist ein kombinierter Rekonstruktions- und Registrierungsansatz. Hierbei werden aus der Kombination multipler Daten neue Informationen abgeleitet, die zu einer Verbesserung der Bildgebung führen. So konnte mittels Super-Resolutions Techniken die physikalische Auflösung des Systems erhöht und Artefakte in der 3D-Rekonstruktion, die durch inkonsistente Kameraparameter verursacht wurden, mittels einer datenbasierten Korrektur reduziert werden. Diese Methodik erlaubt auch die Einbeziehung von Vorwissen in einen registrationsbasierten Rekonstruktionsprozess, der in der Folge eine 3D-Rekonstruktion aus wenigen Projektionen ermöglicht.

8.1 Abschließende Bewertung und Ausblick

Durch die Roboterisierung eines C-Bogen Systems eröffnen sich zweifellos neue Möglichkeiten in der einfachen Gewinnung räumlicher Information und der intelligenten Positionierung. Durch die erhöhten Freiheitsgrade ergeben sich jedoch auch neue Herausforderungen hinsichtlich der genauen Positionierbarkeit und der sicheren Handhabung im klinischen Einsatz. Im Falle einer mobilen und handlichen Lösung unterliegt das System starken baulichen Einschränkungen, die einer sorgfältigen Abwägung der gewünschten Systemparameter bedürfen. Datenbasierte Methoden können hierbei einen signifikanten Beitrag leisten, um die Grenzen dieser Beschränkungen zu verschieben.

Ohne einen Anspruch auf Vollständigkeit ergeben sich in folgenden Bereichen wichtige zukünftige Forschungsgebiete: Eine wichtige Voraussetzung für die klinische Einsetzbarkeit

solcher Systeme besteht in der Bereitstellung einer intelligenten Bahnplanung und Kollisionsvermeidung. Hierbei muss sichergestellt werden, dass keinerlei Kollisionen mit der OP-Umgebung oder dem Patienten auftreten können. Da der Arbeitsraum dieser Geräte meist sehr beschränkt ist, müssen bereits im Vorfeld nicht erreichbare Positionen erkannt und eingeplant werden, um die unnötige Akquisition von Projektionen zu vermeiden. Dies gilt besonders im Hinblick auf eine 3D-Bildgebung, die auf bestimmte Aufnahmepositionen angewiesen ist.

Eine nahe liegende Erweiterung von roboterisierten C-Bogen-Systemen stellt die nahtlose Integration von Navigationssystemen (CAS) dar, da durch die Kenntnis der vorwärtskinematischen Lösung eine permanente Lagebestimmung des C-Bogens entfallen würde. Jedoch müssten hierbei auch die Verwindungen und Ungenauigkeiten des Systems mit berücksichtigt werden, um die geforderten hohen Genauigkeiten zu erreichen. Interessante Fragestellungen ergeben sich auch im Bereich der Benutzer-Interaktion und der intelligenten Steuerung des Systems. So wären im klinischen Umfeld aus Gründen der Sterilität, berührungslose Steuerungsmechanismen wünschenswert, welche beispielsweise auf einer Gestensteuerung beruhen könnten.

Zusammenfassend ergeben sich durch die Roboterisierung eines C-Bogen-Systems neue Möglichkeiten, die zweifellos eine Verbesserung der intraoperativen Bildgebung zur Folge haben werden.

Zusammenfassung

9 Appendix I

9.1 Grundlagen der statistischen Formanalyse

Dieser Abschnitt bietet eine kurze Übersicht über Techniken zur statistischen Formmodellierung mittels Active Shape Models (ASM) und Active Appearance Models (AAM). Er basiert sowohl auf den Arbeiten von Cootes [110, 111, 128] als auch auf der sehr guten Beschreibung bei Stegmann [112].

Insbesondere werden Begriffe und grundlegende Techniken statistischer Formmodelle beschrieben, welche in der vorliegenden Arbeit zur Modellierung von anatomischen Atlanten und eines statistischen Bewegungsmodells der Atmung aus einem 4D-CT-Datensatz angewendet wurden.

Grundlegend für diese statistischen Modellierung ist der abstrakte Begriff der 'Form eines Objektes', der nach Kendall [129] folgendermaßen definiert werden kann:

Definition 1 (1) *Form ist die verbleibende geometrische Information eines Objektes, wenn Translations-, Skalierungs- und Rotationseffekte aus der Repräsentation des Objekts entfernt worden sind.*

Einen wichtigen Begriff stellt in diesem Zusammenhang der sogenannte Shape-Space dar:

Definition 1 (2) *Der Raum der Formvariationen (Shape-Space) ist die Menge aller möglichen Formen des zu untersuchenden Objektes.*

Zur geeigneten Erfassung der Formvariationen einer Objektklasse werden hierzu k Beispielformen ausgewählt, die eine gute Analyse erlauben. Bei der Zusammenstellung der Formbeispielmenge sollte hierbei auf eine repräsentative Auswahl an häufig auftretenden Forminstanzen geachtet werden.

Jedes Formbeispiel wird anschließend in einen Vektor von n Landmarken-Positionen $\mathbf{x}_i = [x_i, y_i, z_i]^T$ serialisiert, was im Falle 3-dimensionaler Landmarken einen Vektor der Länge $3n$ ergibt

$$\mathbf{v}_i = [x_1, y_1, z_1, x_2, y_2, z_2, \dots, x_n, y_n, z_n]^T. \quad (9.1)$$

Falls neben den Positionen auch die Intensitätsinformation d_i modelliert wird, spricht man von einem Active Appearance Model (AAM). Dies führt analog zu folgender Repräsentation eines Objektes

$$\mathbf{v}_i = [x_1, y_1, z_1, d_1, x_2, y_2, z_2, d_2, \dots, x_n, y_n, z_n, d_n]^T. \quad (9.2)$$

Für eine geeignete Repräsentation der Formvariationen muss ein gemeinsames Koordinatensystem für alle Formbeispiele definiert werden. Dies wird mittels einer iterativen Prokrustes-Analyse erreicht [116], um die jeweiligen Forminstanzen ohne die Einflüsse von Orts- und Skalierungseffekten analysieren zu können. Die iterative Prokrustes-Analyse kann wie folgt zusammengefasst werden:

1. *Initialize*

Die Durchschnittsform wird durch die Wahl eines beliebigen Elements aus der Formbeispielmenge initialisiert.

2. *Align*

Zuerst wird die Durchschnittsform am ersten Element der Formbeispielmenge ausgerichtet, um eine Konvergenz des Algorithmus zu sichern [110]. Anschließend werden alle verbleibenden Elemente der Beispielmenge bezüglich der Durchschnittsform ausgerichtet.

3. *Calculate Mean-Shape*

Eine neue Durchschnittsform wird aus den ausgerichteten Elementen der Beispielmenge berechnet.

4. *Iterate*

Die Schritte 2 und 3 werden wiederholt, bis Konvergenz eintritt, d.h. keine Veränderung der Durchschnittsform stattfindet.

Die Ausrichtung der Elemente stellt einen kritischen Schritt in der Prokrustes-Analyse dar und kann beispielsweise durch die Minimierung der Abstände von korrespondierenden Landmarken erfolgen. Da die Findung von korrespondierenden Landmarken manuell sehr schwierig und zeitaufwändig ist, wurden automatisierte Verfahren [113] vorgeschlagen, welche auf einer paarweisen Registrierung der einzelnen Instanzen der Formbeispielmenge beruhen. In diesem Kontext wurden auch Ansätze [113] verfolgt, welche eine dichte Korrespondenz zwischen den einzelnen Forminstanzen durch eine nicht rigide Registrierung herstellen. Konkret wird in diesen Fall für jedes Pixel bzw. Voxel der einzelnen Beispielformen eine Korrespondenz mit den entsprechenden Pixeln in jeder Instanz der Formbeispielmenge hergestellt.

Diese Vorgehensweise wird auch in der vorliegenden Arbeit verwendet. Hierbei wird ein Displacement Field $\mathbf{u}_T^{v_{ref}} : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^3$ zwischen allen Forminstanzen und einem Referenzdatensatz v_{ref} errechnet. Die Registrierung wird mittels einer nicht rigiden Registrierung nach Fischer & Modersitzki [109] durchgeführt.

Daraus ergeben sich die korrespondierende Vektoren \mathbf{v}_j der einzelnen Instanzen der Formbeispielmenge wie folgt

$$\mathbf{v}_j = [\mathbf{x}_1 + u_j^{ref}(\mathbf{x}_1), d_1, \mathbf{x}_2 + u_j^{ref}(\mathbf{x}_2), d_2, \dots, \mathbf{x}_n + u_j^{ref}(\mathbf{x}_n), d_n]^T, \quad (9.3)$$

respektive getrennt nach Ort und korrespondierender Intensität

$$\mathbf{y}_j = [\mathbf{x}_1 + u_j^{ref}(\mathbf{x}_1), \mathbf{x}_2 + u_j^{ref}(\mathbf{x}_2), \dots, \mathbf{x}_n + u_j^{ref}(\mathbf{x}_n)]^T. \quad (9.4)$$

$$\mathbf{z}_j = [d_1, d_2, \dots, d_n]^T. \quad (9.5)$$

Die $\bar{\mathbf{y}}$ und $\bar{\mathbf{z}}$ entsprechen den jeweiligen Durchschnittsformen der Landmarkenpositionen respektive dem Durchschnitt der aufgetretenen Intensitäten

$$\bar{\mathbf{y}} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \mathbf{y}_i, \quad \bar{\mathbf{z}} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \mathbf{z}_i. \quad (9.6)$$

Die Kenntnis der Durchschnittsform erlaubt nun die Durchführung einer Varianz- und Kovarianzanalyse für die einzelnen Landmarken bezüglich der Instanzen der Formbeispielmenge. Hierbei ergibt sich die Kovarianzmatrix der Positionen S_y und Intensitäten S_z über die Elemente der Form-Beispielmenge wie folgt

$$S_y = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{y}})(\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{y}})^T. \quad (9.7)$$

$$S_z = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (\mathbf{z}_i - \bar{\mathbf{z}})(\mathbf{z}_i - \bar{\mathbf{z}})^T. \quad (9.8)$$

Durch eine Eigendekomposition der Kovarianzmatrizen¹ kann nun die Eigenraumbasis der Formbeispielmenge bestimmt werden. Hierbei ergeben sich die Basisvektoren als die Eigenvektoren \mathbf{t}_i und \mathbf{r}_i der Kovarianzmatrizen S_y und S_z

$$S_y \mathbf{t}_i = \lambda \mathbf{t}_i, \quad S_z \mathbf{r}_i = \lambda \mathbf{r}_i. \quad (9.9)$$

Falls die Eigenvektoren gemäß der Größe der zugehörigen Eigenwerte absteigend sortiert werden, entspricht der Eigenvektor mit größtem Eigenwert der Richtung mit der größten Varianz in der Beispielmenge. Hierbei wird in der Praxis $l \leq 3n$ gewählt, um eine komprimierte Basis zu erhalten, die eine gute Approximation der 'gültigen' Forminstanzen ermöglicht.

$$\phi_y = [\mathbf{t}_1 \mathbf{t}_2 \dots \mathbf{t}_l], \quad \phi_z = [\mathbf{r}_1 \mathbf{r}_2 \dots \mathbf{r}_l]. \quad (9.10)$$

Mittels der Basis ϕ_y und ϕ_z können nun neue Formelemente mit dem Landmarkenvektor \mathbf{m} und dem Intensitätsvektor \mathbf{n} erzeugt werden, indem die Durchschnittsform mittels der Linearkombination \mathbf{s}_y und \mathbf{s}_z der Eigenvektoren deformiert wird

$$\mathbf{m} = \bar{\mathbf{y}} + \phi_y \mathbf{s}_y, \quad \mathbf{n} = \bar{\mathbf{z}} + \phi_z \mathbf{s}_z. \quad (9.11)$$

¹Kovarianzmatrizen sind symmetrisch und positiv semidefinit

Da die Eigenvektoren eine orthonormale Basis formen, ergibt sich der Anteil \mathbf{s}_y bzw. \mathbf{s}_z einer neuen Form mit Landmarkenvektor \mathbf{g} und Intensitätsvektor \mathbf{h} im Bezug zu dieser Basis durch eine einfache Projektion auf die Basisvektoren

$$\mathbf{s} = \begin{bmatrix} \mathbf{s}_y \\ \mathbf{s}_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_y^T(\mathbf{g} - \bar{\mathbf{y}}) \\ \phi_z^T(\mathbf{h} - \bar{\mathbf{z}}) \end{bmatrix}. \quad (9.12)$$

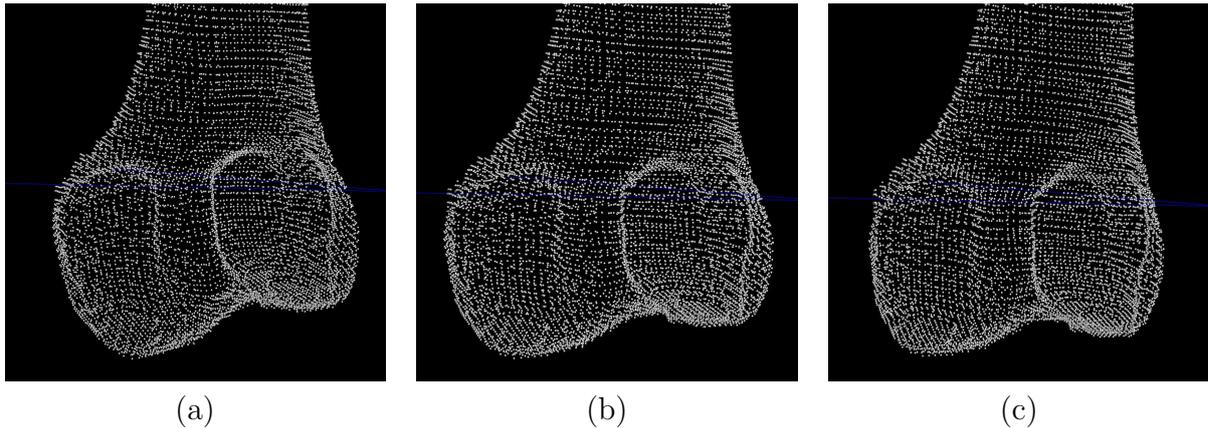


Abbildung 9.1: Visualisierung von Forminstanzen eines Oberflächenmodells am Beispiel eines distalen Femurknochens. (b) stellt die Punktlandmarken-Durchschnittsform dar, während die Forminstanzen (a) und (c) durch eine Verformung entlang der Richtung der größten Variation der Formbeispielmenge generiert wurden. Das Beispiel zeigt eine Deformation der Kondylen, welche in der Trainingsmenge stark variierten.

ASMs und AAMs sind seit ihrer Einführung durch Cootes [110] sehr erfolgreich in vielen Bereichen der medizinischen Bildanalyse eingesetzt worden [43, 44, 113, 130]. Jedoch ergeben sich mit diesem Ansatz auch Probleme bei der Modellierung von Formen, deren Beispielmenge keine Normalverteilung im Raum der Formvariationen bilden. Ebenso gestaltet sich die Modellierung stark nicht linearer Formvariationen sehr schwierig. In diesen Fällen entstehen durch die Linearkombinationen von Beispielformen keine validen Forminstanzen. Die Modellierung von der Formbeispielmenge stark abweichender Formen ist ebenfalls nicht möglich, was insbesondere bei der Modellierung einer pathologischen Anatomie mittels anatomischen Atlanten zu großen Problemen führt. Nichtsdestotrotz ergeben sich mit ASMs und AAMs elegante Möglichkeiten, statistisches Vorwissen einzubringen und Formen mittels einer Menge von Beispielen zu modellieren.

10 Appendix II

10.1 3D-Rekonstruktion mittels Diskreter Tomographie

In diesem Abschnitt wird kurz auf die Modellierung einer 3D-Rekonstruktion von Gefäßsystemen mit Hilfe der Diskreten Tomographie eingegangen. Die 3D-Rekonstruktion von Gefäßsystemen mittels weniger Projektionen ist dabei seit langem ein sehr aktives Forschungsgebiet [131, 132, 133]. Trotz aller vorgeschlagenen Lösungen bleibt immer noch Raum für Verbesserungen, da sich viele Methoden in der Praxis aufgrund fehlender Robustheit oder einer prohibitiven Laufzeit nicht bewährt haben. Die Rekonstruktionsmethoden können grob in geometrische oder modellbasierte Verfahren und intensitätsbasierte Verfahren eingeteilt werden [132, 133]. Geometrische und modellbasierte Verfahren [132, 133] beruhen auf der Bestimmung korrespondierender Bildinhalte zwischen aufgenommenen 2D-Projektionsbildern. Häufig werden auch geometrische Beschränkungen (z.B. Epipolar-Constraints [7]) in die Korrespondenzfindung und Rekonstruktion miteinbezogen. Diese Herangehensweise beinhaltet jedoch meist eine nicht-triviale Vorverarbeitung mittels Segmentierungs- und Korrespondenzfindungstechniken [131]. Ein relativ neuer Ansatz beruht in diesem Zusammenhang auf der direkten Verwendung der Intensitätsinformationen in den Projektionsbildern unter Verwendung der Diskreten Tomographie. In diesem Feld existieren viele unterschiedliche Rekonstruktionsansätze. Für einen Überblick zu Techniken und medizinischen Anwendungen unter Verwendung der Diskreten Tomographie sei auf Herman et. al [78] verwiesen. In dieser Arbeit wurde eine Optimierung mittels linearer Programmierung verwendet, welche im folgenden Abschnitt kurz erläutert werden soll.

10.1.1 Diskrete Tomographie mittels linearer Programmierung

Das Rekonstruktionsproblem wird analog zu algebraischen Methoden als ein System von (Un-)Gleichungen modelliert. Jeder gemessene Projektionswert ¹ führt dabei zu einer Gleichung. Der Projektionswert b_i für den Röntgenstrahl i ist dabei eine Linearkombination der n Voxel Werte x_j , welche über die Koeffizienten der Systemmatrix $a_{i,j}$ gewichtet werden. Mittels der Notation $A := (a_{i,j})$, $\mathbf{x} = (x_j)$, $\mathbf{b} = (b_i)$, $i = 1, \dots, m$, und $j = 1, \dots, n$, ergibt sich die bekannte Matrixschreibweise

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b}. \quad (10.1)$$

Fishburn et. al. [134] schlug die erste Methode zur DT mittels eines LP-Ansatzes vor (10.2)

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \langle \mathbf{0}, \mathbf{x} \rangle, \mathbf{Ax} = \mathbf{b}, 0 \leq x_i \leq 1, \forall i. \quad (10.2)$$

¹Im Falle einer Röntgenprojektion entspricht ein Pixel einer Messung

3D-Rekonstruktion mittels Diskreter Tomographie

Die binären Beschränkungen $x_i \in \{0, 1\}$ werden dabei zu Intervallbeschränkungen relaxiert, um sowohl Meßfehler zu berücksichtigen (siehe 10.2) als auch die Verwendung von Algorithmen mit polynomieller Komplexität zu ermöglichen (z.B. Innere Punkt Methoden [135]). Gritzmann [136, 137] erweiterte diesen Ansatz um die sogenannte Best-Inner-Fit (BIF - Gl. 10.3) Methode, welche die ursprünglichen Gleichungen mit Ungleichungen $\mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}$ ersetzt. Das Ziel ist dabei die Rekonstruktion des maximalen Volumen, welches die Projektionsgleichungen erfüllt.

In den folgenden Gleichungen entspricht die Schreibweise $\langle a, b \rangle$ dem inneren Produkt der Vektoren \mathbf{a}, \mathbf{b} und \mathbf{e} entspricht dem Vektor $(1, 1, \dots, 1)^T$.

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} - \langle \mathbf{e}, \mathbf{x} \rangle, \mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}, 0 \leq x_i \leq 1, \forall i. \quad (10.3)$$

Weber et al. [138] erweiterte die obigen Ansätze um eine Regularisierung $\sum_{\langle j,k \rangle} |x_j - x_k|$ wobei hier die Summe der Distanzen adjazenter Voxel Paare minimiert wird um räumlich kohärente (zusammenhängende) Lösungen zu erhalten (RBIF - Gl. 10.4)

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} - \langle \mathbf{e}, \mathbf{x} \rangle + \frac{\alpha}{2} \sum_{\langle j,k \rangle} |x_j - x_k|, \mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}, 0 \leq x_i \leq 1, \forall i. \quad (10.4)$$

Weitere Verbesserungen beinhalten ein Binarisierungsfunktional $\frac{\mu}{2} \langle \mathbf{x}, \mathbf{e} - \mathbf{x} \rangle$ um eine binäre Lösung ohne ein weiteres Rundungsschema zu erzielen. Daneben werden die Projektionsgleichungen auch mit zusätzlichen Fehler-Variablen erweitert $\gamma_i \in \mathbb{R}, \lambda_i, \gamma = (\gamma_i), i = 1, \dots, m$ um Meßfehler und Rauschen in den Rekonstruktionsprozess mit einzubeziehen (Gl. 10.5).

$$\lambda_i := \begin{cases} \tau_0 \gamma_i & \text{wenn } \gamma_i \geq 0, \tau_0 > 0, \tau > 0 \\ \tau_1 \gamma_i & \text{sonst} \end{cases} \quad (10.5)$$

Durch die Zuweisung unterschiedlicher Gewichte τ_0 und τ_1 für die Fehlervariablen kann auch zwischen einer Best-Inner-Fit und einer Best-Outer-Fit Lösung gewählt werden. Innerhalb dieser Arbeit wurde letztendlich folgende Optimierung verwendet (Gl. 10.6)

$$\min_{\mathbf{x} \in [0,1]^n, z_{\langle i,k \rangle}} \frac{\alpha}{2} \sum_{\langle i,k \rangle} z_{i,k} + \frac{\mu}{2} \langle \mathbf{x}, \mathbf{e} - \mathbf{x} \rangle + \beta \sum_{i=1}^m \lambda_i \quad (10.6)$$

subject to $0 \leq x_i \leq 1, \gamma_i \in \mathbb{R}$

$$\lambda_i \geq \tau_0 \gamma_i, \lambda_i \geq \tau_1 \gamma_i$$

$$z_{i,j} \geq x_i - x_j, z_{i,j} \geq x_j - x_i$$

$$\tilde{A} \begin{pmatrix} \mathbf{x} \\ \gamma \end{pmatrix} = \mathbf{b}, \tilde{A} := \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} & 1 & & \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \ddots & \\ a_{m1} & \cdots & a_{m,n} & & & 1 \end{pmatrix} \quad (10.7)$$

In dieser Formulierung wurde der Regularisierungsterm $\sum_{\langle j,k \rangle} |x_j - x_k|$ mittels der zusätzli-

chen Schlupfvariablen $z_{j,k}$ ersetzt. Aufgrund der in der Praxis auftretenden Problemgröße der LP-Optimierung, entschieden wir uns jedoch gegen eine automatisierte Bestimmung des Binarisierungsschwellwertes. Dabei wurde letztendlich folgendes Optimierungsproblem gelöst

$$\min_{\mathbf{x} \in [0,1]^n, z_{\langle i,k \rangle}} \frac{\alpha}{2} \sum_{\langle i,j \rangle} z_{i,j} + \beta \sum_{i=1}^m \lambda_i, \quad (10.8)$$

entsprechend ergibt sich ohne Verwendung des Regularisierungsterms die Soft-Bounds (SB) Methode

$$\min_{\mathbf{x} \in [0,1]^n} \beta \sum_{i=1}^m \lambda_i. \quad (10.9)$$

Um die Dimension des Optimierungsproblems zu reduzieren ist es üblich die Anzahl der Unbekannten einzuschränken. Dies kann mit der Berechnung eines sog. Peel-Volumens erreicht werden [138]. Hierbei werden aus dem Rekonstruktionsvolumen alle Voxel entfernt, welche auf einem Null-Strahl (bzw. unter einem Schwellwert) liegen. Formal entspricht dies dem Entfernen aller Voxel x_j , $\sum_{j=1}^n a_{i,j} x_j = b_i = 0, i = 1, \dots, m$. Diese Reduktion ist jedoch in der Praxis problematisch, da dies aufgrund von Ungenauigkeiten in der Positionierung oder Bewegungsartefakten zu starken Rekonstruktionsfehlern führen kann. Aus diesem Grund ist es von großem Interesse solche Fehlereinflüsse vor der eigentlichen Rekonstruktion zu minimieren 5. Generell lassen sich mit dieser Methode gute Rekonstruktionsergebnisse erzielen. Jedoch erweisen sich die heutigen Methoden als sehr anfällig gegenüber Störungen und benötigen hohe Rekonstruktionszeiten [139, 124] welche bis dato einen intraoperativen Einsatz erschweren.

3D-Rekonstruktion mittels Diskreter Tomographie

11 Mathematische Symbole und Bezeichner

\mathbb{R}	Menge der reellen Zahlen
\mathbb{N}	Menge der natürlichen Zahlen
\mathbb{Z}	Menge der ganzen Zahlen
$I(x, y)$	Bezeichner für ein 2-dimensionales Bild
$I(x, y, z)$	Bezeichner für ein 3-dimensionales Bild
Pr	Bezeichner für ein 2-dimensionale Röntgenaufnahme
Drr	Bezeichner für ein simulierte 2-dimensionale Röntgenaufnahme
(x, y, z)	kontinuierliche Ortskoordinaten $\in \mathbb{R}^3$
(x, y)	kontinuierliche Ortskoordinaten $\in \mathbb{R}^2$
(i, j)	diskrete Ortskoordinaten $\in \mathbb{N}^2$
(u, v)	diskrete Ortskoordinaten $\in \mathbb{N}^2$
∇	Nabla Operator, Bezeichner für einen Vektor dessen Komponenten die partiellen Ableitungsoperatoren $(\frac{\partial}{\partial x_1}, \frac{\partial}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial}{\partial x_n})$ darstellen
Δ	Laplace Operator, partieller Differentialoperator zweiter Ordnung $\Delta = \sum_{i=1}^n \frac{\partial^2}{\partial x_i^2}$

Literaturverzeichnis

Literaturverzeichnis

- [1] Siemens, “Siemens AG MedArchiv,” 2009. [Online]. Available: <http://www.med-archiv.de>
- [2] R. Tita, “Variable isozentrische Steuerung für einen Standard C-Bogen mit echtzeitfähiger 3D-Rekonstruktion,” Ph.D. dissertation, Technische Universität München, 2007.
- [3] N. Binder, “Realisierung eines robotischen Röntgen C-Bogens,” Ph.D. dissertation, Universität zu Lübeck, 2007.
- [4] L. Matthäus, N. Binder, C. Bodensteiner, and A. Schweikard, “Closed form inverse kinematic solution for fluoroscopic c-arms,” *Advanced Robotics*, vol. 21, no. 8, pp. 869–886, 2007.
- [5] N. Binder, C. Bodensteiner, L. Matthäus, R. Burgkart, and A. Schweikard, “Image guided positioning for an interactive c-arm fluoroscope,” in *Computer Assisted Radiology and Surgery (CARS)*, 2006, pp. 5–7.
- [6] H. Siegert and S. Bocionek, *Robotik; Programmierung intelligenter Roboter*. Springer, 1996.
- [7] R. Hartley and A. Zisserman, *Multiple View Geometry in Computer Vision*. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom, 2003.
- [8] Z. Yaniv and L. Joskowicz, “Long bone panoramas from fluoroscopic x-ray images,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 23, pp. 26–35, 2004.
- [9] W. A. Kalender, *Computertomographie Grundlagen, Gerätetechnologie, Bildqualität und Anwendungen*. Publics Corporate Publishing, Erlangen, 2006.
- [10] T. Buzug, *Einführung in die Computertomographie*. Springer Verlag, Berlin Heidelberg, 2004.
- [11] L. Feldkamp, L. Davis, and J. Kress, “Practical cone-beam algorithm,” *J. Opt. Soc. Am. A*, vol. 1, no. 6, pp. 612–619, 1984.
- [12] K. Tanabe, “Projection method for solving a singular system of linear equations and its applications,” *Numerical Mathematics*, vol. 17, pp. 203–214, 1971.

- [13] S. Kaczmarz, “Angenäherte Auflösung von Systemen linearer Gleichungen,” *Bulletin of the Polish Academy of Sciences*, pp. 355–357, 1937.
- [14] C. Popa and R. Zdunek, “Kaczmarz extended algorithm for tomographic image reconstruction from limited-data,” *Mathematics and Computers in Simulation*, vol. 65, pp. 579–598, 2004.
- [15] Y. Censor, D. Gordon, and R. Gordon, “Strong underrelaxation in kaczmarz’s method for inconsistent systems,” *Numer. Math.*, vol. 41, pp. 83–92, 1983.
- [16] K. Müller, “Fast and accurate three-dimensional reconstruction from cone-beam projection data using algebraic methods,” Ph.D. dissertation, Ohio State University, 1998.
- [17] S. Petra, C. Popa, and C. Schnörr, “Extended and constrained cimmino-type algorithms with applications in tomographic image reconstruction,” 2008.
- [18] H. Köstler, C. Popa, M. Prümmer, and U. Råde, “Algebraic full multigrid in image reconstruction,” in *Mathematical Modelling of Environmental and Life Sciences Problems*, 2006, pp. 123–130.
- [19] W. Schroeder, K. Martin, and B. Lorensen, *The Visualization Toolkit: An Object-Oriented Approach to 3-D Graphics*. Kitware, 2003.
- [20] M. Knaup and M. Kachelrieß, “Acceleration techniques for 2d parallel and 3d perspective forward and backprojections,” in *9th International Meeting on Fully Three-Dimensional Image Reconstruction in Radiology and Nuclear Medicine*, 2007.
- [21] M. Kachelrieß, M. Knapp, and O. Bockenbach, “Hyperfast perspective conebeam backprojection,” in *IEEE Nuclear Science Symposium*, vol. 3, 2006, pp. 1679–1683.
- [22] M. Churchill, G. Pope, J. Penman, D. Riabkov, X. Xue, and A. Cheryauka, “Hardware-accelerated cone-beam reconstruction on a mobile c-arm,” in *SPIE Medical Imaging*, 2007.
- [23] K. Müller, F. Xu, and N. Neophytou, “Why do commodity graphics hardware boards (gpus) work so well for accelerating computed tomography?” in *SPIE Medical Imaging*, 2007.
- [24] H. Tuy, “An inversion formula for cone-beam reconstruction,” *SIAM Journal on Applied Mathematics (SIAP)*, vol. 43, no. 3, pp. 546–552, 1983.
- [25] F. Dennerlein, A. Katsevich, G. Lauritsch, and J. Hornegger, “Exact and efficient cone-beam reconstruction algorithm for a short-scan circle combined with various lines,” in *SPIE Medical Image Processing*, 2005, pp. 388–399.

- [26] A. Katsevich, “Image reconstruction for the circle-and-line trajectory,” *Physics in Medicine and Biology*, vol. 49, no. 22, pp. 5059–5072, 2004.
- [27] S. Hoppe, F. Noo, F. Dennerlein, G. Lauritsch, and J. Hornegger, “Geometric calibration of the circle-plus-arc trajectory,” *Physics in Medicine and Biology*, vol. 52, no. 23, pp. 6943–6960, 2007.
- [28] M. Dötter, “Fluoroskopiebasierte Navigation zur intraoperativen Unterstützung orthopädischer Eingriffe,” Ph.D. dissertation, Technische Universität München, 2006.
- [29] C. Brack, “Röntgenbasierte Navigation von chirurgischen Werkzeugen in der Orthopädie,” Ph.D. dissertation, Technische Universität München, 1999.
- [30] E. Coste, D. Gibon, and J. Rousseau, “Assessment of image intensifier and distortion for dsa localization studies,” *The British Journal of Radiology*, vol. 70, pp. 70–73, 1997.
- [31] H. L. Z. Yaniv and L. Joskowicz, “Robust automatic c-arm calibration for fluoroscopy-based navigation: A practical approach,” in *International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention 2002*, 2002, pp. 60–68.
- [32] D. Soimu, C. Badea, and N. Pallikarakis, “A novel approach for distortion correction for x-ray image intensifiers,” *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 27, no. 1, pp. 79–85, 2003.
- [33] B. Jähne, *Digitale Bildverarbeitung. 5. überarbeitete und erweiterte Auflage*. Springer, Berlin, 2002.
- [34] H. van Assen, M. Egmont-Petersen, and J. Reiber, “Accurate object localization in gray level images using the center of gravity measure: accuracy versus precision,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 11, no. 12, pp. 1379–1384, 2002.
- [35] M. A. Fischler and R. C. Bolles, “Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography,” *Communications of the ACM*, vol. 24, p. 381395, 1981.
- [36] M. Roth, “Intraoperative fluoroskopiebasierte Patientenlageerkennung zur präzisen Unterstützung chirurgischer Eingriffe,” Ph.D. dissertation, Technische Universität München, 2000.
- [37] J. Maintz and M. Viergever, “An overview of medical image registration methods,” Department of Information and Computing Sciences, Utrecht University, Tech. Rep. UU-CS-1998-22, 1998.
- [38] A. Khamene, C. Schaller, J. Hornegger, J. Celi, B. Ofstad, E. Rietzel, X. Li, T. Allen, and J. Bayouth, “A novel image based verification method for respiratory motion management in radiation therapy,” in *IEEE 11th International Conference in Computer Vision*, 2007, pp. 1–7.

- [39] A. Schweikard, H. Shiomi, and J. Adler, "Respiration tracking in radiosurgery without fiducials," *The International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery*, vol. 1, no. 2, pp. 19–27, 2005.
- [40] S. D. Buck, F. Maes, J. Ector, J. Bogaert, S. Dymarkowski, H. Heidbuchel, and P. Suetens, "An augmented reality system for patient-specific guidance of cardiac catheter ablation procedures," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 24, pp. 1512–1524, 2005.
- [41] D. Tomacevic, B. Slivnik, and F. Pernus, "3-d/2-d registration by integrating 2d information in 3-d," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 25, pp. 17–27, 2006.
- [42] J. H. Hipwell, G. P. Penney, R. A. McLaughlin, K. S. Rhode, P. E. Summers, T. C. S. Cox, J. V. Byrne, J. A. Noble, and D. J. Hawkes, "Intensity based 2d-3d registration of cerebral angiograms," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 22, pp. 1417–1426, 2003.
- [43] M. Fleute and S. Lavalée, "Nonrigid 3-d/2-d registration of images using statistical models," in *International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*, 1999, pp. 138–147.
- [44] S. Benameur, M. Mignotte, S. Parent, H. Labelle, W. Skalli, and J. de Guise, "3d/2d registration and segmentation of scoliotic vertebrae using statistical models," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 27, no. 5, 2003.
- [45] G. Penney, P. Edwards, J. Hipwell, M. Slomczykowski, I. Revie, and D. Hawkes, "Postoperative calculation of acetabular cup position using 2-d/3-d registration," *IEEE Trans Biomedical Engineering*, vol. 54, pp. 1342–1348, 2007.
- [46] B. Jaramaz and K. Eckman, "2d/3d registration for measurement of implant alignment after total hip replacement," in *International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*, 2006, pp. 653–661.
- [47] S. Baert, E. van de Kraats, T. van Walsum, M. Viergever, and W. Niessen, "Three-dimensional guide-wire reconstruction from biplane image sequences for integrated display in 3-d vasculature," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 22, pp. 1252–1258, 2003.
- [48] J. Jomier, E. Bullitt, M. H. V. Horn, C. Pathak, and S. R. Aylward, "3d/2d model-to-image registration applied to tips surgery," in *International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*, 2006, pp. 662–669.
- [49] C. P. Behrenbruch, K. Marias, P. A. Armitage, M. Yam, N. Moore, R. E. English, and M. Brady, "Mri-mammography 2d/3d data fusion for breast pathology assessment," in *International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*, 2000, pp. 307–316.

- [50] B. K. P. Horn, “Closed-form solution of absolute orientation using orthonormal matrices,” *Journal of the Optical Society of America*, vol. 4, p. 629, 1987.
- [51] K. Gall, L. Verhey, and M. Wagner, “Computer-assisted positioning of radiotherapy patients using implanted radiopaque fiducials,” *Medical Physics*, vol. 20, pp. 1153–1159, 1993.
- [52] D. Tomazevic, “3d/2d registration of medical images,” Ph.D. dissertation, Utrecht University, The Netherlands, 2008.
- [53] G. Penney, J. Weese, J. A. Little, P. Desmedt, D. L. Hill, and D. J. Hawkes, “A comparison of similarity measures for use in 2-d-3-d medical image registration,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 17, no. 4, pp. 586–595, 1998.
- [54] K. Jeongtae, “Intensity based image registration using robust similarity measure and constrained optimization: Applications for radiation therapy,” Ph.D. dissertation, The University of Michigan, 2004.
- [55] H. Livyatan, Z. Yaniv, and L. Joskowicz, “Gradient-based 2-d/3-d rigid registration of fluoroscopic x-ray to ct,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 22, pp. 1395–1406, 2003.
- [56] M. Prümmer, J. Han, and J. Hornegger, “2d-3d non-rigid registration using iterative reconstruction,” in *Vision Modelling and Visualization*, 2005, pp. 187–194.
- [57] M. Prümmer, J. Hornegger, M. Pfister, and A. Dörfler, “Multi-modal 2d-3d non-rigid registration,” in *SPIE Medical Imaging*, 2006, pp. 297–308.
- [58] L. G. Brown, “A survey of image registration techniques,” *ACM Computing Surveys*, vol. 24, no. 4, pp. 325–376, 1992.
- [59] L. Fahrmeir, R. Künstler, I. Pigeot, and G. Tutz, *Statistik - der Weg zur Datenanalyse*. Springer, 1997.
- [60] P. Viola and P. A. Viola, “Alignment by maximization of mutual information,” in *International Journal of Computer Vision*, 1995, pp. 16–23.
- [61] E. Haber and J. Modersitzki, “Intensity gradient based registration and fusion of multi-modal images,” in *International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*, 2006.
- [62] R. L. Siddon, “Fast calculation of the exact radiological path length for a three-dimensional ct array,” *Medical Physics*, vol. 12, pp. 252–255, 1985.
- [63] P. Joseph, “An improved algorithm for reprojecting rays through pixel images,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 1, pp. 192–196, 1982.

- [64] J. Weese, R. Göcke, G. Penney, P. Desmedt, T. Buzug, and H. Schumann, “Fast voxel-based 2d/3d registration algorithm using a rendering method based on the shear-warp factorization,” in *SPIE Medical Imaging*, 1999, pp. 802–810.
- [65] H. Turbell, “Cone-beam reconstruction using filtered backprojection,” Ph.D. dissertation, Linköpings University, 2001.
- [66] P. Lacroute and M. Levoy, “Fast volume rendering using a shear-warp factorization of the viewing transformation,” in *International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques (SIGGRAPH)*, 1994, pp. 451–458.
- [67] D. B. Russakoff, T. Rohlfing, D. Rückert, R. Shahidia, D. Kim, and C. R. Maurer, “Fast calculation of digitally reconstructed radiographs using light fields,” in *Medical Imaging, Proceedings of SPIE vol. 5032*, 2003, pp. 684–695.
- [68] S. Gortler, R. Grzeszczuk, R. Szeliski, and M. Cohen, “The lumigraph,” in *International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques (SIGGRAPH)*, 1996.
- [69] A. Gershun, “The light field,” *Journal of Mathematics and Physics*, vol. 18, pp. 51–151, 1939.
- [70] L. Westover, “SPLATTING: A Parallel, Feed-Forward Volume Rendering Algorithm,” Ph.D. dissertation, Dept. of Computer Science, Univ. of North Carolina, 1991.
- [71] D. Marquardt, “An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters,” *SIAM Journal on Applied Mathematics (SIAP)*, vol. 11, pp. 431–441, 1963.
- [72] D. Parker, “An empirical investigation of the global behavior of several pattern search algorithms,” Tech. Rep., 1999.
- [73] R. Chandra, L. Dagum, D. Kohr, D. Maydan, R. Menom, and J. McDonald, *Parallel Programming in OpenMP*. Morgan Kaufmann, San Francisco, 2001.
- [74] H. Schumacher and B. Fischer, “A new approach for motion correction in spect imaging,” in *Bildverarbeitung für die Medizin*, 2007.
- [75] K. J. Lee and D. Barber, “Use of forward projection to correct patient motion during spect imaging,” *Physics in Medicine and Biology*, vol. 43, pp. 171–187, 1998.
- [76] B. Feldner, “Deformationskompensation für einen interaktiven Röntgen C-Bogen,” Master’s thesis, Universität zu Lübeck, 2007.
- [77] R. Hooke and T. A. Jeeves, “Direct search solution for numerical and statistical problems,” *Journal of the ACM*, vol. 8, no. 2, pp. 212–229, 1961.
- [78] G. Herman and A. Kuba, “Medical applications of discrete tomography,” in *Proceedings of the IEEE*, vol. 91, 2003.

- [79] J. Chung, E. Haber, and J. Nagy, “Numerical methods for coupled super-resolution,” *Inverse Problems*, vol. 22, pp. 1261–1272, Aug. 2006.
- [80] J. Nocedal and S. Wright, *Numerical Optimization*. Springer, New York, 1999.
- [81] A. Papoulis, “Generalized sampling theorem,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, vol. 24, pp. 652–654, 1977.
- [82] T. Huang and R. Tsai, “Multi frame image restoration and registration,” *Advances in Computer Vision and Image Processing*, vol. 1, pp. 317–339, 1984.
- [83] S. Borman and R. Stevenson, “Spatial resolution enhancement of low-resolution image sequences. a comprehensive review with directions for future research,” Tech. Rep., 1998.
- [84] S. Farsiu, D. Robinson, M. Elad, and P. Milanfar, “Advances and challenges in super-resolution,” *International Journal of Imaging Systems and Technology, Special Issue on High Resolution Image Reconstruction*, vol. 14, pp. 47–57, 2004.
- [85] H. Greenspan, “Super-resolution in medical imaging,” *The Computer Journal Advance Access*, vol. 52, pp. 43–63, 2008.
- [86] G. Clement, J. Huttunen, and K. Hynynen, “Superresolution ultrasound imaging using back-projected reconstruction,” *Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 118, pp. 3953–3960, 2005.
- [87] T. Aoki, Y. Ishida, H. M. Y. Tonfita, G. Ohashi, J. Temmyo, and Y. Hatanaka, “Super-resolution x-ray imaging by cdte discrete detector arrays,” in *Proceedings of SPIE, the International Society for Optical Engineering*, vol. 5922. SPIE, Bellingham, Washington, 2005, pp. 155–164.
- [88] P. Bernhardt, M. Lendl, and F. Deinzer, “New technologies to reduce pediatric radiation doses,” *Pediatric Radiology*, vol. 36, pp. 212–215, 2006.
- [89] J. Hadamard, *Lectures on the Cauchy Problem in Linear Partial Differential Equations*. Yale University Press, New Haven, CT, 1923.
- [90] P. Vandewalle, “Super-resolution from unregistered aliased images,” Ph.D. dissertation, EPF Lausanne, 2006.
- [91] D. Keren, S. Peleg, and R. Brada, “Image sequence enhancement using sub-pixel displacements,” in *Computer Vision and Pattern Recognition, 1988*, 1988, pp. 742–746.
- [92] M. Irani and S. Peleg, “Improving resolution by image registration,” *Graphical Models and Image Processing*, vol. 53, pp. 231–239, 1991.

- [93] A. Zomet, A. Rav-acha, and S. Peleg, “Robust super resolution,” in *IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*, 2001, pp. 645–650.
- [94] S. Kim, N. Bose, and H. Valenzuela, “Recursive reconstruction of high resolution image from noisy undersampled multiframe,” *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol. 38, pp. 1013–1027, 1990.
- [95] T. Q. Pham, L. J. van Vliet, and K. Schutte, “Robust fusion of irregularly sampled data using adaptive normalized convolution,” *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, p. 12, 2006.
- [96] M. Marques, A. Neves, J. S. Marques, and J. Sanches, “The papoulis-gerchberg algorithm with unknown signal bandwidth,” in *Image Analysis and Recognition*, vol. 41. Springer, Berlin, 2006, pp. 436–445.
- [97] P. J. Huber, “Robust regression: Asymptotics, conjectures, and monte carlo,” *Ann. Statist.*, vol. 1, pp. 799–821, 1973.
- [98] H. Eklblom and K. Madsen, “Algorithms for non-linear huber estimation,” *BIT Numerical Mathematics*, vol. 29, no. 1, pp. 60–76, 1989.
- [99] K. Madsen and H. Nielsen, “Finite algorithms for robust linear regression,” *BIT Numerical Mathematics*, vol. 30, pp. 682–699, 1990.
- [100] H. Stark and P. Oskui, “High-resolution image recovery from image-plane arrays using convex projections,” *Journal of the Optical Society of America*, vol. 6, pp. 1715–1726, 1989.
- [101] A. J. Patti, M. I. Sezan, and A. M. Tekalp, “Superresolution video reconstruction with arbitrary sampling lattices and nonzero aperture time,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 6, p. 10641076, 1980.
- [102] K. Koser, C. Beder, and R. Koch, “Conjugate rotation: Parameterization and estimation from an affine feature correspondence,” in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2008*, 2008, pp. 1–8.
- [103] M. Brown and D. Lowe, “Automatic panoramic image stitching using invariant features,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 74, no. 1, pp. 59–73, 2007.
- [104] G. Boreman, *Modulation Transfer Function in Optical and Electro-optical Systems*. SPIE Press, 2001.
- [105] K. Berlinger, “Fiducial-less compensation of breathing motion in extracranial radiosurgery,” Ph.D. dissertation, Technische Universität München, 2006.
- [106] S. Dieterich and Y. Suh, “Tumor motion ranges due to respiration and respiratory motion characteristics,” *Treating Tumors that Move with Respiration*, pp. 3–13, 2007.

- [107] S. Sayeh, J. Wang, W. Main, W. Kilby, and C. Maurer, “Respiratory motion tracking for robotic radiosurgery,” *Treating Tumors that Move with Respiration*, pp. 15–29, 2007.
- [108] X. Wu, D. Fu, A. de la Zerda, E. Bossart, H. Shao, J. Both, W. Nikesch, Z. Huang, A. M. Markoe, and J. G. Schwade, “Patient alignment and target tracking in radiosurgery of soft-tissue tumors using combined fiducial and skeletal structures tracking techniques,” *Treating Tumors that Move with Respiration*, pp. 31–36, 2007.
- [109] B. Fischer and J. Modersitzki, “Flirt: A flexible image registration toolbox,” in *Biomedical Image Registration (Second International Workshop)*, ser. Lecture Notes in Computer Science, vol. 2717. Philadelphia, PA, USA: Springer, Heidelberg, 2003, pp. 261–270.
- [110] T. F. Cootes, C. J. Taylor, D. Cooper, and J. Graham, “Active shape models - their training and application,” in *Computer Vision and Image Understanding*, 1995, pp. 38–59.
- [111] T. F. Cootes, G. J. Edwards, and C. J. Taylor, “Active appearance models,” in *5th European Conference on Computer Vision*, 1998, pp. 484–498.
- [112] M. B. Stegmann, “Generative interpretation of medical images,” Ph.D. dissertation, Informatics and Mathematical Modelling, Technical University of Denmark, Richard Petersens Plads, Building 321, DK-2800 Kgs. Lyngby, 2004.
- [113] D. Rückert, A. F. Frangi, and J. A. Schnabel, “Automatic construction of 3-d statistical deformation models of the brain using nonrigid registration,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 22, no. 2, pp. 1014–1025, 2003.
- [114] H. Lamecker, T. H. Wenckeback, H. C. Hege, G. N. Duda, and M. Heller, “Atlas-basierte 3D-Rekonstruktion des Beckens aus 2D-Projektionsbildern,” in *Bildverarbeitung für die Medizin*. Springer, 2006, pp. 26–30.
- [115] J. Blackall, A. King, A. Adma, and D. Hawkes, “A statistical model of respiratory motion and deformation of the liver,” in *International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*, 2001, pp. 1338–1340.
- [116] F. L. Bookstein, “Landmark methods for forms without landmarks: localizing group differences in outline shape,” *Medical Image Analysis*, vol. 1, no. 3, pp. 225–224, 1997.
- [117] T. Lyszka, “An interpolation method for an irregular net of nodes,” *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, vol. 20, no. 9, p. 15991612, 1984.
- [118] J. Modersitzki, *Numerical methods for image registration*. Oxford, 2004.

- [119] C. Bodensteiner, C. Darolti, H. Schuhmacher, L. Matthäus, and A. Schweikard, “Motion and positional error correction for cone beam 3d-reconstruction with mobile c-arms,” in *International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*, vol. 4791, 2007, pp. 177–185.
- [120] B. Davis, P. T. Fletcher, E. Bullitt, and S. Joshi, “Population shape regression from random design data,” in *International Conference on Computer Vision*, 2007.
- [121] O. Fluck, S. Aharon, and A. Khamene, “Efficient framework for deformable 2D-3D registration,” in *Medical Imaging 2008: Visualization, Image-Guided Procedures, and Modeling.*, vol. 6918, 2008.
- [122] H. Yang, M. Li, K. Koizumi, and H. Kudo, “Accelerating backprojections via cuda architecture,” in *9th International Meeting on Fully Three-Dimensional Image Reconstruction in Radiology and Nuclear Medicine*, 2007.
- [123] C. Bodensteiner, C. Darolti, L. Schumacher, L. Matthäus, and A. Schweikard, “Motion and positional error correction for cone beam 3d-reconstruction with mobile c-arms,” in *International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*, 2007.
- [124] C. Bodensteiner, C. Darolti, and A. Schweikard, “Vascular tree reconstruction with discrete tomography - intensity based camera correction for vascular 3d reconstruction with mobile c-arms,” *International Journal for Computer Assisted Radiology and Surgery*, vol. accepted for publication, 2009.
- [125] —, “Super-Resolution für mobile C-Bogen Systeme,” in *Bildverarbeitung für die Medizin*, 2009.
- [126] —, “Achieving superresolution x-ray imaging with mobile c-arm devices,” *International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery*, vol. accepted for publication, 2009.
- [127] —, “A fast intensity based non-rigid 2d-3d-registration using statistical regularization with application in radiosurgery,” in *SPIE, Electronic Imaging Conference*, 2009.
- [128] T. Cootes, C. Twining, and C. Taylor, “Diffeomorphic statistical shape models,” in *British Machine Vision Conference*, 2004, pp. 447–456.
- [129] I. L. Dryden and K. V. Mardia, *Statistical Shape Analysis*. John Wiley & Sons, 1998.
- [130] D. Rückert, A. F. Frangi, and J. A. Schnabel, “Automatic construction of 3d statistical deformation models using non-rigid registration,” in *International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*, 2001, pp. 77–84.

- [131] C. Kirbas and F. Quek, “A review of vessel extraction techniques and algorithms,” *ACM Computing Surveys*, vol. 36, pp. 81–121, 2004.
- [132] P. Windyga, M. Garreau, M. Shah, H. L. Breton, and J. L. Coatrieux, “Three-dimensional reconstruction of the coronary arteries using a priori knowledge,” *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 36, no. 2, pp. 158–164, 1998.
- [133] S. Chen and J. P. Carroll, “3-d reconstruction of coronary arterial tree to optimize angiographic visualization,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 19, pp. 318–336, 2000.
- [134] P. Fishburn, P. Schwander, L. Shepp, and R. Vanderbei, “The discrete radon transform and its approximate inversion via linear programming,” *Discrete Applied Mathematics*, vol. 75, pp. 39–61, 1997.
- [135] N. Karmarkar, “A new polynomial time algorithm for linear programming,” *Combinatorica*, vol. 4, no. 4, p. 373395, 1984.
- [136] R. Gardner and P. Gritzmann, “Discrete tomography: Determination of finite sets by x-rays,” *Transactions of the American Mathematical Society*, vol. 349, pp. 2271–2295, 1997.
- [137] P. Gritzmann, S. de Vries, and M. Wiegmann, “Approximating binary images from discrete x-rays,” *SIAM Journal on Optimization (SIOPT)*, vol. 2, pp. 522–546, 2000.
- [138] S. Weber, T. Schüle, J. Hornegger, and C. Schnörr, “Binary tomography by iterating linear programs from noisy projections,” in *Proceedings of International Workshop on Combinatorial Image Analysis (IWCIA)*. Springer, Auckland, 2004, pp. 38–51.
- [139] C. Bodensteiner and A. Schweikard, “Vascular tree reconstruction with discrete tomography - parallel 3d-reconstruction algorithms for inconsistent projection data based on linear optimization,” in *Computer Assisted Radiology and Surgery*, 2008.