

INAUGURAL - DISSERTATION

zur Erlangung der Doktorwürde
der
Naturwissenschaftlich-Mathematischen Gesamtfakultät
der
Ruprecht-Karls-Universität
Heidelberg

vorgelegt von
Dipl.-Inform. Susanne Maur
aus Bad Neuenahr-Ahrweiler

Tag der mündlichen Prüfung: 07.01.2020

Geometrische Autokalibrierung
für die dentale
Volumentomographie

Betreuer:

Prof. Dr. Jürgen Hesser

PD Dr. Christoph Garbe

Es ist an der Zeit, mich bei all denjenigen zu bedanken, die diese Dissertation ermöglicht und mich in dieser Phase meines Lebens begleitet haben.

Besonderen Dank schulde ich meinem Doktorvater Professor Jürgen Hesser der Fakultät für Mathematik und Informatik. Ohne seinen wertvollen akademischen Rat und seine vielfältige Unterstützung wäre diese Arbeit so nicht entstanden. Herzlichen Dank dafür.

Mein Dank gilt zudem meinen Vorgesetzten in der Forschungs- und Entwicklungsabteilung des Bereichs Bildgebende Systeme bei Dentsply Sirona, die mir die Dissertation im Rahmen meiner Arbeit ermöglicht und mir über mehrere Jahre den Rücken freigehalten haben. In dieser Funktion möchte ich besonders Erich Hell, Kai Lindenberg, Stefan Maier und Stefan Wundrak meinen Dank ausdrücken.

Danken möchte ich außerdem meinen Freunden, Kollegen und Kommilitonen, die mich in den vergangenen Jahren fachlich und moralisch unterstützt haben. Besonders erwähnen möchte ich Markus Hülsbusch, Dzmitry Stsepankou und Nikolas Löw und mich bei ihnen für die bereichernden Gespräche und wertvollen Anregungen bedanken.

Meiner Familie und meinen Freunden danke ich für ihre Geduld, für den Rückhalt und die Unterstützung, die sie mir in all der Zeit wiederholt gegeben haben.

Abstract

The technical progress and, associated therewith, the increasing system resolution of the acquisition devices make patient motion to a crucial limiting factor of image quality for digital volume tomography (DVT). Patient motion causes severe image artefacts in the reconstructed volume and might strongly affect its diagnostic quality. For compensation of patient motion autocalibration routines are applied, which identify and correct motion errors in the image data automatically. This thesis discusses a dental-specific correction for patient motion in DVT. Dental DVT data exhibits increasingly image artefacts due to its low radiation dose and specific device geometry. These artefacts undermine the conditions for autocalibration, as they complicate modelling the imaging process sufficiently accurate. This makes it difficult to contemplate motion errors in isolation. Thus, it also complicates to evaluate accordingly data fidelity terms, which describe the consistency of projection data and reconstructed volume. Therefore, this work focusses on marker-based methods, which abstract the problem of autocalibration from image artefacts. Precisely, the contours of teeth are considered. Contour features are particularly suitable here, as their dimensionality and characteristics compensate the disadvantages of high noise and overlapping structures in x-ray projections. This thesis includes the description and evaluation of three new autocalibration methods, specially tailored for dental data. These methods estimate the parameters of projection geometry for a DVT acquisition from its projection data. They address the aspects of robustness and reduction of complexity of the autocalibration problem. The evaluation shows a significant improvement in the image artefacts and an average recovery of image sharpness up to 98 %. This proves the suitability of contour-based autocalibration approaches to compensate for patient motion in dental DVT.

Keywords autocalibration, parameter estimation, cone beam computer tomography, dental digital volume tomography, self-calibrating device, geometric calibration, correction for patient motion, marker-based calibration, contour-based calibration

Zusammenfassung

Der technische Fortschritt und die damit einhergehende steigende Systemauflösung der Aufnahmegeräte machen die Bewegung des Patienten zu einem entscheidenden limitierenden Faktor der Bildqualität in der digitalen Volumentomographie (DVT). Patientenbewegungen verursachen schwere Bildartefakte im rekonstruierten Volumen und können dessen Diagnostizierbarkeit maßgeblich beeinträchtigen. Zur Korrektur von Patientenbewegungen können Autokalibrierverfahren eingesetzt werden, welche den Bewegungsfehler in den Bilddaten erkennen und automatisch korrigieren. Diese Arbeit behandelt die dentalspezifische Problemstellung einer Bewegungskorrektur für DVT. Aufgrund der geringen Strahlendosis und der Gerätegeometrie weisen dentale DVT-Daten verstärkt Bildartefakte auf. Dies verschärft die Rahmenbedingungen für Autokalibrierverfahren, da aufgrund der Bildartefakte der Bildentstehungsprozess nur ungenügend modelliert werden kann. Das erschwert eine isolierte Betrachtung des Bewegungsfehlers und somit die Auswertung der Datentreue von Projektionsdaten und rekonstruiertem Volumen. Diese Arbeit fokussiert sich daher auf merkmalsbasierte Verfahren, welche eine Abstraktion des Autokalibrierproblems von den Bildartefakten ermöglichen. Konkret werden die Konturen der Zähne ausgewertet. Konturmerkmale sind zur Autokalibrierung dentaler DVT-Daten besonders geeignet, da ihre Dimensionalität und Ausprägung die Nachteile des hohen Rauschens und der Strukturüberlagerungen der Röntgenprojektionen kompensieren. Diese Arbeit umfasst die Beschreibung und Evaluation von drei neuen, auf dentale Daten zugeschnittenen Autokalibrierverfahren. Die Autokalibrierverfahren schätzen die Parameter der Projektionsgeometrie einer DVT-Aufnahme aus ihren Projektionsdaten. Sie behandeln Aspekte der Verfahrensrobustheit und der Reduktion der Problemkomplexität. Die Evaluation zeigt eine deutliche Verbesserung der Bewegungsartefakte und eine durchschnittliche Wiederherstellung der Bildschärfe von bis zu 98 %. Die Eignung konturbasierter Autokalibrierverfahren zur Kompensation von Patientenbewegungen in der dentalen DVT wird somit belegt.

Schlagwörter Autokalibrierung, Parameterschätzung, Kegelstrahl Computertomographie, dentale digitale Volumentomographie, selbst-kalibrierendes Gerät, geometrische Kalibrierung, Korrektur von Patientenbewegung, merkmalsbasierte Kalibrierung, konturbasierte Kalibrierung

Inhaltsverzeichnis

	Seite
1 Einleitung	1
2 Grundlagen	3
2.1 Geometrische Transformationsmodelle	3
2.1.1 Affine Transformationen	3
2.1.2 Projektionsgeometrie	4
2.1.3 Epipolargeometrie	5
2.2 Röntgenbildgebung	6
2.2.1 Bildgebung	6
2.2.2 Rekonstruktion	7
2.2.3 Bildartefakte	9
2.2.4 Koordinatensysteme	10
2.2.5 Röntgenkalibrierung	11
3 Stand der Forschung	13
3.1 Patientenbewegungen in der DVT	13
3.2 Verfahren der Autokalibrierung für die CBCT	21
3.3 Konturbasierte Verfahren	31
3.3.1 Geometrie der Konturdaten	31
3.3.2 Registrierung von Konturdaten	37
3.3.3 Autokalibrierung mittels Konturdaten	40
4 Problemformulierung	45
4.1 DVT-spezifische Fragestellungen	45
4.2 Offene Probleme und Herausforderungen	47
4.3 Unterschiede zu optischen Verfahren	50
4.4 Lösungsstrategie	52
5 Verfahren der Autokalibrierung	55
5.1 Grundlagen und Notation	55
5.2 Lokale Tangentenkonsistenz (LTC)	60

5.3	Lokale Konturkonsistenz (LCC)	66
5.4	Iterative Konturregistrierung (CReg)	71
6	Untersuchungsmaterial und Evaluationsverfahren	77
6.1	2D-Evaluation	77
6.1.1	Gerätegeometrie	77
6.1.2	Patientenbewegung	77
6.1.3	Datenaufbereitung	78
6.1.4	Evaluation	78
6.2	3D-Evaluation	81
6.2.1	Gerätegeometrie	81
6.2.2	Patientenbewegung	81
6.2.3	Datenaufbereitung	86
6.2.4	Evaluation	86
6.3	Implementierungsdetails	91
6.3.1	Allgemein	91
6.3.2	Lokale Tangentenkonsistenz	95
6.3.3	Lokale Konturkonsistenz	98
6.3.4	Iterative Konturregistrierung	101
7	Ergebnisse und Diskussion	103
7.1	Schärfemaße zur Bildqualitätsbeurteilung	103
7.2	Autokalibrierverfahren	110
7.2.1	Lokale Tangentenkonsistenz	110
7.2.2	Lokale Konturkonsistenz	117
7.2.3	Iterative Konturregistrierung	125
7.3	Verfahrenübergreifende Diskussion	134
7.3.1	Gegenüberstellung der Autokalibrierverfahren	134
7.3.2	Abgrenzung zum Stand der Forschung	137
7.3.3	Bewertung des konturbasierten Ansatzes	140
8	Zusammenfassung und Ausblick	145
8.1	Zusammenfassung	145
8.2	Ausblick	147
	Notationstabelle	149
	Liste der Publikationen	153
	Literaturverzeichnis	155

Kapitel 1

Einleitung

Die dreidimensionale (3D) Röntgenbildgebung und Diagnose ist in der Dentalmedizin weit verbreitet. Vor allem in der Implantatplanung, der Endodontie und der Kieferorthopädie stellt die digitale Volumentomographie (DVT) einen wichtigen Standard dar. Sie basiert auf der Aufnahme einer Vielzahl von Röntgenprojektionen aus unterschiedlichen Winkeln, welche in einem Rekonstruktionsverfahren zu 3D-Volumendaten verrechnet werden. Eine Grundvoraussetzung der meisten tomographischen Rekonstruktionsverfahren ist die Annahme eines stationären Objekts. Bewegt sich das Objekt während der Aufnahme, führt dies zu Bewegungsartefakten im Volumen, die dessen Diagnostizierbarkeit beeinträchtigen. In der dentalen Volumentomographie ist dies eine häufige Artefaktursache, da der Patient während der Aufnahme nicht ausreichend fixiert werden kann. Oft wird er sogar stehend positioniert. Bei einer typischen Aufnahmedauer von 6 – 14 Sekunden sind Bewegungen daher zu erwarten, vor allem bei Kindern und älteren Patienten. Die Bewegungen sind oft unwillkürlich, sie können aus einem Tremor resultieren oder zum Beispiel durch die Atmung des Patienten verursacht werden. In wenigen Fällen führen Bewegungsartefakte sogar zu einer Wiederholung der Röntgenaufnahme, was zu einer erhöhten Strahlenbelastung für den Patienten führt. Auch ein dejustiertes Gerät weist Ausrichtungsfehler auf, deren Effekte vom mathematischen Standpunkt aus gesehen äquivalent zu Bewegungsartefakten sind. Aufgrund der technischen Fortschritte der letzten Jahre und der steigenden Systemauflösungen sind Bewegungsartefakte zu einem bedeutenden limitierenden Faktor der Bildqualität in der DVT geworden.

Daher ist die Korrektur von Bewegungsartefakten ein aktueller Forschungsschwerpunkt. Es sind noch keine Verfahren bekannt, die eine ausreichende Korrektur von Bewegungsartefakten mit vertretbarem Rechenaufwand ermöglichen. Zudem weisen die Daten der dentalen DVT weitere Bildartefakte auf, wie Trunkierungs-, Kegelstrahl- oder Strahlaufhärtingsartefakte, welche eine Auswertung der Bilddaten bezüglich ihrer Datentreue erschweren. Diese Dissertation ist in enger Kooperation mit der Forschungs- und Entwicklungsabteilung des Bereichs Bildgebende Systeme der Firma Dentsply Sirona entstanden. Dentsply Sirona ist der weltweit größte Hersteller von Dentalprodukten und -technologien. Für die Durchführung der Dissertation wurden Ressourcen

in Form von Arbeitszeit und dem Zugang zu Patientendaten, DVT-Geräten und Messphantomen zur Verfügung gestellt.

In dieser Dissertationsschrift werden neue Ansätze zur Kompensation von Patientenbewegung in dentalen Daten vorgestellt. Der Fokus der betrachteten Ansätze liegt auf ihrer Robustheit, der Reduktion der Problemkomplexität und der damit einhergehenden Reduktion der Rechenzeit. Sie basieren auf der Auswertung von Konturmerkmalen in den Projektionsbildern. Es handelt sich um Verfahren der geometrischen Autokalibrierung, welche eine Schätzung der Projektionsgeometrie mithilfe der unbekannt Patientenanatomie vornehmen. Die Grenzen und Möglichkeiten der Verfahren werden anhand synthetisch generierter Daten mit simulierten und echten Patientenbewegungen evaluiert. Der Aufbau der Arbeit ist dabei wie folgt: Zunächst führt Kapitel 2 den Leser in Grundlagen zur Projektionsgeometrie und dentalen DVT-Röntgenbildgebung ein. Anschließend fasst Kapitel 3 den aktuellen Stand der Forschung zu geometrischen Autokalibrierverfahren und Studien zu Patientenbewegung zusammen. Kapitel 4 leitet daraus eine dentalspezifische Problemstellung ab und stellt die offenen Probleme und Herausforderungen der bekannten Verfahren hervor. Kapitel 5 stellt die im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Autokalibrierverfahren vor. Das Untersuchungsmaterial zur Evaluation wird in Kapitel 6 erläutert. Die Untersuchungsergebnisse und deren Diskussion werden in Kapitel 7 präsentiert und Kapitel 8 schließt diese Arbeit mit einer Zusammenfassung und einem Ausblick ab.

Kapitel 2

Grundlagen

2.1 Geometrische Transformationsmodelle

Die Autokalibrierung eines DVT-Gerätes entspricht der Schätzung seiner Projektionsgeometrie. Einleitend werden daher einige Grundlagen geometrischer Abbildungen zusammengefasst. Die Inhalte orientieren sich an Hartley und Zisserman (2004), dort sind weitere Details nachzulesen.

2.1.1 Affine Transformationen

Als affine Transformation oder Abbildung bezeichnet man eine Abbildung zwischen zwei affinen Räumen, bei der Kollinearität, Parallelität und Teilverhältnisse erhalten bleiben. Eine abstandserhaltende und winkeltreue affine Abbildung nennt man Bewegung. Eine Bewegung ist stets bijektiv. Für die hier betrachteten rigiden Patientenbewegungen sind ausschließlich Drehung und Verschiebung relevant, welche im Folgenden auch Rotation und Translation genannt werden. Bei rigiden Bewegungen erfolgt keine Deformation des bewegten Gegenstandes. Die Bewegung eines Punktes im 3D-Raum wird üblicherweise durch Matrixmultiplikationen realisiert. Hierbei wird eine Transformationsmatrix $T \in \mathbb{R}_{4 \times 4}$ mit den homogenen Koordinaten eines Punktes $(x, y, z)^T$ multipliziert:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ 1 \end{pmatrix} = T \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix}, \text{ mit } T = \begin{bmatrix} R & \mathbf{t} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix}, \quad (2.1)$$

wobei $R \in \mathbb{R}_{3 \times 3}$ eine Rotationsmatrix und $\mathbf{t} \in \mathbb{R}_{3 \times 1}$ einen Translationsvektor beschreibt. Mehrere Transformationen können durch Matrixmultiplikation hintereinander ausgeführt oder kombiniert werden, wobei die Ausführungsreihenfolge der Bewegungen von rechts nach links zu lesen ist. Sie sind nicht kommutativ. Die Rotationsmatrix kann aus Euler-Winkeln oder Rotations-Quaternionen berechnet werden. Die Euler-Winkel zerlegen die Rotationsbewegung in Rotationen um die x -, y - und z -Achse des Koordinatensystems, was recht anschaulich ist. Die Rotations-Quaternionen

beschreiben die Rotation um eine frei wählbare Rotationsachse, was im Gegensatz zu den Euler-Winkeln eine direkte Interpolation der Rotation erlaubt und zu keinen Singularitäten führt. Die euklidische Transformation in (2.1) ist eine 4×4 Matrix mit sechs Freiheitsgraden, welche als drei Rotationsparameter um und drei Translationsparameter entlang der drei Achsen eines kartesischen 3D-Koordinatensystems interpretiert werden können.

2.1.2 Projektionsgeometrie

Eine Projektion beschreibt die Abbildung auf einen Raum niedriger Dimensionalität. Hier wird die Abbildung aus dem 3D-Raum in den 2D-Raum betrachtet. Eine projektive Abbildung ist eine Verallgemeinerung der affinen Abbildungen. Sie erhält Geraden, aber keine Parallelität. Parallele Geraden schneiden sich im projektiven Raum in einem Punkt im Unendlichen. Eine projektive Abbildung ist zudem nicht bijektiv. Es ist üblich die projektive Abbildung mit der Zentralprojektion zu beschreiben, bei der ein abzubildender Punkt im Raum entlang eines Strahls durch ein fixes Projektionszentrum projiziert wird. Der Schnittpunkt des Strahls mit der Bildebene beschreibt die Abbildung des Punktes, wobei die Bildebene ebenfalls im 3D-Raum definiert ist.

Die projektive Abbildung wird durch eine Projektionsmatrix $P \in \mathbb{R}_{3 \times 4}$ dargestellt, welche in einfachster Form $P = [I_{3 \times 3} | 0]$ ist mit I als Einheitsmatrix. Durch Veränderung des Projektionszentrums oder des projektiven Bildkoordinatensystems ergibt sich eine beliebige 3×4 Matrix vom Rang drei. Diese beschreibt die lineare Abbildung der homogenen Koordinaten eines 3D-Punktes $(x, y, z)^T$ auf homogene Koordinaten eines 2D-Punktes $(u, v)^T$

$$\begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = P \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix}, \text{ mit } P = K \cdot \left[R \mid -R \cdot \mathbf{t} \right]. \quad (2.2)$$

Hierbei beschreibt \mathbf{t} die Verschiebung des Projektionszentrums und R die Ausrichtung der Projektion in einem Referenzkoordinatensystem. \mathbf{t} und R beschreiben die extrinsischen Parameter der Projektion. Die Matrix $K \in \mathbb{R}_{3 \times 3}$ enthält die intrinsischen Parameter der Projektion und beschreibt den Abstand und das Koordinatensystem der Bildebene relativ zum Projektionszentrum mit

$$K = \begin{bmatrix} \frac{\text{SDD}}{d_u} & \alpha & u_0 \\ 0 & \frac{\text{SDD}}{d_v} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (2.3)$$

wobei (d_v, d_u) die gegebenenfalls nicht isotrope Auslösung des Bildkoordinatensystems angibt, α ein Scherparameter der Achsen des Bildkoordinatensystems ist, SDD den Abstand zwischen Projektionszentrum und Bildebene beschreibt und (u_0, v_0) den Hauptpunkt definiert, also den Punkt, wo der Projektionsstrahl senkrecht auf die Bildebene trifft.

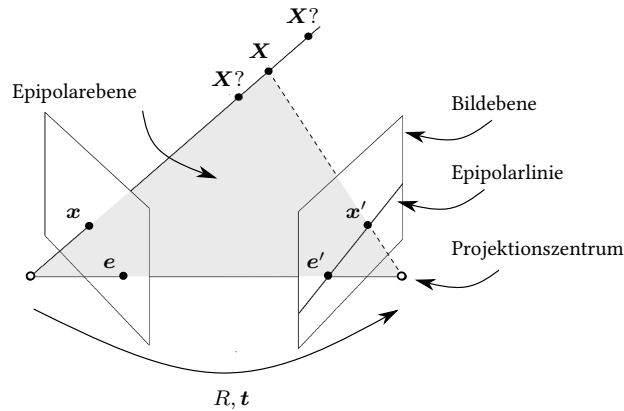


Abbildung 2.1: Epipolargeometrie zweier Projektionen, in Anlehnung an Zeichnungen aus Hartley und Zisserman (2004).

2.1.3 Epipolargeometrie

Die Epipolargeometrie beschreibt die projektive Geometrie zwischen zwei Projektionsbildern. Sie ist unabhängig von den abgebildeten Daten und hängt nur von den intrinsischen Projektionsparametern und der relativen Ausrichtung der Projektionen ab. Die Fundamentalmatrix F kapselt diese Information. Sie ist eine 3×3 Matrix vom Rang zwei mit sieben Freiheitsgraden. Wenn ein 3D-Punkt \mathbf{X} in der ersten Projektion auf den homogenen Bildpunkt \mathbf{x} und in der zweiten Projektion auf den homogenen Bildpunkt \mathbf{x}' abgebildet wird, dann erfüllen \mathbf{x} und \mathbf{x}' folgende Bedingung

$$\mathbf{x}'^T F \mathbf{x} = 0. \quad (2.4)$$

Diese Bedingung ergibt sich aus der Koplanarität der beiden Projektionszentren, der zugehörigen Bildpunkte und des abzubildenden Punktes im 3D-Raum. Die Fundamentalmatrix F bildet den Punkt \mathbf{x} aus der ersten Projektion auf eine Linie in der zweiten Projektion ab, auf eine sogenannte Epipolarlinie. Diese Zusammenhänge werden in Abbildung 2.1 visualisiert. Sie zeigt die Punktkorrespondenzen \mathbf{x} und \mathbf{x}' in zwei Projektionsbildern, welche den 3D-Punkt \mathbf{X} abbilden. Die Epipolarebene wird durch die beiden Projektionszentren und \mathbf{X} aufgespannt. Die Epipolarlinie ist die Projektion der Epipolarebene. Auf ihr liegt die jeweilige Punktkorrespondenz, dessen genaue Position unbekannt ist aufgrund der unbekannt Position von \mathbf{X} . Dessen fehlende Tiefeninformation wird durch die Fragezeichen angedeutet. Die Epipole e und e' sind die gegenseitigen Projektionen der Projektionszentren und somit die Nullräume von F . Alle Epipolarlinien verlaufen durch den jeweiligen Epipol, so wie alle Epipolarebenen durch die Projektionszentren verlaufen.

Die Fundamentalmatrix F kann eindeutig aus einem Paar Projektionsmatrizen bestimmt oder mit sieben oder mehr Punktkorrespondenzen geschätzt werden. F beschreibt die Projektionsmatrizen bis zu einem Faktor projektiver Unsicherheit, also einem Skalierungsfaktor. Somit kapselt F die gesamte projektive Geometrie eines Paares Projektionsbilder unabhängig von deren projektiver

Transformationen in 3D. Werden die betrachteten Projektionsbilder mit dem gleichen Aufnahmesystem erzeugt oder sind die intrinsischen Projektionsparameter bekannt, so können diese aus F extrahiert werden. Dies ergibt die Essentialmatrix E , welche ausschließlich die extrinsischen Anteile der Projektionsgeometrie beschreibt, welche durch Rotation R und Translation t zwischen den Projektionszentren entsteht

$$E = K'^T F K. \quad (2.5)$$

K und K' beschreiben hier die Matrizen der intrinsischen Projektionsparameter nach (2.3). Die Essentialmatrix E hat nur fünf Freiheitsgrade und zusätzliche Einschränkungen. Sie ist für die Verwendung bei kalibrierten Aufnahmesystemen gedacht.

2.2 Röntgenbildgebung

In diesem Kapitel werden Grundlagen zur Röntgenbildgebung mit Kegelstrahlgeometrie zusammengefasst. Weitere Details sind beispielsweise bei Buzug (2008) oder Oppelt (2005) nachzulesen. Eine gute dentalspezifische Zusammenfassung findet sich in Pauwels u. a. (2015).

2.2.1 Bildgebung

In der medizinischen Röntgenbildgebung wird das zu untersuchende Objekt, also der Patient, mit Röntgenstrahlung bestrahlt. Bei der Durchdringung des Objekts findet eine Abschwächung der Röntgenstrahlung statt. Diese abgeschwächte Röntgenstrahlung wird mit einem Detektor aufgefangen. Sie bildet ein Maß für die Dichte der durchstrahlten Materialien. Eine einzelne Röntgenprojektion liefert Informationen über die Gesamtschwächung der Röntgenstrahlung durch das Objekt. Der Pixelwert eines monochromatischen Projektionsbildes korrespondiert mit der integrierten Energie der Röntgenstrahlung, welche durch das Objekt nicht absorbiert wurde:

$$I = I_0 e^{-\int \mu(x) dx}, \quad (2.6)$$

wobei I die am Detektor gemessene Intensität, I_0 die Ausgangsintensität vor der Abschwächung und $\mu(x)$ der Schwächungskoeffizient des Objekts an Position x entlang des zurückgelegten Pfades durch das Objekt ist.

Bei einer Kegelstrahlgeometrie (engl.: cone-beam, CB) strahlt eine punktförmige Röntgenquelle auf einen flachen Röntgendetektor. Der so entstehende Röntgenstrahlkegel wird durch eine rechteckige Blende auf den rechteckigen Detektor kollimiert. Röntgenquelle und Röntgendetektor sind in relativ starrer Position zueinander an einer Rotationseinheit befestigt und bilden zusammen die bildgebende Aufnahmeeinheit. Diese rotiert während der Aufnahme um den Patienten und erzeugt somit Röntgenprojektionen aus unterschiedlichen Projektionsrichtungen. Dieser Datensatz wird Sinogramm genannt, er stellt den Rohdatensatz der Aufnahme dar. Der Unterschied zwischen der klassischen Computertomographie (CT) und der Kegelstrahl-Computertomographie (CBCT) liegt im großflächigen Detektor und der daraus resultierenden Strahlgeometrie. Aufgrund

des beschränkten Aufnahmebereichs des CBCT-Gerätes entstehen trunkierte, also beschnittene Projektionsdaten. Ein CBCT-System rotiert für gewöhnlich deutlich langsamer als ein CT-System, unter anderem aufgrund der geringeren Datenrate des großflächigen Detektors. Daraus resultiert eine längere Aufnahmedauer. Zudem ist die Geometrie eines CBCT-Systems nicht so gut definiert wie die eines CT-Systems und erfordert eine geometrische Kalibrierung. Aufgrund des hohen Kegelstrahls erhöht sich der Anteil der Streustrahlung in den Röntgenprojektionen. Im Gegensatz zur CT bewegt sich die Röntgenquelle bei CBCT-Aufnahmen jedoch nahezu planar um den Patienten. Aufgrund dessen ist keine volle 360° Rotation erforderlich, da gegenüberliegende Projektionen redundante Informationen liefern. Üblicherweise werden daher nur halbseitige Aufnahmen (engl.: short scan oder half scan) durchgeführt, welche 180° der Rotation plus einen halben Kegelstrahlwinkel abdecken. Sie erfassen jeden Punkt des Aufnahmebereichs aus jeder Projektionsrichtung mindestens einmal. Typische Anwendungen für die CBCT sind klinische C-Arm-Systeme oder digitale Volumentomographen, welche häufig im dentalen Bereich Anwendung finden. Abbildung 2.2 zeigt ein aktuelles dentales DVT-Gerät mit typischer Patientenpositionierung.

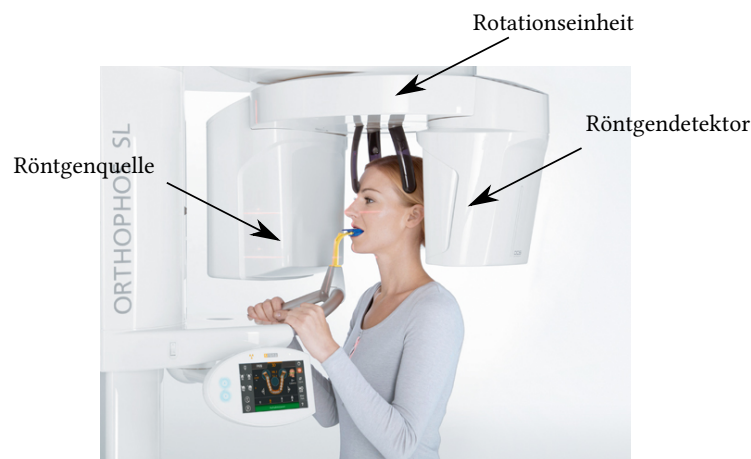


Abbildung 2.2: Dentales DVT-Gerät der Firma Dentsply Sirona (2019).

2.2.2 Rekonstruktion

Die Diagnose auf den integrierten Schwächungskoeffizienten der Projektionsbilder ist relativ unsicher aufgrund der Strukturüberlagerungen und der fehlenden Tiefeninformation. Zur Diagnose besser geeignet sind nicht integrierte Schwächungskoeffizienten, was eine 3D-Rekonstruktion der Daten erforderlich macht. Die rekonstruierten Daten werden üblicherweise als Volumen repräsentiert, was einer orts aufgelösten Darstellung der 3D-Daten entspricht und diese in Voxel diskretisiert. Die Diagnose erfolgt für gewöhnlich auf einer Mehrzahl von Schichtbildern. Abbildung 2.3 zeigt die unterschiedlichen Darstellungsformen im Vergleich.

Bei der Rekonstruktion der Daten unterscheidet man zwischen dem Bildraum, welcher ortsabhängig die Schwächungskoeffizienten des Objekts abbildet, und dem Projektionsraum, welcher

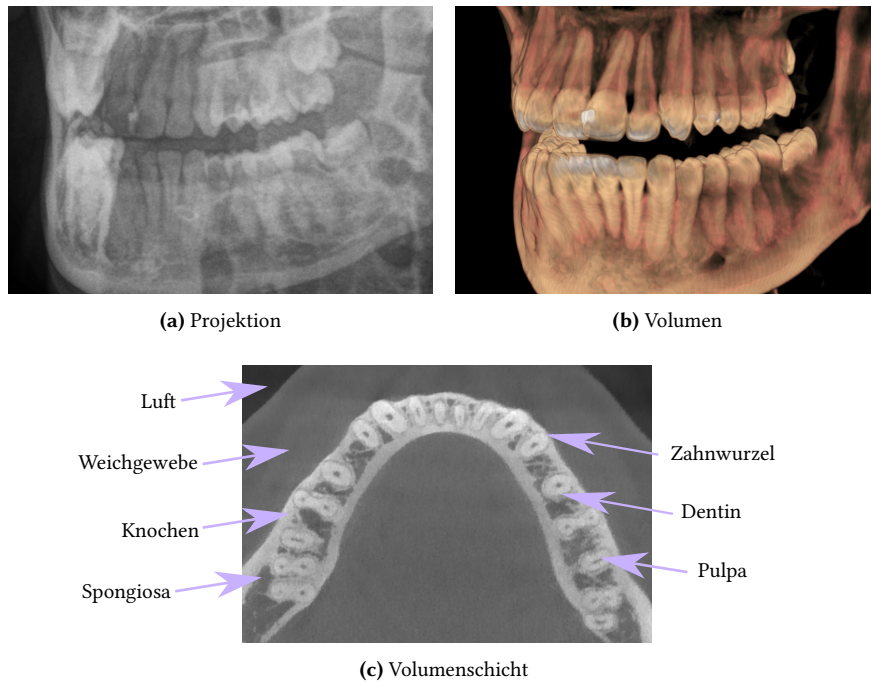


Abbildung 2.3: Darstellungsformen der Röntgendaten. (a) Projektionsdarstellung, hier logarithmiert und kontrastoptimiert, (b) Volumenrendering des Hartgewebes und (c) axiale Schichtdarstellung.

die für verschiedene Projektionsrichtungen gewonnene Darstellungen der durch das Objekt abgeschwächten Röntgenstrahlung enthält. Die Berechnung von Projektionsdaten für ein gegebenes Bild bezeichnet man als Vorwärtsprojektion. Sie wird formal durch eine Systemmatrix A ausgedrückt, welche den Aufnahmevorgang zur Erzeugung der Projektionsdaten b aus einem gegebenen Bild x beschreibt

$$Ax = b. \quad (2.7)$$

Die Zeilen von A enthalten jeweils Koeffizienten einer Gleichung, die einen Strahl durch das Objekt und dessen Summation zu einem Pixelwert beschreiben. Da die Bildgebung hier nicht durch einen physikalischen Prozess, sondern stattdessen durch Simulation erfolgt, spricht man bezüglich der Projektionsdaten häufig auch von digital rekonstruierten Röntgenbildern. Im Gegensatz dazu wird die Berechnung eines Bildes aus Projektionsdaten als Rückprojektion bezeichnet. Theoretisch entspricht dies der Berechnung von

$$x = A^{-1}b, \quad (2.8)$$

wobei jedoch die Invertierung der Systemmatrix A nicht praktikabel ist. Bei der Rekonstruktion handelt es sich um ein komplexes mathematisches Problem. Die Rekonstruktion von CBCT-Daten erfordert den Einsatz näherungsweise Rekonstruktionsverfahren, unter anderem, da außerhalb der Hauptebene keine vollständigen Daten vorliegen.

Das bekannteste Rekonstruktionsverfahren für CBCT-Daten ist die gefilterte Rückprojektion (FDK)

nach Feldkamp u. a. (1984). Es basiert auf der Summation der rückprojizierten Projektionsbilder

$$x = \sum_{i \in \mathcal{I}} P_i^{-1} f(b_i), \quad (2.9)$$

wobei b_i ein Projektionsbild und P_i^{-1} die zugehörige invertierte Projektionsmatrix beschreibt mit $b = \{b_i\}$ und i einem Index über die Projektionsbilder. Hierbei wird mit den Projektionsmatrizen ein Teil der Systemmatrix A invertiert. Die Funktion f ist eine Filterung der Projektionsbilder zur Kontrastverstärkung. Eine Alternative bilden iterative Rekonstruktionsverfahren. Sie minimieren iterativ den Fehler zwischen den Projektionsdaten und der Vorwärtsprojektion des rekonstruierten Bildes

$$\operatorname{argmin}_x \|Ax - b\|. \quad (2.10)$$

Ein Beispiel eines iterativen Rekonstruktionsverfahrens stellt SIRT (engl.: simultaneous iterative reconstruction technique) nach Gilbert (1972) dar. SIRT berechnet das Bild x_k in Iteration k aus dem Bild der vergangenen Iteration x_{k-1} und dem Fehler der Rückprojektion

$$x_k = x_{k-1} + DA^{-1} \tilde{D}(b - Ax_{k-1}), \quad (2.11)$$

wobei als initiales Bild $x_0 = 0$ und das FDK-Rekonstruktionsverfahren als Rückprojektionsoperation verwendet werden kann. Die Matrizen D und \tilde{D} sind Diagonalmatrizen und kompensieren die Anzahl der Voxel, die einen Pixel beeinflussen und andersherum.

2.2.3 Bildartefakte

Bildartefakte sind Fehler im rekonstruierten Bild. Sie entstehen meist aufgrund von Vereinfachungen in der Rekonstruktionsmethode, zum Beispiel aufgrund der Annahme monochromatischer Strahlung oder einer kontinuierlichen Repräsentation des Projektionssignals. Sie können aber auch durch spezielle Abtasttechnologien, Detektoranordnungen oder defekte Detektorelemente entstehen. Die Korrekturverfahren für Bildartefakte sind sehr wichtig, da die Rekonstruktion mittels FDK-Rekonstruktionsverfahren die Fehler über das ganze Bild rückprojiziert. Somit wird die Qualität des gesamten Bildes beeinträchtigt.

Prominente Bildartefakte in DVT-Aufnahmen sind Kegelstrahlartefakte, Strahlaufhärtungsartefakte, Trunkierungsartefakte, Metallartefakte, Bewegungsartefakte und ein verhältnismäßig hohes Rauschen aufgrund niedriger Strahlendosis. Die Bildartefakte stellen einen bedeutenden limitierenden Faktor der Bildqualität dar, da ihre vollständige Korrektur schwierig ist. Diese Arbeit befasst sich mit der Korrektur von Bewegungsartefakten. Abhängig von der vorliegenden Bewegung äußern sich Bewegungsartefakte im Bild meist durch verschwommene Strukturen, Streifenartefakte, doppelte Kanten oder Verzerrungen. Sie entstehen aufgrund von Dateninkonsistenzen in der Rekonstruktion, da Schwächungskoeffizienten miteinander verrechnet werden, die unterschiedliche Gegebenheiten zeigen. Abbildung 2.4 zeigt Beispiele typischer Bewegungsartefakte im rekonstruierten Volumen.

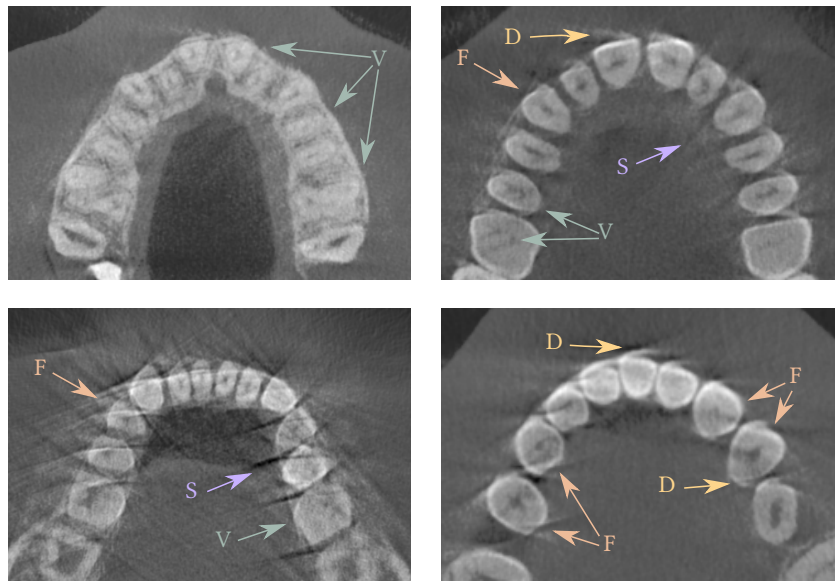


Abbildung 2.4: Bewegungsartefakte in axialen Volumenschichten dentaler DVT-Aufnahmen. Markiert sind verschwommene Strukturen (V), Streifenartefakte (S), doppelte Kanten (D) und Verzerrungen (F).

2.2.4 Koordinatensysteme

Bei der Betrachtung einer Projektionsgeometrie mit mehreren Projektionen ist die Unterscheidung mehrerer Koordinatensysteme sinnvoll. Zunächst ist das Bildkoordinatensystem zu nennen. Es ist ein 2D-Koordinatensystem und beschreibt die Bildebene der Projektion. Sein Ursprung liegt in der linken oberen Ecke und seine Koordinaten werden in Pixeln angegeben. In der Röntgenbildgebung nennt man es auch Detektorkoordinatensystem, da die Bildebene durch den Röntgendetektor gegeben ist. Ein weiteres wichtiges Koordinatensystem ist das Projektionskoordinatensystem. Es ist ein kartesisches 3D-Koordinatensystem mit seinem Ursprung im Projektionszentrum und seiner negativen z -Achse in Projektionsrichtung zeigend. In der CBCT-Geometrie entspricht das Projektionszentrum dem Fokus der Röntgenquelle. Das Projektionskoordinatensystem bewegt sich somit während der Aufnahme mit der Rotationseinheit des Gerätes mit. Außerdem gibt es noch das Objektkoordinatensystem des aufgenommenen Objekts, welches im Folgenden als Patientenkoordinatensystem bezeichnet wird. Es handelt sich ebenfalls um ein kartesisches 3D-Koordinatensystem, welches sich mit dem Patienten bewegt. Bezüglich seiner Ausrichtung wird sich hier am DICOM Standard für CT-Daten orientiert, sodass die z -Achse nach oben zeigt und der Patient entlang der negativen y -Achse schaut. Zuletzt ist noch die Definition eines statischen Referenzkoordinatensystems hilfreich, welches die genannten 3D-Koordinatensysteme zueinander in Bezug setzt. Dessen Ursprung und Ausrichtung sind willkürlich wählbar. Als Ursprung wird hier ein Fixpunkt im Gerät gewählt und seine Ausrichtung wird analog zum initialen Patientenkoordinatensystem gelegt. Durch seinen Bezug zum Aufnahmegerät wird im Folgenden vom Gerätekoordinatensystem gesprochen, wobei sich das Gerätekoordinatensystem während der

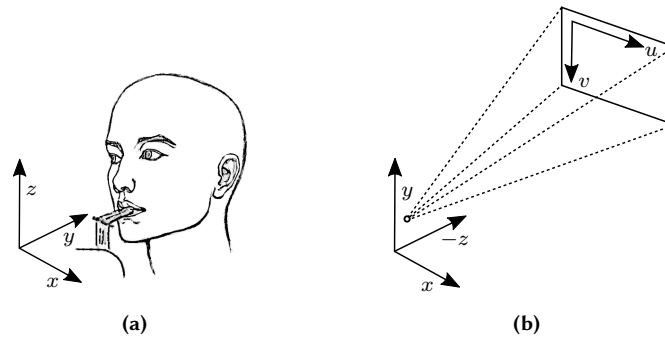


Abbildung 2.5: Koordinatensysteme: (a) Patientenkoordinatensystem (x, y, z) und (b) Projektionskoordinatensystem (x, y, z) und Detektorkoordinatensystem (u, v) beschrieben durch Position und Ausrichtung von Röntgenquelle und -detektor.

Aufnahme nicht bewegt. Alle 3D-Koordinatensysteme sind als kartesische Rechtssysteme definiert, wie Abbildung 2.5 zeigt.

2.2.5 Röntgenkalibrierung

Mit einer Kalibrierung werden bildgebungsrelevante Eigenschaften des Röntgengerätes vermessen, welche in (2.7) die Systemmatrix A zusammenfasst. Sie erfolgt für gewöhnlich bei der Fertigung des Gerätes im Werk oder bei der Installation des Gerätes am Einsatzort. Ihre Informationen finden Anwendung bei der Korrektur der Projektionsdaten und im Rekonstruktionsverfahren. Eine korrekte Kalibrierung reduziert auftretende Bildartefakte. Typische Kalibrierverfahren sind zum Beispiel die Korrektur defekter Detektorelemente, die Korrektur der inhomogenen Strahlkeule oder die Bestimmung der Projektionsgeometrie.

Letzteres nennt man auch geometrische Kalibrierung. Sie dient der Erfassung der Gerätegeometrie und -bewegung während der Aufnahme. Die geometrische Kalibrierung entspricht einer Schätzung der Projektionsmatrizen nach (2.2) für jedes Projektionsbild im Sinogramm. Hierzu wird meistens ein genau bekanntes Objekt vermessen. Die intrinsischen Parameter einer Projektionsmatrix nach (2.3) beschreiben hierbei die Abbildung aus dem Projektionskoordinatensystem in das Detektorkoordinatensystem. Die extrinsischen Parameter hingegen beschreiben die Ausrichtung des Projektionskoordinatensystems im Gerätekoordinatensystem. Zusammengefasst beschreibt eine Projektionsmatrix somit eine Abbildung aus dem Gerätekoordinatensystem in das Detektorkoordinatensystem. Abbildung 2.6 visualisiert die wichtigsten geometrischen Parameter der Projektionsgeometrie. Eine fehlerhafte geometrische Kalibrierung hat einen ähnlichen Effekt wie eine Patientenbewegung, sie führt zu Inkonsistenzen im Rekonstruktionsverfahren.

Als Autokalibrierung, Selbstkalibrierung oder Online-Kalibrierung bezeichnet man Kalibrierroutinen, die das Gerät ohne weitere Hilfsmittel oder Mitwirken des Bedieners durchführt. Somit kann es sich an Änderungen im System anpassen, welche zum Beispiel durch Alterung der verwendeten Materialien entstehen. Eine geometrische Autokalibrierung, wie in dieser Arbeit

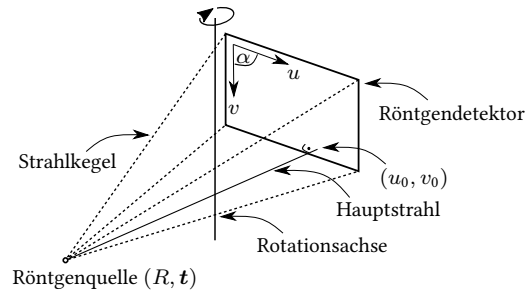


Abbildung 2.6: Darstellung der wichtigsten geometrischen Eigenschaften eines CBCT-Gerätes nach (2.2). Die Position und Ausrichtung der Röntgenquelle beschreibt (R, \mathbf{t}) , dessen Abstand zum Detektor ist SDD und die Position des Hauptstrahls auf dem Detektor ist (u_0, v_0) . Das Detektorkoordinatensystem wird zudem noch durch seine Auflösung (d_u, d_v) und den Scherparameter α beschrieben.

behandelt, schätzt die relative Lage des Projektionskoordinatensystems zum Patienten. Es kann somit sowohl mechanische Änderungen am Gerät als auch Patientenbewegungen während der Aufnahme kompensieren. Eine Patientenbewegung ist hierbei invers zu der Bewegung des Projektionskoordinatensystems und kann mit $P \cdot T$ modelliert werden, wenn T die Bewegung des Patienten nach (2.1) beschreibt und P die Projektionsmatrix nach (2.2) ist. Eine Bewegung in der Detektorebene wird hingegen mit $\tilde{T} \cdot P$ realisiert, wenn \tilde{T} eine 2D-Bewegung analog zu (2.1) beschreibt.

Kapitel 3

Stand der Forschung

Das Kapitel behandelt den für diese Arbeit relevanten Stand der Forschung. Zunächst werden Untersuchungen zu Patientenbewegungen und deren Auswirkungen auf die diagnostische Bildqualität von DVT-Geräten zusammengefasst. Darauf folgt die Vorstellung aktueller Verfahren der Autokalibrierung für die CBCT. Da diese Arbeit schwerpunktmäßig konturbasierte Autokalibrierverfahren behandelt, folgt anschließend ein Überblick über konturbasierte Verfahren der Videobildverarbeitung.

3.1 Patientenbewegungen in der DVT

Es gibt mehrere Studien, welche sich mit Patientenbewegungen und den daraus resultierenden Bildartefakten in DVT-Aufnahmen beschäftigen. Die Ergebnisse divergieren jedoch recht stark, aufgrund unterschiedlicher Messtechniken, Daten und Studienziele. Um einen besseren Überblick zu gewährleisten sind die Ergebnisse der Studien hier aufgegliedert bezüglich der Relevanz von Patientenbewegungen, der Einflüsse auf Patientenbewegungen und dem Potential zur Erkennung, Bewertung und Korrektur von Patientenbewegungen.

Relevanz von Patientenbewegungen für DVT

Gerressen u. a. (2013) präsentieren eine Studie zur systematischen Untersuchung der in der klinischen Praxis erfahrenen Anfälligkeit für Bildartefakte. Sie untersuchen 200 DVT-Aufnahmen, welche mit einem großvolumigen DVT-Gerät¹ mit 0,25 mm Voxelauflösung aufgenommen wurden. Als die Bildqualität maßgeblich beeinflussende Faktoren evaluieren sie die Schärfe, den Kontrast, die Belichtung und das Rauschen der Bilddaten sowie das Vorhandensein von Bildartefakten durch Bewegungen oder stark absorbierende Materialien und die Übereinstimmung des Aufnahmebereichs mit dem Zielvolumen. Die Bewertung der Bilddaten erfolgt mit einem subjektiven Schulnotensystem. Gerressen u. a. stellen fest, dass die Gesamtbeurteilung der Bildqualität vorrangig mit dem Vorhandensein von Bewegungsartefakten korreliert. Die Bildschärfe und der Bildkontrast

¹verwendetes Gerät: Galileos Comfort von Sirona

werden nachgelagert als Abhängigkeiten ermittelt. Auch zeigen sie auf, dass Bewegungsartefakte bei einem hohem Patientenalter vermehrt auftreten, was zu einer signifikant schlechteren Bildqualität führt. Sie empfehlen, bei älteren Patienten die Indikation einer DVT-Aufnahme kritisch abzuwägen.

Donaldson u. a. (2012) untersuchen die Häufigkeit von Bewegungsartefakten in 200 DVT-Aufnahmen² aller Altersgruppen. Die Aufnahmen weisen eine Voxelgröße von 0,4 mm auf und variieren in der Volumengröße. Als vorbeugende Maßnahmen wird auf eine gute Patientenpositionierung und -fixierung geachtet. Die Positionierung erfolgt vermutlich sitzend. Zudem wird eine detaillierte Einweisung des Patienten durchgeführt zur gezielten Vermeidung von Patientenbewegungen. Nur in 4,5 % der DVT-Aufnahmen sind Patientenbewegungen zu erkennen. In 0,5 % der Fälle wird eine Wiederholungsaufnahme aufgrund von Patientenbewegungen durchgeführt.

In der Studie von Keriş (2017) treten in 6 % der Aufnahmen³ Bewegungsartefakte auf. Auch bei ihnen ist in nur einem Fall eine Wiederholungsaufnahme erforderlich. Durch die ebenfalls recht große Voxelgröße von 0,4 mm sind kleine Bewegungen jedoch vermutlich nicht sichtbar.

Spin-Neto u. a. (2015) betrachten die Auftrittswahrscheinlichkeiten von Patientenbewegungen und der Wiederholungen von Aufnahmen. Die 248 evaluierten Aufnahmen⁴ werden in sitzender Patientenpositionierung mit Kinnaufgabe durchgeführt. Die Patientenbewegungen werden mit optischen Kameras erfasst und visuell ausgewertet. Eine Patientenbewegung ist in 21 % der Aufnahmen zu beobachten. Eine Wiederholungsaufnahme ist in 6,4 % der Aufnahmen erforderlich, aber in nur einem Fall aufgrund von Bewegungsartefakten. Der häufigste Grund für Wiederholungsaufnahmen ist ein ungünstig gewählter oder positionierter Aufnahmebereich. Eine Wiederholungsaufnahme wird oft dann durchgeführt, wenn mehrere interessante Bereiche in einem kleinen Volumen abgebildet werden. Spin-Neto u. a. weisen jedoch darauf hin, dass diese Zahlen die Problematik der Bewegungsartefakte eventuell nicht korrekt widerspiegeln, da den Ärzten eindeutige Entscheidungskriterien zur Bewertung der Bewegungsartefakte fehlen.

Spin-Neto u. a. (2016) untersuchen den Zusammenhang zwischen Patientenbewegungen und deren Auswirkungen auf die Bildqualität für 66 junge Patienten zwischen 9 und 25 Jahren. Die Patientenbewegungen werden ebenfalls mit optischen Kameras erfasst und manuell ausgewertet. Sie werden nach Komplexität, Dauer, Häufigkeit und Distanz bewertet. Zudem stufen drei erfahrene Radiologen die Bildqualität axialer Volumenschichten in *adäquat*, *akzeptabel* oder *unzweckmäßig* ein und erfassen das Vorkommen von Streifenartefakten. Hierbei liegt den Radiologen das Ergebnis der Videoanalyse bereits vor. Anhand der Videoaufnahmen sind in 50 % der Aufnahmen Patientenbewegungen zu erkennen. Erfasst werden viele kleine Bewegungen unter 2 mm und nur sehr wenige Bewegungen über 10 mm. In einer durchschnittlichen Aufnahme werden ein bis vier Bewegungen erfasst. Dabei handelt es sich meist um uni-planare Bewegungen, also einfache Bewegungen, die in einer Ebene stattfinden. Bei der Bewertung der Bildqualität ist kein signifikanter Unterschied zwischen den Aufnahmen mit Patientenbewegungen und ohne

²verwendetes Gerät: vermutlich von i-CAT

³verwendetes Gerät: ProMax 3Ds von Planmeca Oy

⁴verwendetes Gerät: von Soredex Oy

Patientenbewegungen zu erkennen. Obwohl das Vorkommen von Streifenartefakten bei Patientenbewegungen zunimmt, erreicht deren Evaluation bei nur einem der drei Radiologen eine signifikante Abhängigkeit. Eine deutliche Reduktion der Bildqualität ergibt sich jedoch bei mehr als zwei Bewegungen pro Aufnahme, wenn die Summe der Bewegungsdauer fünf Sekunden überschreitet, oder wenn komplexe, multi-planare Bewegungen ausgeführt werden. Die Studie bezüglich der Streifenartefakte ist eventuell nicht repräsentativ für andere Geräte, da sie unter anderem von der bewerteten Volumenregion abhängen. Durchgeführt wurde die Studie mit kleinen Volumen⁵ von 6×6 cm mit 0,13 mm Voxelauflösung.

Nardi u. a. (2016) untersuchen in einer in-vitro Studie die Auswirkungen von Bewegungen auf die Bildqualität. Sie fertigen 84 Aufnahmen⁶ mit einer Voxelauflösung von 0,15 mm und einer Aufnahmedauer von 26 Sekunden an. Dabei simulieren sie mit einem Schädel-Trockenphantom abrupte und kontinuierliche Rotationsbewegungen des Kopfes, insbesondere Nicken, seitliches Neigen und Schütteln. Sie stellen fest, dass Bewegungen von kurzer Dauer häufig zu Doppelkonturen und verschwommenen Strukturen führen, wohingegen längere, kontinuierliche Bewegungen eher eine generelle Unschärfe und den Verlust feiner Details verursachen. Dabei beeinträchtigen nicht alle Bewegungsarten die Bildqualität gleichermaßen. Das Kopfschütteln beeinträchtigt die Diagnostizierbarkeit am stärksten, dicht gefolgt von der Nickbewegung des Kopfes. Die Ausprägung der Artefakte hängt auch von der Volumenregion ab, da sich die Rotationsbewegungen in größerer Distanz zum Rotationszentrum stärker auswirken. Kleine Bewegungen von unter 1,3 mm Bewegungsabstand oder kurze Bewegungen von nur 2 Sekunden Dauer sind häufig gar nicht sichtbar. Nardi u. a. stellen die These auf, dass kleine Bewegungen nicht detektiert werden können, wenn die anatomischen Landmarken nicht an wahrnehmbar verschiedenen Positionen im Volumen rekonstruiert werden. Ebenso seien Bewegungen nicht als solche erkennbar, wenn die Anzahl der betroffenen Projektionen nicht signifikant zur Rekonstruktion eines anatomischen Details beitragen und daher nur das Hintergrundrauschen erhöhen. Plötzliche oder kontinuierliche Bewegungen von 2 oder 6 Sekunden Dauer führen in 58 % der Fälle zu Doppelkonturen und verwaschenen Strukturen, wobei jedoch in 87 % der Fälle keine feinen Details verloren gehen und Bildschärfe und Bildkontrast nur leicht beeinträchtigt werden. Bei Bewegungen von 13 – 26 Sekunden Dauer treten Bewegungsartefakte mit einer Wahrscheinlichkeit von über 79 % auf. Dabei gehen in 42 % der Fälle feine Strukturen verloren.

Bontempi u. a. (2008) evaluieren den durch Patientenbewegungen induzierten Auflösungsverlust im Volumen. Zur Vereinfachung der Bildauswertung übertragen sie die mit einem aktiven Infrarot-Kamerasystem erfassten Rotationsbewegungen des Patientenkopfes auf einen technischen Prüfkörper. Eine Rotation von $0,3^\circ - 0,6^\circ$ ist bei der verwendeten Volumenauflösung⁷ nur leicht erkennbar. Eine Rotation von $1,0^\circ - 2,0^\circ$ führt jedoch zu deutlichen Artefakten. Für die stehende Patientenpositionierung bestimmen sie eine Auftrittswahrscheinlichkeit von 30 %. Der Auflösungsverlust gemessen mit der MTF (engl.: Modulation Transfer Function) verhält sich annähernd linear zur gemessenen Rotationsbewegung. Die Stärke der Bewegungsartefakte ist ebenfalls annähernd

⁵verwendetes Gerät: Scanora 3D von Soredex Oy

⁶verwendetes Gerät: NewTom 5G von QR s.r.l.

⁷Volumenauflösung in dieser Studie nicht angegeben

linear abhängig von der Distanz zum Rotationszentrum. Bontempi u. a. prognostizieren, dass die Relevanz der Patientenbewegungen und demnach auch der Patientenpositionierungen aufgrund der technischen Weiterentwicklung mit höheren Volumenaufösungen zunehmen wird.

Einflüsse auf Patientenbewegungen in der DVT

Spin-Neto u. a. (2018) nennen mehrere Möglichkeiten zur Vermeidung von Patientenbewegungen. Zum einen ist eine starke Verkürzung der Aufnahmedauer denkbar, was jedoch aufgrund der beschränkten zeitlichen Detektorauflösung nur eingeschränkt möglich ist. Zum anderen ist der Einfluss der Patientenpositionierung zu nennen, gemeinsam mit geeigneter Schulung von Patienten und Personal. Doch auch eine gute Patientenfixierung kann nicht alle Bewegungen des Patienten unterbinden.

Somit untersuchen Spin-Neto u. a. (2015) patienten-, bediener- und untersuchungsabhängige Faktoren der Patientenbewegungen. Als signifikante Faktoren ermitteln sie das Alter des Patienten und Berührungen des Patienten durch das Gerät. So treten bei Patienten unter 15 Jahren vermehrt Bewegungen auf. Auch veranlasst eine Berührung des Haars den Patienten zu einer Bewegung. Bei der Patientengruppe über 15 Jahren erweist sich eine Baumwollrolle zur Stabilisierung des Kopfes als hilfreich. Das Schließen der Augen zeigt keine signifikante Verbesserung.

Häufig wird eine lange Aufnahmedauer als negativer Faktor bezüglich Patientenbewegungen genannt. Diese Vermutung entkräftigen Spin-Neto u. a. (2014) weitestgehend. Sie machen Untersuchungen mit einer Strahldauer von 20 Sekunden. Wenn sich ein Patient bewegt, so bewegt er sich meistens schon während der ersten Phase der Aufnahme. Spin-Neto u. a. schließen daraus, dass die Patientenbewegungen ein patientenbezogenes Problem sind.

Donaldson u. a. (2012) erreichen eine sehr niedrige Quote von 4,5% bewegungsgestörter Aufnahmen unter anderem durch eine gezielte Patientenpositionierung, -fixierung und -einweisung. Sie fordern die Patienten auf, langsam zu atmen, die Augen zu schließen und unmittelbar vor der Aufnahme zu schlucken. Da sie diese Faktoren jedoch nicht einzeln evaluieren, ist keine genaue Aussage über deren Zusammenhang mit den Patientenbewegungen möglich.

Hanzelka u. a. (2013) untersuchen ebenfalls Ursachen und mögliche Lösungsansätze für Patientenbewegungen. In dem von ihnen verwendeten DVT-Gerät⁸ wird der Patient sitzend positioniert und durch eine zusätzliche Kopffixierung in seiner Position gehalten. Auch sie verwenden Kameras zur automatischen Erfassung der Patientenbewegungen. In der Videoanalyse stellen sie ebenfalls vermehrte Patientenbewegungen am Anfang der Aufnahme fest. Sie empfehlen die Verwendung eines Testumlaufs ohne Strahlung, um den Patienten an die Gerätebewegungen und -geräusche zu gewöhnen. Dem Schließen der Augen während der Aufnahme kann kein positiver Effekt nachgewiesen werden. Hanzelka u. a. stellen jedoch negative Auswirkungen der Gerätevibration während der Aufnahme fest. Sie schlagen vor, die Patientenpositionierung und -fixierung gut vom sich bewegenden Teil des Gerätes loszulösen.

Lee u. a. (2008) untersuchen Patientenbewegungen in drei unterschiedlichen DVT-Geräten. Sie

⁸verwendetes Gerät: i-CAT von i-CAT

erfassen die Bewegungen der Patienten mit einem Lasersystem und ermitteln damit vergleichsweise große mittlere Bewegungen von $0,35 - 1,0$ mm. Zudem ermitteln Lee u. a. eine signifikante Abhängigkeit der Bewegung des Patienten von dessen Positionierung und Fixierung. Ist der Patient sitzend positioniert, ist die Bewegung deutlich geringer. Außerdem wird eine vermehrte Bewegung am Ende der Aufnahme festgestellt, was den bisher zitierten Studienergebnissen widerspricht.

Bontempi u. a. (2008) evaluieren für dentale Panorama- und CT-Geräte, wie sich die Patientenpositionierung auf die Patientenbewegungen auswirkt. Sie untersuchen 14, 26 und 32 Probanden mittleren Alters in liegender, stehender und sitzender Positionierung. Mit einem aktiven Infrarot-Kamerasystem erfassen sie die Kopffrotation der Patienten. Bei liegender Positionierung wird keine Kopffixierung verwendet. Bontempi u. a. bestimmen eine Standardabweichung der Kopffrotation von $0,3^\circ$ für die liegende, $0,5^\circ$ für die sitzende und $0,6^\circ$ für die stehende Patientenpositionierung. Der Vorteil der liegenden Positionierung zeigt sich sowohl in den mittleren als auch in den extremen Bewegungen. Der Unterschied zwischen sitzender und stehender Patientenpositionierung ist vor allem in den extremen Bewegungen zu erkennen. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 30 % treten bei stehender und sitzender Positionierung deutlich sichtbare Bewegungsartefakte aufgrund einer Kopffrotation von mehr als $0,6^\circ$ auf. Bei liegender Positionierung geschieht dies nur mit einer Wahrscheinlichkeit von 5 %. Die verwendete Voxelauflösung ist hierbei nicht angegeben.

Keriş (2017) untersucht, inwiefern Unwohlsein, Sorge oder Angst des Patienten seine Bewegungen während der Aufnahme beeinflussen. Er stellt fest, dass diese Faktoren keinen signifikanten Einfluss haben. Trotz nicht nachgewiesener Signifikanz schlägt Keriş jedoch vor, einen Testumlauf des Gerätes ohne Strahlung vor der eigentlichen Aufnahme durchzuführen. Dies mindere die Angst vor den Gerätebewegungen und gewöhne den Patienten an die Geräusche. Eine gute Patienteneinweisung könne die Angst vor Röntgenstrahlung oder mögliche Klaustrophobie mindern. Einen signifikanten Einfluss scheint einzig das Patientenalter zu haben, denn ältere Patienten bewegen sich häufiger als junge. Keriş vermutet, dass dies durch ungewollte Muskelbewegungen bedingt ist. Kinder waren in dieser Studie nicht enthalten.

Potential einer Bewegungskorrektur für die DVT

Spin-Neto u. a. (2018) evaluieren den Effekt einer automatisierten Bewegungsartefaktkorrektur und ihre Auswirkung auf die CBCT-Bildqualität und -Diagnostizierbarkeit. Hierfür fertigen sie Aufnahmen eines dentalen Schädelphantoms mit mehreren DVT-Geräten an. Ein Roboter bewegt das Phantom während der Aufnahme und simuliert auf diese Weise reproduzierbare Patientenbewegungen. Die simulierten Bewegungen umfassen ein Zittern, ein Nicken, eine seitliche Rotation und eine Vor-Zurück-Bewegung des Kopfes über eine Distanz von je $0,75$ mm, $1,5$ mm und 3 mm. Drei Experten bewerten die Bildqualität der Aufnahmen im Rahmen der diagnostischen Fragestellungen einer Implantatplanung und der Erkennung von Läsionen. Bei den verwendeten Geräten handelt es sich um einen Orthophos SL 3D⁹, einen Cranex 3Dx¹⁰ und einen 3Shape X1¹¹. Bei den

⁹verwendetes Gerät: Orthophos SL 3D von Dentsply Sirona

¹⁰verwendetes Gerät: Cranex 3Dx von Soredex Oy

¹¹verwendetes Gerät: X1 von 3Shape

ersten beiden Geräten handelt es sich um konventionelle DVT-Geräte. Der 3Shape X1 verfügt als einziges Gerät über eine automatische Bewegungskorrektur. Es erlaubt eine vergleichsweise lose Patientenfixierung, welche durch Anlegen des Hinterkopfes erfolgt. Die Bewegung des Patienten wird durch drei optische Kameras erfasst, welche oberhalb des Patienten im Gerät verbaut sind. Optische Marker werden am Kopf des Patienten fixiert und unterstützen somit die Verfolgung der Patientenbewegungen. Der 3Shape X1 wird in dieser Untersuchung sowohl mit eingeschalteter als auch mit ausgeschalteter Bewegungskorrektur betrieben. Alle Aufnahmen ohne Bewegungskorrektur werden als vergleichbar bezüglich ihrer Bewegungsartefakte bewertet. Hier ist kein signifikanter Unterschied zwischen den Geräten zu erkennen. Die Daten sind in den meisten Fällen diagnostizierbar, weisen jedoch Streifenartefakte und eine allgemeine Unschärfe auf. Lediglich die Zitter-Bewegung und weitere 4 % der Testaufnahmen führen zu einer nicht diagnostizierbaren Bildqualität. Die Verwendung der automatisierten Bewegungskorrektur des 3Shape X1 zeigt eine deutlich verbesserte Bildqualität. Durch die Bewegungskorrektur sind alle Aufnahmen diagnostizierbar. Auch die Bewegungsartefakte werden stark reduziert. Eine Unschärfe der Daten ist nur noch in 21 % der Fälle zu beobachten, davon 56 % bei der Zitter-Bewegung. Streifenartefakte sind nur noch in 8 % der Fälle zu beobachten, davon 100 % bei der Zitter-Bewegung. Somit zeigen Spin-Neto u. a. eine deutliche Verbesserung der Bildqualität und Diagnostizierbarkeit durch eine automatisierte Bewegungskorrektur auf. Es ist jedoch zu beachten, dass die simulierten Bewegungen keinen echten Patientenbewegungen entsprechen, und das Verhalten von der Korrektur und der Ausprägung der Artefakte bei echten Patientenbewegungen abweichen kann. Eine Evaluation eines Bewegungskorrekturverfahrens im Patientenbetrieb ist zurzeit noch nicht bekannt.

Visuelle Erkennung von Patientenbewegungen

Spin-Neto u. a. (2014) beobachten Patienten während der Durchführung von DVT-Aufnahmen und ziehen Schlüsse über die Erkennbarkeit der Patientenbewegungen durch den Benutzer des Aufnahmegertes. Sie installieren zwei Kameras, welche den Patienten frontal erfassen und eine kontinuierliche Beobachtung ermöglichen. Die Analyse des Filmmaterials erfolgt durch acht unabhängige Beobachter. Die Röntgendaten selbst werden nicht ausgewertet. Die Ergebnisse der Beobachter korrelieren gut mit einer markerbasierten optischen Bewegungserkennung und weisen somit auf eine sichere Erkennung der Patientenbewegungen hin. Bewegungen des Patienten sind in 20 % der Aufnahmen zu verzeichnen. Die Bewegungen sind häufig schon in den 3 Sekunden vor Strahlungsbeginn sichtbar, in denen das Gerät sich bereits bewegt. Patienten, die sich in diesen ersten Sekunden bewegen, machen dies häufig erneut im weiteren Verlauf der Aufnahme. Da die ersten Sekunden der Aufnahme strahlungsfrei sind, ermöglicht dies dem Benutzer die Aufnahme abubrechen, den Patienten zu repositionieren und neu einzuweisen.

Bewegungsdetektion im Sinogramm

Für eine datengestützte Bewegungskorrektur ist eine vorgelagerte Bewegungsdetektion hilfreich. Sie dient zum Beispiel der Unterteilung der Projektionsdaten in bewegungsfreie Teilsequenzen zur Ermittlung konsistenter Daten. Ens u. a. (2010) untersuchen acht Distanzmaße, welche auf

aufeinanderfolgenden Projektionsbildern angewendet werden. Sie ermitteln den gegenseitigen Informationsgehalt (engl.: Mutual Information, MI) und den strukturellen Ähnlichkeitsindex (engl.: structural similarity index, SSIM) als die am besten geeigneten Distanzmaße zur Ermittlung von Bewegungszeitpunkten im Sinogramm. MI basiert auf der Entropie der Daten und bewertet deren Informationsgehalt. Es kann als Maß der stochastischen Abhängigkeit verstanden werden. SSIM bildet die visuell wahrgenommenen Unterschiede zwischen Bildern ab. Es imitiert somit die Extraktion und den Vergleich struktureller Informationen des menschlichen Gehirns. Dabei findet ein gewichteter Vergleich von Helligkeit, Kontrast und Struktur statt. Beide Maße erweisen sich als sensitiv bezüglich Patientenbewegungen trotz zugrundeliegender Gerärotation. Vor der Bewegungsdetektion werden die ermittelten Werte mit dem Mittelwert der nächsten Nachbarprojektionen normiert. Der Schwellwert zur Bewegungsdetektion wird zudem aus dem Median und der mittleren absoluten Abweichung vom Median in einer größeren Nachbarschaft bestimmt. Die Größe der Nachbarschaft bestimmt die Größe der kleinsten erfassbaren Bewegungen und die Robustheit des Verfahrens. Die Evaluation der Metriken erfolgt mit simulierten Bewegungsdaten aus einer Bewegungsdatenbank, welche echte Röntgenprojektionen¹² eines Schädelphantoms enthält. Eine Auswertung mit klinischen Daten oder stark trunkierten Daten ist nicht erfolgt. Beide Metriken detektieren sowohl leichte als auch stärkere abrupte Bewegungen von $0,1^\circ - 0,9^\circ$ Rotation oder $0,1 - 0,9$ mm Verschiebung mit einer Wahrscheinlichkeit von 99,9%. SSIM ist jedoch effizienter zu berechnen als MI und liefert weniger falsch-positive Detektionen.

Schulze u. a. (2015) arbeiten mit dem optischen Fluss (engl.: optical flow) auf den Röntgenprojektionen und werten somit die Bewegungsvektorfelder der Bildsequenzen aus. Sie arbeiten auf Sinogrammen dentaler CBCT-Volumen¹³ von 4×4 cm Größe, in denen folglich eine starke Trunkierung aufgrund des kleinen Aufnahmebereichs vorliegt. Durch visuelle Auswertung der Röntgenprojektionen ermitteln sie in 13% der 79 Aufnahmen Patientenbewegungen. Mit dieser Information ermitteln sie einen empirischen Schwellwert zur Bewegungsdetektion mittels optischen Flusses. Das Verfahren klassifiziert die Sinogramme zu 80% korrekt, wenn Bewegungen vorliegen, und zu 67% korrekt, wenn keine Bewegungen vorliegen. Schulze u. a. weisen darauf hin, dass die visuell ermittelte Referenz recht ungenau sei. Des Weiteren hängen die Schwellwerte zur Detektion von der Projektionsgeometrie des Gerätes sowie der Pixel- und Volumengröße ab. Sie vermuten, dass die Anzahl der sich bewegenden Patienten größer sei als die in ihrer Studie erfasste.

Bewegungsartefaktbewertung im Volumen

Die Detektion von Bewegung kann auch im rekonstruierten Volumen erfolgen. Die vorgestellten Verfahren sind jedoch nicht dentalspezifisch. Wicklein u. a. (2012) untersuchen die Verwendung gängiger Bildmerkmale zur Klassifizierung geometrischer Kalibrierfehler. Auf axialen Volumenschichten mit 0,5 mm Voxelgröße evaluieren sie Metriken wie die Entropie und die quadratische Variation (engl.: Total Variation, TV) der Grauwerte sowie einige Texturmerkmale wie Garbor,

¹²verwendetes Gerät: Galileos von Sirona

¹³verwendetes Gerät: 3-D Accuitomo 80 von J Morita Corp.

Haralick und Tamura. Für die Berechnung der Entropie und der Haralick-Merkmale fenstern sie die Daten auf Knochenstrukturen und komprimieren sie auf 8-Bit, um die Berechnungen der Histogramm- und Grauwertmatrizen (engl.: co-occurrence matrices) besser handhaben zu können. Die Bewertung der Metriken erfolgt durch den Abgleich mit einem Referenzfehlermaß, wobei eine geeignete Metrik nicht linear mit diesem skalieren muss. Wicklein u. a. bewerten die Metriken daher ausschließlich über die Ordnung ihrer Ergebnisse bezüglich diverser Ausrichtungsfehler. Die gewünschte Ordnung ist durch das Referenzfehlermaß gegeben, hier durch den Rückprojektionsfehler. Dafür simulieren Wicklein u. a. ein virtuelles Objekt mit vielen Punktmerkmalen. Die mittleren Distanz zwischen deren Ist- und Soll-Positionen in den Projektionsbildern bestimmt den Rückprojektionsfehler. Es werden neun exemplarische Ausrichtungsfehler betrachtet, welche einer Fehlkalibrierung der intrinsischen Parameter entsprechen. Für diese wird die Detektorrotation und -translation in der Ebene zwischen null und drei Pixeln variiert, sodass Rotations- und Translationsfehler jeweils gleichermaßen in den Rückprojektionsfehler eingehen. In der Auswertung zeigen die entropiebasierten Methoden die besten Ergebnisse, also die Entropie der Grauwerte, die Entropie der Garbor-Merkmale und das Haralick-Merkmal der Entropie. Unter Berücksichtigung des Rechenaufwandes stellen Wicklein u. a. die histogrammbasierte Entropie als die beste Wahl zur Klassifizierung geometrischer Ausrichtungsfehler vor.

Sisniega u. a. (2017) untersuchen diverse Metriken zur Beurteilung der 3D-Bildqualität bezüglich Bewegungsartefakten. Auf rekonstruierten Volumen evaluieren sie mehrere Bildqualitätsmaße: die Entropie der Grauwerte, die Varianz der Grauwerte, die TV der Grauwerte, die Norm der Volumengradienten und die Varianz der Volumengradienten. Die Volumengradienten werden durch Faltung des Volumens mit einem Gauß-Kern bestimmt, welcher zusätzlich das Rauschen der Daten reduziert. Bei den Testdaten handelt es sich um digital rekonstruierte 360° Röntgenaufnahmen einer Hand. Die Bewegungstrajektorien werden durch zufälliges Rauschen der Translationsparameter gestört, wobei dessen mittlere Stärke die Bewegungsamplitude beschreibt. Diese wird bis 35 mm variiert. Alle Metriken werden in einer kleinen Volumenregion mit spezifischer anatomischer Struktur ausgewertet und normiert verglichen. Sisniega u. a. untersuchen die Ergebnisse in Abhängigkeit von der Größe der Bewegungsamplitude. Alle untersuchten Metriken haben ein ausgeprägtes Optimum bei den unbewegten Daten. Die Varianz und die TV der Grauwerte haben jedoch noch ein weiteres Optimum bei 5 mm, beziehungsweise 12 mm der Bewegungsamplitude. Die Entropie zeigt einen negativen Trend ab 10 mm Bewegungsamplitude, was auf ein zweites Optimum bei großen Bewegungsamplituden hindeutet. Die Entropie bewertet den Informationsgehalt der Daten und berechnet sich aus dem Grauwert-Histogramm der Daten. Eine hohe Entropie entspricht einer geringen Anzahl ausgeprägter Spitzen im Histogramm. Diese ergeben sich zum Beispiel bei unbewegten Daten, da sie den im Volumen vorkommenden Materialien und Dichten entsprechen. Bei einem durch Bewegung verschwommenen Volumen sind die Spitzen im Histogramm weniger ausgeprägt und die Entropie somit geringer. Ist das Volumen jedoch stark verschwommen und die enthaltenen Materialien nicht mehr trennbar, so verringert sich auch die Anzahl Spitzen im Histogramm, was sich wiederum positiv auf die Entropie auswirkt. Dies erklärt das beobachtete Verhalten der Entropie bei großen Bewegungsamplituden.

Die verbleibenden gradientenbasierten Metriken zeigen einen monotonen Anstieg bei ansteigender Bewegungsamplitude ohne Anzeichen weiterer lokaler Optima. Die Ergebnisse der Gradientenvarianz zeigen im Vergleich zur Gradientennorm eine geringere Streuung, also einen direkteren Zusammenhang zwischen Bewegungsamplitude und Messergebnis. Somit ermitteln Sisniega u. a. die Gradientenvarianz als das geeignetste Maß zur Messung einer zufälligen Bewegungsamplitude im Volumen.

3.2 Verfahren der Autokalibrierung für die CBCT

Die Entwicklung von Autokalibrierverfahren für die CT und die CBCT ist schon seit gut einem Jahrzehnt ein relevantes Forschungsthema. Die hier vorgestellten Arbeiten sind bezüglich ihres Ansatzes untergliedert in Verfahren mit zusätzlicher Hardware oder Markern, sinogrammbasierte Verfahren, Verfahren basierend auf iterativer Rekonstruktion, Verfahren basierend auf 2D-3D- oder 3D-3D-Registrierung, bildbasierte Verfahren, konsistenzbasierte Verfahren und zuletzt kombinierte Verfahren.

Korrektur mit zusätzlicher Hardware

Ein möglicher Ansatz zur Erfassung der Patientenbewegungen ist das Anbringen zusätzlicher Hardware im Gerät oder am Patienten. Dadurch verlagert sich die Lösung des Kalibrierproblems auf eine andere Modalität, die eventuell eine robustere oder genauere Erfassung der Patientenbewegungen ermöglicht. Als Beispiele sind hier Inertialsensoren oder optische Systeme zu nennen. Dieser Ansatz hat Nachteile aufgrund der zusätzlichen Kosten für die Hardware, zusätzliche Ungenauigkeiten durch die Übertragung der Kalibrierinformation zwischen den Modalitäten und je nach Umsetzung zusätzlichen Aufwand im Aufnahmeablauf durch das Anbringen der Hardware oder zugehöriger Marker am Patienten. Der Dentalhersteller 3Shape kündigt bereits seit mehreren Jahren das DVT-Gerät 3Shape X1 an, welches die Patientenbewegungen mittels dreier optischer Kameras erfasst. Diese sind oberhalb des Patienten in der Rotationseinheit des Gerätes verbaut. Zusätzlich werden optische Marker am Kopf des Patienten fixiert. Aufgrund der bisher ausstehenden Markteinführung konnte sich das System in der Praxis noch nicht bewähren. Eine Evaluation der Bewegungskorrektur erfolgt in der bereits zitierten Arbeit von Spin-Neto u. a. (2018).

Markerbasierte Korrektur

Die Verwendung von Röntgen-opaken Markern stellt eine Vereinfachung des Autokalibrierproblems dar, da sie leicht zu lokalisierende Merkmale im Projektionsbild darstellen. Als ein Beispiel ist hier das Verfahren von Jacobson und Stayman (2008) zu nennen. Es dient der gleichzeitigen Schätzung der Markerpositionen und der CBCT-Projektionsgeometrie. Die Konfiguration der Marker ist somit nicht fest vorgegeben, sodass der Markertträger bestmöglich an die Anatomie des Patienten angepasst werden kann. Das Verfahren schätzt abwechselnd die Markerpositionen im 3D-Raum und die rigidigen Transformationsparameter eines jeden Projektions-

bildes. Die Schätzung der Transformationsparameter erfolgt mittels einer Surrogatfunktion, welche zusätzlich die Magnitude der Bewegung minimiert. Sie ist äquivalent zu einer Bestimmung absoluter Ausrichtung der Projektion und kann in einer geschlossenen Form gelöst werden. Dies macht das Verfahren sehr schnell. Die Genauigkeit liegt im Submillimeter-Bereich.

Ein alternatives Verfahren stellen Marchant u. a. (2011) zur Korrektur nicht rigider Patientebewegungen in CBCT-Aufnahmen vor. Sie verfolgen die Marker in den Projektionsbildern und berechnen anschließend deren mittlere 3D-Position. Dann verzerren sie die 2D-Projektionsbilder derart, dass jeder Marker an der Position der projizierten mittleren Markerposition zu liegen kommt. Diese Projektionsbilder werden anschließend mit der original Projektionsgeometrie zur Rekonstruktion verwendet. Choi u. a. (2014) ersetzen die 2D-Verzerrung durch eine 3D-Verzerrung, welche die Rückprojektion der Pixel beeinflusst. Nach der FDK-Rekonstruktion führen sie eine bilaterale Filterung des Volumens und eine Landweber-Iteration durch. Sie berechnen die Differenz zwischen den Vorwärtsprojektionen des Volumens und den ursprünglichen Projektionen, rekonstruieren diese und addieren sie zu dem berechneten Volumen. Dies dient der Unterdrückung von Rauschen und Artefakten.

Sinogrammbasierte Korrektur

Sinogrammbasierte Korrekturverfahren basieren auf einer ausschließlichen Schätzung und Kompensation der Bewegungen in der Projektionsdomäne. Berger u. a. (2017) präsentieren einen Ansatz für CBCT-Daten. Ihre Methode basiert auf der Optimierung der Fourier-Konsistenzbedingungen, welche in der Fourierdomäne des Sinogramms definiert sind. Für jedes Projektionsbild schätzen sie eine 2D-Detektorverlagerung durch Optimierung einer Kostenfunktion. Die Modellierung der Bewegung durch Detektorverlagerungen bedeutet eine Beschränkung auf einfache 3D-Bewegungen. Da sich die Methode jedoch auf keine zeitlichen Annahmen stützt, kann sie trotzdem für diverse Bewegungsarten verwendet werden. Die resultierenden Bewegungsparameter fließen ohne weitere Zwischenschritte direkt in eine finale Rekonstruktion ein. Das Verfahren entspricht einer Weiterentwicklung der Fourier-Konsistenzbedingungen der Fächerstrahl- für die CBCT-Gerätegeometrie. Diese besagen, dass die Fouriertransformation eines Sinogramms dreieckige Bereiche mit einem Absolutwert nahe null enthält. Die Größe und Ausrichtung dieses leeren Dreiecks hängt hierbei von der Aufnahmegeometrie ab. Diese dreieckigen Bereiche existieren jedoch nur für perfekte Sinogramme, also Sinogramme mit kreisförmiger Gerätetrajektorie und ohne Bewegungen und Trunkierungen. Berger u. a. schlagen eine Modifikation des Verfahrens vor zur Erhöhung der Robustheit bezüglich axialer Trunkierung. Sie evaluieren ihr Verfahren mit einem numerischen Voxelphantom, einem Kniephantom und einem Angiographie-Datensatz mit Atmungsbewegung. Das Verfahren zeigt sich robust gegen Rauschen und erkennt auch hochfrequente Bewegungen.

Eldib u. a. (2018) bestimmen die Bewegungen zwischen aufeinanderfolgenden Projektionsbildern mittels Kreuzkorrelation. Das Bewegungsmodell wird auf die Rotations- und Translationsparameter im 2D-Detektorkoordinatensystem reduziert. Die negativen Auswirkungen dieser Vereinfachung des Bewegungsmodells schätzen Eldib u. a. als gering ein, da die Bewegungs-

bestimmung relativ zwischen aufeinanderfolgenden Projektionsbildern erfolgt. Im Detail besteht das Verfahren aus folgenden Schritten: Zunächst wird die Verschiebung aufeinanderfolgender Projektionsbilder im Ortsfrequenzraum mittels Kreuzkorrelation in Subpixel-Genauigkeit bestimmt. Ein Block-Matching-Verfahren dient der Behandlung trunkierter Daten. Anschließend folgt eine Grundlinien-Korrektur, in der die gleichmäßige Geräterotation durch ein angepasstes Polynom bestimmt und subtrahiert wird. Hierbei wird angenommen, dass Patientenbewegungen stets eine Diskontinuität bedeuten. Dann folgt eine Klassifikation der Bewegung in Rotation und Translation, wobei ein Rotationsparameter und zwei Translationsparameter bestimmt werden. Hierfür wird die Verschiebung der Bilddaten in zwei separaten Bildregionen ausgewertet und mittels Schwellwertverfahren gedeutet. Dies ergibt die Bewegungstrajektorie des Patienten im Objektraum. Diese wird in die jeweiligen Projektionsebenen übertragen. Die Bewegungskompensation erfolgt durch Rotation und Translation des Projektionsbildes im Sinogramm. Eine Rekonstruktion berechnet dann das bewegungskompensierte Volumen. Die Evaluation des Verfahrens erfolgt experimentell mit Phantomaufnahmen eines dentalen CT-Gerätes. Die Rotationsbewegungen werden künstlich herbeigeführt und die Translationsbewegungen im Nachgang im Sinogramm realisiert. Die Auswertung zeigt eine Verbesserung des SSIM um 99 % und eine Reduktion des normalisierten Fehlers um 80 – 90 % relativ zu einem bewegungsfreien Bild. Der offensichtliche Vorteil des Verfahrens liegt in der Geschwindigkeit, da es nicht iterativ und mit einem einfachen Bewegungsmodell arbeitet.

Korrektur durch iterative Rekonstruktion

Schretter u. a. (2009) beschreiben eine Bewegungsartefaktreduktion mittels iterativer Landweber-Rekonstruktion. Die Besonderheit des Verfahrens besteht darin, dass die Patientenbewegungen nicht explizit modelliert werden. Es handelt sich um ein iteratives, mehrstufiges Korrekturverfahren, welches die Bewegungsartefakte zunächst im Projektionsraum separiert und anschließend im Bildraum rekonstruiert. Es beginnt mit der FDK-Rekonstruktion eines initialen Volumens mit Bewegungsartefakten. Durch Vorwärtsprojektion des Volumens mit der angenommenen Projektionsgeometrie werden digital rekonstruierte Projektionsbilder erzeugt. Deren Differenz zu den ursprünglichen Projektionsbildern wird in positive und negative Komponenten zerlegt. Mittels FBP-Rekonstruktion werden daraus Differenzvolumen berechnet, welche die Inkonsistenzen der Projektionsbilder bezüglich des initialen Volumens inklusive der Bewegungsartefakte abbilden. Diese Differenzvolumen werden vom initialen Volumen subtrahiert. Der Vorgang der Vorwärtsprojektion, der Berechnung der Differenzvolumen und der Korrektur des Volumens wird bis zur Konvergenz wiederholt. Schretter u. a. haben das Verfahren für Lungenaufnahmen frei atmender Patienten in langsam rotierenden CT-Systemen entwickelt und anhand simulierter Projektionen in Parallelstrahlgeometrie evaluiert. Die Ergebnisse zeigen eine Verbesserung des Kontrastes für kleine Strukturen und eine schärfere Darstellung der Blendenränder. Zwei grundsätzliche Probleme lassen sich jedoch bei dem Verfahren beobachten. Zum einen entstehen diskretisierungsbedingte Aliasingartefakte in den Differenzvolumen. Zum anderen kann aufgrund der Bewegung nicht gewährleistet werden, dass die Vorwärtsprojektionen identisch zu den

ursprünglichen Projektionsbildern sind. Dies führt zu Inkonsistenzen in den Differenzvolumen. Die Überführung des Verfahrens auf CBCT-Daten wird als zukünftige Arbeit genannt, wobei das Verfahren der Bewegungsartefaktkorrektur mit der Kegelstrahlartefaktkorrektur zu kombinieren sei.

Korrektur durch 2D-3D-Registrierung

Die Schätzung der Projektionsparameter kann durch Registrierung der 2D-Projektionsdaten mit einem 3D-Volumendatensatz erfolgen. Berger u. a. (2016) stellen diesbezüglich ein Autokalibrierungsverfahren für Knie-Aufnahmen unter Belastung vor. Hierbei wird die Bewegung des Patienten bezüglich einer bewegungsfreien Referenzaufnahme geschätzt. Die Knochen des Referenzvolumens werden segmentiert und einzeln mit den Projektionsbildern registriert. Dies entspricht der Schätzung der Bewegung eines jeden Knochens pro Projektionsbild. Anschließend werden die rigiden Bewegungen der Knochen extrapoliert und eine nicht-rigide Deformation für jedes Projektionsbild berechnet. Diese Deformation wird in der Rekonstruktion angewendet, sodass ein bewegungskompensiertes Gesamtvolumen erzielt wird. Als Metrik für die 2D-3D-Registrierung der Vorwärtsprojektionen des Referenzvolumens mit den Projektionsbildern werden die Gradientenkorrelation (engl.: gradient correlation, GC) und die normalisierte Gradienteninformation (engl.: gradient information, GI) evaluiert. Die GC entspricht der mittleren normalisierten Kreuzkorrelation der vertikalen und der horizontalen Gradienten. Die GI berechnet sich aus der Übereinstimmung der Gradientenrichtung gewichtet mit der Gradientenstärke. Zur Erhöhung der Robustheit wird eine Normierung mit minimaler Gradientenstärke des Projektionsbildes durchgeführt. Die GI zeigt sich robuster als die GC bei überlappenden Strukturen. Eine Regularisierung gewährleistet die Glattheit der Bewegung über die Zeit. Eine bilaterale Filterung des Referenzvolumens dient der Unterdrückung von Rauschen und kleinen Strukturen. Zur Initialisierung der Registrierung ist eine manuelle Ausrichtung der Daten erforderlich. Die von Berger u. a. erzielten Ergebnisse mit GI auf vier evaluierten Patientendatensätzen sind qualitativ fast vergleichbar mit den Ergebnissen markerbasierter Verfahren.

Das Verfahren von Ouadah u. a. (2017) basiert ebenfalls auf der 2D-3D-Registrierung der Projektionsbilder gegen ein bewegungsfreies Referenzvolumen. Es schätzt die intrinsischen und extrinsischen Projektionsparameter zur Korrektur der Patientenbewegungen und der Gerätekalibrierung. Die Registrierung erfolgt durch Maximierung der Übereinstimmung der Gradientenrichtungen (engl.: gradient orientation, GO) von Vorwärtsprojektionen und Projektionsbildern mittels einer kovarianzbasierenden Evolutionsstrategie (engl.: covariance matrix adaptation evolution strategy, CMA-ES). Dabei handelt es sich um ein statistisches Verfahren, welches eine robuste Schätzung zu nicht-konvexen Kostenfunktionen liefert. Dies ist auch der Hauptunterschied zu der Arbeit von Berger u. a. (2016). In ihrer Evaluation zeigen Ouadah u. a., dass das Ähnlichkeitsmaß GO robuster ist als GI und GC bezüglich Diskrepanzen des Bildinhalts. Diese entstehen zum Beispiel durch Operationsbesteck im Aufnahmebereich. Im direkten Vergleich zeigt GI Probleme bei starken und komplexen Bewegungen und die Verwendung von GC führt bei manchen Projektionen zu Registrierungsfehlern. GO bildet am besten die breite Verteilung von starken

und schwachen Gradienten der Projektionsbilder ab. Die aus der Registrierung resultierenden rigid Transformationen werden anschließend in einer modellbasierten iterativen Rekonstruktion angewendet, welche unter Berücksichtigung eines Strafterms die wahrscheinlichste Volumenrepräsentation schätzt. Dieses Rekonstruktionsverfahren hat gegenüber der klassischen FBP-Rekonstruktion den Vorteil, dass keine Grundannahmen bezüglich der Gerätegeometrie getroffen und große Bewegungen daher besser abgebildet werden. Es bedarf ungefähr 200 Verfahrensiterationen zur Rekonstruktion. Die Evaluation des Verfahrens erfolgt sowohl mit simulierten Daten eines Schädelphantoms als auch mit klinischen Daten. Die simulierten Bewegungen werden um Faktoren verstärkt um die Diskrepanz zwischen den Referenzvolumen und den Projektionsbildern zu erhöhen. Die klinischen Daten weisen eine Kollimierung des Aufnahmebereichs auf 12 cm auf, was aufgrund der Trunkierung die Registrierung erschwert. Es zeigt sich, dass das Verfahren zur Korrektur von starken und nicht periodischen Bewegungen geeignet ist.

Chen u. a. (2017) präsentieren ein Autokalibrierverfahren, welches die Registrierung durch lineares Einbetten realisiert. Es handelt es sich um ein iteratives Verfahren, welches zunächst eine initiale Volumenrekonstruktion durchführt. Aus dem Volumen werden mehrere Vorwärtsprojektionen erzeugt, wobei die Projektionsparameter nahe den Parametern eines jeden Projektionsbildes gewählt werden. Anschließend werden diejenigen Projektionen ermittelt, welche dem jeweiligen Projektionsbild am ähnlichsten sind. Sie werden verwendet um das Projektionsbild als Linearkombination darzustellen. Die Bestimmung der Gewichtung der Projektionsbilder in der Linearkombination erfolgt mittels Kovarianzberechnung. Die Gewichtung der Projektionsbilder wird anschließend auf die Gewichtung der Projektionsparameter übertragen. Die auf diese Weise neu bestimmten Projektionsparameter werden dann für eine erneute Rekonstruktion verwendet. Das Verfahren wird bis zur Konvergenz wiederholt. Da die gleichzeitige Korrektur aller 3D-Parameter zu lange dauert, wird zunächst eine 2D-Korrektur der Rotations- und Translationsparameter im Detektorkoordinatensystem durchgeführt. In einem zweiten Schritt werden die verbleibenden Parameter korrigiert.

Muders und Hesser (2014) stellen ein Verfahren zur Korrektur der Gerätekalibrierung für kreis- und spiralförmige Gerätetrajektorien vor. Es arbeitet iterativ mit einer mehrstufigen Auflösungserhöhung. In jeder Iteration wird eine Volumenrekonstruktion durchgeführt und die Projektionsbilder mittels MI mit dem Volumen registriert. Das Ähnlichkeitsmaß MI beschreibt hier die gegenseitige, nicht-lineare Abhängigkeit der Intensitätswerte zwischen Projektionsbild und Vorwärtsprojektion des rekonstruierten Volumens. Eine stochastische Unterabtastung der Strahlen in den Vorwärts- und Rückwärtsprojektoren reduziert die Rechenzeit. Das Verfahren beschränkt sich auf die Korrektur der intrinsischen Geräteparameter, welche für alle Projektionsbilder einer Aufnahme identisch sind. Muders und Hesser bestimmen hierzu zunächst die optimale Schrittgröße der Korrektur eines jeden Geräteparameters, welche den Einfluss des jeweiligen Parameters auf das rekonstruierte Volumen beschreibt. In der Optimierung beschränken sie sich anschließend auf die vier Parameter mit dem größten Einfluss, namentlich drei Translationsparameter zur Beschreibung der Detektorposition und einen Rotationsparameter zur Beschreibung der Rotation des Detektors

in der Ebene. Die Evaluation des Verfahrens wird mit simulierten, medizinischen und technischen Aufnahmen durchgeführt und zeigt zuverlässige Verbesserungen für alle Daten.

Der Dentalhersteller Planmeca bietet die Software *CALM* zur Korrektur von Patientenbewegungen dentaler DVT-Aufnahmen an. Der Algorithmus des Verfahrens ist nicht veröffentlicht und es gibt bislang auch keine öffentlich zugängliche Evaluation des Verfahrens bezüglich Genauigkeit und Robustheit. Die zugehörige Erfindungsmeldung Lilja u. a. (2017) beschreibt ein iteratives Verfahren, welches wiederholt rekonstruiert und die Projektionsbilder mit dem rekonstruierten Volumen registriert. Die beanspruchte Neuheit des Verfahrens begründen Lilja u. a. mit der Parameteroptimierung im Projektionskoordinatensystem kombiniert mit Mittlungen der Bewegungsparameter im Gerätekoordinatensystem.

Korrektur durch 3D-3D-Registrierung

Anstelle der unabhängigen Registrierung einzelner Projektionsbilder ist auch eine gemeinsame Registrierung untereinander konsistenter Projektionsbilder denkbar, basierend auf der Annahme, dass einzelne separierbare Bewegungen im Sinogramm sicher detektiert werden können. Diese Bewegungen teilen die Projektionsbilder in konsistente Blöcke, welche die Rekonstruktion konsistenter Teilvolumen ermöglichen. Abkai (2015) untersucht einen Variationsansatz zur Bewegungskorrektur durch Registrierung dieser konsistenten Teilvolumen. Das reduziert das Optimierungsproblem auf die Optimierung weniger rigider Transformationen. Als Metrik dient die TV-Norm der Volumengradienten. Die zur Registrierung verwendeten Volumenregionen werden auf kleine Bereiche mit starken Gradienten beschränkt. Durch eine starke Glättung wird der Einfluss von Rauschen reduziert. Abkai evaluiert das Verfahren auf simulierten und echten Patientenbewegungen dentaler CBCT-Daten. Verbesserungen sind bei Datensätzen mit ein bis vier Bewegungen zu sehen, wobei die Größe eines konsistenten Blocks mindestens 10 % des Sinogramms umfassen sollte. Für kontinuierliche Bewegungen ist das Verfahren nicht geeignet.

Bildbasierte Korrektur

Patientenbewegungen führen zu einem Bildqualitätsverlust im Volumen. Somit korreliert die Optimierung der Projektionsparameter mit der Optimierung der Bildqualität. Ähnlich wie bei einem Autofokusverfahren in der Optik ermöglicht dies eine bildbasierte Auswertung der Datentreue.

Kyriakou u. a. (2008) befassen sich mit der Kalibrierung eines C-Arm-Systems. Ein C-Arm-System ermöglicht die Aufnahme beliebig ausgerichteter Ebenen und Positionen im Raum, wobei sich typischerweise Röntgenquelle und -detektor in einer Kreisbewegung um das aufzunehmende Objekt bewegen. Typische Abweichungen der Gerätetrajektorie kommen durch Variation der Rotationsgeschwindigkeit und die Flexibilität des Systems zustande, welche leichte Verformungen bedingen. Kyriakou u. a. verbessern iterativ die Bildqualität des rekonstruierten Volumens durch Minimierung der Entropie, da eine geringe Entropie für hohe Kontraste steht. Zur Reduktion der Dimensionalität des Optimierungsproblems wird die Bewegungstrajektorie durch

wenige Fixpunkte beschrieben, welche die Gerätebewegung im Raum näherungsweise durch eine Kreisbahn definieren. Die Quell- und Detektorpositionen dieser Fixpunkte werden mit einem Nelder-Mead-Simplex-Algorithmus geschätzt, welcher die Parameter einer nicht-linearen Funktion ableitungsfrei optimiert. Das Abbruchkriterium der Optimierung definiert sich über die laufende Standardabweichung der Entropie relativ zur initialen Entropie. Die Berechnung erfolgt auf ausgewählten Volumenschichten, welche einzeln auf der Grafikkarte (engl.: graphics processing unit, GPU) rekonstruiert werden. Die Pixelgewichtung erfolgt durch Vorwärtsprojektion der zur rekonstruierenden Voxel, wodurch eine effiziente Nutzung des schnellen GPU-Speichers erfolgt und eine Rekonstruktion in 15 – 20 ms ermöglicht wird. Bei 64 – 200 durchschnittlich erforderlichen Iterationen ermöglicht dies eine vollständige Kalibrierung in 1 – 3 Sekunden. Dadurch ist das Verfahren in Echtzeit einsetzbar, im Gegensatz zu den meisten anderen Autokalibrierungsverfahren. Die Evaluation des Verfahrens erfolgt auf 360° Vorwärtsprojektionen eines Thorax-CT-Datensatzes. Diese simulieren einen Detektorversatz innerhalb der Projektionsebene. Zur Sicherstellung unverzerrter Ergebnisse erfolgt die Parameterinitialisierung zufällig. Zur Beschreibung der kreisförmigen Gerätetrajektorie werden vier, acht oder sechzehn Fixpunkte verwendet. Hierbei zeigt sich, dass die Verwendung von wenigen Fixpunkten zu einer schnelleren Konvergenz bei vergleichbarer Qualität führt. Bei nur vier Fixpunkten ist jedoch eine Einschränkung der maximalen Transformationen erforderlich, welche eine kontinuierliche Rotation der Lösung unterbindet und somit die Konvergenz des Verfahrens ermöglicht. Führt die Optimierung zu einer Verschlechterung, wird das Verfahren mit zufällig bestimmten Parametern neu gestartet. Außerdem evaluieren Kyriakou u. a. das Verfahren mit 220° Aufnahmen eines Draht-Prüfkörpers und einer lebenden Ratte. Es zeigt sich eine deutliche Verbesserung der Darstellung feiner Strukturen verglichen mit den unkorrigierten Bilddaten. Der Fokus der Arbeit liegt hierbei auf der Korrektur geometrischer Geräteparameter, nicht auf der Korrektur von Patientenbewegungen. Das Beispiel der frei atmenden Ratte zeigt jedoch, dass kleine Bewegungsfehler tolerierbar sind.

Die Arbeit von Wicklein u. a. (2013) ist eine Weiterführung der Arbeit von Kyriakou u. a. (2008). Sie verwenden ein mehrstufiges Korrekturverfahren, welches ebenfalls auf einer Minimierung der Entropie basiert. Eine Näherung der Gerätetrajektorie durch eine Kreisbahn ist nicht mehr erforderlich. In einem ersten Schritt wird eine globale Korrektur derjenigen Geräteparameter durchgeführt, welche für alle Projektionsbilder gleich sind. In einem zweiten Schritt werden die Projektionsbilder in Blöcke von je 7,5° Winkelabdeckung aufgeteilt und die Transformationen zwischen diesen Blöcken optimiert. Dieser Schritt dient der Kompensation von Patientenbewegungen. In einem dritten Schritt folgt eine Optimierung der einzelnen Projektionsbilder zur Kompensation kleinerer Bewegungen. Die Optimierungen werden mittels Gradientenabstiegsverfahren mit adaptiver Schrittgröße durchgeführt. Die Evaluation des Verfahrens wird auf halbseitigen Aufnahmen eines Kopfphantoms und digitalen Subtraktionsangiographien von Blutgefäßen durchgeführt. Die Daten zeigen deutliche Verbesserungen, allerdings enthalten sie auch wenige Graustufen, was vorteilhaft für die Verwendung der Entropie ist.

Sisniega u. a. (2017) entwickeln ein Verfahren zur Kompensation von Patientenbewegungen für eine Extremitäten-CBCT. Eine Extremitäten-CBCT dient unter anderem der Anfertigung von

Knie-Aufnahmen unter Belastung, welche zu starken Bewegungsartefakten neigen. Das vorgestellte Verfahren schätzt die Bewegungstrajektorie durch Minimierung einer Kostenfunktion, welche sich aus einem Kriterium zur Bewertung der Bildschärfe und einer Regularisierung der Bewegungstrajektorie zusammensetzt. Zur Beschreibung der Bildschärfe wählen Sisniega u. a. die Gradientenvarianz des rekonstruierten Volumens. Die Bewegungstrajektorie wird durch einen Strafterm regularisiert, welcher geringe Bewegungen bevorzugt. Er berechnet sich aus der Summe der quadrierten euklidischen Distanzen der 3D-Eckpunkte des betrachteten Aufnahmebereichs in aufeinanderfolgenden Projektionen. Das resultierende Optimierungsproblem ist nicht-konvex. Sisniega u. a. verwenden den evolutionsbasierten Optimierer CMA-ES, welcher Lösungen zu nicht-konvexen Optimierungsproblemen schätzt. Die Optimierung erfolgt iterativ. In jeder Iteration wird zufällig eine feste Anzahl Bewegungstrajektorien mittels mehrdimensionaler Normalverteilung ermittelt. Von Iteration zu Iteration werden der Mittelwert und die Kovarianzmatrix der multivariaten Verteilung (engl.: joint probability distribution) der Bewegungsparameter so weiterentwickelt, dass eine Minimierung der Kostenfunktion bevorzugt wird. Die Vereinfachung der Trajektorie mit einem kubischen B-Spline reduziert die Dimension des Optimierungsproblems. Optimierte werden somit nur noch sechs Transformationsparameter pro Kontrollpunkt des Splines anstelle von sechs Transformationsparametern pro Projektion. Die Optimierung erfolgt auf einer kleinen Volumenregion, welche eine rigide anatomische Struktur abbildet. Da sich die Volumenposition durch die Bewegungsoptimierung leicht ändern kann, ist die Volumenregion etwas größer als die anatomische Struktur zu wählen. Komplexere Bewegungen können durch mehrere Volumenregionen erfasst werden. Die Bildschärfe und der Strafterm werden jeweils parallel für alle betrachteten Bewegungstrajektorien auf der GPU berechnet. Wenn die Optimierung nach einer festen Anzahl an Iterationen nicht erfolgreich ist, wird sie mit angepasstem Suchraum neu gestartet. Dies ist hauptsächlich bei großen Bewegungsamplituden erforderlich. Die Evaluation umfasst Phantomaufnahmen mit einfachen Rotations- und Translationsbewegungen sowie klinische Patientendaten mit unbekanntem und komplexen Bewegungstrajektorien. Die Ergebnisse zeigen eine Reduktion der Streifenartefakte, eine Wiederherstellung feiner Details und eine bessere Abgrenzung der Knochen. In 2 von 150 Fällen findet das Verfahren keine Lösung. Die Rechenzeit beträgt 20 Minuten pro Datensatz und 40 Minuten bei großen Bewegungsamplituden, welche einen Neustart der Optimierung erforderlich machen. Interessant ist auch die Evaluation der Verfahrensparameter. Bei kleinen Bewegungen ist eine starke Regularisierung förderlich. Bei schwacher Regularisierung ist die Wahl der Anzahl der Kontrollpunkte entscheidend, da die Regularisierung die Oszillation des Splines nicht mehr kontrolliert. Bei großen Bewegungen erweist sich auch die Kombination einer großen Anzahl an Kontrollpunkten mit einer schwachen Regularisierung als problematisch. Die Autoren vermuten die Ursache hierfür in der steigenden Anzahl der zu schätzenden Parameter bei zu geringem Informationsgehalt, was somit ein unterbestimmtes Optimierungssystem beschreibt. Zur geeigneten Beschreibung der Bewegungstrajektorie werden 32 Kontrollpunkte ermittelt. Die Populationsgröße des Optimierers wird auf 20 festgesetzt.

Korrektur mittels epipolarer Konsistenzbedingungen

Aichert u. a. (2015) stellen ein Verfahren der Bewegungskorrektur basierend auf epipolaren Konsistenzbedingungen vor. Die Konsistenzbedingungen basieren auf der 3D-Radon-Transformation. Die Epipolareometrie identifiziert Geraden in den Projektionsbildern, welche Projektionen von Epipolarebenen entsprechen. Grangeats Theorem beschreibt die Abbildung epipolarer Linienpaare auf einen 3D-Radon-Wert, der mit einer Epipolarebene korrespondiert. Die intuitive Annahme, dass das Integral der Epipolarebene dem Integral der Linien in der Projektionsbildern entspricht, ist nicht korrekt. Sie unterscheiden sich durch eine radiale Gewichtung. Die Betrachtung der Ableitung entlang der Normale der Epipolarebene minimiert diesen Effekt. Ein Verfahren der rigiden Bewegungskorrektur wertet die Konsistenz zwischen allen möglichen Linienpaaren aus. Es arbeitet ausschließlich in der Projektionsdomäne und erfordert keine 3D-Rekonstruktion. Daher ist der Rechenaufwand relativ gering. Es handelt sich um einen iterativen Optimierungsprozess, der die Transformationsparameter der Patientenbewegungen optimiert. Preuhs u. a. (2018) stellen eine effiziente Implementierung zur Berechnung der epipolaren Konsistenzbedingungen vor. Es ist parallelisierbar und kann auf der GPU ausgeführt werden. Einige analytische Tricks wie die Vermeidung der Berechnung von Pseudoinversen beschleunigen das Verfahren.

Frysch und Rose (2015) präsentieren eine Anwendung der epipolaren Konsistenzbedingungen zur Korrektur rigider Patientenbewegungen. Zur Berechnung der Linienkorrespondenzen eines Bildpaares rotieren sie die Epipolarebenen um eine Achse, die durch die Fokuspunkte der Röntgenquellen aufgespannt wird. Die Anzahl der sich ergebenden Achsen hängt von der Gerätegeometrie und der Winkeldifferenz der Projektionen ab. Die Abtastrate der Daten wird empirisch ermittelt bezüglich numerischer Stabilität. Bei der Parameteroptimierung werden die Parameter in zwei Gruppen unterteilt. Die Parameter, die für eine Projektion eine Bewegung in der Detektorebene beschreiben, haben den stärksten Einfluss auf das Fehlermaß. Die Parameter, die eine Bewegung aus der Detektorebene heraus beschreiben, haben nur einen geringen Einfluss auf das Fehlermaß und werden nachrangig korrigiert. Die Evaluation des Verfahrens erfolgt auf einer halbseitigen Aufnahme eines Schädels mit einem C-Arm-System. Visuell sind deutliche Verbesserungen zu sehen.

Die epipolaren Konsistenzmaße beschreiben die Bedingungen eines idealisierten Bildgebungsprozesses, was sie sensitiv macht bezüglich physikalischer Effekte wie Strahlaufhärtung, Streustrahlung, Trunkierung und Überstrahlung. Preuhs u. a. (2019) schlagen daher einen probabilistischen Ansatz vor, welcher die Bildartefakte modelliert, die die Konsistenzmaße beeinflussen. Dafür wählen sie eine bayessche Beschreibung des Zuordnungsproblems, bei der die abgetasteten Linienintegrale der Projektionen Zufallsvariablen entsprechen, welche durch eine studentische T-Verteilung mit Mittelwert, Varianz und Formfaktor beschrieben werden. Denn die Abtastung der Projektionen wird durch Ausreißer beeinflusst, die aufgrund der physikalischen Prozesse der Bildgebung auftreten. Für ein gegebenes System und Aufnahmen ähnlicher Objekte sieht die T-Verteilung immer ähnlich aus. Daher können die unbekannt Parameter der Varianz und der Formfaktor von einem bewegungsfreien Referenzdatensatz bestimmt werden, welcher aber nicht

das gleiche Objekt abbilden muss. Die Schätzung der wahrscheinlichsten Bewegungsparameter erfolgt mit einem Simplex-Algorithmus. Die Trajektorie wird mit zwölf Punkten abgetastet, welche separat optimiert werden. Preuhs u. a. gelingt somit eine statistische Beschreibung zur Bewertung der Trajektorienkonsistenz.

Kombinierte Korrekturverfahren

Wein u. a. (2011) präsentieren ein Verfahren zur Bewegungsdetektion und -korrektur, welches die Informationen aus dem Projektions- und dem Rekonstruktionsraum kombiniert. Es verwendet die Ansätze der konsistenten Bildblöcke, der epipolaren Konsistenzbedingungen und der 2D-3D-Registrierung. Das Verfahren arbeitet wie folgt: Zunächst werden mithilfe der epipolaren Konsistenzbedingungen diejenigen Projektionen ermittelt, welche einen Bewegungsfehler bezüglich ihres Vorgängers aufweisen. Hierbei wird auch die erste Projektion der Aufnahme mit der letzten Projektion der Aufnahme in Verbindung gebracht. In einem ersten Korrekturschritt werden nun die rigiden, relativen Bewegungen dieser Projektionen zu ihren Vorgängern mittels epipolarer Konsistenzbedingungen geschätzt. In einem zweiten Korrekturschritt wird eine globale Korrektur der großen, zusammenhängenden Blöcke der Projektionsbilder durchgeführt, welche keine Bewegung aufweisen. Hierzu werden absolute, rigide Transformationen geschätzt, welche die Differenzen zwischen den Projektionsbildern und den Vorwärtsprojektionen eines rekonstruierten Volumens minimieren. Bei jeder Auswertung werden die Transformationsparameter der Projektionsbilder außerhalb der konsistenten Blöcke so interpoliert, dass eine Normalisierung der Gesamtbewegung erfolgt. Dadurch bleibt die Information der initialen Bewegungsschätzung erhalten. In einem dritten Schritt wird eine lokale Korrektur aller Projektionen außerhalb der konsistenten Blöcke mittels 2D-3D-Registrierung gegen ein rekonstruiertes Volumen durchgeführt. Dabei handelt es sich um ein iteratives Verfahren, welches ein- oder zweimal bis zur Konvergenz wiederholt wird. Optional kann in einem vierten Schritt eine lokale Korrektur aller Projektionen mittels 2D-3D-Registrierung durchgeführt werden. Der zweite Schritt erzielt für gewöhnlich die größte Verbesserung, da die grobe Bewegungsschätzung der Projektionsbilder über den Residualfehler der Rekonstruktion optimiert wird, während gleichzeitig die Normalisierung eine Abdrift unterbindet und die relativen Bewegungen zwischen den Projektionen erhalten bleiben. Die Anzahl der Parameter, welche in diesem Korrekturschritt optimiert werden können, ist jedoch beschränkt. Sie wirkt sich stark auf die Rechenzeit und die Stabilität des Optimierungsverfahrens aus. Die Optimierungen in Schritt drei und vier erfordern eine gute Startlösung, damit eine gute initiale Rekonstruktion zur Registrierung vorliegt. Daher eignen sie sich eher zur Korrektur der Gerätekalibrierung als zur Korrektur großer Patientenbewegungen. Der vierte Schritt dient der Korrektur kleiner Gerätefehler. Der Hauptvorteil des Verfahrens liegt in der Kombination der unterschiedlichen Korrekturverfahren. Die Verbindung zwischen den relativen und absoluten Zwischenergebnissen wird durch eine Normalisierung der Transformationsmatrizen erreicht. Die Normalisierung entspricht einem Loop-Closing-Ansatz, bei dem alle relativen Transformationsmatrizen zusammen die Einheitsmatrix ergeben. Die Normalisierung mindert ein Abdriften der Ergebnisse. Bei den registrierungsbasierten Korrekturschritten mindert sie zudem das Rauschen der Ergebnisse pro

Iteration. Wein u. a. evaluieren ihr Verfahren sowohl mit simulierten Daten als auch mit klinischen Kopfaufnahmen. Ohne die Verwendung von weiterem Vorwissen erzielen sie gute Resultate für große, nicht periodische Bewegungen.

3.3 Konturbasierte Verfahren

Diese Arbeit befasst sich mit konturbasierten Autokalibrierverfahren für DVT-Daten. Da es im Bereich der Röntgenbildverarbeitung keinen diesbezüglich relevanten Stand der Forschung gibt, folgt nun ein Überblick zu der konturbasierten Geometrie, Registrierung und Autokalibrierung aus der Videobildverarbeitung. Aus stilistischen Gründen werden in diesem Kapitel keine Formeln aufgeführt. Die für die weitere Arbeit relevanten Formeln werden in der Einleitung zu den Verfahrensbeschreibungen in Kapitel 5.1 erneut aufgegriffen und komprimiert abgebildet.

3.3.1 Geometrie der Konturdaten

In der Videobildverarbeitung ist das Arbeiten mit Konturdaten bereits seit zwei Jahrzehnten ein Forschungsthema. Die Grundlagen sind jedoch kein Allgemeinwissen, zum besseren Verständnis der darauf aufbauenden Arbeiten werden hier ein paar zentrale Konzepte zusammengefasst. Die vorgestellten Arbeiten befassen sich mit der Untersuchung von Objektoberflächen und Konturgeneratoren, der besonderen Situation der Epipolarpunkte, den epipolaren Konsistenzbedingungen, der visuellen Hülle, der visuellen Ausprägung sowie konturbasierter Rekonstruktionsverfahren.

Objektoberfläche und Konturgenerator Cipolla und Blake (1992) befassen sich mit der Geometrierekonstruktion aus Konturdaten und beschreiben in dem Zusammenhang ihre Entstehung und ihren Informationsgehalt. Jeder Konturpunkt ergibt in der Rückprojektion einen Strahl, welcher das Kamerazentrum passiert und das Objekt tangential berührt. Diese Strahlen berühren das Objekt entlang einer glatten Kurve, welche als Konturgenerator bezeichnet wird. Dieser Begriff der Konturgenerators wurde erstmals von Marr (1977) eingeführt. Der Konturgenerator teilt das Objekt in einen sichtbaren und einen unsichtbaren Bereich, wie Abbildung 3.1 zeigt. Der Verlauf des Konturgenerators hängt sowohl von der lokalen Objektgeometrie als auch von der Position des Kamerazentrums ab. Eine Bewegung der Kamera führt dazu, dass der Konturgenerator über das Objekt wandert. Die Projektion des Konturgenerators ergibt wiederum die Kontur.

Cipolla und Blake (1992) verwenden Konturgeneratoren zur räumlich-zeitlichen Parametrisierung der Objektoberfläche. Das Objekt wird von unterschiedlichen Aufnahmepositionen betrachtet. Somit wird ein Netz an Konturgeneratoren auf der Objektoberfläche erfasst. Die zeitliche Parametrisierung der Objektoberfläche erfolgt über die zeitliche Abfolge der Projektionen. Die räumliche Parametrisierung erfolgt über die einzelnen Konturgeneratoren. Die Korrespondenz zwischen Punkten aufeinanderfolgender Konturgeneratoren ist jedoch nicht eindeutig. Zur eindeutigen Parametrisierung greifen Cipolla und Blake auf die Epipolargeometrie zurück. Für einen

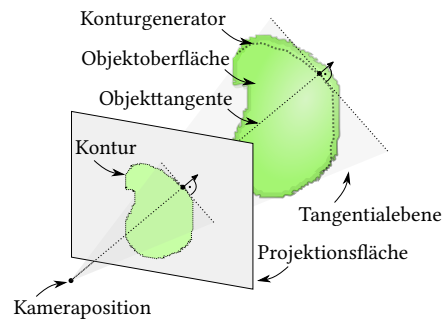


Abbildung 3.1: Projektionsgeometrie der Konturdaten. Ein Konturpunkt ist die Projektion einer Objekttangente. Eine Kontur ist die Projektion eines Konturgenerators, welcher Teil der Objektoberfläche ist.

festen räumlichen und einen variablen zeitlichen Parameter entsteht eine Epipolarcurve auf der Oberfläche wie in Abbildung 3.2 dargestellt. Bezüglich eines rückprojizierten Konturpunktes verlaufen sowohl die Epipolarcurve als auch der Konturgenerator tangential. Bei bekannter Kamerabewegung erlaubt die Betrachtung der räumlich-zeitlichen Ableitung der ObjektOberfläche eine Rekonstruktion der lokalen Oberflächenkrümmung und eine Schätzung der Tiefe.

Epipolare Tangentialpunkte Giblin und Weiss (1995) untersuchen die kritischen Momente, in denen die räumlich-zeitliche Parametrisierung der ObjektOberfläche zusammenbricht. Diese Momente lassen sich in drei Fälle unterteilen, welche anhand von Abbildung 3.2 nachvollzogen werden können. Im ersten Fall verläuft die Epipolarcurve tangential zum Konturgenerator. Im zweiten Fall ist der Konturgenerator singular. Diese Situation entsteht zum Beispiel, wenn der Konturgenerator aufgrund einer komplexen Objektgeometrie isolierte Punkte oder Sprungstellen enthält. Im dritten Fall ist die Epipolarcurve singular. Dies tritt auf, wenn die Epipolarebene tangential zum Objekt verläuft. Die Singularität der Epipolarcurve verdient im Kontext dieser Arbeit eine besondere Beachtung. Sie beschreibt die spezielle Situation epipolarer Tangentialpunkte. Epipolare Tangentialpunkte liegen an Kreuzungspunkten von Konturgeneratoren. Sie sind nicht stationär, sondern wandern bei Kamerabewegung entlang der Konturgeneratoren. Stationär sind sie nur dann, wenn die Kamerabewegung auf eine Tangentialebene des Objekts beschränkt ist. Boyer (2006) und andere bezeichnen die epipolaren Tangentialpunkte auch als Grenzpunkte, da sie auch bei Betrachterstandpunktwechseln die Grenzen der sichtbaren Oberflächenregionen markieren. Für Åström und Kahl (1999) und andere bieten die epipolaren Tangentialpunkte wertvolle Informationen zur Bewegungsschätzung, da es sich um Konturpunkte handelt, welche in mehr als einem Projektionsbild erfasst werden.

Allgemeine Epipolarbedingungen Epipolare Tangentialpunkte sind die einzigen Punktkorrespondenzen, die in Konturdaten existieren. Um die Bestimmung von Punktkorrespondenzen zu unterstützen, wird häufig auf die Epipolar-geometrie zurückgegriffen. Die klassischen Epipolarbedingungen wurden bereits in Kapitel 2.1.3 beschrieben. Darauf aufbauend formulieren Åström u. a. (1999) drei verallgemeinerte Epipolarbedingungen, welche sowohl für Punkte als auch für

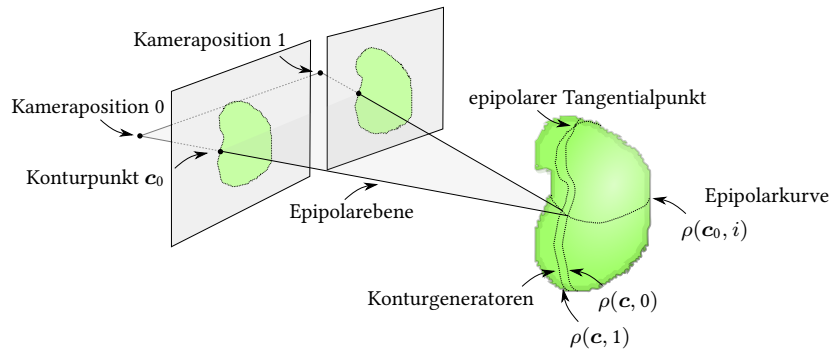


Abbildung 3.2: Konturgeneratoren mehrerer Projektionen bilden ein Netz auf der Objektoberfläche. Sie ermöglichen eine räumlich-zeitliche Parametrisierung der Objektoberfläche $\rho(c, i)$. Die Parametrisierung erfolgt zeitlich über den Aufnahmezeitpunkt i und räumlich über die Wahl des Konturpunktes c . Die Projektionsgeometrie eines Konturpunktes c_0 spannt eine Epipolarebene auf. Der Kreuzungspunkt zweier Konturgeneratoren beschreibt einen epipolaren Tangentialpunkt.

Kurven und Konturen gekrümmter Objektoberflächen anwendbar sind. Die erste Bedingung setzt die Kamerabewegung in Bezug zum Bildinhalt: für je zwei Projektionsbilder existiert eine Fundamentalmatrix, welche einen epipolaren Tangentialpunkt der ersten Projektion auf eine Gerade der zweiten Projektion abbildet, die dort wiederum den korrespondierenden epipolaren Tangentialpunkt passiert. Die zweite Bedingung ergibt sich daraus, dass in einem Konturpunkt die Epipolarebene stets tangential zur Objektoberfläche verläuft: für jeden epipolaren Tangentialpunkt gilt, dass die Normale der Kontur und die Epipolarebene stets senkrecht zueinanderstehen. Åström u. a. bestimmen zudem die Anzahl der erforderlichen epipolaren Tangentialpunkte zur Schätzung der Kamerakalibrierung. Zur Schätzung der Kamerabewegungen einer kalibrierten Kamera sind fünf epipolare Tangentialpunkte ausreichend. Die zusätzliche Schätzung der intrinsischen Kameraparameter einer unkalibrierten Kamera ist ab sieben epipolaren Tangentialpunkten möglich.

Konzept der visuellen Hülle Laurentini (1994) führt erstmals das Konzept der visuellen Hülle ein. Die visuelle Hülle eines Objekts ist eine umschließende Hülle des Objekts, welche maximal silhouetten-äquivalent zum Objekt ist. Anders formuliert ist die visuelle Hülle das größte Objekt, welches die gleichen Silhouetten erzeugt wie das Objekt selbst. Eine visuelle Hülle definiert sich nach Laurentini aus einem Objekt und der verwendeten Betrachtungsregion (engl.: viewing region). Eine Betrachtungsregion fasst mögliche Betrachterstandpunkte (engl.: viewpoint) zusammen, von denen das Objekt betrachtet wird. Eine Vergrößerung der Betrachtungsregion führt stets zu einer Verkleinerung der visuellen Hülle. Die visuelle Hülle ist stets kleiner oder gleich der konvexen Hülle des Objekts. Laurentini definiert die externe visuelle Hülle als diejenige Hülle, deren Betrachtungsregion komplementär zur konvexen Hülle des Objekts ist. Dies ist die üblicherweise verwendete Betrachtungsregion bei Registrierungs- und Rekonstruktionsproblemen. Die interne visuelle Hülle hingegen definiert er durch eine Betrachtungsregion, welche komplementär

zum Objekt ist. Sie dient der Identifikation der Oberflächenmerkmale, welche bei der optischen Registrierung für gewöhnlich nicht in Erscheinung treten.

Bei der Rekonstruktion einer visuellen Hülle aus Konturen trägt jeder Konturpunkt zur Formgebung der visuellen Hülle bei. Denn die Rückprojektion eines Konturpunktes ist eine Objekt-tangente, welche das Objekt in einem Konturgenerator berührt. Der Konturgenerator ist wiederum Teil der visuellen Hülle, wobei seine Position jedoch meist nicht eindeutig definiert ist. Betrachtet man die visuelle Hülle als Polyeder, so liegen die Konturgeneratoren auf seinen Facetten. Die epipolaren Tangentialpunkte wiederum sind Schnittpunkte der Konturgeneratoren und liegen somit auf Schnittpunkten oder -geraden der Facetten, also an den Kanten oder Eckpunkten des Polyeders. Mit einer ähnlichen Herangehensweise unterscheidet Laurentini (1995) Bereiche einer visuellen Hülle in weiche und harte Bereiche. Ein Punkt der visuellen Hülle ist hart, wenn es eine Gerade gibt, welche die visuelle Hülle nur in diesem Punkt schneidet. Alle anderen Punkte der visuellen Hülle sind weich. Kein Sichtstrahl kann die weichen Bereiche der visuellen Hülle passieren, ohne das Objekt zu treffen. Dies gilt für alle Sichtstrahlen der zur Rekonstruktion verwendeten Blickregionen. Diese Klassifizierung hilft, mögliche Konkavitäten des Objekts zu identifizieren, da diese nur in weichen Bereichen existieren können.

Konzept der visuellen Ausprägungen Franco u. a. (2006) befassen sich mit der Mehrdeutigkeit möglicher Konturrekonstruktionen. Die visuelle Hülle eines Objekts ist für gegebene Projektionsdaten zwar eindeutig beschrieben, sie stellt jedoch häufig nicht die beste Beschreibung des Objekts dar. Vor allem bei glatten Objektflächen oder der Verwendung von wenigen Betrachterstandpunkten kann die visuelle Hülle stark von der Objektfläche abweichen. Franco u. a. führen daher das Konzept der visuellen Ausprägung (engl.: visual shape) ein. Es stellt eine Lösungsklasse für mögliche Objektrekonstruktionen dar. Die visuelle Hülle ist eine davon, jedoch erlaubt die visuelle Ausprägung auch andere Näherungen der beobachteten Konturen. Sie ermöglicht die Berücksichtigung zusätzlicher Bedingungen in der Rekonstruktion, wie zum Beispiel die Glattheit der Oberfläche oder Einschränkungen bezüglich der Objekt tangente. Somit entstehen somit kontinuierlichere Objektbeschreibungen als die der visuellen Hülle.

Rekonstruktion der visuellen Hülle Nach Laurentini (1994) ist die visuelle Hülle die genaueste Näherung des Objekts, welche aus Silhouetten oder Konturen bestimmt werden kann. Eine exakte Rekonstruktion kann demnach auch nur für Objektteile erzielt werden, welche mit ihrer visuellen Objekthülle identisch sind. Die Rekonstruktion der visuellen Hülle erfolgt typischerweise durch Rückprojektion der Objektsilhouetten. Durch die Rückprojektion entstehen Sichtkegel, deren Schnitte die visuelle Objekthülle beschreiben.

Es gibt zwei grundsätzliche Ansätze zur Rekonstruktion. Oberflächenbasierte Verfahren verwenden Polyeder zur Objektrepräsentation. Diese werden durch Punkte und Flächen begrenzt, welche sich aus den Schnitten der Sichtkegel ergeben. Als Referenz soll die Arbeit von Franco und Boyer (2008) genannt werden, welche ein effizientes und robustes Verfahren zur oberflächenbasierten Rekonstruktion beschreiben. Alternativ hierzu gibt es noch voxelbasierte Verfahren. Die Rückprojektion und die Schnittbildung werden dabei in einem diskreten Raum durchgeführt. Diese Verfahren

werden auch als Volumenschnittverfahren bezeichnet. Eine konkrete Referenz ist hier aufgrund ihrer Einfachheit nicht gegeben und nicht erforderlich. Beide Ansätze haben ihre spezifischen Vor- und Nachteile. Das voxelbasierte Verfahren ist sehr einfach und robust, es führt aufgrund der Diskretisierung jedoch zu einem Genauigkeitsverlust. Eine Erhöhung der Genauigkeit bedeutet eine Reduktion der Voxelgröße, was stets auch zu einem erhöhten Rechenaufwand und Speicherbedarf führt. Das oberflächenbasierte Verfahren führt jedoch bei komplexen Objekten häufig zu unvollständigen oder korrupten Rekonstruktionen, da die Grenzen der Sichtkegel nicht ausreichend genau definiert sind. Sie sind zudem sensitiv bezüglich numerischer Instabilitäten.

Daher kombinieren Boyer und Franco (2003) die beiden Ansätze zu einem hybriden Rekonstruktionsverfahren. Die zentrale Idee ist die Verwendung einer unregelmäßigen Diskretisierung, welche die Oberfläche der visuellen Hülle mit hoher Genauigkeit abbildet. In einem ersten Schritt werden Oberflächenpunkte der visuellen Hülle ermittelt. Hierzu wird jeder Konturpunkt zu einem Sichtstrahl rückprojiziert und anschließend in alle Projektionsbilder vorwärtsprojiziert. Durch Schnittbildung mit allen Konturen wird ein gültiges Tiefenintervall für jeden Sichtstrahl bestimmt. Im nächsten Schritt folgt die Bestimmung der Objektoberfläche. Diese wird durch eine Delaunay-Triangulierung ermittelt, welche die Anordnung der Punkte in den 2D-Projektionen berücksichtigt. Die Triangulierung beschreibt die konvexe Hülle der Oberflächenpunkte. Das beschriebene Rekonstruktionsverfahren arbeitet genauso robust wie volumetrische Verfahren, erzielt jedoch die Genauigkeit eines oberflächenbasierten Verfahrens. Zudem ist der Rechenaufwand und Speicherbedarf niedriger als einem voxelbasierten Verfahren.

Rekonstruktion mit inkonsistenten Silhouetten Die bisher betrachteten Verfahren zur Rekonstruktion sind nur für konsistente Daten geeignet. Kalibrier- und Detektionsfehler führen aufgrund der ungenauen Konturinformationen jedoch zu Inkonsistenzen. Diese verursachen systematische Fehler in der Rekonstruktion, da aufgrund der Schnittbildung der Sichtkegel positive und negative Fehler ungleich in das Ergebnis eingehen. Die hier vorgestellten Arbeiten behandeln Multikamerasysteme, welche sich oft auf das Problem sich bewegender Menschen fokussieren.

Landabaso u. a. (2008) beschreiben eine voxelbasierte Rekonstruktion für inkonsistente Silhouetten. Nach einer initialen Rekonstruktion der visuellen Hülle werden durch Vorwärtsprojektion inkonsistente Bildbereiche identifiziert. Die Rückprojektion der inkonsistenten Bildbereiche resultiert in einem Volumen mit Inkonsistenzen. In diesem gilt es diejenigen Volumenbereiche zu identifizieren, deren zusätzliche Klassifikation als Objekt den Gesamtfehler der Rekonstruktion minimieren. Hierbei spielt vor allem die Verdeckung eine wichtige Rolle. Wird eine Objektstruktur durch eine andere verdeckt, so verursacht sie in der entsprechenden Projektion keine Inkonsistenz. Daher ist ein voxelspezifischer Schwellwert zur Klassifizierung erforderlich, welcher die minimale Anzahl inkonsistenter Kegelschnitte geometrieabhängig abbildet. Das vorgestellte Verfahren balanciert die positiven und negativen Fehler der visuellen Hülle aus. Zudem kann es verwendet werden, um in einem weiteren Schritt Fehler in der Silhouettendetektion zu korrigieren. Das Verfahren ist recht schnell, da es nicht iterativ arbeitet.

Díaz-Más u. a. (2010) stellen ein Rekonstruktionsverfahren unter Verwendung der Dempster-Shafer Evidenztheorie vor. Demnach werden Informationen unterschiedlicher Quellen zu einer Gesamtaussage zusammengesetzt, wobei deren Glaubwürdigkeit berücksichtigt wird. Díaz-Más u. a. betrachten die Kameraaare eines Multikamerasystems als einzelne Informationsquellen. Ihre Glaubwürdigkeit berechnet sich aus dem Winkel der Kameras zueinander, somit werden parallele Sichtstrahlen niedriger gewichtet. Die Information eines Kameraaars bezüglich eines Voxels wird durch Rückprojektion in die Kamerabilder berechnet. Durch Interpolation der binären Pixelwerte ergeben sich hier nicht-binäre Werte. Diese werden mit ihrer Glaubwürdigkeit gewichtet und für alle Kameraaare kombiniert. Für die gezeigten Ergebnisse liefert das Verfahren von Díaz-Más u. a. bessere Ergebnisse als das Verfahren von Landabaso u. a. (2008). Eine geeignete Parameterwahl erlaubt die Steuerung der Gewichtung zwischen positiven und negativen Fehlern. Aufgrund der Kombinatorik der Kamerapositionen ist das Verfahren jedoch langsam und wird bei steigender Anzahl Projektionen ineffizient.

Haro (2012) beschreibt ein weiteres voxelbasiertes Rekonstruktionsverfahren für unvollständige Silhouetteninformationen, welches den Rückprojektionsfehler iterativ minimiert. Dieser berechnet sich aus der Differenz der Silhouetten mit den Projektionen der Objektrekonstruktion. Bei der Bestimmung des Rückprojektionsfehlers wird die Sichtbarkeit der abgebildeten Voxel berücksichtigt, um mögliche Selbstverdeckung zu behandeln. Eine zusätzliche Regularisierung minimiert die 3D-Gradienten im Volumen. Das rekonstruierte Volumen wird zunächst binär mittels Volumenschnittverfahren initialisiert. Anschließend wird der Fehler der Rekonstruktion mit einem Gradientenabstiegsverfahren iterativ minimiert. Hierbei wird eine Relaxation angewandt, welche kontinuierliche Werte im rekonstruierten Volumen zulässt. Durch die Verwendung lokaler Ableitungen ist das Verfahren parallelisierbar. Vorberechnungen zur Koordinatenabbildung unterstützen eine effiziente Implementierung. Zur Vermeidung von Diskretisierungsartefakten werden in der Vorwärtsprojektion runde Scheiben anstelle rechteckiger Voxel projiziert, was zu einem Effekt ähnlich einer Interpolation führt.

Tabb (2013) präsentiert ein Rekonstruktionsverfahren zur Berechnung einer Wahrscheinlichkeitsverteilung basierend auf Silhouetten. Ihr Anwendungsfeld ist die Rekonstruktion von blattlosen Bäumen, welche aufgrund ihrer dünnen Strukturen bei vorliegenden Kalibrier- oder Detektionsfehlern nur ungenügend rekonstruiert werden. Selbst die Diskretisierung der Daten verursacht bereits sichtbare Probleme. Tabb arbeitet voxelbasiert mit Silhouettenkonsistenzmaßen, welche im folgenden Kapitel 3.3.2 genauer beschrieben werden. Sie definiert eine pseudo-binäre Fehlerfunktion, welche die binären Voxelwerte auf reelle Fehlerwerte abbildet. Diese bilden die Pixelweise Silhouettenkonsistenz ab. Das Fehlermaß bestraft positive und negative Fehler gleichermaßen. Die Optimierung der pseudo-binären Fehlerfunktion ist NP-Hard, also in polynomialer Zeit nicht deterministisch lösbar. Daher werden mittels lokaler Optimierung die einzelnen Voxel so lange variiert, wie die Ableitung des Fehlermaßes eine Verbesserung anzeigt. Bei Mehrdeutigkeiten wird eine größere Objektrekonstruktion bevorzugt. Meistens sind ungefähr 15 Iterationen bis zur Konvergenz des Verfahrens erforderlich.

3.3.2 Registrierung von Konturdaten

Autokalibrierverfahren bedienen sich häufig der Registrierungstechniken, wie bereits bei den CT- und CBCT-Autokalibrierverfahren aufgezeigt. Daher wird hier ein kurzer Überblick über bekannte Arbeiten zur Konturregistrierung gegeben. Die vorgestellten Arbeiten behandeln Konturkonsistenz- und Epipolarbedingungen für die videobasierte Konturregistrierung sowie die wenigen bekannten Arbeiten zur Konturregistrierung mit Röntgendaten.

Konturkonsistenzbedingungen Registrierungsverfahren, welche Kontur- oder Silhouetteninformationen verwenden, werden unter anderem zur Texturierung von 3D-Modellen eingesetzt. Die Registrierung dient dabei der Ermittlung der Projektionsparameter, welche zur Rückprojektion der Farbinformationen von Fotografien verwendet werden. Neugebauer und Klein (1999) wenden erstmals unterstützend ein Konturkonsistenzmaß zur Registrierung von Farbfotografien an, zusätzlich zu Punktkorrespondenzen und der Übereinstimmung der Farbinformationen mehrerer Projektionsbilder. Für eine endliche Menge Punkte auf der Oberfläche des 3D-Modells wird in der Projektion deren Abstand zur Kontur geprüft. Dieser soll für die Modellprojektionen und die Fotografien identisch sein.

Lensch u. a. (2001) registrieren ebenfalls Fotografien mit gegebenen 3D-Modellen. Hierfür vergleichen sie die Silhouetten der Farbfotografien mit den Silhouetten des Modells. Sie definieren zunächst ein Silhouettenkonsistenzmaß über das Anwenden des exklusiven Oders auf den binären Pixeldaten. Durch Aufsummieren der binären Pixelinformation erhalten sie einen Fehlerwert je Projektion. Die erforderlichen Rechenoperationen können sehr effizient auf der GPU implementiert werden. Lensch u. a. erzielen jedoch bessere Ergebnisse, wenn sie zuvor durch Faltung mit einem Gauß-Kern weiche Silhouettenkonturen erzeugen. Sind die Differenzen zwischen den Silhouettenkonturen geringer als die Breite des Gauß-Kerns, so ist das Fehlermaß ähnlich dem kleinsten quadratischen Abstand zwischen den Konturpunkten. Eine Quadrierung der Differenzen beschleunigt die Konvergenz. Mittels eines Simulated Annealing Ansatzes wird die Registrierung als heuristische Parameterschätzung realisiert, so dass lokale Optima behandelt werden können. Die Projektionen mit großem Fehler werden gesondert behandelt. Für robustere Registrierungsergebnisse kann das Verfahren mit einem Multilevel-Ansatz kombiniert werden, welches iterativ die Pixelauflösung der Projektionen erhöht.

Epipolarbedingungen Wong und Cipolla (2001) befassen sich mit der Modellrekonstruktion aus Silhouetten. Aus Farbbildern extrahieren sie kubische B-Spline Snakes nach Kass u. a. (1988), welche geglättete Subpixel-genaue Konturinformationen liefern. Zunächst führen sie eine initiale Rekonstruktion durch, welche ausschließlich Bilder einer zirkulären Bewegung berücksichtigt, wie sie zum Beispiel bei der Verwendung einer Drehscheibe entstehen. Wenn die Rotationsachse und die Horizontlinie der Bilder fix sind, reichen drei Bilder aus zur Schätzung der verbleibenden Kameraparameter. Hierfür wird der Rückprojektionsfehler der epipolaren Tangentialpunkte bestimmt, also die Distanz zwischen den epipolaren Tangentialpunkten und den zugehörigen Epipolarlinien. Die Bestimmung der epipolaren Tangentialpunkte erfolgt über

die Epipole, welche aus der angenommenen Projektionsgeometrie ermittelt werden. Zur Initialisierung des Verfahrens werden Rotationsachse und Horizontlinie näherungsweise bestimmt, die Initialisierung des Rotationsparameters erfolgt jedoch zufällig. Bei der Auswahl der epipolaren Tangentialpunkte wird sich in jeder Projektion auf die äußersten Tangentialpunkte beschränkt, um Verwechslungen auszuschließen und die Robustheit des Verfahrens zu erhöhen. Das so generierte, initiale Modell besteht aus einem Netz aus Konturgeneratoren. Zu diesem Modell können weitere, beliebige Ansichten registriert und hinzugefügt werden. Dies erfolgt ebenfalls über die Minimierung des Rückprojektionsfehlers der epipolaren Tangentialpunkte. Minimiert wird der Rückprojektionsfehler bezüglich aller im Modell enthaltenen Projektionen. Für die Registrierung beliebiger Ansichten ist ein Modell theoretisch ausreichend definiert, wenn es aus mindestens drei Bildern erzeugt wurde.

Konturregistrierung mit Röntgendaten Die Verwendung von konturbasierten Verfahren ist für Röntgendaten nicht üblich. Livyatan u. a. (2003) vermuten als Grund hierfür die erschwerte Situation der Merkmaldetektion, denn merkmalsbasierte Verfahren sind meist sehr anfällig für Ausreißer und stellen hohe Anforderungen an die Genauigkeit der Merkmale. Zur intra-operativen 2D-3D-Registrierung sind mehrere gradientenbasierte Verfahren bekannt. Gradienten sind im Vergleich zu Konturen nicht binär und bilden kontinuierliche Übergänge ab. Sie verwenden demnach mehr Information der ursprünglichen Intensitätsbilder. Gradientenbasierte Registrierungsverfahren arbeiten für gewöhnlich aber mit der Vorwärtsprojektion von 3D-Merkmalen, wie zum Beispiel in der Arbeit von Wein u. a. (2005). Sie verwenden nicht alle verfügbaren Geometrieinformationen der 3D-Strukturen, wie es die bisher vorgestellten konturbasierten Techniken ermöglichen. Daher wird in diesem Abschnitt nicht weiter auf gradientenbasierte Registrierungsverfahren eingegangen, da sie für diese Arbeit nicht weiter relevant sind.

Einen interessanten Ansatz zur konturbasierten Registrierung von Röntgendaten verfolgen Wang u. a. (2017). Sie betrachten die Registrierung kontinuierlich aufgenommener intra-operativer Fluoroskopie-Projektionen mit dem Volumen einer pre-operativen Planungs-CT. Das Ziel ist die Kompensation von Patientenbewegungen, welche zwischen aufeinanderfolgenden Projektionen als gering angenommen werden. Die Patientenbewegungen werden im Bildraum anhand von 2D-Konturen beobachtet. Aufgrund der fehlenden Tiefeninformation ist die Schätzung der 3D-Bewegung im 2D-Raum jedoch nicht trivial. Die zentrale Idee von Wang u. a. ist, dass sich die Bewegung eines Konturgenerators im 3D-Raum stets aus sichtbaren und unsichtbaren Komponenten zusammensetzt. Für einen Konturpunkt sind nur diejenigen Bewegungskomponenten sichtbar, welche senkrecht zur Kontur verlaufen, also entlang des 2D-Bildgradienten. Bewegungen parallel zur Kontur sind unsichtbar. Die gleiche Beobachtung lässt sich auf den 3D-Raum übertragen. Die sichtbaren Bewegungskomponenten und die unsichtbaren Bewegungskomponenten ergeben zusammen die tatsächliche Bewegung. Um dies besser abbilden zu können, führen Wang u. a. ein Punkt-zu-Ebene-Korrespondenzmodell zur Konturregistrierung ein. Es

bildet die Korrespondenzen zwischen Konturpunkten und Tangentialebenen des Konturgenerators benachbarter Projektionen ab.

Die 2D-3D-Registrierung mit dem Punkt-zu-Ebene-Korrespondenzmodell funktioniert dann wie folgt: Zur Initialisierung werden Oberflächenpunkte aus dem 3D-Volumen extrahiert. Diese bilden eine dünn-besetzte (engl.: sparse) Repräsentation der kontrastreichen Strukturen, zum Beispiel der Knochenstrukturen. Eine Untermenge dieser 3D-Punkte dient jeweils posenabhängig als Konturgenerator. Die Registrierung selbst ist ein iterativer Prozess. Zunächst werden die zur aktuellen Posenschätzung passenden Punkte des Konturgenerators identifiziert und auf die Detektorfläche projiziert. Hierbei werden sowohl die Tiefe als auch die Gradienten der 3D-Punkte für spätere Berechnungen zwischengespeichert. Zusätzlich wird das Volumen mittels tiefererhaltenden Gradientenprojektionen abgebildet. Diese projizieren die Strukturen des Volumens in separaten Tiefenintervallen und erlauben somit eine Unterscheidung überlagerter Strukturen bezüglich der Tiefe. Für jeden projizierten Punkt des Konturgenerators wird entlang des projizierten Gradienten ein korrespondierender Konturpunkt im Projektionsbild ermittelt. Hierzu wird ein Abgleich lokaler Bildregionen mittels Gradientenkorrelation zwischen der tiefererhaltenden Gradientenprojektion und dem zu registrierenden Projektionsbild durchgeführt. Die so ermittelten Korrespondenzen bilden einen 3D-Punkt des Konturgenerators auf einen 2D-Konturpunkt ab. In seiner Eigenschaft als Konturpunkt kann letzterer mittels Projektionsgeometrie in eine Tangentialebene der Objektstruktur überführt werden. Somit bilden der 3D-Punkt des Konturgenerators und die Tangentialebene des Objekts eine Punkt-zu-Ebene-Korrespondenz. Sie ermöglichen eine direkte Ableitung der Bewegungsschätzung mit einem geschlossenen Lösungssystem. Zur besseren Toleranz von Ausreißern setzten Wang u. a. jedoch ein iteratives Verfahren zur Minimierung des gewichteten quadratischen Abstands ein. Mit einem Regressionsverfahren zur Maximierung der Korrentropie gewichteten sie die Fehler derart, dass große Fehler nicht so stark ins Gewicht fallen. Hierbei bezeichnet die Korrentropie ein kombiniertes Maß der Korrelation und Entropie. Sobald die aktuelle Bewegung geschätzt ist, wird die Posenschätzung für die nächste Iteration entsprechend aktualisiert. Der Konturgenerator und die Punkt-zu-Ebene Korrespondenzen werden in jeder Iteration aktualisiert. Bei der Evaluation des Verfahrens zeigt sich ein vergleichsweise gutes Konvergenzverhalten. Bei einem initialen Positionierungsfehler von bis zu 50 mm erzielt das Verfahren unter Einschränkung der Rotationsparameter auf 15° in 78 % der gezeigten Fälle eine Reduktion des in 3D-ermittelten Registrierungsfehlers auf weniger als 2 mm. Die größte Fehlerquelle hierbei ist die initiale Fehlzuordnung der Konturen, welche stark datenabhängig ist. Für die iterative Korrektur kontinuierlicher aufgenommener Projektionen ergibt sich ein mittlerer Registrierungsfehler von $1,48 \pm 0,73$ mm. Das Verfahren ist gut parallelisierbar und kann in Echtzeit eingesetzt werden, wie Utzschneider u. a. (2017) zeigen.

Schaffert u. a. (2017) erweitern das oben beschriebene Verfahren bezüglich der gleichzeitigen Registrierung mehrerer Projektionsbilder. Die zeitgleiche Aufnahme der Projektionsbilder ermöglicht eine genauere Schätzung der Patientenbewegungen. Eine zusätzliche Gewichtung der Projektion je nach Qualität der lokalen Gradientenkorrelation der Korrespondenzen bevorzugt die Informationen gut initialisierter Projektionen. Bei der Verwendung von zwei Projektionen erweist sich ein

Winkelabstand von 30° als optimal. Größere Projektionswinkel führen zu einem annähernd gleichbleibenden Registrierungsergebnis. Die Verfahrensevaluation mit dem Datensatz einer Wirbelsäule zeigt eine Verbesserung des Registrierungsergebnisses von 89 % auf 97 %. Noch deutlicher ist das Ergebnis für die Registrierung eines einzelnen Wirbels. Hier ist eine Verbesserung von 49 % auf 91 % zu beobachten. Die aufgeführten Ergebnisse beziehen sich auf Daten mit einem initialen mittleren 3D-Registrierungsfehler von bis zu 30 mm und eine Reduktion des Fehlers auf weniger als 2 mm.

3.3.3 Autokalibrierung mittels Konturdaten

Die ersten konturbasierten Autokalibrierverfahren in der Videobildverarbeitung sind bereits zwanzig Jahre alt, jedoch betrachten sie relativ idealisierte Daten. Daher wird in diesem Feld immer noch aktiv geforscht. Die erste der hier vorgestellten Arbeiten befasst sich mit der theoretischen Betrachtung des Autokalibrierproblems für orthographische Projektionsgeometrien. Anschließend folgen Arbeiten zu perspektivischen Projektionsgeometrien, welche die verallgemeinerten Epipolargeometrie, die paarweisen Tangentialität der Sichtkegel und die Silhouettenkohärenz zur Autokalibrierung verwenden.

Theoretische Betrachtung Unter Kenntnis der Aufnahmepositionen lassen sich durch Rückprojektion und Schnittbildung aus 2D-Silhouetten 3D-Objekte rekonstruieren. Bottino und Laurentini (2003) stellen einige grundlegende Überlegungen zur Auswertung von Silhouettedaten bei unbekanntem Aufnahmepositionen an. Konkret befassen sie sich mit der Fragestellung, ob eine gegebene Menge Silhouetten kompatibel zueinander ist. Demnach ist eine Menge Silhouetten immer dann kompatibel, wenn ein reales Objekt existiert, welches die Silhouetten erzeugen kann. Bottino und Laurentini bestimmen zudem notwendige und hinreichende Bedingungen für die Kompatibilität von je zwei Silhouetten. Sie zeigen jedoch, dass die paarweise Kompatibilität der Silhouetten zwar notwendig, aber nicht ausreichend für die Kompatibilität mehrerer Silhouetten ist. In der weiteren Betrachtung beschränken sich Bottino und Laurentini auf die Auswertung orthogonaler Projektionen, welche mit Blickrichtung parallel zu einer Ebene aufgenommen werden. In der praktischen Anwendung entspricht dies näherungsweise der Situation kleiner Objekte mit großem Abstand zur Kamera. Durch diese Einschränkung haben alle Silhouetten eines Objekts die gleiche Höhe im Projektionsbild, was eine schichtweise 2D-Auswertung der Daten ermöglicht. Die zu schätzenden Projektionsparameter sind die Aufnahmewinkel der Projektionen. Für diesen speziellen Fall der orthogonalen Projektionen unterscheiden Bottino und Laurentini jeweils acht Fälle, welche die Kompatibilität dreier Silhouetten definieren. Die Ungleichungen beziehen die Parameter der Volumenschnitte mit ein und ermöglichen so die Bestimmung einer möglichen Lösungsmenge gültiger Objektrekonstruktionen. Die gültige Lösung wird durch eine Inversionstechnik ermittelt. Die Anzahl der zu betrachtenden Ungleichungen steigt jedoch rasch an mit der Anzahl der betrachteten Silhouetten. Als offene Punkte nennen Bottino und Laurentini daher die Entwicklung effizienter Algorithmen zur Auswertung der Ungleichungen und deren Übertrag auf perspektivische Projektionsgeometrien.

Verallgemeinerte Epipolarbedingungen Åström und Kahl (1999) nutzen die verallgemeinerten Epipolarbedingungen zur Formulierung eines Autokalibrierverfahrens auf Konturdaten. Es basiert auf der Rekonstruktion der epipolaren Tangentialpunkte mit gleichzeitiger Schätzung der Kameraparameter. Initial werden die Konturmerkmale aus den Projektionsdaten extrahiert. Die Konturmerkmale werden durch Snakes nach Kass u. a. (1988) beschrieben und mit einem Verfahren der Konturverfolgung nach Curwen und Blake (1993) ermittelt. Als Nebenprodukt liefert dieses Verfahren die Punktkorrespondenzen der Snake-Kontrollpunkte. Obwohl dies keine Abbildungen derselben 3D-Punkte sind, können sie zur initialen Schätzung der Projektionsgeometrie verwendet werden. Die Projektionsgeometrie wiederum definiert die Fundamentalmatrizen und die Epipole aller Bildpaare. Mithilfe der Epipole und unter Berücksichtigung der Tangentialbedingungen lassen sich Hypothesen bezüglich epipolarer Tangentialpunkte bilden. Korrespondierende epipolare Tangentialpunkte werden mit den verallgemeinerten Epipolarbedingungen ermittelt. Dann folgt eine Levenberg-Marquardt Optimierung, welche den Fehler der größten Wahrscheinlichkeit (engl.: maximum likelihood) minimiert. Dieser berechnet sich durch Überprüfung der allgemeinen Epipolarbedingungen auf den Punktkorrespondenzen der epipolaren Tangentialpunkte. In der Optimierung wird die Jakobi-Matrix analytisch bestimmt und die Hesse-Matrix angenähert. Aus der iterativen Aktualisierung der Projektionsparameter ergibt sich auch eine Aktualisierung der Fundamentalmatrizen und der Epipole. Die Aktualisierung der epipolaren Tangentialpunkte kann auf eine lokale Nachbarschaft beschränkt werden. Dieses Vorgehen wird iterativ bis zur Konvergenz wiederholt. Die gewählten Korrespondenzen der epipolaren Tangentialpunkte werden nur gelegentlich aktualisiert.

Mit diesem Verfahren gelingt Åström und Kahl eine Bewegungsschätzung für kontinuierliche und diskrete Bewegungen. Es kann sowohl zur direkten Schätzung von Projektionsmatrizen als auch zur Schätzung von Projektionsparametern genutzt werden. Die Evaluation des Verfahrens erfolgt anhand sorgfältig arrangierter Szenen mit mehreren einfachen Objekten oder einem komplexen Objekt. Bei den erfassten Bildstrukturen ist es unerheblich, ob es sich um Konturen oder Abbildungen von 3D-Kurven handelt. Abbildungen von 3D-Kurven haben den Vorteil, dass alle ihre Bildpunkte Informationen zur Kalibrierung beitragen können. Bei Konturen tun dies nur die wenigen epipolaren Tangentialpunkte. Problematisch ist der Konturverlauf, wenn Verdeckung auftritt. Zum Ausschluss falscher epipolarer Tangentialpunkte ist eine Beschränkung des Verfahrens auf konvexe Kontursegmente sinnvoll, was jedoch auch die Anzahl der möglichen epipolaren Tangentialpunkte reduziert. Åström und Kahl benennen als Probleme ihres Verfahrens die häufig zu geringe Anzahl verfügbarer epipolarer Tangentialpunkte, die Verdeckung oder Selbstverdeckung der Objekte und eine fehlerhafte Konturdetektion und -verfolgung. Aufgrund der nicht-linearen Optimierung können lokale Minima nicht ausgeschlossen werden. Der Informationsgehalt der Optimierungsbedingungen kann durch die Singulärwerte des Residualgradienten überprüft werden. Wenn diese zusätzliche Nullstellen aufweisen, ist nicht genug Informationsgehalt in den Daten gegeben. Sind Werte nahe an Null, so ist das Problem wahrscheinlich schlecht konditioniert.

Paarweise Tangentialität der Sichtkegel Boyer (2006) stellt ein Autokalibrierverfahren für Multikamerasysteme vor, welches die Distanzen rückprojizierter Silhouetten paarweise minimiert. Das Verfahren erlaubt eine Schätzung der Brennweite und der extrinsischen Kameraparameter in Echtzeit. In einer nicht-linearen Levenberg-Marquardt Optimierung wird die Tangentialität der Sichtkegel für alle Projektionen gleichzeitig optimiert. Nur die Berechnung der Tangentialität erfolgt jeweils paarweise. Hierfür wird eine Silhouette rückprojiziert und der so entstandene Sichtkegel in die andere Projektion vorwärtsprojiziert. Nun wird die Differenz zwischen der Silhouette und dem projizierten Sichtkegel bestimmt. Bei optimaler Kalibrierung ergibt dies eine leere Menge. Wichtig ist, dass das Fehlermaß immer wechselseitig auf beide Projektionen angewandt wird, damit sich die Projektionen in der Optimierung gegenseitig begrenzen. Da die Sichtkegel einzeln projiziert werden, wird die jeweilige Tiefeninformation der Daten nicht ausgewertet. Dies kann zu Mehrdeutigkeiten führen, welche anderen Verfahren eventuell nicht auftreten.

Paarweise tangentielle Sichtkegel erfüllen die Bedingungen der allgemeinen Epipolargeometrie für spezielle epipolare Tangentialpunkte. Es ist intuitiv verständlich, dass zwei tangentielle Sichtkegel die allgemeinen Epipolarbedingungen für die extremen epipolaren Tangentialpunkte erfüllen. Diese liegen dort, wo die Sichtstrahlen beide Sichtkegel streifen. Diese Punkte müssen im Vorfeld jedoch nicht detektiert werden. Dies ist ein Vorteil, da die Detektion der Tangentialpunkte bei unbekannter Projektionsgeometrie schwierig ist, weil die genaue Position der Epipole unbekannt ist. Meist werden durch diskrete Abtastungen nur mögliche Näherungen der Tangentialpunkte überprüft. Bei dem hier vorgestellten Verfahren wird eine globale Detektion gleichzeitig auf allen Silhouetten durchgeführt. Dies ermöglicht eine deutlich effizientere Suche mit einem kontinuierlichen Suchraum. Des Weiteren eignet sich das Verfahren auch für größere Abstände zwischen den Sichtkegeln, bei denen zunächst gar keine epipolaren Tangentialpunkte berechnet werden können.

Das Verfahren wird in einem Multikamerasystem mit sechs synchronisierten Kameras evaluiert. Das zu rekonstruierende Objekt ist ein gehender Mensch. Die Ergebnisse hängen nahezu linear von der initialen Parameterschätzung ab. Die Verwendung von mehr Projektionsbildern pro Kamera führt zu einem stabileren Ergebnis. Bei drei bis fünf verwendeten Projektionsbildern und einem initialen Fehler von 5 – 10 % der angenommenen Bewegung werden gute Ergebnisse erzielt.

Silhouettenkohärenz Hernández u. a. (2007) stellen ein Verfahren der Kamerakalibrierung für kreisförmige Trajektorien vor. Ihr Ziel ist die Generierung eines 3D-Modells aus Bildsequenzen, welche mit einer fest installierten Kamera ein statisches Objekt auf einer Drehscheibe abbilden. Optimiert werden die Parameter der Rotationsachse, die Brennweite der Kamera und eine Winkeldifferenz je Projektion. Als Fehlermaß für die Optimierung verwenden sie die Silhouettenkohärenz. Zum einfacheren Verständnis wird diese hier zunächst mithilfe der visuellen Hülle beschrieben. Die visuelle Hülle wird aus den gegebenen Konturdaten berechnet und anschließend in alle Projektionsbilder vorwärtsprojiziert. In den Projektionsbildern wird die Schnittmenge der detektierten Kontur und der projizierten Silhouette der visuellen Hülle berechnet. Dies definiert deren Silhouettenkohärenz. Die Verwendung der gleichmäßig abgetasteten Kontur anstelle der vollstän-

digen Silhouette dient der Reduktion des Rechenaufwandes. Die Silhouettenkohärenz geht als Kostenfunktion in eine ableitungsfreie Optimierung nach Powell (1964) ein. Verrauschte Daten oder inkorrekte Projektionsparameter führen jedoch dazu, dass die Silhouetten der visuellen Hülle stets kleiner sind als die detektierten Konturen in den Projektionsbildern. Zur Kompensation dieses Effekts wird die Kontur leicht nach innen versetzt und somit künstlich verkleinert.

Die Berechnung der Silhouettenkohärenz implementieren Hernández u. a. im 3D-Raum. Die Rückprojektion eines Silhouettenpixels ergibt einen optischen Strahl, für den zunächst ein unendliches gültiges Intervall definiert wird. Dieser Strahl wird nacheinander in die anderen Projektionsbilder projiziert und mit der jeweiligen unterabgetasteten Kontur geschnitten. Der geschnittene Strahl wird wiederum rückprojiziert, um das gültige Intervall des optischen Strahls im 3D-Raum zu aktualisieren. Der Fehler der Silhouettenkohärenz entspricht der Anzahl der Silhouettenpixel, deren gültiges Intervall gleich null ist. Das gültige Intervall gibt die exakte Position an, an der der optische Strahl das Objekt berührt oder schneidet. Bei nicht-konvexen Objekten wird nur der vorderste und hinterste Schnittpunkt mit dem Objekt bestimmt.

Die Autoren sehen ihr Verfahren als eine Erweiterung zu den epipolaren Tangentialbedingungen, da es mehr Informationen der Silhouetten auswertet. Wird das Kriterium der Silhouettenkohärenz paarweise auf alle Projektionen angewandt, so ergeben sich vergleichbare Ergebnisse wie bei der Optimierung der epipolaren Tangentialbedingungen. Hernández u. a. (2006) vergleichen ihr Autokalibrierverfahren mit dem Verfahren von Wong und Cipolla (2004). Dieses verwendet ausschließlich epipolare Tangentialpunkte zur Kalibrierung einer kreisförmigen Trajektorie. Die Fehler beider Verfahren steigen mit zunehmend verrauschten Konturdaten annähernd linear an. Es zeigt sich, dass ein Versatz der Kontur von $0,5 - 1$ Pixel die Kalibrierengenauigkeit für exakte Daten reduziert, da es eine frühe Konvergenz ermöglicht. Die Wahl des Versatzes hängt also von den Daten ab. Bei einem Rauschen von weniger als $0,2 - 0,4$ Pixel Standardabweichung ist daher das auf epipolaren Tangentialpunkten basierende Verfahren genauer. Für Daten mit stärkerem Rauschen ist das auf Silhouettenkohärenz basierende Verfahren jedoch deutlich überlegen, unabhängig von der Anzahl der verwendeten epipolaren Tangentialpunkte.

Die Initialisierung des Verfahrens ist aufgrund der kontinuierlichen kreisförmigen Bewegungstrajektorie unkritisch. Des Weiteren ist festzuhalten, dass die Silhouettenkohärenz zwar eine notwendige Bedingung für eine korrekte Kalibrierung ist, aber keine ausreichende Bedingung. Ein Grund hierfür sind die möglichen Mehrdeutigkeiten aufgrund der Objektform, wie zum Beispiel bei einer Kugel. Ein anderer Grund ist die eventuell zu geringe Anzahl Projektionen, welche zu einer großen, unpräzise definierten Lösungsmenge gültiger Kalibrierungen führt.

Silhouettenkohärenz mit inkonsistenten Silhouetten Tabb und Park (2015) stellen ein Verfahren zur Kalibrierung eines Multikamerasystems mit inkonsistenten Silhouetteninformationen vor. Die Inkonsistenzen treten aufgrund von Kalibrier- und Detektionsfehlern der Silhouetten auf. Das Verfahren basiert auf einer initialen 3D-Rekonstruktion mit anschließender 2D-3D-Registrierung der Projektionsbilder.

Die Zielanwendung des Verfahrens sind Szenen mit blattlosen Bäumen, welche aufgrund ihrer

dünnen Struktur gewöhnlich nicht mittels der klassischen visuellen Hülle rekonstruiert werden können. Daher werden sie initial über eine Wahrscheinlichkeitsverteilung der Silhouetten nach Tabb (2013) rekonstruiert, wie auf Seite 36 beschrieben. Zur Reduktion des Rechenaufwandes werden Vorberechnungen bezüglich der Projektionsinformation eines jeden Voxels zwischengespeichert. Der dadurch generierte, immense Speicherverbrauch wird durch einen hierarchischen Rekonstruktionsansatz reduziert, welcher ähnlich einer Octree-Datenstruktur nur an den Objektgrenzen eine geringe Voxelauflösung aufweist.

Die Registrierung der Silhouetten erfolgt mittels eines 2D-3D-ICP-Algorithmus (engl.: iterative closest point). Hierzu werden die Projektionsparameter mittels eines Levenberg-Marquardt Verfahrens optimiert, welches den mittleren quadratischen Abstand zwischen den Konturpunkten der detektierten Silhouetten und den Konturpunkten der vorwärtsprojizierten Rekonstruktion iterativ minimiert. Hierfür ist zunächst eine Zuordnung der 2D-Konturpunkte und der 3D-Oberflächenpunkte erforderlich. Die vorliegende 3D-Volumenrepräsentation wird in einen 3D-Oberflächendatensatz überführt, welcher die einzelnen Voxel als Quader abbildet. Die Eckpunkte eines jeden Quaders werden vorwärtsprojiziert. Definieren diese die Kontur des Objekts, werden sie als Korrespondenzpunkte in Betracht gezogen. Bei der Zuordnung des jeweils nächstliegenden Korrespondenzpunktes im Projektionsbild wird eine grobe Übereinstimmung der Kantenrichtung gefordert. Steigt der Fehler der Silhouettenkonsistenz durch die Registrierung an, so wird sie unter Ausschluss der am weitesten voneinander entfernten Korrespondenzen wiederholt. Die Registrierung mittels 2D-3D-ICP Verfahren wird für jede Projektion einzeln durchgeführt und bis zur Konvergenz wiederholt.

Die Kalibrierung des Multikamerasystems berücksichtigt zunächst nur die extrinsischen Kameraparameter. In einem zweiten Schritt werden anschließend die extrinsischen gemeinsam mit den intrinsischen Parametern korrigiert. Eine Neurekonstruktion mit den optimierten Parametern wird nicht durchgeführt. Das Verfahren hat einen sehr hohen Ressourcenbedarf. In ihren Experimenten zeigen Tabb und Park eine Reduktion des Fehlers der Silhouettenkonsistenz um ungefähr 50 %.

Kapitel 4

Problemformulierung

Die medizinischen Studien zu Patientenbewegungen sind in ihren Aussagen teilweise widersprüchlich, doch belegen sie in ihrer Gesamtaussage die Relevanz von Patientenbewegungen in dentalen Aufnahmen und das Potential ihrer Erkennung und Korrektur. Das Problem der geometrischen Autokalibrierung medizinischer Röntgendaten gilt hingegen noch nicht als ausreichend gelöst. Dieses Kapitel konkretisiert zunächst die Problemstellung für dentale DVT und erläutert einige grundlegende Rahmenbedingungen und Annahmen. Es geht auf die allgemeinen Herausforderungen der Autokalibrierung und die verbleibenden Probleme bekannter Verfahren ein. Darauf aufbauend wird eine Lösungsstrategie für konturbasierte Autokalibrierverfahren für die dentale DVT vorgestellt, welche im weiteren Verlauf dieser Arbeit verfolgt wird.

4.1 DVT-spezifische Fragestellungen

Bei der DVT handelt es sich um eine CBCT-Aufnahmemodalität. Während der Aufnahme rotiert eine Aufnahmeeinheit um den Patienten und erzeugt 2D-Röntgenprojektionen aus unterschiedlichen Richtungen. Zur 3D-Rekonstruktion der Daten ist ein genaues Wissen über die Aufnahmegeometrie erforderlich. Dieses wird üblicherweise durch eine vorgelagerte Gerätekalibrierung ermittelt, welche die räumliche Anordnung der bildgebenden Gerätekomponenten und deren Bewegungen während der Aufnahme erfasst. Bewegt sich der Patient während der Aufnahme, ist diese Information jedoch ungültig. Denn relevant für die Rekonstruktion ist die relative Anordnung der Gerätekomponenten zum Patienten. Die Gerätekalibrierung hingegen bezieht sich auf einen fixen Referenzpunkt im Raum, welcher zum Beispiel durch einen Kalibrierkörper beschrieben wird. Die zentrale Idee der geometrischen Autokalibrierverfahren ist daher die Schätzung der Projektionsparameter der Patientenaufnahmen anhand der unbekannt Patientenanatomie. Hierbei ersetzt die unbekannt Patientenanatomie das normalerweise als bekannt vorausgesetzte Kalibrierobjekt.

Auch mechanische Veränderungen am Gerät beeinflussen die Projektionsgeometrie und führen zu sogenannten Ausrichtungsfehlern. Sie können durch eine erneute Gerätekalibrierung kompensiert werden. Obwohl schleichende mechanische Veränderungen nicht vollständig ausgeschlossen

werden können, ist die Anordnung der bildgebenden Gerätekomponenten zueinander und deren Bewegungstrajektorie während der Aufnahme als ausreichend reproduzierbar anzusehen. Der Fokus dieser Arbeit liegt daher auf der Kompensation von Patientenbewegungen, da sie die potentiell größere und schwieriger zu kontrollierende Fehlerquelle darstellen. Die Bewegungsfreiheit des Patienten wird üblicherweise durch Hilfsmittel zur Patientenpositionierung und -fixierung eingeschränkt, welche zum Beispiel durch eine Kopffixierung, Aufbissvorrichtung oder Kinnaufgabe gegeben sind. Aufgrund der oftmals stehenden Patientenpositionierung und der relativ langen Aufnahmedauer von meist 14 Sekunden kann die Bewegung des Patienten jedoch nicht vollständig unterbunden werden.

Die Gerätekalibrierung wird folglich als bekannt vorausgesetzt. Sie wird durch Projektionsmatrizen nach (2.2) beschrieben, welche für jedes Projektionsbild die Projektionsgeometrie des Aufnahmezeitpunktes beschreiben. Die Autokalibrierung beschränkt sich auf eine Schätzung der Abweichungen zwischen der Patientenaufnahme und der Gerätekalibrierung. Die Bewegungen des Patienten werden hierbei für jedes Projektionsbild mit sechs Parametern beschrieben, namentlich drei Rotations- und drei Translationsparametern wie in (2.1) definiert. Diese gehen in die extrinsischen Parameter der Projektionsmatrizen ein, welche somit die sowohl die Geräte- als auch die rigiden Patientenbewegungen beschreiben. Die Patientenbewegungen sind invers identisch zu entsprechenden Gerätebewegungen.

Generell ist zwischen rigiden und nicht rigiden Bewegungen zu unterscheiden. Als rigide bezeichnet man jene Bewegungen, bei denen keine Verformung der abgebildeten Strukturen auftritt, wie zum Beispiel bei Knochenbewegungen. Sie lassen sich durch Transformationsmatrizen nach (2.1) beschreiben. Bei nicht rigiden Bewegungen tritt eine Verformung der abgebildeten Strukturen auf, wie zum Beispiel bei Zungen- oder Schluckbewegungen. Sie sind mit klassischen Rekonstruktionsverfahren nicht konsistent rekonstruierbar, da die Projektionsbilder unterschiedliche Gegebenheiten abbilden. Die Unterschiede der Projektionsbilder sind nicht nur in den unterschiedlichen Projektionsgeometrien begründet. Nicht rigide Bewegungen können durch 3D-Bewegungsvektorfelder beschrieben werden, welche jedoch eine große Anzahl unbekannter Parameter in den Korrekturverfahren bedingen. Für den Sonderfall periodischer Bewegungen, wie sie zum Beispiel durch den Herzschlag oder die Atmung des Patienten verursacht werden, gibt es Gating-Verfahren zur Bewegungserfassung und Rekonstruktion. Diese sind bei dentalen Aufnahmen jedoch nicht anwendbar, da aufgrund der kurzen Aufnahmedauer zu wenige Wiederholungen der Bewegungen stattfinden und aufgrund der halbseitigen Aufnahme der DVT keine redundanten Winkelinformationen vorliegen. Somit ist eine robuste Korrektur nicht rigider Bewegungen ohne weiteres Vorwissen sehr schwierig. Da dentale Aufnahmen primär der Abbildung starrer Knochen- und Zahnstrukturen dienen, ist das verformbare Weichgewebe von nachgeordneter Bedeutung. Das motiviert die Beschränkung dieser Arbeit auf die Korrektur rigider Bewegungen. Es vereinfacht die Problemstellung und ermöglicht eine robustere Lösung für die für dentale Daten relevanten Bewegungen. Auch Kieferbewegungen sind rigide Bewegungen, sie erfordern jedoch eine separate Erfassung der Bewegungen von Ober- und Unterkiefer.

Es gibt unterschiedliche Arten rigider Patientenbewegungen, deren Eigenarten zu berücksichtigen

sind. Es gibt isolierte, eher ruckartige Bewegungen, welche Teilbereiche der Aufnahme konsistent lassen. Diese entstehen zum Beispiel, wenn der Patient sich erschreckt, plötzlich etwas fokussiert oder eine Schluckbewegung ausführt. Langsamere, weichere Bewegungen entstehen häufig durch eine unbewusste Muskelentspannung, wie zum Beispiel das Absacken des Kopfes während der Aufnahme, oder wenn der Patient der Rotationsbewegung des Gerätes folgt. Ein Zittern ist eine nicht kontrollierbare Muskelbewegung und kann unterschiedlich stark auftreten. Des Weiteren gibt es noch diverse nicht vermeidbare Bewegungen, die jeder Patient verursacht. So führen Atmung, Puls und Schluckbewegungen je nach Patienten zu unterschiedlich starken Bewegungsartefakten. Unter ihnen gibt es auch sehr kleine Bewegungen, sogenannte Mikrobewegungen. Sie sind nur schwer messbar, reduzieren aber Auflösung und Schärfe der abgebildeten Strukturen. Bei einer üblichen Volumenauflösung eines dentalen DVT-Gerätes von 0,08–0,16 mm ist eine Limitierung der Systemauflösung durch Mikrobewegungen zu erwarten.

Das Ziel dieser Arbeit ist die Entwicklung eines geometrischen Autokalibrierverfahrens, welches die Bildqualität eines dentalen DVTs bei vorliegenden Patientenbewegungen verbessert.

4.2 Offene Probleme und Herausforderungen

Die größte Herausforderung der geometrischen Autokalibrierung liegt in ihrer Definition begründet. Denn die Kalibrierung mit einem unbekanntem Kalibrierobjekt erfordert eine zeitgleiche Rekonstruktion des Kalibrierobjekts. So wie die Schätzung der Projektionsgeometrie Wissen über die Geometrie des Kalibrierobjekts erfordert, so erfordert die Rekonstruktion des Kalibrierobjekts Wissen über die Projektionsgeometrie.

Zudem handelt sich bei der Autokalibrierung um ein inverses Problem. Als invers bezeichnet man jene Probleme, bei denen man aufgrund eines wahrgenommenen Effekts auf dessen unbekannte physikalische Ursache rückschließt. Der Effekt ist in diesem Fall die am Detektor gemessene Röntgenstrahlung, also die Vielzahl an Röntgenprojektionen. Die physikalische Ursache ist der gesamte Bildentstehungsprozess. Er startet bei der Generierung der Röntgenstrahlung in der Röntgenquelle, wird fortgesetzt mit der Schwächung und der Streuung der Röntgenstrahlung durch Vorfilterung, Geräteverkleidung und Patientenanatomie und endet mit der Erfassung der Röntgenstrahlung im Detektor und deren Umwandlung in digitale Signale. Die Autokalibrierung konzentriert sich hierbei auf die Schätzung der Projektionsgeometrie. Eine gleichzeitige Schätzung der unbekanntem Patientenanatomie ist üblich, aber nicht zwingend erforderlich. Die anderen Einflussgrößen des Bildentstehungsprozesses werden hier als bekannt vorausgesetzt.

Üblicherweise kann das Vorwärtsmodell eines inversen Problems korrekt beschrieben werden, da es einen physikalischen Prozess abbildet. Das Vorwärtsmodell einer Röntgenprojektion ist beispielsweise in (2.6) definiert. Die Herausforderung inverser Probleme liegt jedoch in der Beschreibung des Rückwärtsmodells. Dies ist für gewöhnlich aufgrund fehlender oder nicht perfekter Daten nicht eindeutig lösbar. Beispielsweise entspricht das Rückwärtsmodell einer Röntgenprojektion der Bestimmung der 3D-Patientenanatomie aus einer 2D-Röntgenprojektion. Dessen eindeutige Lösung ist aufgrund der fehlenden Tiefeninformation der Röntgenprojektion

nicht möglich. In (2.8) wird das Rückwärtsmodell über eine Vielzahl an Röntgenprojektionen beschrieben. Weisen diese geeignete Projektionswinkel auf, tragen sie die fehlende Tiefeninformation bei. Eine eindeutige Lösung des Rückwärtsmodells ist damit jedoch immer noch nicht möglich, da die Messdaten nicht perfekt sind. Dies ist zum Beispiel durch Rauschen und andere, nicht vorhersehbare Bildartefakte bedingt.

Bei inversen Problemen geht es um mehr als nur darum, eine mathematisch akzeptable Lösung zu finden. Es kann durchaus mehrere Modelle geben, die die Messdaten adäquat erklären. Nach Aster u. a. (2013) ist es daher wesentlich, die Güte der Lösungen zu charakterisieren. Sie ist zu prüfen bezüglich ihrer physikalischen Plausibilität, der Güte ihrer Datenvorhersage und eventuell bezüglich ihrer Konsistenz mit weiteren Nebenbedingungen. Dabei sollten vor allem die Fragen der Existenz, der Einzigartigkeit und der Stabilität der Lösungen berücksichtigt werden. Die Frage der Existenz einer Lösung ist meist positiv zu beantworten, da die Messdaten durch eine reale Vorwärtsprojektion erzeugt werden. Demnach muss auch ein Modell existieren, welches zu den vorliegenden Messdaten führt. Die Einzigartigkeit der Lösung ist für gewöhnlich nicht zu beweisen. Unter der Annahme realistischer Nebenbedingungen und idealer Daten ist sie jedoch aufgrund der Komplexität der abgebildeten anatomischen Strukturen sehr wahrscheinlich. Mehrdeutigkeiten, wie sie durch die Transformation der Gesamtlösung entstehen, sind natürlich zu unterbinden. Dies meint die gleichzeitige Transformation von Volumen und Projektionsgeometrie im Raum, welche eine Vielzahl gleichwertiger Lösungen schafft. Rauschen oder andere nicht eindeutig modellierbare Bildartefakte können jedoch ebenfalls zu gleichwertigen Lösungen führen. Die Einzigartigkeit der Lösung ist somit durch ausreichende Nebenbedingungen und Regularisierung sicherzustellen. Zudem stellt die Stabilität der Lösung eines Autokalibrierverfahrens häufig ein Problem dar. Denn kleine Änderungen in den Messdaten können gegebenenfalls große Änderungen im Modell bewirken. So kann eine leicht andere Patientenbewegung oder -anatomie zu einem stark abweichenden Kalibrierergebnis führen. Bei der Autokalibrierung spricht man aufgrund der instabilen Lösungen von einem schlecht gestellten, beziehungsweise schlecht konditionierten Problem.

Eine weitere Herausforderung der Autokalibrierung stellt die Dimensionalität des Lösungsraums dar. Diese entspricht der Anzahl der zu schätzenden Parameter, also sechs Parametern je Projektionsbild. Die in dieser Arbeit betrachteten DVT-Aufnahmen der Firma Dentsply Sirona haben je nach Aufnahmemodus 200 oder 800 Projektionsbilder, was 1200 beziehungsweise 4800 Parametern entspricht. Diese können nicht unabhängig voneinander geschätzt werden. Es ist leicht nachvollziehbar, dass ein mit Bewegungsartefakten gestörtes Volumen nicht durch die Variation der Projektionsparameter eines einzelnen Projektionsbildes entscheidend verbessert werden kann. Erst durch die gleichzeitige Optimierung der Parameter aller Projektionsbilder kann eine gute Lösung ermittelt werden. Das globale Optimum wird stets durch die Kombination aller Parameter definiert.

Eine Problemformulierung zur Autokalibrierung ist für gewöhnlich weder linear noch konvex, was zu vielen lokalen Optima in der Parameteroptimierung führt. Die Nicht-Linearität ergibt sich allein schon aus der Verwendung von Rotationen in der Modellierung der Patientenbewegungen. Auf

abstrakterer Ebene gibt es aber auch eine ganz allgemeine Nicht-Linearität. Diese ist zu beobachten, wenn die Vorwärtsprojektion der Rückprojektion als Teil der Autokalibrierung verstanden wird, wie zum Beispiel in

$$\operatorname{argmin}_{x,A} \|Ax - b\|, \quad (4.1)$$

wobei A die zu schätzende Systemmatrix, $x = A^{-1}b$ das unbekannte Volumen und b die gemessenen Projektionsbilder beschreibt. Denn sowohl die Rückprojektion $A^{-1}b$ nach (2.8) als auch die Vorwärtsprojektion Ax nach (2.7) verwenden die zu optimierenden Projektionsparameter aus A . Die Kombination der Vorwärts- und Rückprojektionen mittels Matrixmultiplikation führt zur Multiplikation mehrerer Optimierungsparameter, somit ist das Optimierungsproblem per se nicht-linear. Die Nicht-Konvexität der Autokalibrierung ist bereits in ihrer Formulierung als schlecht gestelltes, inverses Problem begründet. Nicht konvexe Optimierungsprobleme mit vielen lokalen Optima werden üblicherweise mit globalen Optimierungsstrategien gelöst. Aufgrund der langen Rechenzeiten und der großen Anzahl lokaler Optima im hochdimensionalen Parameterraum ist dies hier nicht praktikabel. Um den Arbeitsablauf der Ärzte nicht zu stören, müssen die korrigierten Daten zeitnah nach der Aufnahme zur Verfügung stehen. Es ist daher von Vorteil Autokalibrierungsverfahren zu beschreiben, welche mit lokalen Optimierungsverfahren arbeiten können.

Das Optimierungskriterium eines Autokalibrierverfahrens ist häufig eng verknüpft mit Konsistenzbedingungen. Eine Datenkonsistenz kann zum Beispiel durch die Ähnlichkeit der gemessenen Projektionsdaten mit den vorwärtsprojizierten Daten einer 3D-Rekonstruktion beschrieben werden. Auch die Verwendung der Volumenschärfe als Optimierungskriterium ist nur eine Umschreibung von Datenkonsistenz. Sie wird meist durch Bildartefakte gestört, die nicht ausreichend modelliert und somit in der Rekonstruktion nicht ausreichend kompensiert werden. Bildartefakte entstehen zum Beispiel durch die Trunkierung des Aufnahmebereichs, die Streustrahlung, die Strahlaufhärtung oder durch stark absorbierende Materialien wie Zahnfüllungen und Metalle. Bei dentalen DVT-Aufnahmen sind diese Artefakte in größerem Maße zu erwarten als bei CT- oder C-Arm-Aufnahmen. Aufgrund der kleinen Volumen mit üblicherweise 5 – 11 cm Durchmesser liegt eine starke Trunkierung der Projektionsdaten vor, welche zu unvollständigen Informationen bezüglich der abgebildeten Strukturen führt. Auch führt die geringe Strahlendosis zu einem erhöhten Rauschen und einem geringeren Kontrast. Ein Volumen der Größe 8×8 cm hat beispielsweise nur ein Dosisflächenprodukt von 203 – 1088 mGy cm² mit einer Patienteneffektivdosis von 19 – 105 μSv^1 je nach Volumenpositionierung. Die Dosisbelastung für eine Schädel-CT liegt vergleichsweise 20 – 200-fach höher. Diese von Bewegungsfehlern unabhängigen Artefakte erhöhen die Instabilität der existierenden Autokalibrierverfahren für die dentale DVT.

Zusammenfassend ist zu sagen, dass zurzeit kein praktikables Autokalibrierverfahren für DVT-Daten existiert. Die in Kapitel 3 vorgestellten Verfahren zeigen in ihren Evaluationen Verbesserungen der Bildqualität, jedoch ist die Verfahrensstabilität und erreichbare Genauigkeit unter Berücksichtigung der zuvor beschriebenen Probleme fraglich. Oft gehen die Verfahren mit langen

¹gemessen für das DVT-Gerät Orthophos SL 3D von Dentsply Sirona (2018) ohne Berücksichtigung der zusätzlichen Niedrigdosisprogramme

Rechenzeiten einher und Teilprobleme, wie die Reduktion der Dimensionalität des Parameter-raums, bleiben unbeachtet.

4.3 Unterschiede zu optischen Verfahren

Im Bereich der Videobildverarbeitung existieren bereits Autokalibrierverfahren, welche mit ausreichender Genauigkeit und Robustheit funktionieren. Grundlegende Beispiele hierfür sind in Hartley und Zisserman (2004) zu finden, wobei in den letzten zwei Jahrzehnten auch hier immense Fortschritte gemacht wurden. In der Röntgenbildgebung hingegen sind Autokalibrierverfahren noch Gegenstand der aktuellen Forschung. Die Verfahren der Videobildverarbeitung lassen sich meist nicht direkt auf Röntgenbilder übertragen. Grund hierfür sind die unterschiedlichen Bildentstehungsprozesse, deren Auswirkungen im Folgenden kurz erläutert werden.

Optische Bilder erfassen das Licht, welches von den Objektoberflächen reflektiert wird. Einfluss auf die Bildgebung hat die Beschaffenheit der Oberfläche, die Beleuchtung und die Winkel zwischen Lichteinfall, Oberfläche und Kamera. Typische Probleme der Autokalibrierung sind die gegenseitige Verdeckung von Objekten und eine mögliche Beleuchtungsvariation. Letztere entsteht automatisch aus den Kamera- oder Objektbewegungen, da diese den Winkel zwischen Kamera und Objektoberfläche verändern. Da optische Bilder die Oberflächen der Objekte abbilden, wirken sich die Kamera-bewegungen für die einzelnen Bildmerkmale wie lokale Bildtransformationen aus, zumindest wenn die oben genannten Probleme außer Acht gelassen werden. Dies ermöglicht eine relativ gute Lokalisierung der Bildmerkmale in den Projektionsbildern. Sie können zum Beispiel als Punktmerkmale in ein Autokalibrierverfahren einfließen und erlauben somit eine robuste Schätzung der Projektionsparameter. Ein solches merkmalsbasiertes Verfahren weist im Vergleich zu den vorgestellten Autokalibrierverfahren für Röntgendaten eine deutlich reduzierte Komplexität auf.

Bei der Röntgenbildgebung handelt es sich um ein Durchleuchtungsverfahren. Stark vereinfacht erfasst der Röntgendetektor die Strahlung, welche von der Röntgenquelle ausgestrahlt und vom Objekt nicht absorbiert wird. Die Absorption der Röntgenstrahlung wird hierbei nach (2.6) entlang der Strahlen von der Röntgenquelle zum Detektorpixel integriert. Ein Vorteil der Durchleuchtung ist, dass in Röntgenbildern das Problem der Verdeckung nur selten auftritt. Es entsteht nur durch vollständig oder nahezu vollständig absorbierende Materialien wie Metall. Ein entscheidender Nachteil ist jedoch, dass sich durch Geräte- und Patientenbewegungen der Inhalt jeweils aller Pixelwerte verändert, da sich der Strahlengang durch die Szene verändert. Diese Veränderung kann nur sehr ungenau durch eine Bildtransformation angenähert werden. Daher ist die Verwendung von Punktmerkmalen zur Kalibrierung von Röntgensystemen problematisch, da sie häufig nicht robust lokalisiert werden. Eine Ausnahme bilden Röntgen-opake Marker, da ihre vergleichsweise hohe Absorption eine robuste Lokalisierung ermöglicht.

Abbildung 4.1 verdeutlicht schematisch die unterschiedlichen Bildentstehungsprozesse für optische Systeme und Röntgensysteme. Bei dem optischen System ist die Projektionsfläche hinter dem optischen Zentrum, das Bild wird im optischen Zentrum gespiegelt und auf der Projektionsfläche aufgefangen. Die Lichtquelle und ihr Einfluss sind der Einfachheit halber

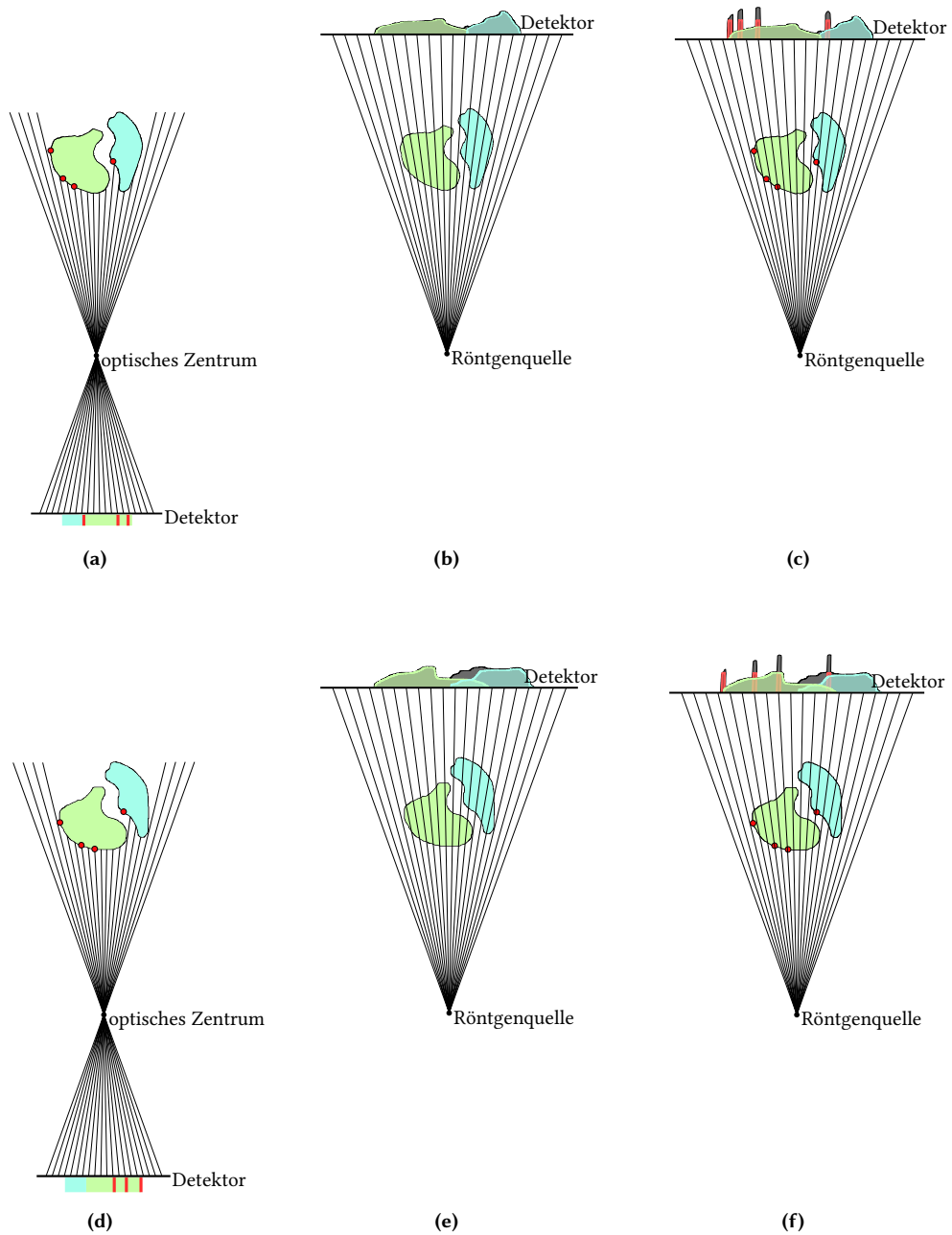


Abbildung 4.1: Gegenüberstellung von optischer Zentralprojektion mit Röntgenprojektion in 2D-Fächerstrahlgeometrie. Das gemessene Bild zweier Objekte wird jeweils farbig auf dem Detektor angedeutet. Rote Punkte beschreiben Markerpositionen. (a) Optische Projektion: Detektor misst zurückgeworfenes Licht der Objektoberflächen. (b)-(c) Röntgenprojektion: Detektor misst nicht absorbierte Röntgenstrahlung. Farbig dargestellt ist die Absorption der Objekte, grau die summierte Absorption der Szene. (d)-(f) zeigen die rotierte Szene mit Auswirkungen auf Verdeckung und Strukturüberlagerungen.

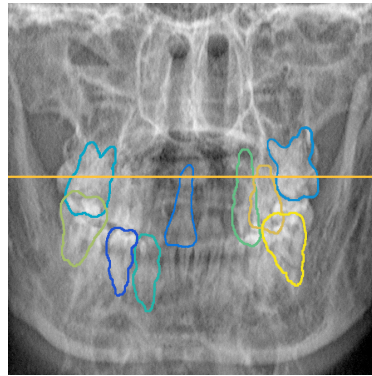
nicht abgebildet. Bei dem Röntgensystem ist die Projektionsfläche gegenüber der Röntgenquelle hinter dem zu messenden Objekt angeordnet. Abbildung 4.1a zeigt das Beispiel einer optischen Projektion mit Verdeckung. Diese ändert sich in Abhängigkeit vom Blickwinkel, wie Abbildung 4.1d zeigt. Abbildung 4.1b verdeutlicht das Prinzip der Durchleuchtung, bei der eine Änderung des Blickwinkels den gesamten Bildinhalt beeinflusst, wie in Abbildung 4.1e abgebildet. In Abbildung 4.1c und 4.1f wurden die Szenen jeweils um Röntgen-opake Marker ergänzt. Ihre Form und ihre Absorptionsstärke ermöglichen eine Identifikation im Projektionsbild.

4.4 Lösungsstrategie

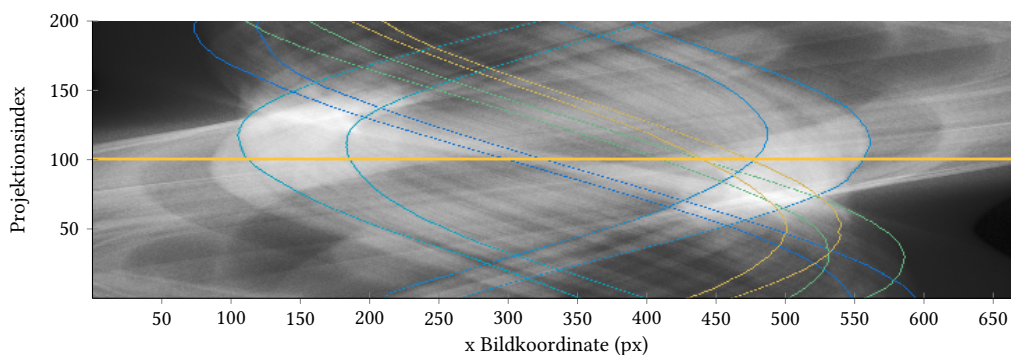
Die meisten der bekannten Autokalibrierverfahren für Röntgendaten basieren entweder auf einer 2D-3D-Registrierung oder auf einer Optimierung eines Gütemaßes zur Bewertung der Bildqualität oder der Datentreue. Dabei handelt es sich um iterative Optimierungsverfahren, welche zur Erzielung verlässlicher Ergebnisse eine gute Initialisierung erfordern. Diese Arbeit konzentriert sich auf merkmalsbasierte Verfahren. Durch eine vorgelagerte Identifizierung der Merkmale reduziert sich die Komplexität des Kalibrierproblems. Dies verspricht eine Reduktion der Anzahl der lokalen Optima in der Optimierung und somit eine erhöhte Robustheit bezüglich der Initialisierung.

Merkmale, deren Form und Position unbekannt sind, sind in Röntgenprojektionen jedoch nur schwer zu lokalisieren. Dies bedingt sich vor allem durch die Überlagerungen von Strukturen, das starke Rauschen und den geringen Kontrast der Bilddaten. Die Robustheit und die Genauigkeit der Lokalisierung lässt sich jedoch durch eine Erhöhung der Merkmaldimensionalität deutlich verbessern. Anstelle der üblichen Punktmerkmale werden hier Konturmerkmale betrachtet. Diese bilden im Projektionsbild 2D-Strukturen, welche zum Beispiel mit Kantensfiltern wie dem *Laplacian of Gaussian* nach Marr und Hildreth (1980) mit Subpixel-Genauigkeit detektiert werden können. Verfolgt man die Konturen im Sinogramm über die Zeit hinweg, so werden aus den 2D-Strukturen 3D-Strukturen, wie Abbildung 4.2 verdeutlicht. Bei ausreichend kontinuierlichen Bewegungen entspricht das Problem der Konturlokalisierung im Sinogramm daher einer 3D-Oberflächensegmentierung. Die Kombination der beiden Teilprobleme Konturlokalisierung und Konturverfolgung erhöht somit zusätzlich die Robustheit und Genauigkeit der Merkmaldetektion und gleicht dadurch zumindest teilweise die Nachteile des hohen Rauschens und des geringen Kontrastes der Röntgenprojektionen aus. Die Objektform bildet ein Unterscheidungskriterium, welches weitestgehend unbeeinflusst von Strukturüberlagerungen ist.

Merkmalsbasierte Ansätze erlauben für gewöhnlich eine direkte Bestimmung der Kalibrierparameter. Dies gilt laut Åström und Kahl (1999) jedoch nicht für konturbasierte Verfahren. Im Gegensatz zu Punktmerkmalen haben die Konturmerkmale verschiedener Projektionen meist keine identische Repräsentation im 3D-Raum. Oft bilden sie nur benachbarte Punkte der Objektfläche ab. Die Zuordnung benachbarter oder identischer Konturpunkte zwischen den Projektionsbildern erfordert wiederum Wissen über die Projektionsgeometrie. Die hier vorge-



(a) Projektionsbild



(b) Sinogrammschicht

Abbildung 4.2: Konturdetektion und -verfolgung in Projektionsbild und Sinogramm. Die orangefarbenen Linien markieren jeweils die gegenseitigen Datenpositionen. Die Daten entsprechen einer kreisförmigen Gerätebewegung ohne Patientenbewegung. Die Darstellungen sind invertiert und kontrastoptimiert. (a) Konturen der Kalibrierobjekte. (b) Konturen der Kalibrierobjekte gemessen in einer Detektorzeile aller Projektionen über die Zeit hinweg. Die Variation der Silhouettenbreite ergibt sich aus dem Winkel des Strahlkegels und der variierenden Objektbreite über die Höhe des Objekts.

stellten Verfahren arbeiten daher ebenfalls mit einer iterativen Optimierung, nutzen jedoch den Vorteil der reduzierten Problemkomplexität durch die Verwendung der Merkmale.

Diese Arbeit konzentriert sich auf Autokalibrierverfahren für dentale DVT-Daten. Sie enthalten Zähne und Knochen als Hauptstrukturen, welche aufgrund ihrer relativ hohen Absorption und ihrer glatten Oberflächen deutlich sichtbare Konturen in den Projektionsbildern erzeugen. Die Sichtbarkeit der Konturen wird maßgeblich durch die applizierte Strahlendosis beeinflusst, welche bei dentalen Daten vergleichsweise gering ist. Diese Abhängigkeit besteht jedoch für alle Bildmerkmale. Ein konturbasierter Ansatz scheint somit für die dentale DVT geeignet.

Die Anwendung konturbasierter Verfahren ist für die Autokalibrierung medizinischer Röntgen-daten bislang nicht üblich. Der Hauptgrund hierfür ist vermutlich, dass ihre Anwendung auf rigide Bewegungen beschränkt ist, die für die meisten medizinischen Daten nicht ausreicht. Im Bereich des Rechnersehens (engl.: Computer Vision) ist die gleichzeitige Rekonstruktion und Bewegungs-

schätzung von Konturen jedoch ein Standardproblem. Bei der Übertragung der Verfahren auf Röntgendaten sind die Unterschiede im Bildentstehungsprozess zu beachten. Der Hauptvorteil der Röntgendaten ist, dass in den Projektionen keine Verdeckung auftritt. Aufgrund der Durchleuchtung sind alle Strukturen des aufgenommenen anatomischen Bereichs in allen Projektionsbildern sichtbar. Dies erhöht die Stabilität der Autokalibrierverfahren und ermöglicht gegebenenfalls die Selektion der jeweils geeignetsten Merkmale. Da die CBCT-Rekonstruktion üblicherweise eine Winkelabdeckung von mindestens 180° erfordert, ist die Möglichkeit einer gültigen Rekonstruktion aus Konturdaten gewährleistet. Die geringen Winkeldifferenzen von $0,25^\circ - 1^\circ$, welche sich aus der Rotation des Röntgengerätes ergeben, führen zu einer regelmäßigen und engmaschigen Abtastung der anatomischen Strukturen. Dies stellt eine hohe und gleichmäßige Kalibrierengenauigkeit sicher. Ein Nachteil der Röntgendaten ist die kompliziertere Identifizierung der Konturmerkmale in den Projektionsbildern, da aufgrund der Durchleuchtung mehr Informationen vorliegen. Es ist keine Unterstützung der Identifizierung durch Texturmerkmale möglich, wie im Bereich des Rechnersehens üblich.

Das Problem der Merkmaldetektion wird in dieser Arbeit nicht behandelt. Wie bereits erläutert, wird es als lösbares Problem eingeschätzt. Die Zuordnung der Konturmerkmale zu Objektinstanzen wird durch die Verfolgung der Konturen von Projektionsbild zu Projektionsbild realisiert. Dieses Problem kann gemeinsam mit der Konturlokalisierung robust gelöst werden. Die im Rahmen dieser Arbeit behandelte Problemstellung beschränkt sich somit auf die Autokalibrierung dentaler DVT-Daten auf Basis gegebener Konturmerkmale.

Kapitel 5

Konturbasierte Verfahren der Autokalibrierung für CBCT

Dieses Kapitel beschreibt die im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Autokalibrierverfahren für die CBCT im Allgemeinen und die DVT im Speziellen. Die Verfahren basieren ausschließlich auf der Interpretation von Konturinformationen, welche aus Röntgenprojektionen extrahiert werden. Zu Beginn wird eine kurze Einführung in die Grundlagen und die allgemeine Notation gegeben, welche zum Verständnis der Verfahrensbeschreibungen und deren Herleitungen hilfreich sind. Ergänzende Details zu den Implementierungen sind in Kapitel 6.3 zu finden.

5.1 Grundlagen und Notation

Dieses Kapitel führt in die Notation der Arbeit ein. Zunächst wird das Problem der Autokalibrierung formal beschrieben. Es folgen die grundlegenden Definitionen und Herleitungen zur Projektion, Rekonstruktion und Registrierung mit Objektkonturen, welche die Grundlagen der hier entwickelten Autokalibrierverfahren bilden.

Autokalibrierung Ziel der Autokalibrierung einer CBCT-Aufnahme ist die Schätzung der Projektionsmatrizen basierend auf ihren Projektionsdaten. Die Projektionsdaten sind eine Bildfolge von 2D-Projektionsbildern. Sie werden mit Index $i \in \mathcal{I}$ indiziert, wobei $\mathcal{I} = \{1, \dots, n_{\mathcal{I}}\}$ eine Ordnung über ihren Aufnahmezeitpunkt angibt und $n_{\mathcal{I}}$ die Anzahl der Projektionsbilder angibt. Die Projektionsdaten bilden eine Szene unbekannter Objekte \mathcal{O} ab, welche im Folgenden als rigide betrachtet werden. $\mathcal{P} = \{P_i \mid P_i \in \mathbb{R}^{3 \times 4}, i \in \mathcal{I}\}$ ist eine Menge homogener Projektionsmatrizen, welche die Projektionsgeometrie der CBCT-Aufnahme definieren. Hierbei beschreibt Projektionsmatrix P_i die Projektionsgeometrie der Projektion i . Eine Projektionsmatrix kann in intrinsische und extrinsische Projektionsparameter zerlegt werden. Die intrinsischen Projektionsparameter definieren die geometrischen Eigenschaften von Röntgenquelle und Röntgendetektor. Diese werden während einer CBCT-Aufnahme als unveränderlich angenommen. Die extrinsischen

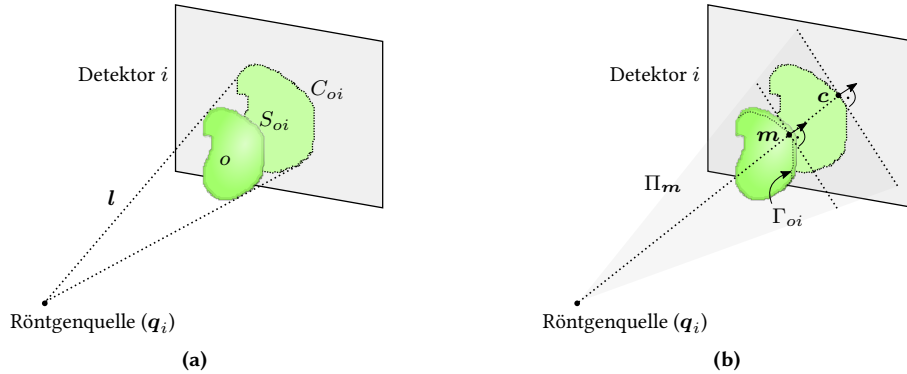


Abbildung 5.1: (a) Vorwärtsprojektion von Objekt o zu Silhouette S_{oi} . Jeder Punkt der Kontur C_{oi} ist die Projektion einer Objekttangente l , welche die Röntgenquelle an Position q_i passiert. (b) Tangentialebene Π_m berührt das Objekt in Oberflächenpunkt m und projiziert auf eine Tangente der Kontur in Konturpunkt c . Der Konturgenerator Γ_{oi} ist die Menge aller möglichen Oberflächenpunkte m für Kontur C_{oi} in Projektion i .

Projektionsparameter beschreiben für jedes Projektionsbild die relative Transformation zwischen Röntgenquelle und Patient. Diese wird für eine Projektion i durch Translation $t_i = (tx_i, ty_i, tz_i)$ und Rotation $r_i = (rx_i, ry_i, rz_i)$ angegeben. Hierbei definieren tx_i , ty_i , und tz_i die Translation entlang und rx_i , ry_i und rz_i die Rotation um die x -, y - und z -Achsen des Patientenkoordinatensystems. Die intrinsischen Projektionsparameter werden als bekannt vorausgesetzt und die extrinsischen Projektionsparameter werden durch das Autokalibrierverfahren geschätzt. Die extrinsischen Projektionsparameter einer CBCT-Aufnahme beschreiben sowohl die rigiden Geräte- als auch die rigiden Patientenbewegungen.

Projektion auf Konturen Die Kontur eines Objekts $o \in \mathcal{O}$ in einem Projektionsbild i wird mit C_{oi} bezeichnet. Eine Kontur ist eine Menge verbundener Konturpunkte c , welche den Umriss des Objekts im Projektionsbild beschreiben. Die Silhouette S_{oi} hingegen beschreibt die Fläche, welche von Kontur C_{oi} umfasst wird. $\mathcal{C}_o = \{C_{oi} \mid i \in \mathcal{I}\}$ fasst die Konturen von Objekt o aus allen Projektionsbildern zusammen. Analog beschreibt $\mathcal{S}_o = \{S_{oi} \mid i \in \mathcal{I}\}$ die Menge der Silhouetten von Objekt o aus allen Projektionsbildern.

Jeder Konturpunkt ist die Projektion eines Strahls, welcher die Röntgenquelle passiert und das Objekt tangential berührt. Dies verbindet die Konturinformationen grundsätzlich mit den extrinsischen Parametern der Projektionsmatrizen \mathcal{P} , wie Abbildung 5.1a veranschaulicht. Somit ist die Suche nach gültigen Projektionsparametern äquivalent zur Suche nach einer konsistenten Rekonstruktion aus Konturen.

Betrachtet man die einzelnen Konturpunkte als zusammenhängende Kontur, so gibt die zusätzliche Dimension der Daten weitere Informationen bezüglich der Objektgeometrie preis. So projiziert eine Tangentialebene des Objekts, welche die Röntgenquelle passiert, stets auf eine Tangente der Kontur, wie in Abbildung 5.1b dargestellt. Die Punkte der Objektoberfläche, an denen die Objektangenten das Objekt berühren, beschreiben den Konturgenerator der jeweiligen Projektion.

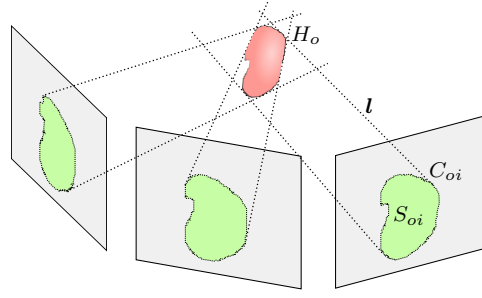


Abbildung 5.2: Rückprojektion von 2D-Silhouetten zu 3D-Strahlkegeln. Der Schnitt der Strahlkegel mehrerer Projektionsbilder resultiert in einer umschließenden Objekthülle H_o . Wenn Projektionsparameter und Konturen konsistent sind, ist jeder Strahl l eines rückprojizierten Konturpunktes $c \in C_{oi}$ tangential zu Objekthülle H_o und jede Silhouette S_{oi} ist identisch mit der Projektion von H_o auf Projektionsbild i .

Für eine gegebene Oberflächenbeschreibung M_o des Objekts o und eine Quellposition q_i der Projektion i definiert sich der Konturgenerator Γ_{oi} nach Åström u. a. (1999) durch

$$\Gamma_{oi} = \{m \in M_o \mid (m - q_i) \cdot n_m = 0\}, \quad (5.1)$$

wobei n_m die Normale der Objektoberfläche in Punkt m ist.

Rekonstruktion aus Konturen Zur Rekonstruktion aus Konturen werden die 2D-Silhouetten zu 3D-Strahlkegeln projiziert. Der Strahlkegel für das Objekt $o \in \mathcal{O}$ und das Projektionsbild $i \in \mathcal{I}$ ist definiert durch $P_i^{-1} \cdot S_{oi}$, wobei $P_i \in \mathcal{P}$ die Projektionsmatrix des Projektionsbildes i und P_i^{-1} deren Inverse ist. Die Schnittmenge der Strahlkegel mehrerer Projektionsbilder ergibt eine das Objekt umschließende Objekthülle H_o , wie Abbildung 5.2 illustriert. Die Objekthülle $H_{o\mathcal{I}}$ ist ein Polyeder berechnet aus den Projektionsbildern \mathcal{I}

$$H_{o\mathcal{I}} = \bigcap_{i \in \mathcal{I}} P_i^{-1} \cdot S_{oi}, \quad (5.2)$$

wobei \bigcap den Schnitt der Polyeder beschreibt. Dies entspricht zum Beispiel dem Schnitt zweier Strahlkegel oder dem Schnitt eines Strahlkegels mit einer Objekthülle. Ein Polyeder kann durch seine Eckpunkte beschrieben werden, welche aus den Schnitten von Strahlen und Facetten der Polyeder entstehen.

Die Berechnung der Objekthülle erfolgt hier in einer diskreten Voxel-Repräsentation. Zur Rekonstruktion wird jede Silhouette S_{oi} als binäre Maske in das Volumen rückprojiziert. Anschließend wird das Volumen mittels eines Schwellwertes $\text{thr}_{n_{\mathcal{I}}}$ binarisiert, welcher der Anzahl der rückprojizierten Silhouetten $n_{\mathcal{I}}$ entspricht. Das Resultat ist eine voxelbasierte, binäre Beschreibung der Objekthülle

$$H_{o\mathcal{I}}^{\text{bin}} = \left(\sum_{i \in \mathcal{I}} P_i^{-1} \cdot S_{oi} \right) \geq \text{thr}_{n_{\mathcal{I}}}. \quad (5.3)$$

Diese kann in eine kontinuierliche Repräsentation nach (5.2) konvertiert werden und umgekehrt. Im Folgenden wird die Objekthülle als Objektbeschreibung verwendet, da sie die präziseste

Beschreibung des Objekts ist, welche anhand von Objektkonturen bestimmt werden kann. Die tatsächliche Form eines Objekts ist stets nur in den jeweiligen Projektionsrichtungen definiert. Je mehr Objektkonturen zur Berechnung der Objekthülle verwendet werden, desto kleiner und präziser wird die Objekthülle. Dies beschreibt auch indirekt die maximal erreichbare Kalibrier-genauigkeit konturbasierter Verfahren.

Die Vorwärtsprojektion einer Objekthülle ist eine binäre Projektion P_i^{bin} und basiert auf Projektionsmatrix P_i . Jedes Pixel des resultierenden Projektionsbildes enkodiert binär, ob der korrespondierende, rückprojizierte Strahl die Objekthülle H_o^{bin} trifft

$$fp_{oi}^{\text{bin}} = P_i^{\text{bin}} \cdot H_o^{\text{bin}}. \quad (5.4)$$

Das Ergebnis der Vorwärtsprojektion der binären Objekthülle fp_{oi}^{bin} ist somit wieder eine binäre Silhouette.

Silhouettenkonsistenz Wurde eine Objekthülle mit konsistenten Daten rekonstruiert, so ist jede Silhouette identisch mit der Projektion der Objekthülle, es gilt $S_{oi} = P_i \cdot H_{o\mathcal{I}}$. Dies ist gültig für jedes Projektionsbild $i \in \mathcal{I}$, welches zur Entstehung der Objekthülle $H_{o\mathcal{I}}$ beigetragen hat. Indirekt bedeutet das, dass jeder Konturpunkt einen Beitrag zur Objekthülle geleistet hat, also dass die Rückprojektion eines jeden Konturpunktes die Objekthülle berührt und somit beschränkt. Dies wird im Folgenden als Silhouettenkonsistenz bezeichnet. Zur Veranschaulichung können hier die Beispiele in Abbildung 5.3 herangezogen werden.

Die Silhouettenkonsistenz kann zur Registrierung von Silhouetten mit 3D-Objekten verwendet werden. Lensch u. a. (2001) formulieren ein Maß der Silhouettenkonsistenz über die Differenz einer Silhouette S_{oi} und einer Projektion der Modellbeschreibung $P_i \cdot M_o$ für Objekt o

$$\text{err}_{\text{asc}}(S_{oi}, P_i, M_o) = \int \text{Xor}(S_{oi}, P_i \cdot M_o). \quad (5.5)$$

Die Funktion Xor berechnet pixelbasiert das exklusive Oder binärer Daten. Dabei handelt es sich um ein absolutes und diskretes Fehlermaß. Die Diskretisierung ergibt sich aus der Diskretisierung der Projektionsdaten. \int beschreibt die Integration der Pixelwerte über das Projektionsbild. Aufgrund der Verwendung eines 3D-Modells als Referenz ist die absolute Differenz zwischen der Silhouette und der Modellprojektion aussagekräftig, da die detektierte Silhouette und die projizierte Silhouette des Modells gleichwertig behandelt werden können.

Bei der Verwendung einer Objekthülle als Referenz hingegen bietet sich die Verwendung eines vorzeichenbehafteten Maßes an. Da die Objekthülle als eine umschließende Hülle des Objekts definiert ist, kann sie größer als das eigentliche Objekt sein. Die Registrierung entspricht dann der Suche nach einer Projektion P_i der Objekthülle H_o , welche die Silhouette S_{oi} einschließt, also $S_{oi} \subseteq P_i \cdot H_o$. Hernández u. a. (2007) leiten daher aus (5.5) ein weiter gefasstes Maß der

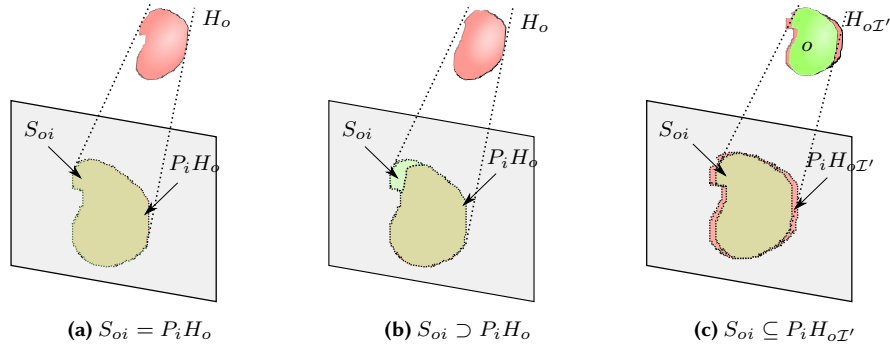


Abbildung 5.3: Überprüfung der Silhouettenkonsistenz durch Projektion der rekonstruierten Objekthülle H_o auf Projektionsbild i . (a) Konsistente Rekonstruktion aus Konturen. (b) Inkonsistente Rekonstruktion aus Konturen. (c) Konsistente Rekonstruktion aus Konturen, wenn Silhouette S_{oi} nicht zur Rekonstruktion der Objekthülle $H_{o\mathcal{I}'}$ beiträgt, also $i \notin \mathcal{I}'$.

Silhouettenkonsistenz¹ ab, welches das Verhältnis einer Silhouette und deren Überlappung mit der Projektion der Objekthülle beschreibt

$$\text{err}_{\text{sc}}(S_{oi}, P_i, H_o) = 1 - \frac{\int(S_{oi} \cap P_i \cdot H_o)}{\int(S_{oi})}, \quad (5.6)$$

wobei S_{oi} eine Silhouette von Objekt o in Projektion i ist, P_i die korrespondierende Projektionsmatrix und H_o die rekonstruierte Objekthülle. Da das Fehlermaß relativ formuliert ist, gilt $\text{err}_{\text{sc}} \in [0, 1]$. Für ein besseres Verständnis der Fehlermaße bildet Abbildung 5.3 verschiedene Konstellationen von Silhouetten und projizierten Objekthüllen ab.

Dieses Maß der Silhouettenkonsistenz eignet sich jedoch primär für die Registrierung idealer Daten. Die Konturdetektion und die Diskretisierung in Projektion und Rekonstruktion führen zu Ungenauigkeiten in den Daten, welche eine Verringerung der rekonstruierten Objekthülle bewirken. Somit kann die berechnete Objekthülle kleiner als das eigentliche Objekt sein, sodass $S_{oi} \supset P_i \cdot H_o$ gilt anstelle von $S_{oi} \subseteq P_i \cdot H_o$. Zur Anwendung in der Registrierung ist dies eine ungünstige Eigenschaft des Fehlermaßes (5.6), da es zu einer Überanpassung in der Optimierung führen kann. Hernández u. a. (2007) schlagen daher vor, die Silhouette S_{oi} durch Erosion um eine Größe δ_e zu verkleinern und durch

$$S_{oi}^{\delta_e} = S_{oi} \ominus \delta_e \quad (5.7)$$

zu ersetzen². Dies reduziert die Registrierengenauigkeit, vermindert jedoch das Risiko der Überanpassung.

Ein weiterer Nachteil des Silhouettenkonsistenzmaßes (5.6) ist, dass es die Abstände zwischen den Konturen der zu vergleichenden Silhouetten nicht berücksichtigt. Lensch u. a. (2001) wenden daher einen Gauß-Kern G^{δ_b} der Breite δ_b auf die zu vergleichenden Silhouetten S_{oi} und $P_i \cdot M_o$ an,

¹Hernández u. a. führen hier den Begriff der Silhouettenkohärenz ein. Da das beschriebene Maß jedoch weniger restriktiv als das zuvor definierte Maß der Silhouettenkonsistenz ist, wird der Begriff der Kohärenz hier nicht aufgegriffen.

²Hernández u. a. arbeiten aus Gründen der Effizienz mit Konturen, was für die weitere Betrachtung des Fehlermaßes jedoch nicht von Bedeutung ist. Nähere Details siehe Kapitel 3 auf Seite 42.

wobei M_o wieder die Modellbeschreibung von Objekt o bezeichnet. Für eine beliebige Silhouette S entspricht dies formal

$$S^{\delta_b} = G^{\delta_b} * S, \quad (5.8)$$

wobei $*$ eine Faltung beschreibt. Mit derart modifizierten Silhouetten ähnelt das Maß der Silhouettenkonsistenz für geringe Differenzen dem Fehlermaß des kleinsten quadratischen Punkt- abstands der Konturen. Es bevorzugt somit kleine Distanzen zwischen den Konturen, sodass die Silhouetten im Fehlerfall zentriert zueinander ausgerichtet werden.

5.2 Autokalibrierung mit lokaler Tangentenkonsistenz

Motivation Das hier beschriebene Autokalibrierverfahren mittels lokaler Tangenten- konsistenz (LTC) ist ein Verfahren zur Korrektur von Patientenbewegungen in einer 2D-Fächer- strahlgeometrie. In der CT entspräche dies der Korrektur in einer axialen Schicht. Es dient als Voruntersuchung für vergleichbare Verfahren in 3D zur Entwicklung eines tieferen Verständnisses für das Autokalibrierproblem mittels Objektkonturen als Optimierungsproblem. Die Kernidee des Verfahrens ist eine Reduktion der Parameterabhängigkeiten. Diese wird durch eine lokale Betrachtung der Datenkonsistenz erzielt. Die reduzierte Parameterabhängigkeit ermöglicht eine zeitgleiche Optimierung aller Projektionsparameter einer Aufnahme. In Kombination mit einer iterativen Erhöhung der Korrekturgenauigkeit ermöglicht dies die Korrektur von sehr großen und verschiedenartigen Bewegungsfehlern. Teile des Verfahrens wurden bereits vorab in Maur u. a. (2016) veröffentlicht.

2D-Konturrekonstruktion Auch im 2D-Raum entspricht jeder Konturpunkt der Projektion einer Objekt tangente, wie Abbildung 5.4a verdeutlicht. Für ein gegebenes Projektionsbild i und Objekt o berechnen sich die Objekt tangente aus der Objektkontur C_{oi} und der zugehörigen Projektionsmatrix P_i

$$L_{oi} = \{l \mid P_i \cdot l = c, c \in C_{oi}\}. \quad (5.9)$$

Alle Tangente, welche Objekt o berühren, werden im Folgenden in der Menge L_o zusammen- gefasst. Sie definieren eine umschließende Hülle des abgebildeten Objekts und somit eine äußere Begrenzung. Die umschließende Objekthülle ist im 2D-Raum stets konvex und kann durch Tangentenschnittpunkte beschrieben werden.

Der Schnittpunkt der Tangente l_j und l_k entspricht $v_{j,k} = l_j \times l_k$, mit $j, k \in \mathcal{I}$. Im Folgenden werden zwei spezielle Gruppen von Schnittpunkten betrachtet, welche als *innere* und *äußere* Schnittpunkte bezeichnet werden. Die inneren Schnittpunkte eines Objekts o resultieren aus den Schnitten der Tangente, welche auf der Objektoberfläche benachbart sind

$$\mathcal{V}_o^{\text{in}} = \{v_{i-1,i} \mid i \in \mathcal{I} \setminus \{1\}\}. \quad (5.10)$$

Sie entstehen für gewöhnlich aus Konturpunkten, welche aufeinanderfolgenden Projektionsbildern entstammen. Die inneren Schnittpunkte beschreiben eine konvexe Objekthülle, wie zuvor definiert.

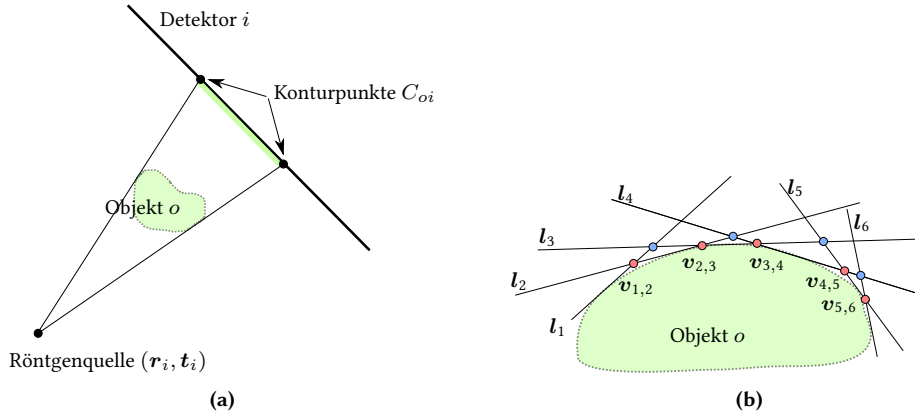


Abbildung 5.4: Konturprojektion und -rückprojektion in 2D-Fächerstrahlgeometrie. (a) Perspektivische Projektion von Objekt o auf Detektorfläche i von Pose (r_i, t_i) . (b) Rekonstruktion durch Rückprojektion. Die rot markierten Schnittpunkte $v_{j,k} \in \mathcal{V}_o^{\text{in}}$ benachbarter Tangenten $l_j, l_k \in L_o$ definieren eine umschließende Objekthülle für Objekt o . Die blau markierten Schnittpunkte $v \in \mathcal{V}_o^{\text{out}}$ definieren eine äußere Beschränkung der Objekthülle.

Die äußeren Schnittpunkte des Objekts o hingegen resultieren aus den Schnitten benachbarter Tangenten, wenn stets eine Tangente übersprungen wird

$$\mathcal{V}_o^{\text{out}} = \{v_{i-1,i+1} \mid i \in \mathcal{I} \setminus \{1, n_{\mathcal{I}}\}\}. \quad (5.11)$$

Da jede Tangente das Objekt zumindest einmal berühren muss, beschreiben die äußeren Schnittpunkte eine Art äußere Beschränkung für die konvexe Hülle. Abbildung 5.4b verdeutlicht das anhand eines Beispiels äußerer und innerer Schnittpunkte. Dieses Wissen bildet die Grundlage für die Tangentenkonsistenzbedingungen, welche im Folgenden formuliert werden.

Lokale und globale Tangentenkonsistenz Objekttangente beschreiben die Form des Objekts. Doch die genaueste Objektbeschreibung, welche daraus abgeleitet werden kann, ist die konvexe Hülle, die durch die Tangente beschränkt wird. Aufgrund der Tatsache, dass jede Tangente $l_i \in L_o$ das Objekt o mindestens einmal berühren muss, wird die mögliche Ausrichtung einer Tangente durch die anderen Tangenten des Objekts $l \in L_o$ beschränkt.

Man stelle sich eine konvexe Objekthülle vor, welche durch konsistent ausgerichtete Objekttangente bestimmt wurde, und eine zusätzliche Tangente, deren Information der Hülle hinzuzufügen ist. Um mit den anderen Tangenten konsistent zu sein, muss sie deren konvexe Hülle an irgendeinem Punkt schneiden und höchstens einen ihrer inneren Schnittpunkte von der Hülle ausschließen. Dadurch würde aus dem inneren Schnittpunkt ein äußerer Schnittpunkt.

Unter Kenntnis der Ordnung der Tangenten auf der Objekt Oberfläche lässt sich daraus eine lokale Tangentenkonsistenzbedingung ableiten. Sie besagt, dass jede Tangente $l_i \in L_o$ außen verlaufen muss bezüglich der Schnittpunkte v_{i-1}^{in} und v_{i+2}^{in} und innen verlaufen muss bezüglich des Schnittpunktes v_i^{out} . Hierbei beschreibt i die räumliche Ordnung der Tangenten auf der Objekt Oberfläche. Die Tangentenschnittpunkte $v_{i-1}^{\text{in}}, v_{i+2}^{\text{in}} \in \mathcal{V}_o^{\text{in}}$ und $v_i^{\text{out}} \in \mathcal{V}_o^{\text{out}}$ folgen den Definitionen (5.10)

und (5.11). Die Begriffe *innen* und *außen* beziehen sich hier auf die relative Position der Tangente zum Objekt. Die Schnittpunkte $\mathbf{v}_{i-1}^{\text{in}}$ und $\mathbf{v}_{i+2}^{\text{in}}$ bilden eine innere Begrenzung für die Tangente l_i , während Schnittpunkt $\mathbf{v}_i^{\text{out}}$ eine äußere Begrenzung bildet. Abbildung 5.5 visualisiert, wie eine Tangente lokal durch ihre Nachbartangenten beschränkt wird.

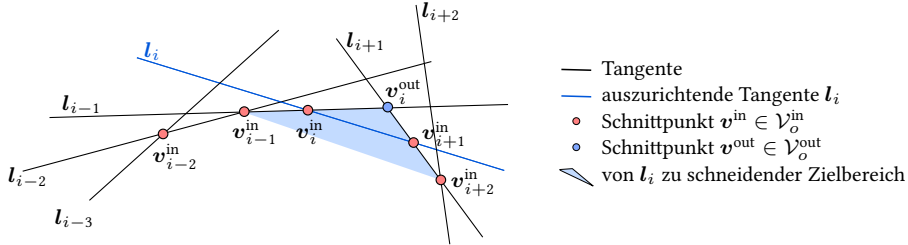


Abbildung 5.5: Lokalen Konsistenz von Tangente l_i und benachbarten Tangenten.

Wenn die Projektionsbilder mehr als einen Konturpunkt des gleichen Objekts enthalten, so ist die lokale Tangentenkonsistenzbedingung auf jeden Konturpunkt einzeln anzuwenden. Dies ergibt mehrere überlappende Teilobjekthüllen pro Objekt. Um alle Informationen eines Objekts zusammenzufassen, ist die Tangentenkonsistenz auch global sicherzustellen. Die bisher betrachtete lokale Tangentenkonsistenz entspricht einer punktuellen, räumlich beschränkten Auswertung der Daten, wohingegen die globale Tangentenkonsistenz alle Daten eines Objekts gemeinsam validiert. Wieder muss jede Tangente, um mit einer anderen konvexen Teilobjekthülle konsistent zu sein, diese Hülle an einem Punkt schneiden und dabei höchstens einen inneren Schnittpunkt ausschließen. Da nicht bekannt ist, wie die Teilobjekthüllen überlappen und wo die Tangente die Teilobjekthülle schneidet, müssen alle inneren Schnittpunkte als mögliche Kandidaten betrachtet werden.

Dies ermöglicht die Formulierung einer globalen Tangentenkonsistenzbedingung. Nimmt man einen kleinen Fehler in Kauf, so muss jede Tangente $l_i \in L_o$ außen verlaufen bezüglich der Teilobjekthülle, welche durch ihre inneren Schnittpunkte $\mathcal{V}_o^{\text{in}}$ definiert wird. Da diese globale Konsistenzbedingung teuer in der Berechnung ist, wird sie nur selektiv auf wenige Tangenten angewendet. Abbildung 5.6 illustriert, wie die Informationen zweier unterschiedlichen Konturpunkte zu einer gemeinsamen konvexen Objekthülle vereint werden.

Tangentenkonsistenzmaße Für eine Tangente $l_i \in L_{o_i}$ eines Objekts $o \in \mathcal{O}$ in Projektionsbild $i \in \mathcal{I}$ ergeben sich folgende Maße zur Bewertung der lokalen Tangentenkonsistenz

$$\begin{aligned} f_{\text{ltc}_1}(l_i) &= \text{err}_{\text{out}}(l_i, \mathbf{v}_i^{\text{out}}) \\ f_{\text{ltc}_2}(l_i) &= \text{err}_{\text{in}}(l_i, \mathbf{v}_{i-1}^{\text{in}}) \\ f_{\text{ltc}_3}(l_i) &= \text{err}_{\text{in}}(l_i, \mathbf{v}_{i+1}^{\text{in}}). \end{aligned} \quad (5.12)$$

Hierbei ist $\mathbf{v}_i^{\text{out}} \in \mathcal{V}_o^{\text{out}}$ ein äußerer Schnittpunkt und $\mathbf{v}_i^{\text{in}} \in \mathcal{V}_o^{\text{in}}$ ein innerer Schnittpunkt der Objekttangenten wie in (5.10) und (5.11) definiert. Das Fehlermaß $\text{err}_{\text{out}}(l, \mathbf{v})$ quantifiziert den Fehler der Tangente l bezüglich eines äußeren Schnittpunktes \mathbf{v} . Es bestraft, wenn Konturpunkt \mathbf{v} innen liegt

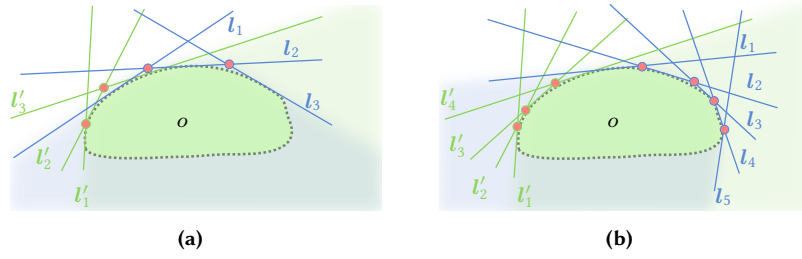


Abbildung 5.6: Globale Tangentenkonsistenz vereint bislang getrennte Objektinformationen. Blaue und grüne Farben markieren die Informationen, welche von zwei unabhängig voneinander verfolgten Konturpunkten berechnet sind. Die farbigen Flächen deuten die partiellen Objekthüllen an, welche aus den Konturpunkten abgeleitet sind. Das Zusammenfügen ihrer Informationen führt zu einer gemeinsamen konsistenten Objekthülle durch in (a) überlappende oder in (b) nicht überlappende Objektflächen.

bezüglich der Tangente l . Im Gegenzug bestraft das Fehlermaß $\text{err}_{\text{in}}(l, v)$ den Fehler der Tangente l bezüglich eines inneren Schnittpunktes v mit

$$\text{err}_{\text{out}}(l, v) = \begin{cases} \text{sDist}(l, v) & \text{falls } \text{sDist}(l, v) > 0 \\ 0 & \text{sonst,} \end{cases}$$

$$\text{err}_{\text{in}}(l, v) = \begin{cases} -\text{sDist}(l, v) & \text{falls } \text{sDist}(l, v) > 0 \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (5.13)$$

Hierbei ist $\text{sDist}(l, v)$ der vorzeichenbehaftete Abstand zwischen einem Punkt v und einer Geraden l . Das Maß der globalen Tangentenkonsistenz für Tangente $l_i \in L_o^{\text{gtc}} \subseteq L_o$ und Schnittpunkt $v_i^{\text{in}} \in \mathcal{V}_o^{\text{gtc}} \subseteq \mathcal{V}_o^{\text{in}}$ wird analog formuliert mit

$$f_{\text{gtc}}(l_i, v_i^{\text{in}}) = \text{err}_{\text{in}}(l_i, v_i^{\text{in}}). \quad (5.14)$$

Fehlermodellierung Die Konturdetektion ist meist ungenau aufgrund von Rauschen und der beschränkten Detektorauflösung. Daher können die Maße der lokalen und globalen Tangentenkonsistenz nach (5.12) und (5.14) auch für korrekt geschätzte Projektionsparameter Werte größer als null ergeben. Ein Objekt mit scharfen Kanten kann aufgrund rechnerischer Ungenauigkeiten ähnliche Probleme hervorrufen. Daher wird das Modell der Tangentenrückprojektion (5.9) um einen Konturfehler ergänzt

$$L_{oi} = \{l \mid P_i \cdot l = c + \epsilon_c, c \in C_{oi}\}, \quad (5.15)$$

wobei $\epsilon_c \in \mathbb{R}$ der Fehler des Konturpunktes c ist. Abbildung 5.7 visualisiert den Zusammenhang ungenauer Konturdaten und der daraus resultierenden Störung der Tangentenkonsistenz in der Rekonstruktion.

Autokalibrierverfahren mittels lokaler Tangentenkonsistenz Mithilfe der definierten Tangentenkonsistenzmaße lässt sich das Autokalibrierverfahren LTC beschreiben, welches auf eine

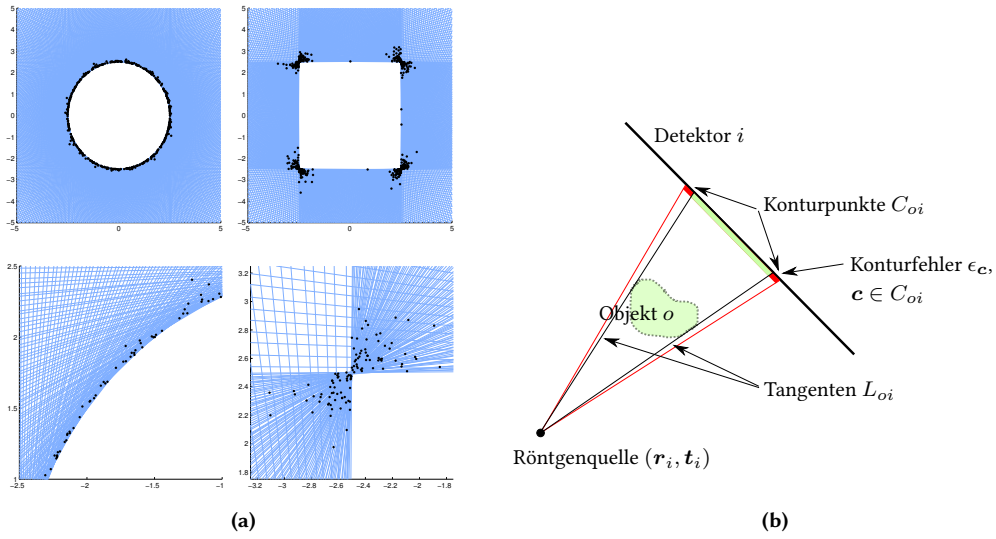


Abbildung 5.7: Auswirkungen des Konturfehlers. (a) Tangentenrekonstruktionen aus Konturdaten für ein rundes und ein eckiges Objekt (oben) sowie entsprechende Nahansichten (unten). Die Konturdaten sind mit Gaußischem Rauschen der Standardabweichung $\sigma = 0,005$ mm gestört. Schwarze Punkte markieren die inneren Schnittpunkte \mathcal{V}_{in} . (b) Perspektivische Projektion eines Objekts o von Pose (r_i, t_i) auf Detektorfläche i mit Visualisierung des Konturfehlers ϵ_c .

Minimierung des Fehlers der lokalen Tangentenkonsistenz abzielt. Hierfür dient die Formulierung des Optimierungsproblems

$$\operatorname{argmin}_{\mathcal{P}, \mathcal{E}} f_{\text{obj}}(\mathcal{E}), \text{ während } g(\mathcal{P}, \mathcal{E}, \mathcal{C}) \leq 0, \quad (5.16)$$

zur Optimierung der Projektionsmatrizen \mathcal{P} und des Konturfehlers \mathcal{E} für gegebene Konturdaten \mathcal{C} . Die Zielfunktion f_{obj} bestraft die Annahme großer Konturfehler mit

$$f_{\text{obj}}(\mathcal{E}) = \sum_{\epsilon_c \in \mathcal{E}} \epsilon_c^2, \quad (5.17)$$

wobei $\mathcal{E} = \{\epsilon_c \mid \forall c \in \mathcal{C}\}$ die Konturfehler aller Konturdaten beschreibt mit $\mathcal{C} = \bigcup C_{oi}, \forall i \in \mathcal{I}$ und $\forall o \in \mathcal{O}$. Die nicht-linearen Nebenbedingungen g umfassen die lokalen und globalen Tangentenkonsistenzbedingungen nach (5.12) und (5.14)

$$g = \{f_{\text{ltc}_1}(\mathbf{l}), f_{\text{ltc}_2}(\mathbf{l}), f_{\text{ltc}_3}(\mathbf{l}), f_{\text{gtc}}(\mathbf{l}', \mathbf{v}')\} \quad (5.18)$$

unter Berücksichtigung aller Tangenten $\mathbf{l} \in L_{oi}, \forall i \in \mathcal{I}$ und $\forall o \in \mathcal{O}$, für die lokalen Tangentenkonsistenzbedingungen und aller Schnittpunkte $\mathbf{v}' \in \mathcal{V}_o^{\text{gtc}} \subseteq \mathcal{V}_o^{\text{in}}$ und Tangenten $\mathbf{l}' \in L_o^{\text{gtc}} \subseteq L_o$ für die globalen Tangentenkonsistenzbedingungen.

Das Optimierungsproblem (5.16) ist nicht-linear, da die Posenschätzung mittels Tangentenkonsistenz eine gleichzeitige Posenschätzung und Rekonstruktion beinhaltet. Die Formel der Tangentenrückprojektion (5.9) verdeutlicht dies durch die Multiplikation von Projektionsmatrix P_i

mit Tangente l . Die Bedingung der lokalen Tangentenkonsistenz setzt alle Optimierungsparameter indirekt über ihre jeweiligen lokalen Nachbarschaften miteinander in Verbindung. Die Bedingung der globalen Tangentenkonsistenz verbindet die Optimierungsparameter ausgewählter Projektionsbilder direkt. Die sich daraus ergebenden Parameterabhängigkeiten werden in Abbildung 5.8 graphisch abgebildet.

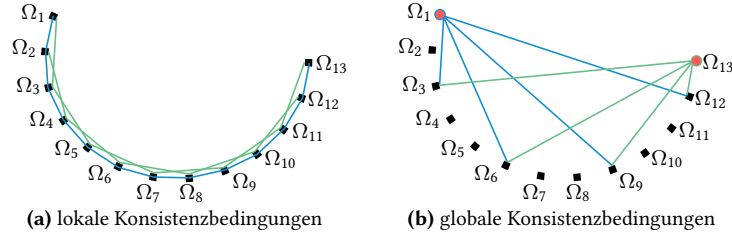


Abbildung 5.8: Parameterabhängigkeiten bei LTC. Jeder Punkt steht für den Parameterdatensatz Ω_i eines Projektionsbildes $i \in \mathcal{I}$ mit $\Omega_i = \{\mathbf{r}_i, \mathbf{t}_i, \epsilon_i\}$, wobei $\epsilon_i \subset \mathcal{E}$ die Konturfehler der Projektion i sind. Die Linien markieren die Abhängigkeiten der Parameterdatensätze in (a) für die lokalen Konsistenzbedingungen und in (b) für die globalen Konsistenzbedingungen mit $\mathcal{V}^{\text{etc}} = \{\mathbf{v}_i \mid i \in \{3, 6, 9\}\}$ und $L^{\text{etc}} = \{\mathbf{l}_i \mid i \in \{1, 13\}\}$.

Iterative Optimierung Die Schätzung der Aufnahmepose eines Projektionsbildes bezüglich einer Menge konsistent ausgerichteter Projektionsbilder mit mehreren Objekten ist ein konvexes Optimierungsproblem mit einem globalen Optimum. Die gleichzeitige Schätzung der Bewegungsparameter aller Projektionsbilder ist hingegen ein nicht-konvexes Optimierungsproblem und kann viele lokale Optima aufweisen. Zur Verbesserung der Verfahrensrobustheit bezüglich der Wahl der Startparameter basiert LTC daher auf einem iterativen Ansatz.

Dieser betrachtet nur eine Untermenge der Projektionsbilder $\mathcal{I}_{\text{sub}} \subseteq \mathcal{I}$, wobei \mathcal{I}_{sub} eine zeitliche Ordnung und Gleichverteilung aufweist. Somit beschränkt sich die Parameteroptimierung auf $\mathcal{P}_{\text{sub}} \subseteq \mathcal{P}$ und $\mathcal{E}_{\text{sub}} \subseteq \mathcal{E}$ mit $\mathcal{P}_{\text{sub}} = \{P_i \mid i \in \mathcal{I}_{\text{sub}}\}$ und $\mathcal{E}_{\text{sub}} = \{\epsilon_c \mid c \in \mathcal{C}_{\text{sub}}\}$ mit $\mathcal{C}_{\text{sub}} = \{\bigcup C_i \mid C_i \in \mathcal{C}, i \in \mathcal{I}_{\text{sub}}\}$. Die Größe der Untermenge wird je Iteration knapp verdoppelt mit $\mathcal{I}_{\text{sub}} = \{\mathcal{I}_{\text{sub}} \cup \mathcal{I}_{\text{new}}\}$. Eine Iteration besteht dann aus jeweils zwei Schritten:

Ein erster Optimierungsschritt richtet die neuen Projektionsbilder \mathcal{I}_{new} an den Projektionsbildern der vorangegangenen Iteration aus. Somit wird jedes neu betrachtete Projektionsbild initial mit zwei benachbarten, bereits optimierten Projektionsbildern registriert. Dies entspricht einer Optimierung der zugehörigen Projektionsmatrizen \mathcal{P}_{new} und Konturfehler \mathcal{E}_{new}

$$\operatorname{argmin}_{\mathcal{P}_{\text{new}}, \mathcal{E}_{\text{new}}} f_{\text{obj}}(\mathcal{E}_{\text{new}}), \text{ während } g(\mathcal{P}_{\text{sub}}, \mathcal{E}_{\text{sub}}, \mathcal{C}_{\text{sub}}) \leq 0. \quad (5.19)$$

Ein zweiter Optimierungsschritt schätzt anschließend die Projektionsmatrizen und Konturfehler aller Projektionsbilder \mathcal{I}_{sub} der aktuellen Untermenge

$$\operatorname{argmin}_{\mathcal{P}_{\text{sub}}, \mathcal{E}_{\text{sub}}} f_{\text{obj}}(\mathcal{E}_{\text{sub}}), \text{ während } g(\mathcal{P}_{\text{sub}}, \mathcal{E}_{\text{sub}}, \mathcal{C}_{\text{sub}}) \leq 0. \quad (5.20)$$

Wenn \mathcal{P}_{sub} ausreichend optimiert ist, also die Änderung von $(\mathbf{t}_i, \mathbf{r}_i)$ für alle $P_i \in \mathcal{P}_{\text{sub}}, i \in \mathcal{I}_{\text{sub}}$ kleiner als ein Schwellwert $(\text{thr}_{\mathbf{r}}, \text{thr}_{\mathbf{t}})$ ist, wird die Untermenge \mathcal{I}_{sub} vergrößert und die

nächste Iteration mit (5.19) begonnen. \mathcal{I}_{new} ist stets so zu wählen, dass \mathcal{I}_{sub} zeitlich geordnet und möglichst gleich verteilt bleibt. Dann gilt $\mathcal{I}_{\text{sub}} = \{\mathcal{I}_{\text{sub}} \cup \mathcal{I}_{\text{new}}\}$, $\mathcal{P}_{\text{sub}} = \{\mathcal{P}_{\text{sub}} \cup \mathcal{P}_{\text{new}}\}$ und $\mathcal{E}_{\text{sub}} = \{\mathcal{E}_{\text{sub}} \cup \mathcal{E}_{\text{new}}\}$. Dieses Vorgehen wird iterativ wiederholt bis alle Projektionsparameter optimiert sind, also $\mathcal{I}_{\text{sub}} = \mathcal{I}$ gilt. Für die erste Iteration des Verfahrens entfällt der erste Optimierungsschritt (5.19) und es wird mit (5.20) begonnen.

Zusammenfassend optimiert jede Iteration eine Surrogatfunktion von f_{obj} , welche die Lokalisierung einer guten Lösung vereinfacht. Somit haben die lokalen Konsistenzbedingungen in frühen Iterationen einen größeren Einflussbereich, was die unmittelbare Korrektur von Bewegungsfehlern mit globalen Auswirkungen ermöglicht. Die iterative Optimierung bezweckt somit eine Erhöhung der Robustheit bezüglich globaler Fehler und eine beschleunigte Konvergenz des Verfahrens. Im Gegenzug erhöht jede Iteration die Genauigkeit der Kalibrierung, da sich die Auflösung der Rekonstruktionen erhöht und das Optimum von f_{obj} schmaler wird.

Minimierung des maximalen Fehlers Häufig ist für die vollständige Korrektur einer lokalen Tangenteninkonsistenz die Modifikation von mehr Tangenten als den direkten Nachbar Tangenten erforderlich. Aufgrund der vorrangig lokalen Konsistenzbetrachtung wird jedoch vorrangig mittels indirekter Parameterabhängigkeiten optimiert, was in diesem Fall zu einer sehr langsamen und zudem häufig frühzeitigen Konvergenz in einem lokalen Optimum führt. Dies wirkt sich besonders stark aus, wenn die zu modifizierenden Tangenten mit ihren eigenen Nachbar Tangenten konsistent sind. Diesem Effekt wird hier durch die Technik der Minimierung des maximalen Fehlers entgegengewirkt. Hierbei bestraft eine Gewichtung der Konturfehler ω_g große Verletzungen der Nebenbedingungen und erzwingt somit eine schnellere Korrektur der großen Inkonsistenzen. Das Optimierungsproblem (5.16) wird modifiziert zu

$$\operatorname{argmin}_{\mathcal{P}, \mathcal{E}} f_{\text{obj}}(\mathcal{E}), \text{ während } \omega_g \cdot g(\mathcal{P}, \mathcal{E}, \mathcal{C}) \leq 0, \quad (5.21)$$

wobei \mathcal{P} , \mathcal{E} und \mathcal{C} die betrachteten Projektionsmatrizen, Konturfehler und Konturen sind. Die Minimierung des maximalen Fehlers findet in der Optimierung von (5.20) Anwendung. Eine äußere Iterationsschleife variiert die Gewichtung der Konturfehler ω_g bis die Änderungen von ω_g gering oder die verbleibenden Verletzungen der Konsistenzbedingungen vernachlässigbar klein sind. Eine innere Iterationsschleife optimiert (5.21). Abschließend folgt eine einmalige ungewichtete Optimierung mit $\omega_g = 1$. Die Minimierung des maximalen Fehlers führt zu einer signifikant beschleunigten Optimierung des Gesamtproblems und einer gleichmäßigeren Verteilung der verbleibenden Fehler. Sie mindert das Risiko der frühzeitigen Konvergenz der Optimierung in einem ungeeigneten lokalen Optimum.

5.3 Autokalibrierung mit lokaler Konturkonsistenz

Motivation Das Autokalibrierverfahren mittels lokaler Konturkonsistenz (LCC) ist ein Verfahren zur Korrektur von Patientenbewegungen in einer 3D-Kegelstrahlgeometrie. Die Kernidee des Verfahrens ist eine Reduktion der Parameterabhängigkeiten, ähnlich wie beim zuvor

vorgestellten LTC. Diese wird durch eine lokale Betrachtung der Datenkonsistenz erreicht. Durch die reduzierte Parameterabhängigkeit ist eine zeitgleiche Optimierung aller Transformationsparameter der Aufnahme möglich. In Kombination mit einem iterativen Erhöhen der Korrekturgenauigkeit ermöglicht dies die Korrektur von verschiedenartigen Bewegungsfehlern. Teile des Verfahrens wurden bereits vorab in Maur u. a. (2018a) und Maur u. a. (2018b) veröffentlicht.

Tangentenkonsistenz Im vorangegangenen Kapitel wurde LTC als 2D-Autokalibrierverfahren vorgestellt, welches auf der Auswertung der lokalen Tangentenkonsistenzbedingungen basiert. Die Erweiterung dieses Verfahrens auf 3D erweist sich als schwierig, da die Bestimmung der Tangentennachbarschaften in 3D deutlich komplexer ist als in 2D. Die Ordnung der Tangenten eines Konturgenerators lässt sich leicht über die lokalen Nachbarschaften der Konturpunkte im 2D-Projektionsbild ermitteln. Für eine Ordnung der Konturgeneratoren kann wiederum auf den Aufnahmezeitpunkt der Projektionsbilder zurückgegriffen werden. Dennoch ergibt sich daraus keine eindeutige Zuordnung der Tangentennachbarschaften zwischen den Projektionsbildern. Eine ideale Ordnung der Tangenten entspräche der Ordnung der Tangenten auf der Objektoberfläche. Diese kann zum Beispiel durch eine räumlich-zeitlichen Parametrisierung der Objektoberfläche nach Cipolla und Blake (1992)³ realisiert werden. Diese basiert jedoch auf der Identifikation der Epipole in den Projektionsbildern, welche wiederum von der Projektionsgeometrie abhängen. Eine leichte Änderung der Projektionsgeometrie wirkt sich somit recht stark auf die Parametrisierung der Oberfläche und somit die Definition der Tangentennachbarschaften aus. Diese Unsicherheit hat negative Auswirkungen auf die Stabilität von Optimierungsverfahren. Daher wird im Folgenden auf ein Maß der Konturkonsistenz zurückgegriffen, da dies keine explizite Zuordnung der Nachbarschaftsbeziehung einzelner Konturpunkte erfordert.

Konturkonsistenz Das hier beschriebene Verfahren der Autokalibrierung erfordert die Definition eines Konturkonsistenzmaßes zur gegenseitigen Registrierung von Konturdaten. Im Kapitel 5.1 wurden bereits Silhouettenkonsistenzmaße eingeführt, welche die Registrierung von Silhouettendaten ermöglichen. Durch Überführung der Konturdaten in Silhouettendaten lassen sich daraus leicht Konturkonsistenzmaße ableiten. Wie in Kapitel 5.1 jedoch bereits ausgeführt wurde, führt die Anwendung der Silhouettenkonsistenzmaße auf nicht idealen Daten zu ungenügenden Registrierungsergebnissen. Dies lässt sich auf die Konturkonsistenzmaße übertragen. Bei der Anwendung in einem Autokalibrierverfahren ist von nicht idealen Daten auszugehen. Daher wird im Folgenden ein neues Maß zur Konturregistrierung definiert, welches für die Autokalibrierung besser geeignet ist.

Im Silhouettenkonsistenzmaß (5.6) beschreibt S_{oi} eine binäre Silhouette des Objekts o in Projektionsbild i . Angelehnt an die Silhouettenmodifikation (5.8) von Lensch u. a. (2001) wird die binäre Silhouette S_{oi} ersetzt durch eine nicht-binäre Silhouette $S_{oi}^{\delta_b}$ mit weichen Konturen

$$S_{oi}^{\delta_b} = (S_{oi} \ominus \delta_b) * G^{\delta_b}. \quad (5.22)$$

³siehe Kapitel 3 auf Seite 31

Silhouette S_{oi} wird demnach um δ_b erodiert und anschließend mit einem linearen 2D-Kern G^{δ_b} der Größe $2\delta_b + 1$ und voller Breite des halben Maximums $\delta_b + 1$ gefiltert. Dies führt zu einer Glättung des Wertebereich von (5.6) und mindert die Effekte der Konturdiskretisierung. Die Wahl von δ_b ist nicht kritisch, hängt jedoch von den jeweiligen Daten und Optimierungseinstellungen ab. Die Konsistenz einer Kontur C_{oi} mit gegebener Projektionsmatrix P_i und Objekthülle H_o wird dann definiert durch

$$\text{err}_{\text{cc}}(C_{oi}, P_i, H_o) = 1 - \frac{\int (S_{oi}^{\delta_b} \odot P_i \cdot H_o)}{\int (S_{oi}^{\delta_b})} \in [0, 1]. \quad (5.23)$$

Hier bezeichnet \odot die elementweise Matrixmultiplikation und $P_i \cdot H_o$ die binäre Projektion einer Objekthülle nach (5.3) und (5.4). $S_{oi}^{\delta_b}$ ist die nach (5.22) weichgezeichnete Silhouette von Kontur C_{oi} .

Lokale Konturkonsistenz Ziel des Autokalibrierverfahrens ist die Herstellung von Konturkonsistenz für alle Projektionsbilder. Eine Konturkonsistenz liegt vor, wenn der Registrierungsfehler aller Projektionsbilder gegen eine gemeinsame Objekthülle null ist. Betrachtet man die konturbasierte Registrierung eines einzelnen Projektionsbildes, so wird jeweils nur eine Untermenge an Informationen der anderen Projektionsbilder zur Registrierung ausgewertet. Nimmt man nun eine gleichmäßig rotierende Gerätetrajektorie als die zugrundeliegende Bewegung der Projektionsdaten an, so tragen die direkten Nachbarprojektionen die relevanteste Information zur Registrierung bei. Daraus lässt sich ein Maß der lokalen Konturkonsistenz definieren, welches jedes Projektionsbild an seinen direkten Nachbarprojektionen ausrichtet

$$f_{\text{lcc}}(C_o, \mathcal{P}, \mathcal{I}) = \frac{1}{n_{\mathcal{I}}} \sum_{i \in \mathcal{I}} \text{err}_{\text{cc}}(C_{oi}, P_i, H_{o\mathcal{I}_{\text{lcc}}}). \quad (5.24)$$

Hierbei ist $C_{oi} \in \mathcal{C}_o$ die Kontur des Objekts o in Projektionsbild i , $P_i \in \mathcal{P}$ die korrespondierende Projektionsmatrix und $H_{o\mathcal{I}_{\text{lcc}}}$ eine Objekthülle generiert aus den Nachbarprojektionen $\mathcal{I}_{\text{lcc}} = \{i + 1, i - 1\}$. Der Fehler der Konturkonsistenz err_{cc} ist in (5.23) definiert. Abbildung 5.9a verdeutlicht das Fehlermaß der lokalen Konturkonsistenz visuell. Es sollte stets wechselseitig auf alle Projektionsbilder $i \in \mathcal{I} \setminus \{1, n_{\mathcal{I}}\}$ angewendet werden, damit sich die Parameter der Projektionen gegenseitig beschränken. Bei einer einseitigen Anwendung des Fehlermaßes ist der Lösungsraum nicht gut abgegrenzt. Es ist zu beachten, dass eine Patientenbewegung parallel zur zugrunde liegenden Gerätebewegung die Annahme der kontinuierlichen Gesamtbewegung stören kann und somit die Genauigkeit des Kalibrierverfahrens reduziert.

Globale Konturkonsistenz Die alleinige Beachtung der lokalen Konturkonsistenz kann zu globalen Verzerrungen führen, da sich kleine lokale Fehler zu größeren globalen Fehlern aufsummieren. Auch ist die Genauigkeit der lokalen Konturkonsistenz pro Optimierungsparameter abhängig von der Projektionsrichtung, wie Abbildung 5.9b andeutet. Senkrecht zur Projektionsrichtung beschreibt die lokale Konturkonsistenz ein sehr gut definiertes Optimum im Parameterraum, in Projektionsrichtung ein eher flaches Optimum. Die Ausprägung des Optimums

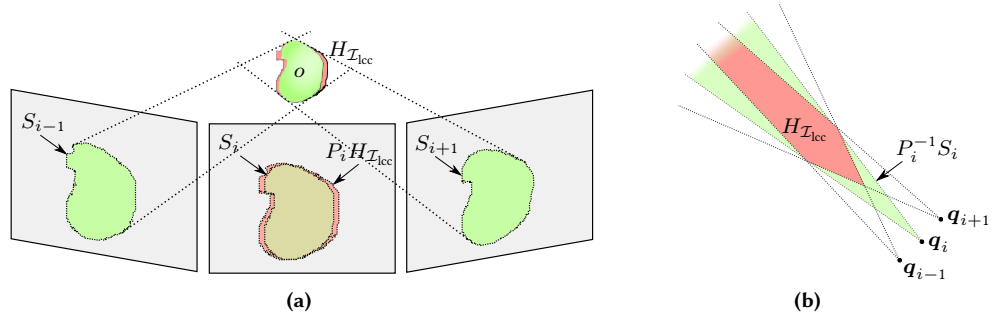


Abbildung 5.9: Lokale Konturkonsistenz. Rückprojektion der Silhouetten S_{i-1} und $S_{i+1} \in \mathcal{S}_o$ erzeugt die rot markierte Objekthülle $H_{\mathcal{I}_{lcc}}$ für Objekt o . (a) Die Projektion der Objekthülle $H_{\mathcal{I}_{lcc}}$ in Projektionsbild i resultiert in der rot markierten Silhouette $P_i H_{\mathcal{I}_{lcc}}$, welche die grün markierte Silhouette $S_i \in \mathcal{S}_o$ im Falle einer gültigen Kalibrierung einschließt. (b) Schnittbild in 2D. Grün markiert ist die Rückprojektion der Silhouette S_i von Röntgenquellposition q_i , welche gegen die rot markierte Objekthülle $H_{\mathcal{I}_{lcc}}$ registriert wird.

hängt auch von der Winkeldifferenz der Projektionen ab. Daher wird ein zusätzliches Maß der globalen Konturkonsistenz eingeführt

$$f_{\text{gcc}}(C_o, \mathcal{P}, \mathcal{I}, \mathcal{I}_{\text{gcc}}) = \frac{1}{n_{\mathcal{I}}} \sum_{i \in \mathcal{I}} \text{err}_{\text{cc}}(C_{oi}, P_i, H_{o\mathcal{I}_{\text{gcc}}}). \quad (5.25)$$

Dabei ist $C_{oi} \in \mathcal{C}_o$ die Kontur von Objekt o in Projektion $i \in \mathcal{I}$, $P_i \in \mathcal{P}$ ist die korrespondierende Projektionsmatrix und $H_{o\mathcal{I}_{\text{gcc}}}$ eine Objekthülle generiert aus einer Untermenge Projektionsbilder $\mathcal{I}_{\text{gcc}} \subseteq \mathcal{I}$, wobei \mathcal{I}_{gcc} gleichmäßig verteilt in \mathcal{I} und unabhängig von i ist. Die Anzahl der Projektionsbilder ist $n_{\mathcal{I}}$ und err_{cc} beschreibt das Fehlermaß der Konturkonsistenz wie in (5.23) definiert.

Autokalibrierverfahren mittels lokaler Konturkonsistenz Durch Kombination der lokalen und der globalen Konturkonsistenzmaße ergibt sich ein kombiniertes Maß der Konturkonsistenz

$$f_{\text{cc}}(\mathcal{C}_o, \mathcal{P}, \mathcal{I}, \mathcal{I}_{\text{gcc}}) = \frac{1}{n_{\mathcal{I}}} \sum_{i \in \mathcal{I}} \text{err}_{\text{cc}}(C_{oi}, P_i, H_{o\mathcal{I}_i}). \quad (5.26)$$

Hierbei beschreibt $H_{o\mathcal{I}_i}$ eine Objekthülle, welche jeweils aus einer Untermenge Projektionsbilder $\mathcal{I}_i = \mathcal{I}_{lcc} \cup \mathcal{I}_{\text{gcc}}$ für Projektion i generiert wird. Die entsprechenden Untermengen \mathcal{I}_{lcc} und \mathcal{I}_{gcc} zur Sicherstellung der lokalen und globalen Konturkonsistenz von Projektion i entsprechen den Definitionen von (5.24) und (5.25). Die Anwendung des Konturkonsistenzmaßes f_{cc} auf einen vollständigen Satz Projektionsbilder ergibt eine globale Bedingung der Parameterkonsistenz für eine CBCT-Aufnahme. Die Integration des globalen Konturkonsistenzmaßes wirkt hier als Regularisierer und mindert globale Verzerrungen.

Das ermöglicht die Formulierung des neuen Autokalibrierverfahrens LCC, welches vorrangig die lokale Konturkonsistenz eines Sinogramms maximiert,

$$\underset{\mathcal{P}}{\text{argmin}} f_{\text{obj}}(\mathcal{P}, \mathcal{C}, \mathcal{I}, \mathcal{I}_{\text{gcc}}), \quad (5.27)$$

für Projektionsmatrizen \mathcal{P} , Konturdaten $\mathcal{C} = \{\mathcal{C}_o \mid o \in \mathcal{O}\}$ und Projektionsindizes \mathcal{I} und \mathcal{I}_{gcc} , wobei \mathcal{I}_{gcc} der globalen Regularisierung dient. Die Zielfunktion f_{obj} bewertet die Konturkonsistenz mehrerer Objekte \mathcal{O}

$$f_{\text{obj}}(\mathcal{P}, \mathcal{C}, \mathcal{I}, \mathcal{I}_{\text{gcc}}) = \frac{1}{n_{\mathcal{O}}} \sum_{o \in \mathcal{O}} f_{\text{cc}}(\mathcal{C}_o, \mathcal{P}, \mathcal{I}, \mathcal{I}_{\text{gcc}}), \quad (5.28)$$

wobei $n_{\mathcal{O}}$ die Anzahl der betrachteten Objekte angibt. Die reduzierten Parameterabhängigkeiten des Verfahrens sind in Abbildung 5.10 schematisch dargestellt. Jede Linie markiert eine bilaterale Abhängigkeit zwischen den Parametersätzen zweier Projektionen. Eine Abhängigkeit bedeutet stets auch eine gegenseitige Beschränkung der Parameter. Bei einem Autokalibrierverfahren ohne lokale Konsistenzbedingungen wäre jeder Parameterdatensatz mit jedem verbunden.

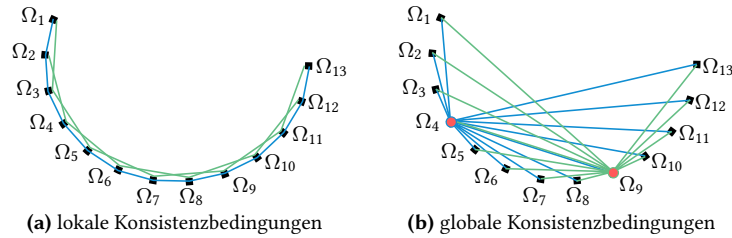


Abbildung 5.10: Parameterabhängigkeiten bei LCC. Jeder Punkt steht für einen Parameterdatensatz Ω_i eines Projektionsbildes $i \in \mathcal{I}$ mit $\Omega_i = \{r_i, t_i\}$. Die Linien markieren die Abhängigkeiten der Parameterdatensätze in (a) für die lokalen Konsistenzbedingungen und in (b) für die globalen Konsistenzbedingungen mit $\mathcal{I}_{\text{gcc}} = \{\Omega_4, \Omega_9\}$.

Iterative Optimierung Für konvexe Objekte ist die Optimierung der Aufnahmepose eines Projektionsbildes bezüglich einer Menge konsistent ausgerichteter Projektionsbilder nach (5.23) ein konvexes Problem, zumindest nahe der gesuchten Lösung. Die gleichzeitige Optimierung der Bewegungsparameter aller Projektionsbilder nach (5.24) hingegen ist nicht-konvex und kann viele lokale Optima aufweisen. Um die Robustheit bezüglich der Startparameter zu erhöhen, basiert LCC daher auf einem iterativen Ansatz.

Jede Iteration des Verfahrens arbeitet auf einer Untermenge der Projektionsbilder $\mathcal{I}_{\text{sub}} \subseteq \mathcal{I}$, wobei \mathcal{I}_{sub} eine zeitliche Ordnung und Gleichverteilung aufweist. Dies beschränkt die Parameteroptimierung auf $\mathcal{P}_{\text{sub}} \subseteq \mathcal{P}$ mit $\mathcal{P}_{\text{sub}} = \{P_i \mid i \in \mathcal{I}_{\text{sub}}\}$. Die Größe der betrachteten Untermenge wird je Iteration knapp verdoppelt mit $\mathcal{I}_{\text{sub}} = \{\mathcal{I}_{\text{sub}} \cup \mathcal{I}_{\text{new}}\}$. Eine Iteration besteht aus zwei Schritten.

In einem ersten Schritt werden die neuen Projektionsbilder \mathcal{I}_{new} an den Projektionsbildern der vorangegangenen Iteration ausgerichtet. Somit wird jedes neu betrachtete Projektionsbild initial mit zwei benachbarten, bereits optimierten Projektionsbildern registriert. Hierzu wird eine Optimierung der Projektionsmatrizen \mathcal{P}_{new} mittels lokaler Konturkonsistenz nach (5.28) durchgeführt

$$\operatorname{argmin}_{\mathcal{P}_{\text{new}}} f_{\text{obj}}(\mathcal{P}, \mathcal{C}, \mathcal{I}_{\text{sub}}, \{\}) . \quad (5.29)$$

In einem zweiten Schritt werden die Projektionsmatrizen aller Projektionsbilder von \mathcal{I}_{sub} mittels lokaler und globaler Konturkonsistenz nach (5.28) optimiert

$$\underset{\mathcal{P}_{\text{sub}}}{\operatorname{argmin}} f_{\text{obj}}(\mathcal{P}, \mathcal{C}, \mathcal{I}_{\text{sub}}, \mathcal{I}_{\text{gcc}}). \quad (5.30)$$

Wenn \mathcal{P}_{sub} ausreichend optimiert ist, also die Änderungen von $(\mathbf{t}_i, \mathbf{r}_i)$ für alle $P_i \in \mathcal{P}_{\text{sub}}, i \in \mathcal{I}_{\text{sub}}$ kleiner sind als ein Schwellwert $(\text{thr}_{\mathbf{r}}, \text{thr}_{\mathbf{t}})$, wird die Untermenge \mathcal{I}_{sub} vergrößert und die nächste Iteration mit (5.29) begonnen. Hierbei ist \mathcal{I}_{new} so zu wählen, dass \mathcal{I}_{sub} zeitlich geordnet und möglichst gleich verteilt bleibt. Die korrespondierenden \mathcal{P}_{new} werden aus \mathcal{P}_{sub} interpoliert. Dann gilt $\mathcal{I}_{\text{sub}} = \{\mathcal{I}_{\text{sub}} \cup \mathcal{I}_{\text{new}}\}$ und $\mathcal{P}_{\text{sub}} = \{\mathcal{P}_{\text{sub}} \cup \mathcal{P}_{\text{new}}\}$. Dieses Vorgehen wird iterativ wiederholt bis alle Projektionsparameter optimiert sind, also $\mathcal{I}_{\text{sub}} = \mathcal{I}$ gilt.

In der ersten Iteration entfällt der erste Optimierungsschritt (5.29) und es wird mit (5.30) gestartet. Zudem gilt stets $\mathcal{I}_{\text{gcc}} \subset \mathcal{I}_{\text{sub}}$. Dies ermöglicht eine gute initiale Ausrichtung der globalen Referenzprojektionen. Eine Variation von \mathcal{I}_{gcc} in jeder Iteration erhöht die globale Datenkonsistenz.

Zusammengefasst optimiert jede Iteration eine Surrogatfunktion von f_{obj} , welche die Lokalisierung einer guten Lösung vereinfacht. Somit haben die lokalen Konsistenzbedingungen in frühen Iterationen einen vergrößerten Einflussbereich, was die unmittelbare Korrektur von Bewegungsfehlern mit globaler Auswirkung ermöglicht. Im Gegenzug erhöht jede Iteration die Genauigkeit der Kalibrierung, da sich senkrecht zur Projektionsrichtung der Detailgrad der Rekonstruktionen erhöht und das Optimum von f_{obj} schmaler wird. Der iterative Optimierungsansatz bezweckt somit eine erhöhte Robustheit und beschleunigte Konvergenz bezüglich Bewegungsfehlern mit globaler Auswirkung.

5.4 Autokalibrierung mit iterativer Konturregistrierung

Motivation Das Autokalibrierverfahren mittels Konturregistrierung (CReg) ist ein Verfahren zur Korrektur von Patientenbewegung in 3D. Es besteht aus einer iterativen Abfolge von Rekonstruktionen und 2D-3D-Registrierungen. Aus gegebenen Projektionsmatrizen und Konturdaten werden Objekthüllen rekonstruiert. Diese werden zur Registrierung der Projektionsbilder mittels Konturkonsistenzmaß verwendet. Die so geschätzten Projektionsparameter werden im nächsten Iterationsschritt zur Rekonstruktion angewendet. Das Vorgehen wird bis zur Konvergenz wiederholt.

Der rechenaufwendige Schritt der Parameteroptimierung beschränkt sich somit auf die Registrierung einzelner Projektionsbilder mit rekonstruierten Objekthüllen. Dies substituiert das hochdimensionale Optimierungsproblem der Autokalibrierung durch mehrere weniger dimensionale 2D-3D-Registrierungsprobleme. Die Neuheit des Verfahrens liegt in der Verwendung von fuzzifizierten Daten in der Konturregistrierung. Diese mindert die Nachteile, die durch eine separate Betrachtung der Transformationsparameter entstehen, und leistet somit einen großen Beitrag zur Verfahrensrobustheit. Teile des Verfahrens wurden bereits vorab in Maur u. a. (2019) veröffentlicht.

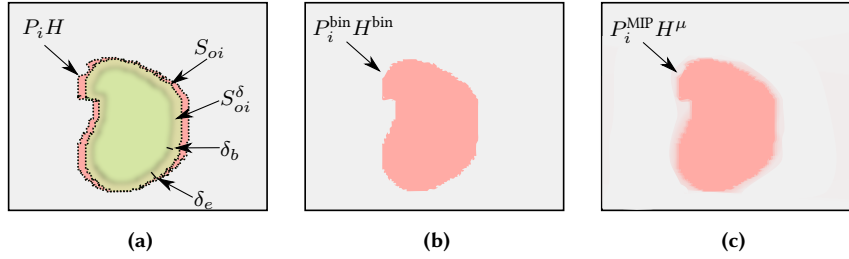


Abbildung 5.11: (a) Konturfehler. Reduktion der Silhouette S_{oi} um δ_e erh\u00f6ht die Wahrscheinlichkeit, dass $P_i H_o S_{oi}$ umschlie\u00dft. Das Weichzeichnen der Konturen von S_{oi} um δ_b gl\u00e4ttet den Wertebereich von err_{cc}^μ . (b) Bin\u00e4re Rekonstruktion aus Konturen. (c) Fuzzifizierte Rekonstruktion aus Konturen.

Robuste Konturregistrierung In den vorangegangenen Kapiteln 5.1 und 5.3 wurden bereits Konsistenzma\u00dfe zur Registrierung von Silhouetten und Konturen vorgestellt. Deren Verwendung in der Autokalibrierung ist jedoch problematisch, da sie bei nicht idealen Daten zu einer \u00dcberanpassung in der Optimierung neigen. Daher werden im Folgenden einige Anpassungen an den vorgestellten Konsistenzma\u00dfen vorgenommen. Diese haben zum Ziel, ein robustes Verfahren der Konturregistrierung f\u00fcr die Autokalibrierung zu beschreiben.

Im Konsistenzma\u00df (5.6) beschreibt S_{oi} die bin\u00e4re Silhouette des Objekts o in Projektion i . Diese wird im Folgenden durch eine nicht-bin\u00e4re Silhouette S_{oi}^δ mit weichen Konturen ersetzt

$$S_{oi}^\delta = (S_{oi} \ominus (\delta_e + \delta_b)) * G^{\delta_b}. \quad (5.31)$$

Silhouette S_{oi} wird demnach um $\delta_e + \delta_b$ erodiert und anschlie\u00dfend mit einem linearen 2D-Kern G^{δ_b} der Gr\u00f6\u00dfe $2\delta_b + 1$ und voller Breite des halben Maximums $\delta_b + 1$ gefiltert. Abbildung 5.11 visualisiert diesen Effekt. Der Parameter δ_e bezweckt f\u00fcr den Fall einer korrekten Kalibrierung die G\u00fcltigkeit von $P_i H_{o\mathcal{I}} \supseteq S_{oi}$ f\u00fcr alle $i \in \mathcal{I}$ sicherzustellen. Hierbei ist $P_i H_{o\mathcal{I}}$ die Projektion der Objekth\u00fclle $H_{o\mathcal{I}}$ in Projektionsbild i , welche aus den Objektkonturen von o aller Projektionsbilder \mathcal{I} generiert wird. Der Parameter δ_e eliminiert somit die Effekte der ungenauen Konturdetektion und der Datendiskretisierung. Parameter δ_b hingegen gl\u00e4ttet den Wertebereich von (5.6) und mindert somit ebenfalls die Effekte der Konturdiskretisierung ab. Die Wahl eines angemessenen δ_e beugt einer \u00dcberanpassung in der Optimierung vor, verringert jedoch auch die erreichbare Genauigkeit der Kalibrierung. Die Wahl von δ_b ist nicht so kritisch, h\u00e4ngt aber von den Daten und den Parametern des Optimierungsverfahrens ab. Die hier vorgestellte Silhouettenmodifikation kombiniert die Ideen aus (5.7) und (5.8) von Lensch u. a. (2001) und Hern\u00e1ndez u. a. (2007).

Das Fehlerma\u00df der Silhouettenkonsistenz (5.6) hat jedoch noch weitere ung\u00fcnstige Eigenschaften f\u00fcr die Anwendung in der Autokalibrierung. Aufgrund der bin\u00e4ren Objekth\u00fcllen ist die Registrierung sehr sensitiv bez\u00fcglich geometrischer Kalibrierfehler. Denn eine inkorrekte Kalibrierung reduziert die Gr\u00f6\u00dfe der rekonstruierten Objekth\u00fclle, die nach (5.2) als kleinster gemeinsamer Konsens aller Projektionen definiert ist. Bin\u00e4re Objekth\u00fcllen stellen bei inkorrekt kalibrierter Referenzdaten f\u00fcr die Registrierung dar. Da die Projektionsbilder unabh\u00e4ngig

voneinander registriert werden, können sich die rekonstruierten Objekthüllen über die Iterationen hinweg kaum verbessern. Eine Überanpassung in der Registrierung kann sogar zu einer Verschlechterung führen.

Daher wird anstelle der binären Objekthülle aus (5.3) eine fuzzifizierte Objekthülle H^μ verwendet. Anstelle der Binarisierung mit einem festen Schwellwert wird die Konturrekonstruktion mittels einer Fuzzifikationsfunktion angepasst:

$$H_{o\mathcal{I}}^\mu = f_\mu \left(\sum_{i \in \mathcal{I}} P_i^{-1} S_{oi} \right). \quad (5.32)$$

Die Fuzzifikationsfunktion f_μ schneidet alle Werte bei $\text{thr}_H \cdot n_{\mathcal{I}}$ ab und bildet die verbleibenden Werte linear auf den Wertebereich $[\text{low}_H, 1]$ ab, mit $\text{thr}_H \leq 1$ und $\text{low}_H \leq 1$. Die Vorwärtsprojektion einer fuzzifizierten Objekthülle wird als Maximumintensitätsprojektion (MIP) implementiert, sodass jeder Pixel den maximalen Wert aller Voxel seines rückprojizierten Strahls annimmt:

$$\text{fp}_{oi}^\mu = P_i^{\text{MIP}} \cdot H_o^\mu. \quad (5.33)$$

Basierend auf diesen Anpassungen und in Anlehnung an (5.6) lässt sich ein neues kontinuierliches Maß der Konturkonsistenz formulieren. Es beschreibt die Konturkonsistenz mithilfe der Silhouettenkonsistenz. Für eine Kontur C_{oi} des Objekts o in Projektion i , Projektionsmatrix P_i und Objekthülle H_o^μ berechnet sich die Konturkonsistenz mit

$$\text{err}_{cc}^\mu(C_{oi}, P_i, H_o) = 1 - \frac{\int (S_{oi}^\delta \odot P_i^{\text{MIP}} \cdot H_o^\mu)}{\int (S_{oi}^\delta)} \in [0, 1]. \quad (5.34)$$

Hier bezeichnet \odot wieder die elementweise Matrixmultiplikation. S_{oi}^δ ist die modifizierte Silhouette nach (5.31) und $P_i^{\text{MIP}} \cdot H_o^\mu = \text{fp}_{oi}^\mu$ ist die Projektion der Objekthülle nach (5.32) und (5.33). Vor der Integralbildung wird zudem eine Pixel-weise Quadrierung der Werte vorgenommen, welche in (5.34) nicht vermerkt ist.

Das Konturkonsistenzmaß (5.34) hat mehrere Vorteile verglichen mit der ursprünglichen Formulierung nach (5.6). Aufgrund der Fuzzifizierung der Objekthüllen und der Weichzeichnung der Konturen handelt es sich bei (5.34) um ein kontinuierliches Maß. Durch den Vergleich von Silhouetten mit weichen Konturen bevorzugt es im Fehlerfall geringe Distanzen zwischen den Konturen. Es tendiert somit zu einer zentrierten Ausrichtung der Silhouetten in der Registrierung, ähnlich einer Anwendung von (5.8) auf die zu vergleichenden Silhouetten. Durch die Verkleinerung der detektierten Silhouetten behandelt (5.34) die Probleme der Diskretisierung aus der Projektion und der Rekonstruktion. Vor allem verbessert (5.34) jedoch den Umgang mit inkonsistenten Daten, da es die inkonsistenten Bereiche der Objektrekonstruktionen nicht vollständig ablehnt. Durch die Fuzzifizierung der Objektrepräsentationen bildet es die Unsicherheiten der geometrischen Kalibrierung ab. Es ist somit für die Verwendung im Kontext der Autokalibrierung besser geeignet als das ursprüngliche Konturkonsistenzmaß nach (5.6).

Abbildung 5.12 zeigt schematisch die Auswirkung der Fuzzifikation. Die Fuzzifikation bewirkt eine Vergrößerung der Silhouetten der projizierten Objekthüllen und eine Verkleinerung der in den Projektionsbildern detektierten Silhouetten. Darauf aufbauend präsentiert Abbildung 5.13 eine

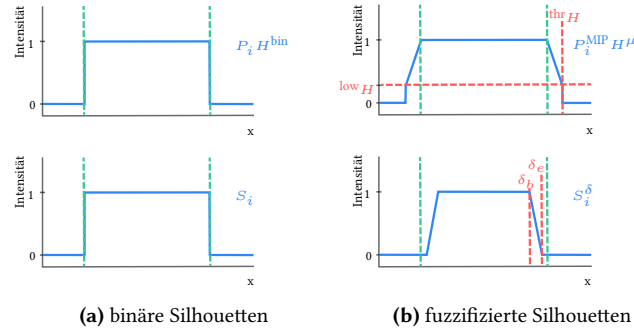


Abbildung 5.12: Fuzzifikation der Silhouettendaten. Abgebildet sind 1D-Intensitätsprofile der Silhouetten rekonstruierter Objekthüllen $P_i^{\text{bin}} H$ und $P_i^{\text{MIP}} H^\mu$ (oben) und der Silhouetten im Projektionsbild S_i und S_i^δ (unten). Grüne Linien markieren die Konturpositionen der binären Silhouetten. Roten Linien deuten die Einflussbereiche der Fuzzifikationsparameter an. Die Fehler der Silhouettenkonsistenz für binäre Daten nach (5.6) in (a) und für fuzzifizierte Daten nach (5.34) in (b) sind jeweils null.

Gegenüberstellung verschiedener Silhouettenkonsistenzmaße bei unterschiedlich stark zueinander verschobenen Silhouetten. Sie werden mit binären und fuzzifizierten Silhouetten interpretiert. Die oberen beiden Intensitätsprofile bilden die zu vergleichenden Silhouetten ab, also die Silhouette einer rekonstruierten Objekthülle und die im Projektionsbild detektierte Silhouette. Das dritte Profil entspricht dem Fehlermaß der Silhouettenkonsistenz idealer Daten, welches für binäre Daten in (5.5) definiert ist. Es bestraft positive wie negative Fehler gleichermaßen. Das vierte Profil zeigt die einfache vorzeichenbehaftete Differenz der Silhouetten zur Verdeutlichung der Relevanz vorzeichenbehafteter Differenzmaße. Sie ermöglichen eine differenzierte Behandlung von der detektierten und der projizierten Silhouette. Das fünfte Profil bildet das zuvor motivierte Fehlermaß der Konturkonsistenz ab, welches für binäre Daten in (5.6) und für fuzzifizierte Daten in (5.34) definiert ist. Für den Fall der gering zueinander verschobenen Silhouetten zeigt sich der Vorteil der Silhouettenmultiplikation nach (5.34) gegenüber der vorzeichenbehafteten Differenzbildung, da die Silhouettenmultiplikation für die fuzzifizierten Silhouetten eine stetige Abbildung des Fehlers ermöglicht.

Autokalibrierung mittels Konturregistrierung Das vorgestellte Fehlermaß zur Konturregistrierung ermöglicht die Formulierung der neuen Autokalibrieremethode CReg. Sie besteht aus iterativen Rekonstruktions- und Registrierungsschritten. In einem ersten Schritt wird für jedes Objekt $o \in \mathcal{O}$ eine Objektbeschreibung $H_{o\mathcal{I}}$ mit den aktuellen Projektionsmatrizen $\mathcal{P} = \{P_i, i \in \mathcal{I}\}$ und den gegebenen Objektkonturen $\mathcal{C}_o = \{C_{oi} \mid i \in \mathcal{I}\}$ berechnet. In einem zweiten Schritt wird jede Projektion $i \in \mathcal{I}$ mit diesen Objektbeschreibungen registriert durch Minimierung des Konturkonsistenzfehlers $\text{err}_{\text{cc}}^\mu$ nach (5.34). Für die Registrierung ist es vorteilhaft, wenn die zu registrierende Projektion nicht zur Rekonstruktion der Objektbeschreibung beiträgt. Das vereinfacht die Berechnung der partiellen Ableitungen in der Registrierung. Daher wird die jeweilige Information der zu registrierenden Projektion i aus $H_{o\mathcal{I}}$ entfernt. Anschließend wird

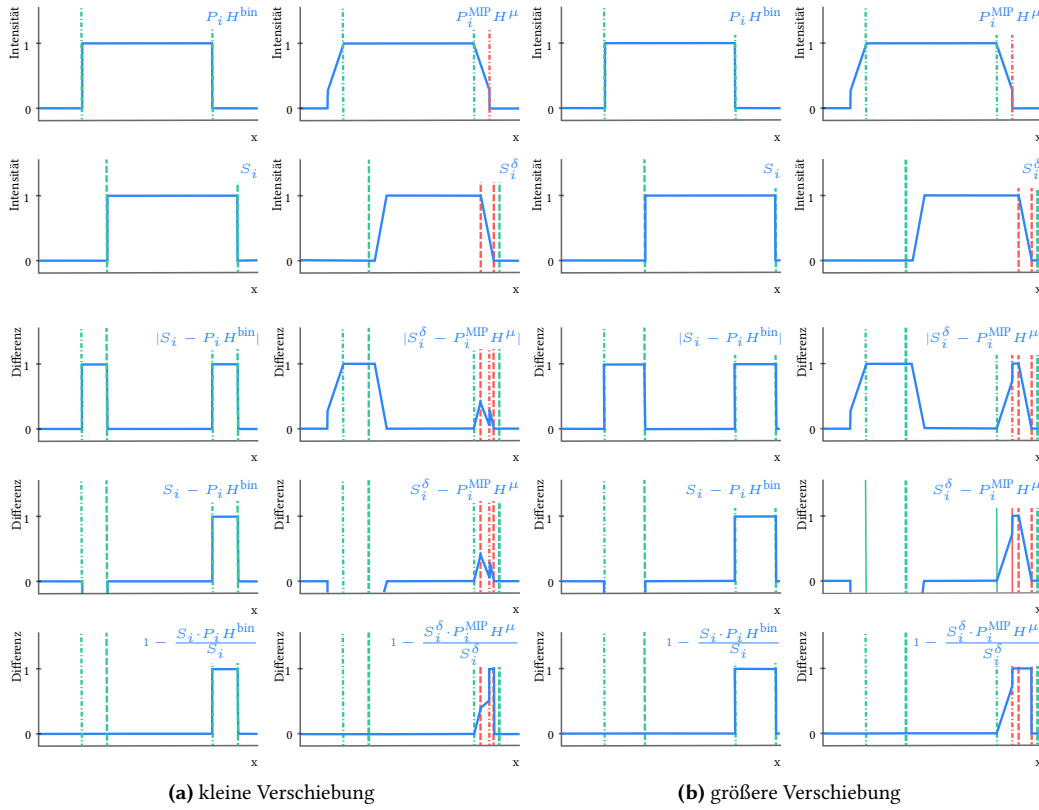


Abbildung 5.13: Gegenüberstellung verschiedener Silhouettenkonsistenzmaße. Die oberen zwei Graphen zeigen 1D-Intensitätsprofile der zu vergleichenden Silhouetten. Die unteren drei Graphen zeigen deren Differenz nach unterschiedlichen Konsistenzmaßen. Der jeweilige Fehlerwert berechnet sich aus dem Integral des dargestellten Profils. (a) und (b) zeigen jeweils eine unterschiedlich starke Verschiebung der Silhouetten zueinander. Die grünen Linien markieren die Konturen. Die roten Linien markieren markante Stellen der Profile, deren Einfluss sich in den gemessenen Differenzen zeigt.

die Fuzzifizierung der Objektbeschreibung nach (5.32) durchgeführt und ergibt $H_{o\mathcal{I}\setminus\{i\}}^\mu$. Die Registrierung eines Projektionsbildes i entspricht der Optimierung einer Transformationsmatrix T_i . Das führt zu folgendem Optimierungsproblem

$$\forall i \in \mathcal{I} : \operatorname{argmin}_{T_i} \frac{1}{n_{\mathcal{O}}} \sum_{o \in \mathcal{O}} \operatorname{err}_{cc}^\mu \left(C_{oi}, P_i \cdot T_i, H_{o\mathcal{I}\setminus\{i\}}^\mu \right), \quad (5.35)$$

wobei $n_{\mathcal{O}}$ die Anzahl der Objekte \mathcal{O} angibt. Im Anschluss an die Registrierung der Projektionsbilder folgt eine Aktualisierung der Projektionsmatrizen mit der geschätzten Bewegungskorrektur $P_i = P_i \cdot T_i$. Dieses Vorgehen wird bis zur Konvergenz wiederholt. Die Konvergenz ist erreicht, wenn die Änderungen von (t_i, r_i) für alle $T_i, i \in \mathcal{I}$ kleiner sind als ein Schwellwert $(\operatorname{thr}_{\max r}, \operatorname{thr}_{\max t})$ sowie die Summe der Änderung von (t_i, r_i) kleiner ist als ein Schwellwert $\operatorname{thr}_{\text{norm}}$.

Bei diesem Autokalibrierverfahren werden die Parameter für jede Projektion einzeln geschätzt, was eine geringe Abhängigkeit der Parameter untereinander bedingt. Die Parameter unterschiedlicher

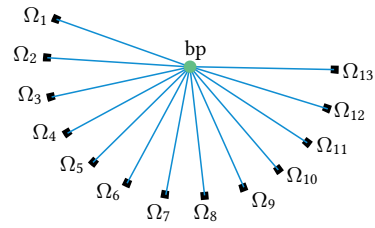


Abbildung 5.14: Parameterabhängigkeiten bei CReg. Ein Punkt steht jeweils für den Parameterdatensatz Ω_i einer Projektion $i \in \mathcal{I}$ mit $\Omega_i = \{\mathbf{r}_i, \mathbf{t}_i\}$. Die Linien zeigen die bilateralen Abhängigkeiten der Parameterdatensätze von der Rekonstruktion bp . Jede Verfahrensiteration beinhaltet eine Rekonstruktion $\{\Omega_i\} \rightarrow \text{bp}$ und eine Registrierung $\text{bp} \rightarrow \{\Omega_i\}$.

Projektionen beeinflussen sich nur indirekt über die Rekonstruktion der Objektbeschreibung in der nächsten Iteration. Abbildung 5.14 bildet schematisch die Parameterabhängigkeiten des Verfahrens ab.

Kapitel 6

Untersuchungsmaterial und Evaluationsverfahren

Dieses Kapitel beschreibt die Evaluation der vorgestellten Autokalibrierverfahren. Es umfasst die Beschreibung des Versuchsaufbaus, die Erstellung der Testdaten und das Vorgehen bei der Auswertung der Ergebnisse. Die Evaluation wird aufgrund der unterschiedlichen Dimensionalität der Testdaten nach 2D und 3D unterschieden. Anschließend folgen Details zur Implementierung der jeweiligen Verfahren und zur Wahl der Verfahrensparameter.

6.1 Evaluation 2D-Verfahren

Die Evaluation des 2D-Verfahren wird anhand synthetischer 1D-Projektionen geometrischer Objekte durchgeführt. Die abgebildeten Objekte sind Kreise und Rechtecke von 1 – 2 cm Größe.

6.1.1 Gerätegeometrie

Die 2D-Testdaten werden mit einer Gerätegeometrie ähnlich einer dentalen DVT simuliert. Der Abstand zwischen Röntgenquelle und Detektor ist 500 mm, der Abstand zwischen Röntgenquelle und Iso-Zentrum ist 333 mm. Die Gerätebewegung simuliert eine halbseitige Aufnahme, also eine 180° Rotation plus halben Fächerwinkel. Hierbei wird ein festes Rotationszentrum angenommen. Es entstehen 225 Projektionsbilder mit einer Winkelauflösung von 0,8°. Die Detektorauflösung beträgt 0,1 mm.

6.1.2 Patientenbewegung

Die Patientenbewegung wird mit unterschiedlichen Bewegungsprofilen simuliert, namentlich *langsames Abdriften*, *langsames Zittern* und *abrupte Bewegung*.

Bei der Bewegung *langsames Abdriften* driften die Objekte langsam 11 mm vorwärts und rückwärts. Zeitgleich findet eine Rotation von bis zu 2.9° statt. Bei der Bewegung *langsames Zittern* bewegen die Objekte sich periodisch 10 mm vorwärts und rückwärts. Hierbei werden fünf Perioden pro Aufnahme durchgeführt. Bei *abrupte Bewegung* springen die Objekte nach einem Drittel der Aufnahme 2,2 mm seitwärts. Nach der Aufnahme von zwei Projektionsbildern springen die Objekte 3,8 mm in die entgegengesetzte Richtung.

Ein zusätzliches leichtes Gaußsches Rauschen stört die Position und Ausrichtung des Objekts. Abbildung 6.1 zeigt die resultierenden Bewegungsartefakte in den Tangentenrekonstruktionen. Details zur Interpretation der Tangentenrekonstruktion folgen in Abschnitt 6.1.4. Als Startlösung wird angenommen, dass der Patient unbewegt und die Gerätetrajektorie bekannt ist.

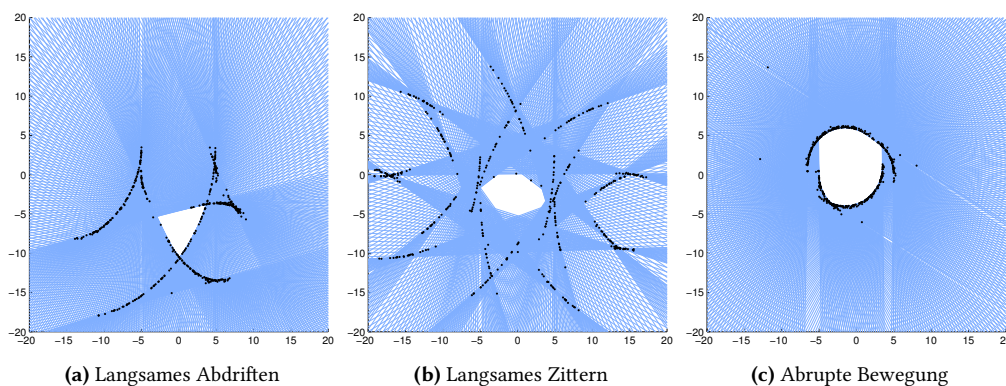


Abbildung 6.1: 2D-Tangentenrekonstruktion von kreisförmigen Objekten mit unterschiedlichen Bewegungsfehlern. Blaue Linien markieren die Objekt tangente. Schwarze Punkte markieren die inneren Schnittpunkte der Objekt tangente nach (5.10).

6.1.3 Datenaufbereitung

Die Konturpunkte werden in der Simulation der Projektionsdaten direkt ermittelt, eine Kantenextraktion und eine Verfolgung der Konturpunkte sind demnach nicht erforderlich. Die Konturdaten werden pixelgenau gerundet. Zur Untersuchung der Verfahrensrobustheit werden sie zusätzlich mit zufälligem Gaußschem Rauschen mit variierender Standardabweichung σ von bis zu 0,1 mm gestört.

6.1.4 Evaluation

Die Evaluation der Daten erfolgt visuell und quantitativ. Bei der Interpretation der Daten ist der Umgang mit den angenommenen Konturfehlern zu berücksichtigen, da diese einen starken Einfluss auf die Darstellung und Bewertung der Ergebnisse hat.

Visuelle Evaluation Die visuelle Bewertung erfolgt in einer axialen Rekonstruktion aus Objekt tangente. Ein Beispiel hierfür ist in Abbildung 6.2 zu sehen. Es zeigt die Rekonstruktion von

fünf kreisförmigen Objekten mit korrigierter Objektbewegung. Die Objektbewegung *langsamen Zittern* ist auf die Gerätetrajektorie projiziert. Dies ist möglich, da die Objektbewegung stets einer inversen Gerätebewegung entspricht. Die blauen Linien sind Objekt tangentes eines Objekts nach (5.9). Der weiße Bereich, der sich durch die blauen Linien ergibt, entspricht der Rekonstruktion einer Objekthülle. Es ist der Bereich, der von allen Tangentes als Objektinneres gesehen wurde. Aus Gründen der Übersichtlichkeit werden die Tangentes und die daraus resultierende Objekthülle nur für ein Objekt eingezeichnet. Die schwarzen Punkte sind die inneren Schnittpunkte der Objekt tangentes aller Objekte nach (5.10). Die grünen Linien sind Rückprojektionen des ersten und letzten Detektorpixels und markieren somit die Grenzen des vollständig erfassten Aufnahmebereichs. Vollständig heißt, dass jeder Punkt in diesem Bereich aus mindestens 180° erfasst wird. Die Form des vollständig erfassten Aufnahmebereichs lässt Rückschlüsse bezüglich der Gerätetrajektorie zu, beziehungsweise bezüglich der zugrunde liegenden, korrigierten Patientenbewegung.

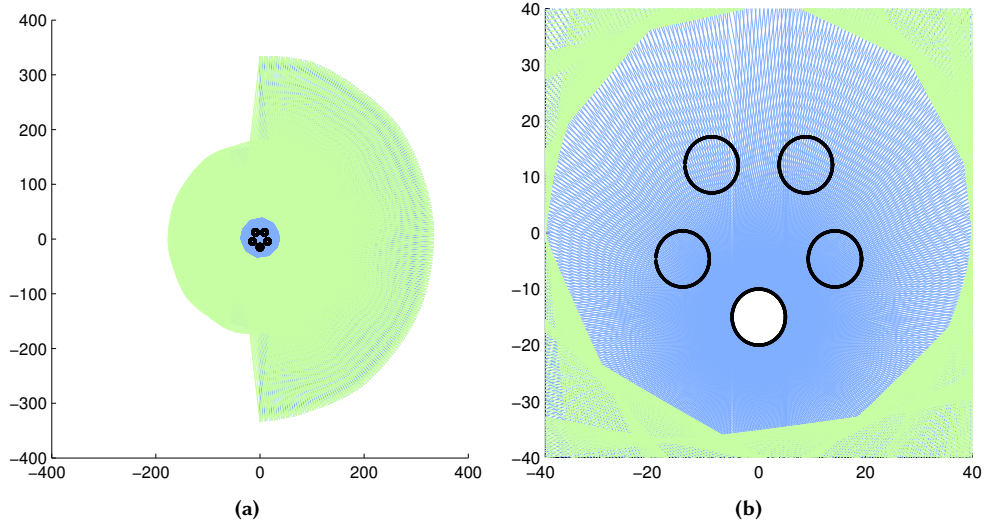


Abbildung 6.2: 2D-Tangentenrekonstruktionen mit optimaler Korrektur der Patientenbewegung *langsames Zittern*. (a) zeigt die vollständige Szene und die zugehörige Trajektorie von Röntgenquelle und Detektor und (b) zeigt eine Nahansicht auf die Objekte und den erfassten Aufnahmebereich.

Quantitative Evaluation Zur quantitativen Auswertung der simulierten 2D-Daten wird die mittlere Distanz \bar{d} einer jeder Tangente zur Objektoberfläche betrachtet

$$\bar{d} = \frac{1}{n_{\mathcal{O}}} \sum_{o \in \mathcal{O}} \left(\frac{1}{n_{L_o}} \sum_{l \in L_o} \text{abs} \left(\underset{m_o}{\text{argmin}} \text{sDist}(l, m_o) \right) \right), \quad (6.1)$$

wobei m_o der nächstgelegene Punkt auf der Oberfläche des Objekts o ist und $\text{sDist}(l, m_o)$ die vorzeichenbehaftete Distanz zwischen Punkt m_o und Strahl l beschreibt. Der Strahl l wird für die jeweiligen Projektionsparameter nach (5.9) ohne Berücksichtigung des Konturfehlers bestimmt. Der Oberfläche des Objekts o wird hier mit ihrer tatsächlichen Form und Position berücksichtigt,

welche aus der Simulation der Testdaten bekannt ist. Zudem bezeichnet $n_{\mathcal{O}}$ die Anzahl der Objekte \mathcal{O} und n_{L_o} die Anzahl der betrachteten Objekt tangente L_o von Objekt o .

Berücksichtigung des Konturfehlers Während der Autokalibrierung werden sowohl die Position und die Richtung, als auch der Konturfehler einer jeden Tangente geschätzt. Der Konturfehler beeinflusst hierbei Position und Richtung der Tangente. Bei der Evaluation der Ergebnisse macht es einen deutlichen Unterschied, ob der geschätzte Konturfehler in die Auswertung eingeht. Ein Beispiel ist in Abbildung 6.3 zu sehen. Die Abbildungen 6.3a und 6.3b zeigen dieselben Ergebnisse, jedoch mit einer unterschiedlichen Darstellung der Konturdaten. Abbildung 6.3a zeichnet die Tangenten und ihre Schnittpunkte nach (5.9), also ohne Berücksichtigung des ermittelten Konturfehlers. Dies entspricht der Annahme, dass die gegebenen Konturdaten korrekt sind. Im Gegensatz dazu zeichnet Abbildung 6.3b die Tangenten und ihre Schnittpunkte nach (5.15), also unter Berücksichtigung des geschätzten Konturfehlers ϵ_c . Wie zu erwarten, führt die Berücksichtigung des geschätzten Konturfehlers zu einer korrekteren Tangentenrekonstruktion. Die Korrektheit bezieht sich hierbei auf die Bedingung, dass die inneren Schnittpunkte einer korrekten Rekonstruktion aus Objekt tangente eine konvexe Objekthülle beschreiben, wie in Kapitel 5.2 definiert. In Abbildung 6.3b liegen die Tangentenschnittpunkte nah an der rekonstruierten Objektoberfläche und verlaufen nah am geschätzten Objekt vorbei. Wird der Konturfehler nicht berücksichtigt wie in Abbildung 6.3a, liegen die Tangentenschnittpunkte weiter von der Objektoberfläche entfernt. Es kann unter anderem passieren, dass fast parallele Linien sehr weit entfernte Schnittpunkte erzeugen. Sofern in der Evaluation nicht anders angegeben, beziehen sich alle visuellen und quantitativen Auswertungen auf (5.9) und berücksichtigen somit den geschätzten Konturfehler nicht.

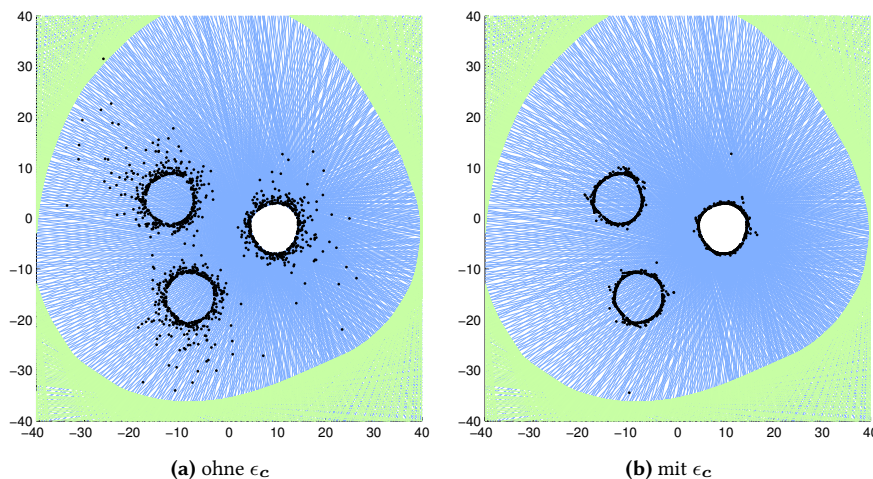


Abbildung 6.3: 2D-Tangentenrekonstruktionen identischer Daten in (a) mit und in (b) ohne Berücksichtigung des geschätzten Konturfehlers ϵ_c .

6.2 Evaluation 3D-Verfahren

Die Evaluation der 3D-Verfahren wird mit digital rekonstruierten Röntgenprojektionen durchgeführt. Hierbei handelt es sich um synthetische Projektionsbilder, welche durch Vorwärtsprojektionen eines CT-Volumendatensatzes von einem Trockenphantom eines menschlichen Schädels simuliert werden. Hierfür wird ein Vorwärtsprojektor nach Joseph (1982) verwendet. Die Projektionsdaten werden mit Poisson-Rauschen versehen, sodass Messwerte nach hoher Absorption stärker rauschen als Messwerte nach geringer Absorption.

6.2.1 Gerätegeometrie

Die simulierte Gerätegeometrie ähnelt der einer dentalen DVT. Der Abstand zwischen Röntgenquelle und -detektor beträgt 524 mm und der Abstand zwischen Röntgenquelle und Isozentrum 332 mm. Die Abmessungen des Detektors betragen 160×160 mm mit einer Pixelgröße von 0,12 mm, wobei standardmäßig ein zweier Pixel-Binning angewendet wird. Der Zentralstrahl trifft den Detektor mittig in der untersten Detektorzeile. Unter Berücksichtigung gängiger Röntgenquellen- und Detektoreigenschaften dentaler DVT-Geräte ergibt sich daraus eine Auflösung von ungefähr 0,16 mm im abgebildeten Bereich.

Die Gerätebewegung simuliert eine halbseitige Aufnahme, also eine 180° Rotation plus halben Fächerwinkel. Für das Gerät bedeutet dies eine Rotationsbewegung um 200° . Aufgrund der Durchleuchtung ergibt sich somit eine Winkelabdeckung von mindestens 180° für jeden Punkt des aufgenommenen Volumens. Die Rotation wird in einer Ebene mit einem fixen Rotationszentrum durchgeführt. Es werden 200 Projektionen erstellt, dies entspricht einer Projektion pro Grad Rotation.

6.2.2 Patientenbewegung

Die Patientenbewegung wird mit mehreren Bewegungsprofilen simuliert, welche unterschiedliche Arten der Patientenbewegung abdecken. Je nach Korrekturverfahren sind abrupte Bewegungen besser oder schlechter zu korrigieren als kontinuierliche Bewegungen. Ebenso ist zwischen großen und kleinen Bewegungen, Rotation und Translation und kombinierten Rotationen und Translationen zu unterscheiden. Folgend Bewegungen werden hier untersucht: ein *langsames Abdriften*, ein wiederholtes *langsames Zittern*, ein *schnelles Zittern*, eine seitliche *abrupte Bewegung*, mehrere kombinierte *abrupte Bewegungen*, ein schnelles *Kopfschütteln* und mehrere transferierte, echte Patientenbewegungen.

Zur Simulation der Bewegung *schnelles Zittern* wird die Patientenbewegung mit Gaußschem Rauschen gestört. Dies entspricht weder einer natürlichen Geräte- noch Patientenbewegung. Die Bewegung stört jedoch mögliche Annahmen bezüglich der Glattheit und der Kontinuität der Bewegungstrajektorien und stellt daher eine besondere Herausforderung für manche Korrekturverfahren dar.

Bei den Bewegungen *abrupte Bewegung* und *abrupte Bewegungen* wird darauf geachtet, dass stets

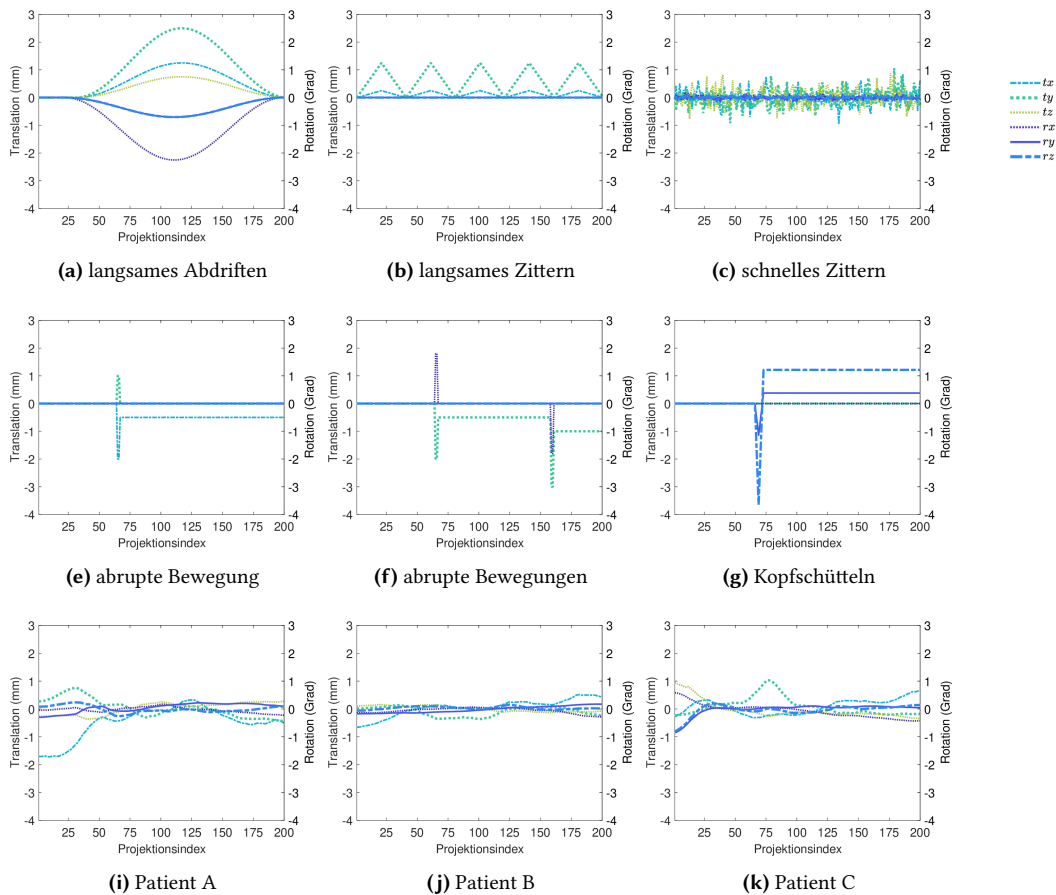


Abbildung 6.4: Transformationsparameter der simulierten Patientenbewegungen mit Translation $\mathbf{t} = (tx, ty, tz)$ entlang und Rotation $\mathbf{r} = (rx, ry, rz)$ um die Achsen des Patientenkoordinatensystems. Die Bewegungstrajektorien (a), (b) und (g) werden auch mit Faktor zwei und vier verstärkt ausgewertet.

mehr als eine aufeinanderfolgende Projektion von der Grundbewegung abweichen, sodass keine isolierte Ausreißerbehandlung gegen ansonsten konsistente Daten möglich ist. Denn dies wäre eine sehr unnatürliche und häufig sehr einfach zu korrigierende Bewegung.

Bei *Kopfschütteln* handelt es sich um eine Bewegung, welche stückweise parallel zur Gerätebewegung läuft und diese aufhebt, beziehungsweise umkehrt. Diese Bewegung ist eine besondere Herausforderung für diejenigen Verfahren, welche sich auf die Ordnung der Projektionsbilder verlassen. In dieser Arbeit wird die Reihenfolge der Aufnahmezeitpunkte meist mit der Reihenfolge der Projektionswinkel gleichgesetzt. Diese Annahme wird von der Bewegung *Kopfschütteln* nicht erfüllt, was die Auswertung lokaler Konsistenzbedingungen stört. Zudem ist bei dieser Bewegung keine gleichmäßige Winkelabtastung gegeben. Dies resultiert in einer ungleichmäßigen Kalibrierungsgenauigkeit, die abhängig vom Projektionswinkel variiert.

Die transferierten, echten Patientenbewegungen wurden anhand dentaler DVT-Aufnahmen ermittelt, bei denen am Patientenkopf befestigte Röntgen-opake Marker eine Vermessung der

Patientenbewegung erlaubten¹. Dabei handelt es sich um eine kombinierte Messung der Patientenbewegung und der Abweichung der Gerätetrajektorie von einer gegebenen Gerätekalibrierung. Die daraus resultierenden Bewegungsprofile werden mit *Patient A*, *Patient B* und *Patient C* betitelt.

Abbildung 6.4 zeigt die Transformationsparameter der Bewegungsprofile. Die Auswirkungen der Patientenbewegungen auf die rekonstruierten Volumen sind in Abbildung 6.5 zu sehen. Die Rekonstruktionen basieren auf einer bekannten Gerätetrajektorie und der Annahme, dass der Patient unbewegt sei. Das entspricht auch der Ausgangssituation für die Autokalibrierverfahren. Abbildung 6.6 zeigt die zugehörigen optimal bewegungskorrigierten Datensätze. Sie bilden eine Referenz, welche zeigt, wie gut die jeweiligen Bewegungsfehler bestenfalls korrigiert werden können. Für die meisten Bewegungen ist visuell kein Unterschied zum Referenzdatensatz ohne Patientenbewegung in Abbildung 6.6a auszumachen. Sie können demnach ausreichend gut korrigiert werden. Eine Ausnahme stellt die Bewegung *Kopfschütteln* dar. Neben den deutlich sichtbaren Artefakten der Unterabtastung gibt es Kanten, welche trotz Bewegungskorrektur verschwommen abgebildet werden. Auf die Artefakte der Unterabtastung wird in Kapitel 6.2.4 noch gesondert eingegangen.

¹Messdaten zur Verfügung gestellt von Markus Hülsbusch von Sirona Dental Systems GmbH

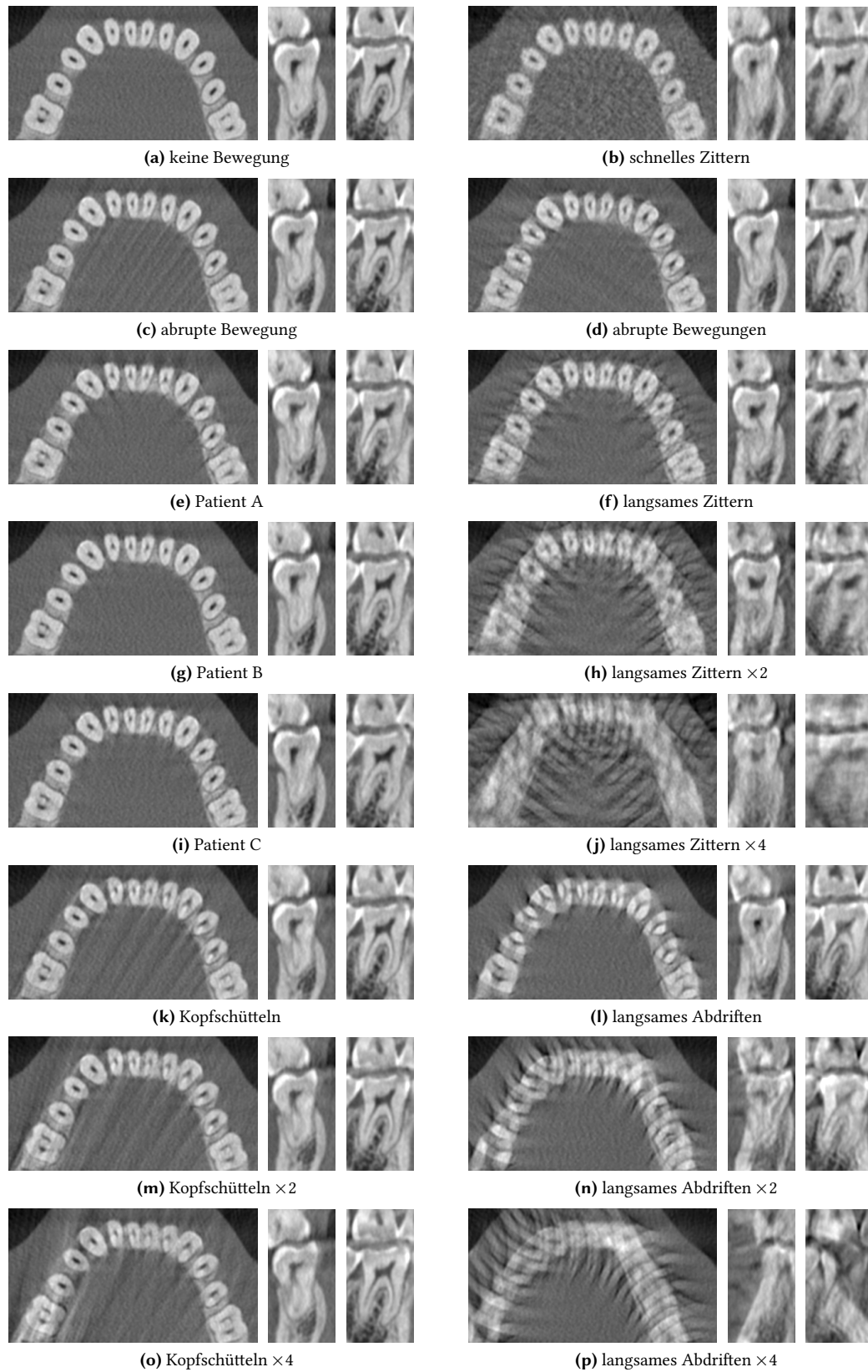


Abbildung 6.5: Axiale, coronale und sagittale Schichten bewegungsgestörter Volumina.

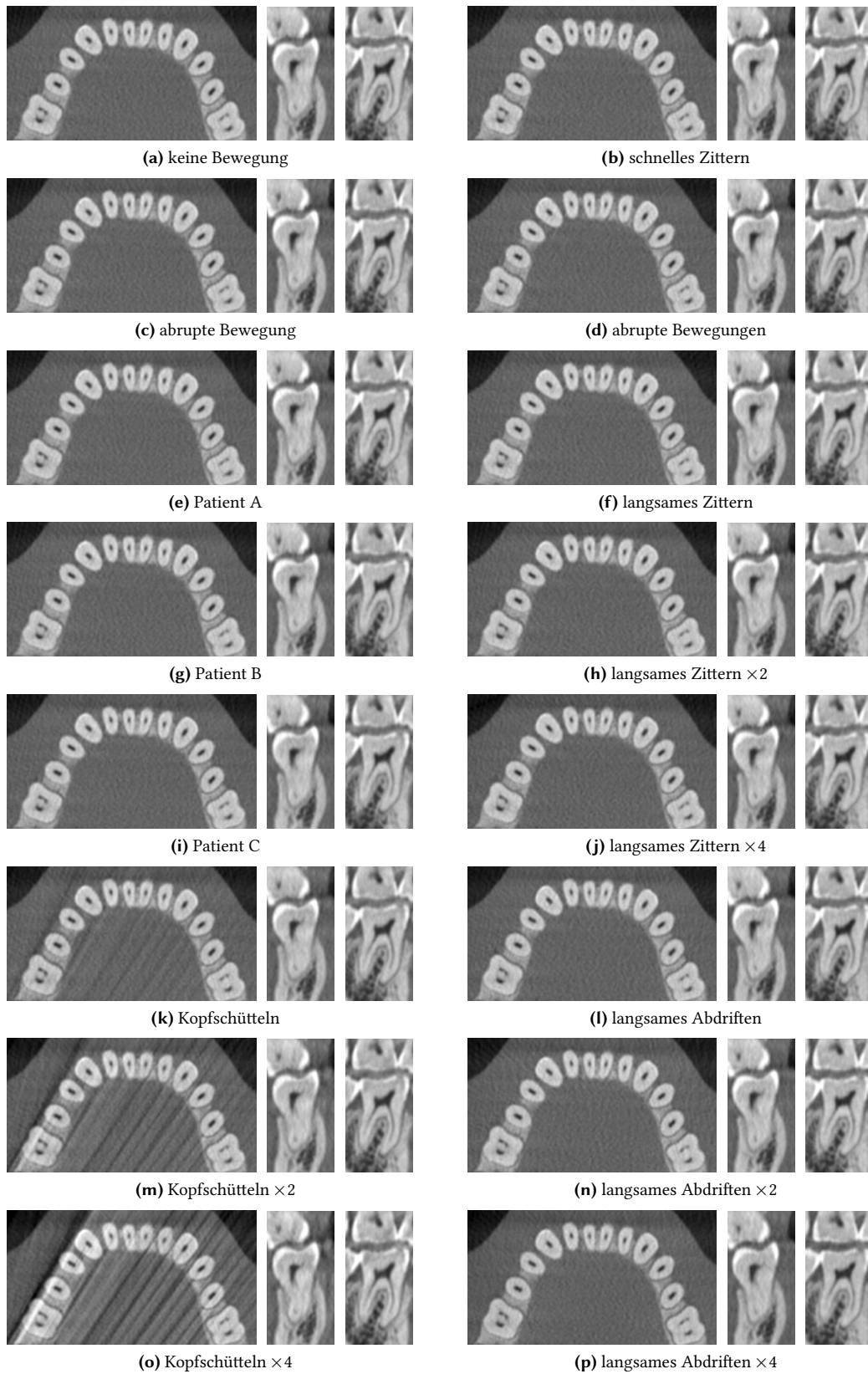


Abbildung 6.6: Axiale, coronale und sagittale Schichten bewegungskorrigierter Volumina.

6.2.3 Datenaufbereitung

Konturdetektion und -verfolgung Die Detektion und das Verfolgen der Konturen im Sinogramm wird durch eine Volumensegmentierung vereinfacht. Durch die Vorwärtsprojektionen manuell segmentierter Zähne werden Objektsilhouetten erzeugt. Diese ergeben die erforderliche Konturinformation in Pixelgenauigkeit für alle Projektionsbilder. Abbildung 6.7 zeigt exemplarisch ein Projektionsbild mit markierten und nummerierten Zahnkonturen.

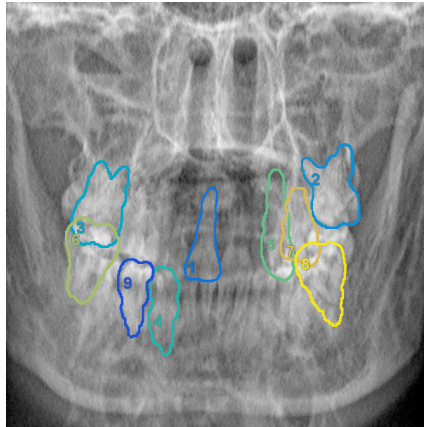


Abbildung 6.7: Konturdetektion im Projektionsbild. Die Darstellung des Projektionsbildes ist logarithmiert und stark kontrastoptimiert.

6.2.4 Evaluation

Die 3D-Testdaten weisen reale anatomischen Strukturen auf, wie zu Beginn des Kapitels 6.2 erläutert. Ihre Auswertung erfolgt visuell und quantitativ in rekonstruierten Volumina.

Rekonstruktion Unter Anwendung der durch die Autokalibrierungsverfahren geschätzten Projektionsmatrizen werden Volumina mittels eines FDK-Rekonstruktionsverfahren nach Feldkamp u. a. (1984) berechnet. Die Voxelgröße wird auf 0,16 mm gesetzt, da dies ungefähr der Systemauflösung der in Kapitel 6.2.1 beschriebenen Gerätegeometrie entspricht. Ein schwacher bilateraler Filter nach Tomasi und Manduchi (1998) mit $\sigma_d = 2$ und $\sigma_r = 25$ unterdrückt das Rauschen im Volumen und stabilisiert somit die quantitative Auswertung der Bilddaten. Auf eine Unterdrückung hoher Frequenzen im Rampenfilter während der Rekonstruktion nach Chesler und Riederer (1975) wird verzichtet. Die Effekte der jeweiligen Filterungen sind in Abbildung 6.8 zu sehen.

Rekonstruktionsgewichte Die Ergebnisse der Autokalibrierung ändern die initialen Annahmen bezüglich der Projektionsgeometrie. Dies wirkt sich auf die optimale Gewichtung der Pixelwerte im Rekonstruktionsverfahren aus. In dieser Arbeit wird initial eine Pixelgewichtung nach Parker (1982) für die ungestörte Gerätetrajektorie berechnet. Sie gleicht aus, dass die Voxel

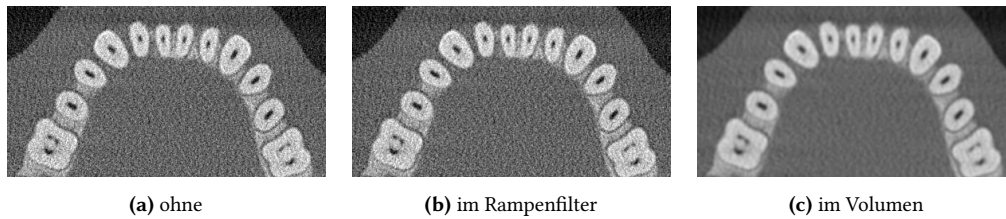


Abbildung 6.8: Rauschunterdrückung dargestellt in axialen Volumenschichten. (a) Ohne Rauschunterdrückung. (b) Anwendung einer Hanning-Fensterung im Rampenfilter zur Dämpfung hohe Frequenzen ab 0,8 der Nyquist-Frequenz. (c) Bilaterale Volumenfilterung mit $\sigma_d = 2$ und $\sigma_r = 25$.



Abbildung 6.9: Einfluss des Rekonstruktionsgewichts (Rekongewicht) in axialen Volumenschichten rekonstruierter Daten mit der Patientenbewegung *Kopfschütteln* $\times 4$. (a) Mit initialem Bewegungsfehler. (b) Mit korrigiertem Bewegungsfehler. (c) Mit zusätzlich bezüglich der Winkelabtastrung angepasstem Rekonsgewicht.

des Volumens aus einer variierenden Anzahl an Projektionen bestimmt werden. Die Pixelgewichte werden hier nicht aktualisiert, obwohl sich durch die Autokalibrierung der Beitrag der Pixel zu den Voxeln verändert. Eine Aktualisierung der Pixelgewichte kann zu einem un stetigen Verlauf der Gewichte führen, da die optimierte Projektionsgeometrie häufig nicht so kontinuierlich ist wie die initial angenommene. Handelt es sich um kleine oder stetige Bewegungen, sind die Fehler der Gewichte in den bewegungskorrigierten Volumen kaum zu sehen. In den quantitativen Auswertungen führt eine Aktualisierung der Pixelgewichte jedoch zu einer leichten Unstetigkeit, die den Vergleich der Korrekturergebnisse erschwert.

Eine Ausnahme stellt die Bewegung *Kopfschütteln* dar. In Abbildung 6.9b ist zu sehen, dass trotz optimaler Bewegungskorrektur starke Streifenartefakte verbleiben, welche in ihrem Erscheinungsbild Bewegungsartefakten ähneln. Es handelt sich um Artefakte der Unterabtastung, welche aufgrund der stark unregelmäßigen Winkelabtastrung entstehen. Abbildung 6.9c zeigt einen Datensatz, bei dem die Rekonstruktionsgewichte bezüglich der Winkelabtastrung der Rotation um die z -Achse korrigiert sind. Die zuvor vorherrschenden diagonalen Streifenartefakte sind minimiert. Dafür treten die kleinen, fast vertikal verlaufenden Artefakte deutlicher hervor. Diese entstehen vermutlich durch die zusätzliche Rotation um die y -Achse, welche ebenfalls zu einer unregelmäßigen Winkelabtastrung führt. Mit einfachen Verfahren sind die Artefakte der Unterabtastung in dieser Evaluation daher nicht zu korrigieren. Die Berechnung einer korrekten Pixelgewichtung ohne Näherung ist sehr rechenintensiv und daher nicht praxistauglich.

Bei der Bewegung *Kopfschütteln* sind die Artefakte der Unterabtastung so schwerwiegend, dass sie die visuelle und quantitative Auswertung der Ergebnisse stark beeinträchtigen. Die quantitative Auswertung dieser speziellen Daten erfolgt daher im Folgenden nur mithilfe des Residualfehlers der jeweiligen Optimierungsfunktion, da dieser unabhängig von der Bildqualität und somit unabhängig von den Bildartefakten ist.

Visuelle Auswertung Die visuelle Bewertung der 3D-Volumendaten erfolgt auf Bildregionen axialer, coronaler und sagittaler Volumenschichten. In den axialen Schichten des Volumens sind die Bewegungsartefakte meist am deutlichsten zu erkennen. Je nach Auswertung werden unterschiedliche Bildregionen zur visuellen Auswertung angezeigt. Abbildung 6.10 zeigt eine Volumenübersicht, in welcher die relevanten Bildregionen der visuellen Auswertung rot markiert sind.

Quantitative Auswertung Im Rahmen dieser Arbeit hat sich die Gradientenvarianz als adäquates Maß zur quantitativen Auswertung erwiesen. Die Gradientenvarianz einer Volumenregion V nach Bueno-Ibarra u. a. (2005) berechnet sich

$$\text{gradVar}(V) = \sum_v \left(\sqrt{\nabla(V_v)} - \frac{1}{n_v} \sum_v \sqrt{\nabla(V_v)} \right)^2, \quad (6.2)$$

wobei $v \in [1, n_v]$ einen Voxel in V indiziert und n_v die Anzahl der Voxel beschreibt. $\nabla(V_v)$ ist der quadrierte 3D-Gradient des Volumens mit

$$\nabla(V_v) = \nabla_x(V_v)^2 + \nabla_y(V_v)^2 + \nabla_z(V_v)^2. \quad (6.3)$$

∇_x , ∇_y und ∇_z beschreiben hierbei die 1D-Gradienten eines Voxels entlang der drei Hauptachsen x , y und z . Eine hohe Gradientenvarianz steht für hohe Bildschärfe und hohe Bildqualität. In dem betrachteten Fall bedeutet hohe Bildqualität das Vorhandensein weniger Bewegungsartefakte. Zur quantitativen Evaluation wird eine Volumenregion von 2 cm Dicke mit mehreren Zähnen gewählt, wie in Abbildung 6.10 grün markiert. Die Zähne bieten starke Bildgradienten zur Bewertung der Bildschärfe und weisen für alle getesteten Bewegungsprofile entsprechende Bewegungsartefakte auf. Der Einfluss geringer Ausrichtungsfehler der zu vergleichenden Volumen wird durch kontinuierliche Strukturen an den Rändern der Region gemindert.

Validierung der quantitativen Auswertung Zur Validierung der Gradientenvarianz für die quantitative Auswertung der Autokalibrierergebnisse werden einige alternative Maße zur Bildqualitätsbewertung vergleichend betrachtet. Dabei werden ausschließlich Maße berücksichtigt, welche bereits Anwendung zur Bewertung von Bewegungsartefakten gefunden haben. Eine Übersicht diesbezüglich ist bei Sisniega u. a. (2017) zu finden. Die Maße werden im Folgenden kurz vorgestellt. Die angegebenen Referenzen verweisen auf die jeweiligen Arbeiten zur Bewertung von Bewegungsartefakten.

Die Gradientennorm nach Kingston u. a. (2011) bewertet die Gradientenstärke im rekonstruierten Volumen mit

$$\text{gradNorm}(V) = \sum_v \nabla(V_v), \quad (6.4)$$

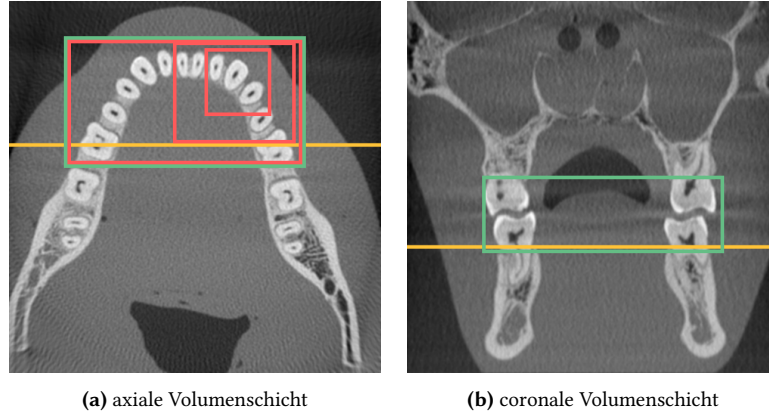


Abbildung 6.10: Auswertung im rekonstruierten Volumen. Die grünen Rechtecke markieren die Volumenregion, welche zur quantitativen Auswertung verwendet wird. Die Bildregionen zur visuellen Bewertung sind rot markiert. Die gelben Linien markieren jeweils die gegenseitigen Positionen der Volumenschichten.

wobei v einen Voxel des Volumens V indiziert und $\nabla(V_v)$ den Grauwertgradienten des Voxels nach (6.3) bezeichnet. Eine hohe Gradientennorm zeigt eine hohe Bildschärfe an. Die TV-Norm nach Wicklein u. a. (2012) bewertet die Homogenität der Grauwerte im Volumen mit

$$\text{TV}(V) = \sum_v \sqrt{\nabla(V_v)}, \quad (6.5)$$

wobei $\nabla(V_v)$ wieder den Grauwertgradienten des Voxels V_v beschreibt. Ein hoher Wert der TV-Norm steht für homogene Bildbereiche und somit für eine gute Bildqualität. Die Grauwertvarianz nach Groen u. a. (1985) und Mateos-Pérez u. a. (2012) wertet die Varianz der Grauwerte im Volumen aus mit

$$\text{Var}(V) = \sum_v (V_v - \bar{V})^2, \quad (6.6)$$

wobei \bar{V} den mittleren Grauwert des Volumens bezeichnet. Eine hohe Grauwertvarianz steht für hohe Bildschärfe. Die Entropie nach Wicklein u. a. (2012) wertet die Informationsdichte des Grauwertistogramms des Volumens aus mit

$$\text{Entropie}(V) = - \sum_l h_l(V) \cdot \log(h_l(V)), \quad (6.7)$$

wobei l eine Säule h eines Grauwertistogramms indiziert. Eine geringe Entropie steht für hohe Kontraste, da wenige, dafür aussagekräftige Spitzen im Histogramm gegeben sind.

Eine spezifische Variante des SSIM nach Wang u. a. (2004) bewertet die Ähnlichkeit eines Volumens V zu einem Referenzvolumen V' mit

$$\text{SSIM}(V, V') = \frac{(2\bar{V}\bar{V}' + k_1) \cdot (2\sigma_{VV'} + k_2)}{(\bar{V}^2 + \bar{V}'^2 + k_1) \cdot (\sigma_V^2 + \sigma_{V'}^2 + k_2)}, \quad (6.8)$$

wobei \bar{V} und \bar{V}' die mittleren Grauwerte der Volumen beschreiben, σ_V^2 und $\sigma_{V'}^2$ deren Varianz und $\sigma_{VV'}$ deren Kovarianz. Die Konstanten k_1 und k_2 dienen der Regularisierung, wenn $\bar{V}^2 + \bar{V}'^2$

oder $\sigma_V^2 + \sigma_V^2$, nahe null sind. Hier werden $k_1 = 10^{-4}$ und $k_2 = 3k_1$ gewählt. Ein hohes Maß an Übereinstimmung zwischen den beiden Volumens führt zu einem hohen SSIM Wert. Das Referenzvolumen V' ist üblicherweise ein Vergleichsvolumen ohne Kalibrierfehler. Dieses Maß kann daher auf Patientendaten nicht angewendet werden, da meist kein geeignetes Referenzvolumen bekannt ist. Es eignet sich jedoch gut zur Validierung der obigen Bildschärfemaße mit Simulationsdaten.

Absolute und relative Verbesserung Bei der quantitativen Evaluation ist sowohl das absolute Ergebnis der Autokalibrierung als auch dessen relative Verbesserung interessant. Da der absolute Messwert intuitiv jedoch wenig aussagekräftig ist, wird er durch einen normierten Absolutwert ersetzt. Bezeichnet V^{ac} das rekonstruierte Volumen nach Durchführung der Autokalibrierung, so beschreibt $f(V^{\text{ac}})$ dessen quantitative Bewertung. Die Funktion f ist hierbei eine Funktion zur Bewertung der Bildqualität, wie zum Beispiel die Gradientenvarianz gradVar nach (6.2). Zur Bestimmung der absoluten Verbesserung wird eine Normierung mit einem Referenzwert durchgeführt:

$$f_{\text{abs}}(V^{\text{ac}}) = \frac{f(V^{\text{ac}})}{f(V^{\text{ref}})}. \quad (6.9)$$

Das Volumen V^{ref} entspricht hier dem statischen Volumen ohne Patientenbewegung. Die Darstellung mit absoluten Werten eignet sich gut zum Vergleich der Autokalibrierergebnisse unterschiedlicher Bewegungsfehler, da sie die erreichte absolute Kalibrierengenauigkeit widerspiegelt.

Für die Bewertung der Autokalibrierergebnisse eines spezifischen Datensatzes ist auch eine datenspezifische Betrachtung interessant. Hierfür werden noch zwei weitere Referenzvolumen bestimmt. Das Volumen V^{start} zeigt die initialen Bewegungsartefakte vor der Korrektur und entspricht somit dem Ergebnis der Gerätekalibrierung. Das Volumen V^{opt} wird unter Berücksichtigung der optimalen Kalibrierung erzeugt, indem das Wissen über die simulierte Patientenbewegung des Versuchsaufbaus herangezogen wird. Die relative datenspezifische Verbesserung definiert sich demnach aus dem Verhältnis zwischen der Verbesserung der Autokalibrierung und dem Potential der optimalen Kalibrierung

$$f_{\text{rel}}(V^{\text{ac}}) = \frac{f(V^{\text{ac}}) - f(V^{\text{start}})}{f(V^{\text{opt}}) - f(V^{\text{start}})} \quad (6.10)$$

Die Darstellung mit relativen Werten eignet sich gut um den Einfluss des initialen Bewegungsfehlers auf das Kalibrierergebnis zu untersuchen. Bei der Verwendung der Gradientenvarianz gibt der Wert von $\text{gradVar}_{\text{rel}}$ dann die Wiederherstellung der Bildschärfe durch die Autokalibrierung an. Es ist zu beachten, dass der Wert $f(V^{\text{start}})$ nicht immer der visuellen Wahrnehmung der Bildartefakte entspricht. Die Patientenbewegung induziert Bildartefakte, die die Auswertung negativ beeinflussen. Daher kann die Anwendung des Maßes $f_{\text{rel}}(V^{\text{ac}})$ beim Vergleich von Autokalibrierergebnissen unterschiedlicher Bewegungsfehler zu verzerrten Ergebnissen führen.

Abbildung 6.5 zeigt Beispielrekonstruktionen für V^{start} , wohingegen Abbildung 6.6 die Referenz-

rekonstruktionen V^{opt} abbildet. Die Referenzrekonstruktion V^{ref} ohne Bewegung ist in Abbildung 6.6a dargestellt.

Registrierung der Ergebnisse Vor der Evaluierung werden die zu vergleichenden Ergebnisse durch Registrierung einander angeglichen, um einen möglichst direkten Vergleich der Daten zu ermöglichen. Denn die visuelle Evaluierung erfordert den Vergleich derselben Bildinhalte. Auch die quantitative Evaluierung liefert bei fehlerhafter Registrierung schwankende Ergebnisse. Nach der Autokalibrierung ist eine Registrierung der Daten erforderlich, da die Modifikation der Projektionsmatrizen den Bezug zum Referenzkoordinatensystem verschieben kann. Theoretisch ist es möglich, diese Verschiebung durch die Beschränkung einzelner Projektionen zu unterbinden, zum Beispiel durch Ausschluss der Parameter der ersten oder mittleren Projektion von der Optimierung. Dies beeinflusst jedoch auch den Optimierungsverlauf und hat sich daher nicht als zielführend erwiesen. Eine zuverlässige automatisierte Registrierung der Bildstrukturen ist schwierig, da die Bewegungsartefakte die Bildqualität stark beeinträchtigen und auch Verzerrungen verursachen können. Daher werden in dieser Evaluation die Trajektorien der zu vergleichenden Daten zueinander registriert. Hierzu wird je Datenpaar eine Transformationsmatrix T^{reg} bestimmt, welche für jede Projektion $i \in \mathcal{I}$ die Projektionsmatrix des Autokalibrierergebnisses P_i^{ac} der des erwarteten, optimalen Ergebnisses $\mathcal{P}_i^{\text{opt}}$ angleicht

$$\operatorname{argmin}_{T^{\text{reg}}} \sum_{i \in \mathcal{I}} \sum W \odot (P_i^{\text{ac}} \cdot T^{\text{reg}} - \mathcal{P}_i^{\text{opt}}), \text{ mit } W = \begin{pmatrix} 10 & 10 & 10 & 1 \\ 10 & 10 & 10 & 1 \\ 10 & 10 & 10 & 1 \end{pmatrix} \quad (6.11)$$

und \odot als Element-weise Matrixmultiplikation. Die Matrix W gewichtet hierbei die Translationsparameter gegen die Rotationsparameter. Die zweite Summe der Formel beschreibt die Summe über alle Matrixelemente. Zur Optimierung wird eine BFGS Implementierung nach Nocedal und Wright (2006) der SciPy Bibliothek von Jones u. a. (2001–) angewandt, welche auf Basis der ersten Ableitung unstetige Optimierungsprobleme bearbeitet.

6.3 Implementierungsdetails

Dieses Kapitel beschreibt Implementierungsdetails zu den untersuchten Autokalibrierverfahren und die Wahl der jeweiligen Verfahrensparameter. Der erste Abschnitt fasst die verfahrens-unabhängigen Implementierungsdetails zusammen, anschließend folgen verfahrensspezifische Informationen und gegebenenfalls Abweichungen.

6.3.1 Allgemeine Implementierungsdetails

Konditionierung In den Autokalibrierverfahren werden Transformationsparameter optimiert, welche die Patienten- und Gerätebewegung beschreiben. Hierbei werden Rotationsparameter in Radianten (rad) und Translationsparameter in Millimetern (mm) bedacht. Um die Auswirkungen von Parameteränderungen vergleichbar zu machen und aussagekräftige Gradienten in

der Optimierung zu erhalten, werden die Parameter für die Optimierung normiert. Ziel der Normierung ist es, dass die Parameteränderungen in jeder Dimension des Parameterraums ähnlich große Auswirkungen im Bildraum haben. Dies beeinflusst indirekt das Konvergenzverhalten der Autokalibrierverfahren. Die Auswirkungen der Rotationsparameter ist stark ortsabhängig, was den Abgleich mit den Translationsparametern erschwert. Zur Normierung der Transformationsparameter wird daher die Auswirkung der Transformationen auf einen 3D-Punkt \mathbf{X} im Raum betrachtet und die Länge des resultierenden Translationsvektors ausgewertet. So lässt sich ein Normierungsfaktor fac_r beschreiben, welcher für eine einzelne, isolierte Parametermodifikation in Rotation oder Translation einen Translationsvektor ähnlicher Länge ergibt:

$$|T_r(\text{fac}_r \cdot \mathbf{r}) \cdot \mathbf{X} - \mathbf{X}|_2 \stackrel{!}{\approx} |T_t(\mathbf{t}) \cdot \mathbf{X} - \mathbf{X}|_2. \quad (6.12)$$

Hier beschreibt $T_r(\mathbf{r})$ eine Rotationsmatrix der Rotation $\mathbf{r} = \{rx, ry, rz\}$ in rad, $T_t(\mathbf{t})$ eine Translationsmatrix der Translation $\mathbf{t} = \{tx, ty, tz\}$ in mm und fac_r den Normierungsfaktor zwischen Rotation und Translation. Für die in Kapitel 6.2.1 beschriebene Gerätegeometrie und einen Punkt \mathbf{X} mit mittlerem Abstand zum Rotationszentrum ergibt dies einen Normierungsfaktor von $\text{fac}_r = 1/0,022133$.

GPU Implementierung Die Auswertung der Zielfunktion mit Vorwärts- und Rückprojektion ist auf der GPU mit *OpenCL* von Munshi (2012) implementiert. Projektionsbilder und Volumen werden auf die relevanten Regionen beschränkt, welche die Kalibrierobjekte enthalten. Dies ermöglicht es, die Daten dauerhaft auf dem Speicher der Grafikkarte zu belassen und Ladezeiten zu reduzieren. Durch die Wiederverwendung der Speicher auf der GPU ist es aktuell jedoch nicht möglich die Optimierung parallel rechnen zu lassen. Hierfür ist zukünftig eine Anpassung des Speichermanagements erforderlich. Für jedes Kalibrierobjekt wird ein eigenes Volumen rekonstruiert und in der Vorwärtsprojektion eigene Projektionsbilder erzeugt.

Optimierungsgenauigkeit Die Volumenrekonstruktion wird mit einer Auflösung von 0,16 mm Voxelgröße durchgeführt, was ungefähr der Auflösung des simulierten Gesamtsystems entspricht. Die Vorwärtsprojektionen werden mit einer Auflösung von 0,24 mm berechnet, was mit der Auflösung der simulierten Projektionsdaten mit zweier Pixel-Binning korrespondiert. Die Rekonstruktionen zur Beurteilung der Bildqualität werden ebenfalls mit diesen Parametern durchgeführt.

Soweit nicht anders angegeben, gelten die Verfahren als konvergiert, wenn die Änderungen der Rotationsparameter kleiner sind als $\text{thr}_r = 1,27^\circ \cdot 10^{-4}$ und die Änderungen der Translationsparameter kleiner sind als $\text{thr}_t = 1 \text{ mm} \cdot 10^{-4}$. Aufgrund der Diskretisierung in Vorwärts- und Rückprojektion sind bei dieser Genauigkeit kaum noch relevante Unterschiede in der Projektionsgeometrie messbar. Die Gradienten werden numerisch mittels finiter Differenzen als Vorwärtsgradienten ermittelt. Hierbei wird eine Schrittgröße von $1,27^\circ$ für die Rotations- und $0,1 \text{ mm}$ für die Translationsparameter angewendet. Das Verhältnis zwischen den Werten für Rotation und Translation ergibt sich aus dem Normierungsfaktor nach (6.12).

Diskretisierung in Konturrekonstruktion und -projektion Die Konturrekonstruktion findet in einem diskreten Volumen statt. Beim Zugriff auf die Projektionsbilder während der Rückprojektion wird auf der GPU bilinear interpoliert. Wird die Rekonstruktion anschließend mittels Schwellwert $\text{thr}_{n_{\mathcal{I}}} = n_{\mathcal{I}}$ binarisiert wie in (5.3) beschrieben, so entspricht die bilineare Interpolation auf den Projektionsbildern einem Minimum-Filter auf den Pixelwerten der direkten vierer Nachbarschaft. Die Diskretisierung von Projektionsbildern und Volumen bewirkt somit automatisch eine Verkleinerung der binären Objekthülle. Eine Anpassung der Interpolation im Projektionsbild und des Schwellwertes zur Minderung dieses Effekts hat sich als instabil erweisen, da die Eindeutigkeit der Dateninterpretation dann nicht mehr gegeben ist. Um den Einfluss dieses Effekts in der Konturregistrierung zu kompensieren wird häufig die zu registrierende Silhouette verkleinert, ähnlich wie in (5.7) beschrieben. Anders ist das Verhalten bei der fuzzifizierten Rekonstruktion nach (5.32), dort gehen die Werte der linearen Interpolation aufsummiert in den Randbereichen der Objekthülle ein, welche die unsicheren Informationen abbildet.

In der Vorwärtsprojektion wird beim Zugriff auf das Volumen ebenfalls linear interpoliert. Die binäre Vorwärtsprojektion nach (5.4) entspricht einer binarisierten Projektion mit Schwellwert null. Die nicht binäre Vorwärtsprojektion nach (5.33), zum Beispiel einer fuzzifizierten Objekthülle, bildet den interpolierten Wert unverzerrt ab.

Koordinatensystem Die Betrachtung der Bewegungstrajektorien kann im Projektions- oder Patientenkoordinatensystem erfolgen. Im Projektionskoordinatensystem wird die Bewegung des Patienten relativ zur Rotationseinheit des Gerätes beschrieben. Das ermöglicht die Berücksichtigung der Projektionsrichtung in die Modellierung des Fehlermaßes, welches in der Optimierung der Projektionsparameter verwendet wird. Dies ist vorteilhaft, da die Projektionsparameter in Abhängigkeit von der jeweiligen Projektionsrichtung unterschiedlich genau korrigierbar sind. So sind Bewegungen parallel zur Projektionsrichtung schwerer zu korrigieren als Bewegungen senkrecht zur Projektionsrichtung, weil sich die Bewegungsfehler im Projektionsbild unterschiedlich stark auswirken. Im Patientenkoordinatensystem hingegen wird die Bewegung der bildgebenden Gerätekomponenten relativ zum Patienten beschrieben. Dies ermöglicht die direkte Modellierung der Patientenbewegung und hat Vorteile bei der Beschränkung und Regularisierung der Bewegung. In dieser Arbeit werden die Bewegungen daher stets im Patientenkoordinatensystem beschrieben.

Relative oder absolute Bewegung Die Patientenbewegung kann relativ oder absolut formuliert werden. Bei der absoluten Formulierung wird für jedes Projektionsbild die Position des Patienten durch ihre Abweichung zu einer Referenzposition angegeben. Bei der relativen Formulierung wird die Position des Patienten durch ihre relative Abweichung zum vorangegangenen Projektionsbild beschrieben. Die relative Formulierung entspricht somit der ersten Ableitung der absoluten Formulierung entlang der Zeit. Beide Formulierungen können leicht ineinander überführt werden. Für ein konkretes Optimierungsproblem ergeben sich jedoch unterschiedliche Lösungsräume. Wie sich dies auswirkt, hängt in erster Linie von der Problemformulierung und dem verwendeten Optimierungsverfahren ab. Wird in allen Dimensionen des Lösungs-

raums gleichzeitig optimiert, sollte der Unterschied gering sein. Die Lösungsräume sind aber meist unterschiedlich gut beschränkbar und regularisierbar. Auch wenn die Parameterschranken und Regularisierungstechniken von einem relativen in einen absoluten Lösungsraum übertragen werden können und umgekehrt, so sind sie jedoch gegebenenfalls unterschiedlich komplex in der Beschreibung. Abbildung 6.11 zeigt eine Gegenüberstellung der relativen und absoluten Parameterformulierung für eine einzelne isolierte Bewegung. Die oberen Grafiken zeigen den Wert eines Parameters x und seiner ersten Ableitung ∇x . Bei einer Bewegungskorrektur mit absoluter Parameterformulierung müssen alle Parameter x_i für $i \geq 80$ angepasst werden, bei einer Bewegungskorrektur mit relativer Parameterformulierung nur der Parameter ∇x_{80} . Die gleiche Beobachtung lässt sich auf die Transformationsmatrizen übertragen, welche in den unteren Grafiken von Abbildung 6.11 schematisch dargestellt sind. In dieser Arbeit wird eine absolute Parameterformulierung verwendet, da die lokalen Konsistenzmaße einfacher absolut als relativ zu beschreiben sind.

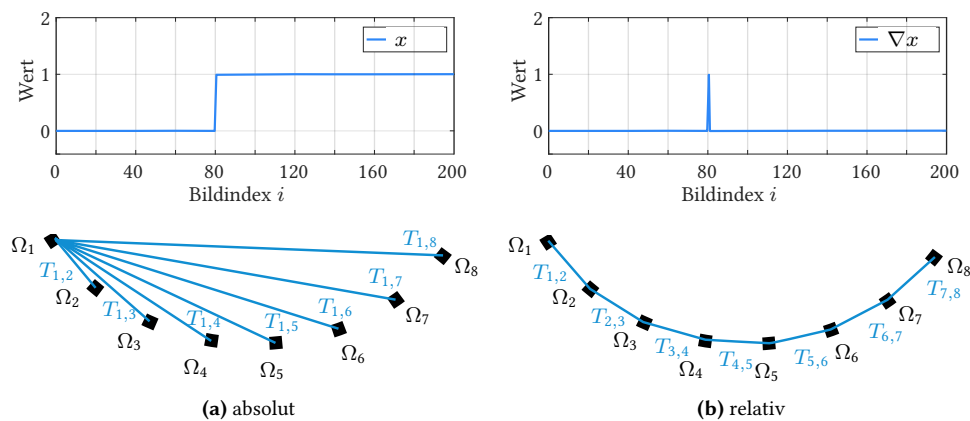


Abbildung 6.11: Gegenüberstellung von (a) absoluter und (b) relativer Parameterformulierung. Oben: abrupte Bewegung dargestellt für Parameterwert x und Ableitung ∇x . Unten: Transformationsmatrizen $T_{i,i'}$ beschreiben die Differenzbewegung zwischen Parametersätzen Ω_i und $\Omega_{i'}$.

Regularisierung Bei Autokalibrierverfahren ist eine unterstützende Regularisierung der Patientenbewegung bezüglich ihrer Amplitude, Geschwindigkeit und Kontinuität oft von Vorteil. Sie verändert die Charakteristik der lokalen Optima in der Parameterschätzung. In dieser Evaluation wird auf eine solche Regularisierung verzichtet, um die charakteristischen Merkmale der Verfahren bezüglich der unterschiedlichen Patientenbewegungen in den Kalibrierergebnissen zu erhalten. Die zusätzliche Verwendung einer Regularisierung führt meist zu einer reduzierten Kalibriergenauigkeit bei kleinen lokalen Fehlern, verbessert jedoch die globale Korrektheit der Autokalibrierergebnisse.

6.3.2 Lokale Tangentenkonsistenz (LTC)

Optimierung Zur Optimierung des Autokalibrierproblems (5.16) wird eine nicht-lineare Interior-Point Implementierung von Matlab (2014) nach Byrd u. a. (1999), Byrd u. a. (2000) und Waltz u. a. (2006) verwendet. Sie findet ein Minimum von beschränkten, nicht-linearen Funktionen mit mehreren Variablen und kann große, dünn besetzte Probleme bearbeiten. Die Ableitungen der Zielfunktion und der Nebenbedingungen werden analytisch ausgewertet. Die Hesse-Matrizen werden mittels BFGS-Verfahren geschätzt. Die Verwendung der geschätzten Hesse-Matrizen scheint stabiler als deren analytische Bestimmung. Das Subproblem wird mittels konjugiertem Gradientenverfahren gelöst. Das Verfahren gilt als konvergiert, wenn die Änderungen der Rotationsparameter kleiner als $\text{thr}_r = 0,29^\circ$ und die Änderungen der Translationsparameter kleiner als $\text{thr}_t = 0,01 \text{ mm}$ sind. Die Zielfunktion wird bis zu einer Genauigkeit von $\text{thr}_{f_{\text{obj}}} = 0,1$ optimiert. Die Schranken der Transformationsparameter werden in jeder Iteration des Verfahrens erneut an die aktuellen Transformationsparameter von vier direkt benachbarten Projektionen angepasst. Die Schranken der zu schätzenden Konturfehler erlauben einen Fehler von jeweils einem Pixel größer als dem maximalen Fehler der Daten. Bei dem gewählten Optimierer beeinflussen die Parameterschranken indirekt die Schrittgröße im Optimierungsverfahren.

Zielfunktion Die Zielfunktion (5.17) berechnet die Summe aller angenommener Konturfehler zum Quadrat und normiert diese mit der Anzahl der Konturpunkte. Während der Optimierung ermöglicht die Verwendung von Konturfehlern die Erfüllung der Nebenbedingungen. Frühe Iterationen tendieren meist zu einem großen Konturfehler, welcher dann im Verlauf der weiteren Optimierung reduziert wird.

Nebenbedingungen Die nicht-linearen Nebenbedingungen (5.18) beschreiben die lokalen und globalen Tangentenkonsistenzbedingungen. Deren Fehler wird mit der Anzahl der betrachteten Daten normiert, sodass die Anzahl der betrachteten Objekte und Projektionsbilder die gewählten Optimierungsparameter nicht beeinflussen. Zudem werden die lokalen gegen die globalen Bedingungen gegeneinander gewichtet. Die lokalen Bedingungen werden mit $\omega^{\text{ltc}} = 1$ und die globalen Bedingungen mit $\omega^{\text{gtc}} = n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}} \cdot 10 / n_{\mathcal{I}_{\text{gtc}}}$ multipliziert. Hierbei ist $n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}}$ die Anzahl der Projektionsbilder der aktuell betrachteten Untermenge und $n_{\mathcal{I}_{\text{gtc}}}$ die Anzahl der Projektionsbilder, welche zur globalen Regularisierung verwendet werden.

Minimierung des maximalen Fehlers Im Optimierungsproblem (5.21) bestraft eine Gewichtung der Konturfehler ω_g große Verletzungen der Nebenbedingungen. Die Optimierung wird iterativ durchgeführt und die Fehlergewichtung ω_g wird in jeder Iteration neu bestimmt. Hierfür werden zunächst die mittlere und maximale Verletzung der Nebenbedingungen $\bar{\text{err}}_g$ und $\hat{\text{err}}_g$ nach (5.18) bestimmt und darauf basierend zwei Schwellwerte definiert, nämlich $\text{thr}_{\text{lin}} = \max(1, \bar{\text{err}}_g)$ und $\text{thr}_{\text{exp}} = \max(1, \hat{\text{err}}_g)$. Das Fehlergewicht ω_g gewichtet den Fehler err_g zwischen null und thr_{lin} konstant, zwischen thr_{lin} und thr_{exp} linear und ab thr_{exp} exponentiell. Abbildung 6.12 zeigt ein praktisches Beispiel der Fehlergewichtung. Die Abbruchbedingungen der

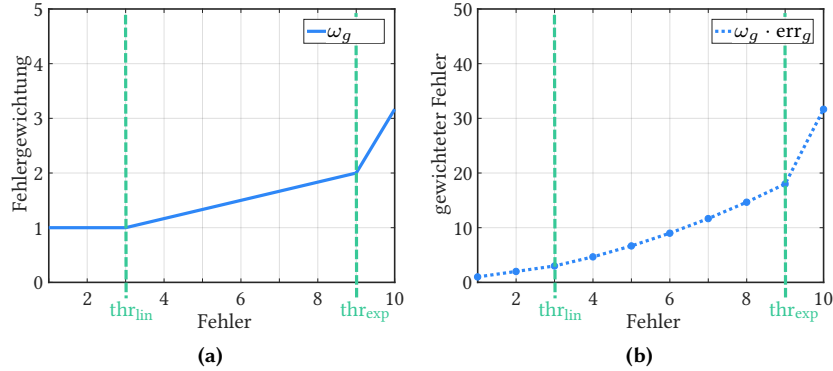


Abbildung 6.12: Fehlergewichtung zur Minimierung des maximalen Fehlers bei LTC. (a) Gewichtungsfunktion ω_g für Fehler err_g mit $\text{thr}_{\text{in}} = e_{\text{r}_g} = 3$ und $\text{thr}_{\text{exp}} = e_{\text{r}_g} = 9$. (b) Gewichteter Fehler für beispielhafte Fehlerwerte $\text{err}_g \in [0, 10]$ und ω_g wie in (a).

iterativen Minimierung des maximalen Fehlers werden in Abhängigkeit von den Änderungen von thr_{in} und thr_{exp} definiert. Es wird abgebrochen, wenn $-10\% < \nabla \text{thr}_{\text{in}} < 0$ und $\nabla \text{thr}_{\text{exp}} > -20\%$ gilt. Die Beschränkung der Schwellwerte thr_{in} und thr_{exp} auf den Minimalwert eins bewirkt einen automatischen Abbruch der Optimierung bei geringem Restfehler. Jede Optimierung zur Minimierung des maximalen Fehlers wird nach spätestens $n_{\text{it}} = \max(50, 2 \cdot n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}})$ Iterationen abgebrochen, wobei $n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}}$ die Anzahl der Projektionsbilder der aktuell betrachteten Untermenge angibt. Für gewöhnlich konvergiert das Verfahren jedoch deutlich früher.

Globale Regularisierung Die Genauigkeit und der Rechenaufwand zur Überprüfung der globalen Tangentenkonsistenz (5.14) lässt sich über die Auswahl der Tangenten L_o^{gtc} und der Tangentenschnittpunkte $\mathcal{V}_o^{\text{gtc}}$ steuern. Die Tangenten werden durch $L_o^{\text{gtc}} = \{l_i \mid i \in \mathcal{I}^{\text{gtc}}\}$ mit $\mathcal{I}^{\text{gtc}} = \{1, 2, \dots, 22, n_{i_{\text{sub}}} - 1, n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}}\}$ für eine gegebene Anzahl Projektionsbilder $n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}}$ bestimmt. Die Tangenten der ersten und der letzten beiden Projektionen sind immer in L_o^{gtc} enthalten, da diese Projektionen sonst ungenügend beschränkt sind aufgrund ihrer unvollständigen lokalen Tangentennachbarschaften. Dazwischen wird jede 22. Tangente der aktuell betrachteten Untermenge Projektionsbilder in L_o^{gtc} berücksichtigt. Die Menge der abzugleichenden Punkte wird auf jeden dritten inneren Tangentenschnittpunkt beschränkt mit $\mathcal{V}_o^{\text{gtc}} = \{v_i \in \mathcal{V}_o^{\text{in}} \mid i \in \{1, \dots, 3, n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}}\}\}$. Wird die Anzahl der zu berücksichtigenden Tangentenschnittpunkte zu gering gewählt, ist die globale Regularisierung unwirksam. Während der Parameteroptimierung haben meist nur wenige Tangentenschnittpunkte Einfluss auf das Ergebnis. Die Auswahl dieser relevanten Tangentenschnittpunkte hängt jedoch von den zu optimierenden Projektionsparametern ab.

Für eine korrekte globale Tangentenkonsistenz muss eigentlich jede Tangente mit allen inneren Tangentenschnittpunkten außer einem konsistent sein, da diese Tangentenschnittpunkte die Objekthülle beschreiben. Diese Definition ist analog zur Definition der lokalen Tangentenkonsistenz nach (5.12). Zur Reduktion der Rechenzeit wird die Anzahl der berücksichtigten Tangenten und Tangentenschnittpunkte reduziert wie oben beschrieben. Zudem wird auf eine

Ausnahmebehandlung für den einzelnen inneren Tangentenschnittpunkt verzichtet. Denn die Identifizierung dieses Tangentenschnittpunktes hängt von der Projektionsgeometrie und somit von den zu optimierenden Projektionsparametern ab. Ein daraus resultierender sprunghafter Wechsel der Referenzdaten führt zu nicht-kontinuierlichen Funktionswerten, welche die Optimierung instabil machen.

Optimierung von Untermengen Die Optimierung der Projektionsparameter erfolgt auf Untermengen der Projektionsbilder nach (5.19) und (5.20). Es ist wichtig, dass die Projektionsbilder einer Untermenge möglichst gleiche Winkelabstände aufweisen. Gleiche Winkelabstände der Projektionsbilder werden hier durch gleiche zeitliche Abstände während der Aufnahme angenähert. Je mehr Projektionsbilder gleichzeitig optimiert werden, desto geringer sind die Winkelabstände zwischen den Projektionen, desto höher ist demnach der Informationsgehalt der Daten und desto höher ist die theoretisch erreichbare Kalibriergenauigkeit. Wenn die Projektionsbilder keine gleichmäßige Winkelabtastung aufweisen, so ist der Informationsgehalt der Daten lokal unterschiedlich. In der Optimierung werden bestehende Fehler gegebenenfalls nicht gleichmäßig kompensiert, was zu einer globalen Verzerrung der Ergebnisse führen kann. Die initial gewählte Untermenge Projektionsbilder hat hier die Größe acht, wobei die erste und die letzte Projektion der Aufnahme enthalten sind. Für die hier verwendeten Testdaten mit 225 Projektionsbildern pro Aufnahme lassen sich daraus gleichabständige Untermengen generieren. Somit ergibt sich eine Folge von $\{8, 15, 29, 57, 113, 225\}$ Projektionsbildern pro Iteration.

Randbehandlung für lokale Tangentenkonsistenz Die Berechnung der lokalen Tangentenkonsistenz (5.12) erfolgt nur für diejenigen Funktionen, für die die erforderlichen Daten vorhanden sind. Für die Funktionen $f_{l_{tc1}}$, $f_{l_{tc2}}$ und $f_{l_{tc3}}$ ergeben sich somit unterschiedliche Definitionsbereiche. Daraus resultiert, dass die Projektionen am Anfang und Ende der Aufnahme nicht vollständig durch lokale Konsistenzbedingungen beschränkt sind. Dies ist durch deren Verwendung im Rahmen der globalen Regularisierung zu kompensieren, wie bereits beschrieben.

Parallel verlaufende Strahlen Verlaufen Objekt tangente parallel, so liegt ihr Schnittpunkt im Unendlichen. Dies führt bei Auswertung der Tangentenkonsistenzmaße (5.12) und (5.14) zu sehr hohen Fehlerwerten, welche die Optimierung stark beeinflussen. Parallel verlaufende Tangente können aber auch in der optimalen Lösung vorkommen, da sie aufgrund einer ungünstigen Kombination von Objektform, Geräte- und Patientenbewegung entstehen können. Eine Regularisierung in Form einer Verlässlichkeitsgewichtung der Fehlerwerte in Abhängigkeit von dem Winkel der beteiligten Tangente hat sich als nicht zielführend erwiesen.

Zudem muss es während der Optimierung möglich sein, die Transformationsparameter über die Situation der parallelen Strahlen hinweg zu modifizieren. Dies ist schwierig, da die parallelen Tangente natürlich auch die Gradienten der Optimierungsfunktion beeinflussen und somit indirekte Parameterschranken in der Optimierung bilden. In der vorliegenden Implementierung fängt die Modellierung des Konturfehlers (5.15) das Problem der parallel verlaufenden Tangente

auf. Während die Transformationsparameter für die ganzen Projektionen gelten, also viele Tangenten gleichzeitig beeinflussen, sind die Konturfehler pro Konturpunkt und somit pro Tangente definiert. Aufgrund des Fächerwinkels der Systemgeometrie sind die Schnittwinkel der Tangenten alle unterschiedlich. Dies ermöglicht es dem Optimierer ungünstige Transformationsparameter über den Konturfehler zu kompensieren.

Ordnung der Tangenten Um mittels lokaler Tangentenkonsistenzbedingungen (5.12) gute Kalibrierergebnisse zu erzielen, ist Kenntnis über die korrekten lokalen Nachbarschaftsbeziehungen der Daten erforderlich. Bei der vorliegenden Implementierung wird davon ausgegangen, dass die zeitliche Ordnung der Aufnahme auch die Anordnung der Tangenten auf der Objektoberfläche beschreibt. Diese Annahme kann aufgrund der kontinuierlichen Rotationsbewegung des Röntgengerätes getroffen werden. Bei einer ungünstigen Kombination von Objektform und -bewegung mit einer entsprechender Winkelauflösung und Bewegungsrichtung des Gerätes kann diese Annahme jedoch falsch sein. So kann zum Beispiel eine Rotation des Kopfes parallel zur Geräterotation zu Fehlern der lokalen Tangentenkonsistenz führen. Eine mögliche lokale Tangenteninkonsistenz wird hier bewusst in Kauf genommen. Denn die aktive Bestimmung der Tangentennachbarschaften aus den Daten würde wieder von den zu optimierenden Projektionsparametern abhängen und hätte eine destabilisierende Wirkung auf den Verlauf der Optimierung. Ein Vorteil der aktiven Bestimmung der Tangentennachbarschaften wäre jedoch die gemeinsame Betrachtung der Daten unterschiedlicher Konturpunkte eines Objekts, was eine Reduktion der globalen Regularisierung erlauben würde.

Globale Verzerrungen Wenn der Informationsgehalt der Konturen nicht ausreicht, kann dies zu verzerrten Rekonstruktionen führen. Dies kann zum Beispiel durch mehr globale Beschränkungen mit (5.14) kompensiert werden. Eine zusätzliche Regularisierung der Patientenbewegung bezüglich ihrer Amplitude, Geschwindigkeit und Kontinuität ist ebenfalls zielführend.

6.3.3 Lokale Konturkonsistenz (LCC)

Optimierung Zur Optimierung des Autokalibrierproblems (5.27) wird eine nicht-lineare Interior-Point Implementierung von Matlab (2017) nach Byrd u. a. (1999), Byrd u. a. (2000) und Waltz u. a. (2006) angewandt. Sie findet ein Minimum von beschränkten, nicht-linearen Funktionen mit mehreren Variablen und kann große, dünn besetzte Probleme bearbeiten. Die Verwendung der lokalen Konturkonsistenz (5.26) erlaubt eine effiziente Berechnung der Funktionsgradienten. Aufgrund der reduzierten Parameterabhängigkeit ist die Jakobi-Matrix nur dünn besetzt. Die Vorwärtsgradienten werden mittels finiter Differenzen numerisch berechnet. Die Hesse-Matrix wird mit einem L-BFGS Algorithmus geschätzt. Dies ist schneller als die korrekte numerische Berechnung der dünn besetzten Matrix und die Optimierungsergebnisse scheinen robuster. Die Schätzung der Hesse-Matrix scheint einen glättenden Effekt zu haben, was dazu führt, dass lokale Optima oft nicht als Optimum erkannt werden. Die Zielfunktion wird bis zu einer Genauigkeit von $\text{thr}_{f_{\text{obj}}} = 10^{-4}$ optimiert.

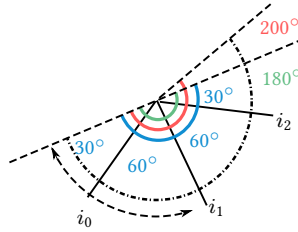


Abbildung 6.13: Bestimmung der Stützstellen zur globalen Regularisierung \mathcal{I}_{gcc} für $n_{\mathcal{I}_{\text{gcc}}} = 3$. Der optimale Abstand zwischen den Stützstellen beträgt $d_{\mathcal{I}_{\text{gcc}}} = 180^\circ / n_{\mathcal{I}_{\text{gcc}}} = 60^\circ$. Die Position der ersten Stützstelle wird zufällig bestimmt mit $i_0 \in [0^\circ, 80^\circ]$, wobei $80^\circ = 200^\circ - 2 \cdot d_{\mathcal{I}_{\text{gcc}}}$. Die 200° entsprechen der Gesamtrotation des Gerätes während der Aufnahme.

Zielfunktion Die Zielfunktion (5.28) bestimmt die vorrangig lokale Konturkonsistenz im Sinogramm. Der Schwellwert $\text{thr}_{n_{\mathcal{I}}}$ zum Binarisieren des Volumens in (5.3) wird auf $n_{\mathcal{I}}$ festgesetzt, wobei $n_{\mathcal{I}}$ die Anzahl der rückprojizierten Silhouetten ist. Die Konturen werden konkav belassen, sodass der maximale Informationsgehalt zur lokalen Auswertung erhalten bleibt. Daraus resultiert jedoch, dass der Bereich des Lösungsraums, in dem die Konturregistrierung ein konvexes Optimierungsproblem darstellt, kleiner ist als er bei der Verwendung konvexer Konturen wäre. Der Parameter δ_b zum Glätten der Silhouettenkanten in (5.22) wird mit zwei Pixel angesetzt. Ein Konturfehler δ_e wie in (5.31) findet hier keine Anwendung zugunsten des Erhalts der maximalen Kalibrierengenauigkeit.

Globale Regularisierung Die Anzahl der Projektionsbilder \mathcal{I}_{gcc} in (5.28) zur globalen Regularisierung wird auf drei festgesetzt. Dies ist die minimal zu verwendende Anzahl. Je mehr Projektionsbilder zur globalen Regularisierung verwendet werden, desto geringer sind die verbleibenden globalen Fehler der Kalibrierergebnisse. Aufgrund der erhöhten Parameterabhängigkeit steigt die Rechenzeit jedoch deutlich an. Bei der Auswahl der Projektionsbilder zur globalen Regularisierung \mathcal{I}_{gcc} ist auf eine gleichmäßige und möglichst große Winkeldifferenz zu achten. Ist die Winkeldifferenz nicht gleichmäßig, kann dies zu ungleichmäßigen globalen Verzerrungen führen. Je näher die Winkeldifferenz der Projektionen an 90° ist, desto größer ist deren gemeinsamer globaler Informationsgehalt bei der Rekonstruktion der Objekthülle. Zudem wirkt die Regularisierung am stärksten in der lokalen Nachbarschaft der Projektionen \mathcal{I}_{gcc} . Je besser diese also im zeitlichen Ablauf der Aufnahme verteilt sind, desto besser wirkt die Regularisierung auf die ganze Aufnahme. Es ist zu beachten, dass um 180° versetzte Projektionen einen nahezu identischen Informationsgehalt haben. Abbildung 6.13 verdeutlicht die optimale Anordnung der Stützstellen zur globalen Regularisierung beispielhaft. Die zufällige Variation der Projektionsbilder \mathcal{I}_{gcc} für jede Untermenge \mathcal{I}_{sub} wirkt sich positiv auf die globale Konsistenz der Daten aus.

Optimierung von Untermengen Die Optimierung der Projektionsparameter erfolgt auf Untermengen der Projektionsbilder. Es ist darauf zu achten, dass die Projektionsbilder einer Untermenge möglichst gleiche Winkelabstände aufweisen. Hier wird angenommen, dass gleiche Winkelabstände durch gleiche Zeitabstände der Projektionsbilder angenähert werden können. Je geringer

der Winkelabstand zwischen den Projektionsbildern ist, desto höher ist der lokale Informationsgehalt der Daten und desto höher ist die resultierende Kalibrierengenauigkeit. Wenn die Projektionsbilder einer Untermenge keine gleichmäßigen Winkelabstände aufweisen, so ist der Informationsgehalt der Daten lokal unterschiedlich. Dies führt dazu, dass bestehende Inkonsistenzen nicht gleichmäßig kompensiert werden und kann globalen Verzerrungen der Ergebnisse verursachen. Bei der Vergrößerung der Untermenge sollte die Anzahl der Projektionsbilder jeweils knapp verdoppelt werden. Somit können die Parameter eines jeden neu betrachteten Projektionsbildes initial durch die Parameter zweier benachbarter, bereits optimierter Projektionsbilder interpoliert werden. Die Interpolation erfolgt linear pro Parameter, wobei die Rotationsparameter sphärisch-linear interpoliert werden, also mittels Slerp-Quaternionen-Interpolation. Dieses Vorgehen ermöglicht die initiale Ausrichtung der neu betrachteten Projektionen an den bereits optimierten Projektionen.

Die initiale Untermenge der Projektionsbilder sollte nicht zu klein gewählt werden. Werden zu wenige Projektionen zur initialen Korrektur verwendet, so ist das Optimum zu undefiniert, da der Informationsgehalt der Daten zu gering ist. Das kann bereits früh zu einer Überanpassung der Parameter und somit einer schlechten Startlösung für die nachfolgenden Iterationen führen. Für die hier vorgestellte Evaluation wird eine initiale Untermenge der Größe fünf gewählt, wobei die erste und die letzte Projektion der Aufnahme stets enthalten sind. Weniger als fünf Projektionen sollten nicht gewählt werden. Die hier verwendeten Testdaten haben 200 Projektionsbilder pro Aufnahme. Daraus lassen sich keine gleichabständigen Untermengen generieren. Daher werden nur näherungsweise gleichabständige Untermengen verwendet, deren Größe in jedem Iterationsschritt knapp verdoppelt wird. Beginnend mit fünf Projektionsbildern ergibt das eine Folge von $\{5, 9, 17, 33, 65, 129, 200\}$ Projektionsbildern pro Iteration.

Parameterschranken Die Schranken für die Transformationsparameter werden in jeder Iteration des Verfahrens neu bestimmt. Sie orientieren sich am aktuellen Parameterwert, dem Parameterwert der direkten Nachbarprojektionen und einer maximal erlaubten Abweichung. Hierfür wird pro Optimierungsparameter $p \in \{rx, ry, rz, tx, ty, tz\}$ zunächst eine maximal zulässige Abweichung $\hat{r}ng_p$ und eine variable zulässige Abweichung rng_p definiert. Letztere wird in jeder Iteration des Verfahrens halbiert mit $rng_p = 0,5 \cdot rng_p$, was in der Verdoppelung der Anzahl Projektionsbilder $n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}}$ pro Iteration begründet ist. In Abhängigkeit vom aktuellen Parameterwert x_{pi} wird die obere und untere Parameterschranke ub_{pi} und lb_{pi} bestimmt mit

$$\begin{aligned} ub_{pi} &= x_{pi} + \max(rng_p, \hat{r}ng_p) \\ lb_{pi} &= x_{pi} - \max(rng_p, \hat{r}ng_p). \end{aligned} \quad (6.13)$$

Anschließend wird die Parameterschranken mit den Parameterwerten der Nachbarprojektionen abgeglichen mit

$$\begin{aligned} ub_{pi} &= \max(ub_{pi}, x_{pi-1}, x_{pi+1}) \\ lb_{pi} &= \min(lb_{pi}, x_{pi-1}, x_{pi+1}), \end{aligned} \quad (6.14)$$

wobei sich der Index i auf die aktuell betrachtete Untermenge Projektionsbilder \mathcal{I}_{sub} bezieht. Die maximale Abweichung $\hat{r}ng_p$ beträgt für Rotationsparameter $10,5^\circ$ und für Translations-

parameter 10, 50 mm. Initialisiert wird rng_p für Rotationsparameter mit $(\frac{1}{0,5})^{n_{it}} \cdot 2^\circ$ und für Translationsparameter mit $(\frac{1}{0,5})^{n_{it}} \cdot 4$ mm. Hierbei ist n_{it} die Anzahl der Iterationen, entspricht also der Anzahl der zu optimierenden Untermengen. Die Parameterschranken beeinflussen indirekt die Schrittgröße des verwendeten Matlab Optimierers.

Randbehandlung für lokale Konturkonsistenz Das Maß der lokalen Konturkonsistenz (5.24) setzt ein Projektionsbild i in Bezug zu seinen Nachbarprojektionen $\mathcal{I}_{lcc} = \{i + 1, i - 1\}$. Für die erste und letzte Projektion einer Aufnahme ist eine Sonderbehandlung erforderlich, da sie einseitig keinen Nachbarn haben. Eine aktive Ermittlung der optimalen Nachbarprojektion für diese Randprojektionen ist auf 3D-Daten nicht gut realisierbar, da die Konturpunkte einer Projektion benachbarte Konturpunkte unterschiedlicher Projektionen als optimale Beschränkung ergeben können. Diese Situation entsteht, wenn ein Konturgenerator mehrere andere Konturgeneratoren auf der Objektoberfläche kreuzt. Da die Ermittlung solcher Nachbarschaften von der aktuell geschätzten Projektionsgeometrie abhängt, führt eine häufige Aktualisierung zudem zu einem instabilen Optimierungsverhalten.

Daher wird die lokale Konturkonsistenz der Randprojektionen mit $\mathcal{I}_{lcc} = \{i + 1, i + 2\}$ für $i = 1$ und $\mathcal{I}_{lcc} = \{i - 1, i - 2\}$ für $i = n_{\mathcal{I}}$ bestimmt. Dies führt dazu, dass die Parameter der Randprojektionen einseitig nicht ausreichend begrenzt sind. Eine Stabilisierung durch globale Referenzprojektionen ist daher dringend erforderlich. Zur bestmöglichen Stabilisierung könnten $i = 1$ und $i = n_{\mathcal{I}}$ als globale Referenzprojektionen in \mathcal{I}_{gcc} verwendet werden. Da die Randprojektionen mit $i_0 = 0^\circ$ und $i_{200} = 200^\circ$ jedoch sehr ähnliche Projektionswinkel haben, ist ihr Informationsgehalt für die Regularisierung der gesamten Aufnahme relativ gering. Daher werden die Randprojektionen hier nicht in \mathcal{I}_{gcc} integriert. Die zufällige Variation von \mathcal{I}_{gcc} in jeder Iteration des Verfahrens, wie zuvor beschrieben, trägt auch zur Minderung des Effekts der einseitig unzureichend beschränkten Randprojektionen bei.

6.3.4 Iterative Konturregistrierung (CReg)

Optimierung Die Optimierung der Transformationsparameter erfolgt bei durch eine Registrierung der Projektionsbilder mit rekonstruierten Objekthüllen nach (5.35), welche umgesetzt wird durch eine L-BFGS-B Implementierung der SciPy Bibliothek von Jones u. a. (2001–) nach Byrd u. a. (1995), Zhu u. a. (1997) und Morales und Nocedal (2011). Dabei handelt es sich um eine nicht-lineare und parameterbegrenzte Optimierung mit numerischen Ableitungen. Die separate Schätzung der Projektionsparameter einzelner Projektionen führt zu vielen Optimierungsvorgängen mit niedrig dimensionalem Parameterraum. Die Zielfunktion wird bis zu einer Genauigkeit von $\text{thr}_{f_{obj}} = 10^{-4}$ optimiert.

Zielfunktion Die Zielfunktion in (5.35) bestimmt den Fehler der Konturkonsistenz eines Projektionsbildes nach (5.34). Für CReg werden die detektierten Konturen konvex gemacht, indem die kleinste umschließende konvexe Hülle der Konturen bestimmt wird. Die Verwendung der konvexen Konturen führen zu konvexen Objekthüllen in der Rekonstruktion. Das hat zwei

Vorteile. Zum einen sind sie bei großen Bewegungsfehlern robuster in der Rekonstruktion. Zum anderen macht es die Zielfunktion in einem größeren Bereich nahe der gesuchten Lösung konvex. Der berücksichtigte Konturfehler δ_e in (5.31) wird mit einem Pixel angenommen, um mögliche Überanpassung in der Parameteroptimierung zu beschränken. Die Silhouettenkanten werden über eine Breite δ_b von zwei Pixeln geglättet. Die Parameter der Fuzzifikationsfunktion in (5.32) werden auf $\text{thr}_H = 0,8$ und $\text{low}_H = 0,1$ festgesetzt. Zur Beschleunigung der Konvergenz kann zudem in (5.34) vor der Integralbildung Pixel-weise die Wurzel gezogen werden. Dies entspricht einer Pixel-weisen Quadrierung des Fehlers. Die Zielfunktion wird bis zu einer Genauigkeit von $\text{thr}_{f_{\text{obj}}} = 10^{-4}$ optimiert.

Parameterschranken Die maximal zulässige Transformation pro Verfahrensiteration beträgt ± 15 mm für die Translationsparameter und $\pm 15^\circ$ für Rotationsparameter je Projektionsbild.

Kapitel 7

Ergebnisse und Diskussion

Dieses Kapitel präsentiert die Untersuchungsergebnisse der in Kapitel 5 vorgestellten Autokalibrierverfahren mit dem in Kapitel 6 definierten Untersuchungsmaterialien und Evaluationsverfahren. In einem ersten Schritt wird das Evaluationsverfahren validiert und diskutiert. Anschließend werden die Ergebnisse eines jeden Autokalibrierverfahrens einzeln vorgestellt und diskutiert. Zum Schluss werden die Autokalibrierverfahren verglichen und im Kontext der Anwendung für die dentale DVT diskutiert.

7.1 Schärfemaße zur Bildqualitätsbeurteilung

Die quantitative Evaluation der Autokalibrierverfahren erfolgt durch Auswertung der Gradientenvarianz rekonstruierter Volumenregionen wie in Kapitel 6.2.4 definiert. Im Folgenden wird untersucht, wie gut Schärfemaße im Allgemeinen und die Gradientenvarianz im Speziellen vorhandene Bewegungsartefakte im Volumen abbilden. Die Schärfemaße werden bezüglich folgender Aspekte untersucht:

1. Vergleich diverser Schärfemaße
2. Auswirkung von Rauschunterdrückungen
3. Vergleichbarkeit mit visueller Bildqualitätsbewertung

Nach der Vorstellung der Untersuchungsergebnisse folgt deren Diskussion und eine kurze Zusammenfassung.

Untersuchungsergebnisse

Zunächst erfolgt ein Vergleich der Gradientenvarianz (gradVar) nach (6.2) mit anderen Volumenschärfemaßen bezüglich ihres Verhaltens bei vorliegenden Bewegungsartefakten. Hierzu werden die Gradientennorm (gradNorm) nach (6.4), die TV-Norm der Grauwerte (TV) nach (6.5), die Grauwertvarianz (Var) nach (6.6) und die negative Entropie des Grauwertistogramms (-Entropie) nach (6.7) zum Vergleich herangezogen. Das Strukturähnlichkeitsmaß (SSIM) nach (6.8) bewertet

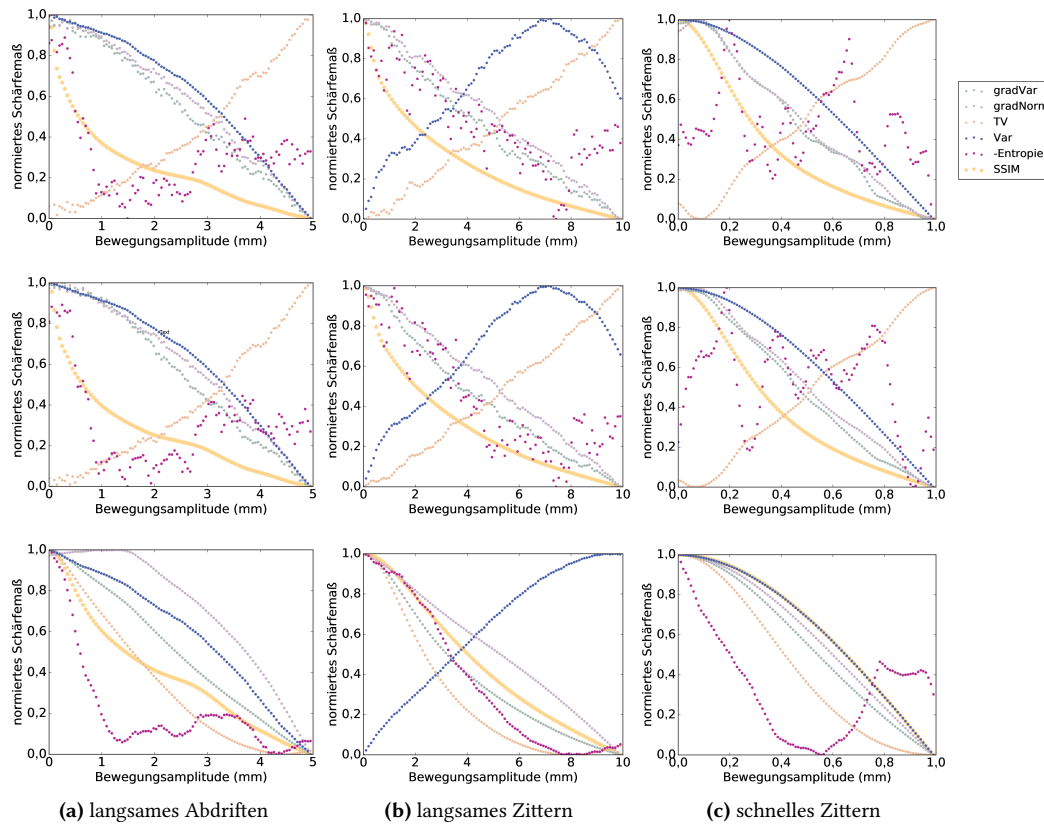


Abbildung 7.1: Evaluation der Volumenschärfemaße zur Bewertung von Bewegungsfehlern. Die Spalten variieren den Bewegungsfehler, die Zeilen die Rauschunterdrückung. Oben: ohne Rauschunterdrückung. Mitte: Dämpfung hoher Frequenzen im Rampenfilter. Unten: bilaterale Volumenfilterung. Das Maß SSIM dient als Referenz.

die Übereinstimmung des bewegungsgestörten Volumens mit dem ungestörten Volumen. Es ist unabhängig von der Volumenschärfe und dient als Referenzmaß.

Die Schärfemaße werden für diverse Bewegungsfehler unter Variation von Bewegungsamplitude und Verfahren zur Unterdrückung des Volumenrauschens ausgewertet. Abbildung 7.1 zeigt die Evaluation für die simulierten Patientenbewegungen *langsames Abdriften*, *langsames Zittern* und *schnelles Zittern* wie in Kapitel 6.2.2 definiert. Die Angabe der Bewegungsamplitude entspricht jeweils der maximalen Parametervariation der jeweiligen Bewegung. Abbildung 7.2 zeigt die gleiche Auswertung für abrupte Bewegungen, bei denen nach 60 % der Aufnahme eine einzelne schnelle Bewegung stattgefunden hat. Dies entspricht der Kombination zweier in sich konsistenter Teilvolumen. In beiden Darstellungen wird auch der Einfluss des Volumenrauschens auf die Schärfemaße dargestellt. Präsentiert werden Ergebnisse ohne Rauschunterdrückung, Ergebnisse mit Rauschunterdrückung durch Anwendung einer Hanning-Fensterung im Rampenfilter, welche die hohen Frequenzen ab 0,8 der Nyquist-Frequenz dämpft, und Ergebnisse mit Rauschunterdrückung durch bilaterale Volumenfilterung mit $\sigma_d = 2$ und $\sigma_r = 25$. Die Auswirkung der

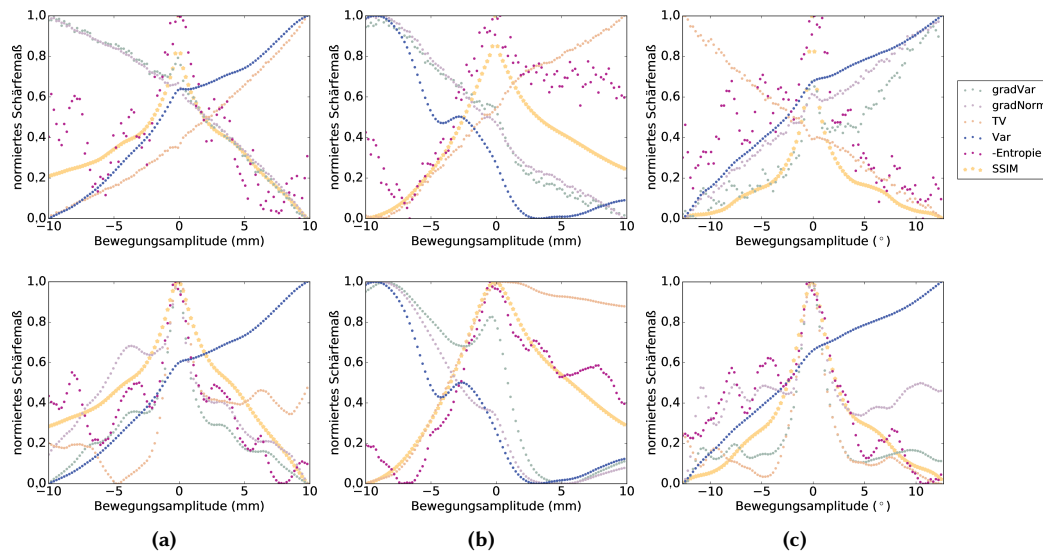


Abbildung 7.2: Evaluation der Volumenschärfemaße zur Bewertung von Bewegungsfehlern. Die Spalten zeigen Bewegungsfehler einer abrupten Bewegung (a) Translation entlang y -Achse, (b) Translation entlang z -Achse und (c) Rotation um z -Achse. Die Zeilen zeigen unterschiedliche Rauschunterdrückungen: oben: Dämpfung hoher Frequenzen im Rampenfilter, unten: bilaterale Volumenfilterung. SSIM dient als Referenzmaß.

unterschiedlichen Rauschunterdrückungen im Volumen wurde bereits in Abbildung 6.8 auf Seite 87 dargestellt. Die Darstellung der Ergebnisse erfolgt normiert auf den Wertebereich zwischen null und eins. Somit kann nur die relative Änderung der Bildschärfe abgelesen werden. Für ein bewegungsfreies Volumen wird für jedes evaluierte Maß ein Maximalwert von eins erwartet.

Die Überprüfung der Übereinstimmung von quantitativer Auswertung mittels Gradientenvarianz und visueller Auswertung durch subjektive Einschätzung der Bildqualität erfolgt am Beispiel der simulierten Patientenbewegungen aus Kapitel 6.2.2. Dabei werden die Volumen V^{start} und V^{opt} als Referenzdaten für jede Bewegung verwendet. Das Volumen V^{start} bildet hierbei die initialen Bewegungsartefakte ab, wie in Abbildung 6.5 auf Seite 84 dargestellt. Das Volumen V^{opt} wird unter Berücksichtigung der optimalen Kalibrierung erzeugt, wie in Abbildung 6.6 auf Seite 85 abgebildet. Tabelle 7.1 zeigt eine quantitative Auswertung der Vergleichsdaten mittels Gradientenvarianz. Der angegebene Differenzwert entspricht einer Wiederherstellung der Bildqualität $\text{gradVar}_{\text{rel}}$ nach (6.2) und (6.10) von 100 %.

Diskussion der Ergebnisse

Vergleich der Schärfemaße Abbildung 7.1 zeigt eine Evaluation der Schärfemaße in Abhängigkeit von der Bewegungsamplitude verschiedener Bewegungen. Ein gutes Maß zur Bewertung von Bewegungsartefakten in einem Volumen hat seinen maximalen Wert bei einer Bewegungsamplitude von null. Bei steigender absoluter Bewegungsamplitude wird ein streng

Tabelle 7.1: Gradientenvarianz eines Volumens unter Variation von Patientenbewegung und Kalibrierdaten. Mit * markierte Daten enthalten starke Artefakte der Unterabtastung.

	V^{start}		V^{opt}		Differenz	
	gradVar	gradVar _{abs}	gradVar	gradVar _{abs}	gradVar	gradVar _{abs}
Keine Bewegung	0,13172	100,00 %	0,13172	100,00 %	0,00000	0,00 %
Langsames Abdriften	0,11947	90,70 %	0,12977	98,52 %	0,01030	7,82 %
Langsames Zittern	0,10533	79,97 %	0,13278	100,81 %	0,02745	20,84 %
Schnelles Zittern	0,06679	50,70 %	0,13198	100,20 %	0,06519	49,50 %
Abrupte Bewegung	0,12512	94,99 %	0,13211	100,30 %	0,00699	5,31 %
Abrupte Bewegungen	0,11466	87,05 %	0,13072	99,24 %	0,01606	12,19 %
Kopfschütteln *	0,11382	86,41 %	0,12665	96,15 %	0,01283	9,74 %
Patient A	0,12041	91,41 %	0,13198	100,19 %	0,01157	8,78 %
Patient B	0,12770	96,95 %	0,13179	100,05 %	0,00410	3,11 %
Patient C	0,12764	96,90 %	0,13200	100,21 %	0,00435	3,31 %
Langsames Abdriften $\times 2$	0,10586	80,36 %	0,13150	99,83 %	0,02564	19,47 %
Langsames Zittern $\times 2$	0,07940	60,28 %	0,13171	99,99 %	0,05231	39,71 %
Kopfschütteln $\times 2$ *	0,11448	82,11 %	0,12887	97,84 %	0,02071	15,72 %
Langsames Abdriften $\times 4$	0,07804	59,25 %	0,12467	94,65 %	0,04663	35,40 %
Langsames Zittern $\times 4$	0,05415	41,11 %	0,13143	99,78 %	0,07728	58,67 %
Kopfschütteln $\times 4$ *	0,10042	76,24 %	0,13966	106,03 %	0,03924	29,79 %

monotoner Abfall der Messwerte erwartet. Alternativ oder ergänzend ist eine Korrelation mit dem Referenzmaß SSIM wünschenswert.

Es zeigt sich, dass die Entropie nur in Kombination mit der bilateralen Volumenfilterung aussagekräftig ist, da ihre Ergebnisse ohne bilaterale Volumenfilterung sehr stark schwanken. Auch eignet sich die Entropie nur bei kleinen Bewegungsamplituden. Bei größeren Bewegungsamplituden weist die Entropie deutlich ausgeprägte lokale Optima auf. Die TV-Norm zeigt sich sehr stark abhängig vom vorliegenden Volumenrauschen. Bei nicht oder ungenügend kompensiertem Rauschen führt ein bewegungsgestörtes Volumen zu einer besseren Bewertung als ein ungestörtes Volumen. Die Anwendung des bilateralen Filters kehrt das Vorzeichen der relativen Änderung der Messwerte um und macht aus den monoton steigenden Graphen weitestgehend fallende Graphen. Bei großen Bewegungsamplituden steigen die Messwerte der TV-Norm wieder an. Die Grauwertvarianz zeigt bei der Bewegung *langsames Zittern* ebenfalls eine invertierte Tendenz zum gewünschten Ergebnis, welche auch durch die bilaterale Volumenfilterung nicht zu beheben ist. Überraschend ist jedoch das Ergebnis der Bewegung *schnelles Zittern*, hier zeigt die Grauwertvarianz eine sehr gute Übereinstimmung mit dem Referenzmaß SSIM. Die Ergebnisse für die Gradientennorm sind allgemein gut, jedoch führt die Anwendung des bilateralen Filters bei der Bewegung *langsames Abdriften* zu einer ungewünschten Verschiebung des Optimums. Die Gradientenvarianz zeigt sich diesbezüglich robuster. Bei Anwendung des bilateralen Filters ergeben sich streng monoton fallende Messwerte für die beobachteten Bewegungsamplituden. Das Referenzmaß SSIM ist kein Volumenschärfemaß und somit außer Konkurrenz, da es nur mit einem geeigneten Vergleichsvolumen ausgewertet werden kann. Es wird im Wesentlichen nicht durch Rauschen beeinflusst und zeigt, wie erhofft, streng monoton fallende Messwerte. Bei der Bewegung *langsames Abdriften* sind jedoch Wende-

punkte im Verlauf des Graphen zu erkennen. Das bedeutet, dass die Messwerte von SSIM in ihrer ersten Ableitung nicht streng monoton sind.

Allgemein ist in Abbildung 7.1 zu beobachten, dass die Schärfemaße bei kleinen Bewegungsamplituden häufig zu geringeren Differenzen führen als bei großen Bewegungsamplituden. Das unterscheidet sie vom Referenzmaß SSIM. Bei den Bewegungen *langsames Abdriften* und *schnelles Zittern* zeigt die Entropie eine sehr gute Unterscheidbarkeit der kleinen Bewegungsamplituden. Allgemein ist die Abhängigkeit von Volumenschärfe und Bewegungsamplitude nicht-linear und wird stark vom vorliegenden Volumenrauschen beeinflusst.

Die Gradientenvarianz erweist sich als das robusteste der evaluierten Schärfemaße, da es für die betrachteten Bewegungsamplituden streng monoton fallend ist. Zudem ist der Einfluss des Rauschens auf die Gradientenvarianz vergleichsweise gering. Auch bei großen Bewegungsamplituden zeichnet sich noch kein Abflachen des Verlaufs der Messwerte ab.

Die in Abbildung 7.2 abgebildeten Messergebnisse stützen die bisherigen Erkenntnisse. Ihre Interpretation ist jedoch nicht so eindeutig, da alle Schärfemaße lokale Optima aufweisen. Die abrupten Bewegungen und die daraus resultierende Addition konsistenter Teilvolumen erzeugt mehr scharfe Bildstrukturen als die zuvor betrachteten Bewegungen. Diese Strukturen beeinflussen die Messwerte, wenn sie sich überlagern oder in die evaluierte Volumenregion hinein- oder hinauswandern. Daher sind die lokalen Optima der Schärfemaße meist auch an identischen Positionen. Auch aus der Bewegung resultierende Bildartefakte verursachen hohe Volumenkontraste, die als Volumenschärfe fehlinterpretiert werden. Zudem zeigt sich ein deutlicher Einfluss der Rauschunterdrückung auf die Maße der Gradientenvarianz, der Gradientennorm, der TV-Norm und der Grauwertvarianz. Die Grauwertvarianz ist in (a) und (c) nicht auswertbar, da sie kein eindeutiges Optimum aufweist. In (b) ist ihr Optimum um 2,5 mm verschoben. Die TV-Norm weist in (b) ebenfalls kein eindeutiges Optimum auf. Die Gradientenvarianz zeigt ihre Vorzüge in (b), wo die Gradientennorm wieder ein leicht versetztes Optimum aufweist. Bei der Translation entlang der z -Achse in (b) haben alle Schärfemaße außer der Entropie ein um -8 bis -10 mm versetztes globales Optimum. Der Grund dafür liegt in der Position und den Abmessungen der evaluierten Volumenregion, welche in Abbildung 6.10 auf Seite 89 dargestellt werden. In z -Richtung weist die Volumenregion nur eine Dicke von 2 cm auf, sodass sich der Inhalt der Volumenregion bei 10 mm Verschiebung bereits um 50 % ändert. Die Entropie ist das einzige Maß, welches für alle Untersuchungen ein korrektes globales Optimum aufweist. Da die Entropie jedoch zu vielen lokalen Optima neigt und bei großen Bewegungsamplituden keine Unterscheidbarkeit mehr aufweist, ist sie zur Quantifizierung der in dieser Arbeit betrachteten Bewegungsfehler nicht gut geeignet. Bei kleinen Bewegungsfehlern erscheint ihre Auswertung jedoch zuverlässig.

Die Aussagekraft der Volumenschärfe bezüglich vorliegender Bewegungsfehler ist also nicht nur von der Größe des Fehlers, sondern auch von der Art des Bewegungsfehlers und dem Inhalt der ausgewerteten Volumenregion abhängig. Nach der vorliegenden Evaluation ist das Maß der Gradientenvarianz das zuverlässigste Volumenschärfemaß zur Quantifizierung von Bewegungsfehlern, wenn sich der Inhalt der evaluierten Volumenregion nicht zu stark ändert und das Volumenrauschen ausreichend unterdrückt wird.

Auswirkung von Rauschunterdrückungen Wie in Abbildung 7.1 zu sehen ist, gibt es einen signifikanten Zusammenhang zwischen dem Volumenrauschen und der Bildqualitätsbewertung mit Volumenschärfemaßen. Die Rauschunterdrückung im Rampenfilter führt zu einer Glättung der dargestellten Graphen für alle Schärfemaße. Dieser Effekt ist bei Rauschunterdrückung mittels bilateraler Filterung noch stärker und führt bei allen Maßen außer der Entropie zu streng monotonen Graphen. Bei der Bewegung *schnelles Zittern* sind die Optima mehrerer Schärfemaße ohne Rauschunterdrückung um etwa 0,1 mm Bewegungsamplitude versetzt. Die Rauschunterdrückung im Rampenfilter mindert diesen Effekt, während der bilaterale Filter ihn vollständig zu kompensieren scheint. Zudem ermöglicht die Anwendung des bilateralen Filters die korrekte Interpretation der TV-Norm, da die TV-Norm stark vom Volumenrauschen beeinflusst wird. Für die Gradientennorm führt der bilaterale Filter bei der Bewegung *langsames Abdriften* jedoch zu einer ungünstigen Verschiebung des Optimums, da der bilaterale Filter die Gradienten auftretender Bewegungsartefakte verstärkt. Die bilaterale Volumenfilterung beeinflusst auch den Verlauf der Messwerte von SSIM. Sie führt zu einer vergleichsweise geringeren Unterscheidbarkeit kleiner Bewegungsfehler. Ein ähnliches Phänomen ist bei der Auswertung der Bewegung *schnelles Zittern* zu beobachten. Die bilaterale Filterung scheint die Bildartefakte kleiner Bewegungsfehler zu unterdrücken.

In Abbildung 7.2 zeigt sich die Anwendung des bilateralen Filters vorteilhaft bei der Erkennung der abrupten Bewegungen. Die bilaterale Volumenfilterung führt dazu, dass die Bereiche monoton fallender Messwerte um die gewünschten Optima größer werden.

Zusammenfassend ist zu sagen, dass das Rauschen des rekonstruierten Volumens einen starken Einfluss auf die Auswertung der Volumenschärfe hat. Die Auswirkung der Bewegung auf die statistisch auswertbare Volumenschärfe ist teilweise so gering, dass sie vom Rauschen überlagert wird. Die vorherige Anwendung des bilateralen Filters zur Rauschunterdrückung ist daher zu empfehlen.

Vergleichbarkeit mit visueller Bildqualitätsbewertung Die Bildqualitätsbewertung mittels Gradientenvarianz dient im Folgenden der quantitativen Auswertung der Autokalibrierergebnisse. Wie bereits gezeigt, bildet die Gradientenvarianz des Volumens die Bewegungsamplitude nicht linear ab. Vergleicht man die Schwere der Bewegungsartefakte in Abbildung 6.6 mit deren Einfluss auf die Gradientenvarianz in Tabelle 7.1, so zeigen sich ebenfalls Diskrepanzen. Beispielsweise verursacht die Bewegung *schnelles Zittern* mit knapp 50 % eine größere Reduktion der Gradientenvarianz als die Bewegung *langsames Abdriften* $\times 4$. Visuell verglichen ist die Bewegung *langsames Abdriften* $\times 4$ jedoch deutlich stärker und verursacht schwerwiegendere Bewegungsartefakte. Diese Diskrepanz liegt darin begründet, dass die Gradientenvarianz die Volumenschärfe bewertet. Die Bewegung *schnelles Zittern* führt zu einer allgemeinen Unschärfe, wohingegen *langsames Abdriften* eher eine Verformung der abgebildeten Strukturen und Bildartefakte mit hohen Kontrasten verursacht, welche eine hohe Bildschärfe suggerieren. Die quantitativen Bewertungen der Bewegungen *Patient B* und *Patient C* zeigen beide einen sehr geringen Verlust der Bildschärfe von ungefähr 3 %. Während die Bewegungsartefakte bei *Patient C* visuell gut zu erkennen sind, sind sie bei *Patient B*

nur leicht ausgeprägt. Das sind nur einige Beispiele um zu verdeutlichen, dass ein direkter Vergleich der Bewegungsartefakte unterschiedlicher Bewegungen mittels Volumenschärfe schwierig ist. Daher wird im Folgenden auch die datenspezifische Verbesserung nach (6.10) als zusätzliches Maß verwendet, welches sich zur Bewertung der relativen Verbesserung eines jeden Datensatzes eignet. Die datenspezifische Verbesserung hat jedoch den Nachteil, dass sie aufgrund der Normierung mit dem initialen Fehler bei kleinen Bewegungsfehlern gelegentlich zu schwankenden Ergebnissen führt.

Eine vergleichende und nachvollziehbare Bewertung der visuellen Bildqualität ist ebenfalls schwierig aufgrund der unterschiedlichen Ausprägung der Bewegungsartefakte und deren unterschiedlicher Auswirkung auf die Diagnostizierbarkeit der Daten.

In Abbildung 6.6 ist zu sehen, dass die Bewegung *Kopfschütteln* nicht vollständig korrigiert werden kann. Trotz der Verwendung der korrekten Bewegungsinformation verbleiben deutliche Bildartefakte. Dabei handelt es sich um Artefakte der Unterabtastung, wie bereits in Kapitel 6.2.4 auf Seite 86 ausgeführt. Die Bewegung *Kopfschütteln* wird daher im Folgenden nur visuell ausgewertet. Alle anderen Bewegungen können vollständig korrigiert werden, es ist visuell kaum ein Unterschied zwischen den Daten der unterschiedlichen Bewegungen auszumachen. In Tabelle 7.1 variiert die quantitative Bewertung der optimal korrigierten Daten leicht. Denn auch sie weisen leichte Artefakte der Unterabtastung aufweisen auf, welche die Auswertung der Volumenschärfe beeinflussen. Der Einfluss der Unterartefakte auf die quantitative und visuelle Auswertung ist jedoch vernachlässigbar gering. Für die Bewegung *Kopfschütteln* erzielen die optimal korrigierten Daten quantitative Ergebnisse von über als auch von unter 100 %.

Der Vollständigkeit halber sei erwähnt, dass die quantitative Auswertung der Bewegungen *langsames Abdriften* und *langsames Zittern* in Tabelle 7.1 nahezu linear zur Bewegungsamplitude erscheint. Die Linearität der Bewegung *Kopfschütteln* ist aufgrund der verbleibenden Rekonstruktionsartefakte nicht bewertbar.

Vergleich zum Stand der Forschung Die hier gezeigten Ergebnisse dienen primär als Referenz und Validierung der nachfolgenden Evaluation der Autokalibrierverfahren. Dennoch sollen die Ergebnisse hier kurz zu vorbekannten Arbeiten zur Bewertung von Bewegungsartefakten mittels Schärfemaßen in Bezug gesetzt werden. Die festgestellte Eignung der Gradientenvarianz zu diesem Zweck deckt sich ungefähr mit den Ergebnissen von Sisniega u. a. (2017). Sisniega u. a. betrachten jedoch ausschließlich simulierte Bewegungstrajektorien mit verrauchten Bewegungsparametern, wohingegen hier auch kontinuierliche und periodische Bewegungen berücksichtigt werden. Sisniega u. a. setzen ebenfalls auf eine Glättung der Daten vor der Auswertung, wobei sie eine Gaußsche Filterung anstelle der bilateralen Filterung anwenden. Wicklein u. a. (2012) beschränken ihre Auswertung ausschließlich auf eine axiale Volumenschicht. Sie bestimmen die histogrammbasierten Verfahren, wie zum Beispiel die Entropie der Grauwerte, als die geeignetsten Metriken zur Bewertung von Bewegungsartefakten. Sie untersuchen jedoch keine intensitätsbasierten Metriken und ihre Evaluation ist stark beschränkt in der Volumenauflösung. Ziel ihrer Untersuchung ist die Identifikation einer Metrik, welche sich ähnlich dem geometrischen Rückprojektionsfehler

verhält. Die von Wicklein u. a. betrachteten Bewegungstrajektorien bilden Fehler der intrinsischen Kalibrierparameter ab, wohingegen hier extrinsische Kalibrierparameter betrachtet werden. Wicklein u. a. (2013), Kyriakou u. a. (2008) und Hahn u. a. (2017) haben sich bei ihren bildbasierten Autokalibrierverfahren für eine Optimierung der Entropie entschieden. Nur Sisniega u. a. führen eine Autokalibrierung durch Optimierung der Gradientenvarianz durch.

Zusammenfassung

Generell ist die Bewertung der Bildqualität mit Schärfemaßen vorsichtig zu interpretieren, da Bewegungsartefakte und Artefakte der Unterabtastung die Schärfemaße unerwartet beeinflussen können. Sie können zusätzliche Kontraste verursachen, welche als Bildschärfe fehlinterpretiert werden. Auch der Inhalt der analysierten Volumenregion sollte sorgfältig gewählt werden. Ändert sich der Inhalt der analysierten Volumenregion, so beeinflussen hinein- oder hinauswandernde Strukturen das Ergebnis maßgeblich. Wie hier gezeigt wurde, ist die Volumenschärfe ein Indikator für die Bildqualität und eignet sich für vergleichende Studien. Die quantitativen Bewertungen mittels Gradientenvarianz korrespondieren relativ zu den visuellen Bewertungen. Sie stellen jedoch keine lineare Abbildung des Bewegungsfehlers dar. Vor allem bei starken Bewegungsartefakten entspricht die gemessene Volumenschärfe oft nicht der Bewegungsamplitude oder dem subjektiv wahrgenommenen visuellen Bildeindruck. Die quantitative Bildqualitätsbewertung wird im Folgenden daher stets durch eine stichprobenartige visuelle Bildqualitätsbewertung ergänzt.

7.2 Autokalibrierverfahren

Die Evaluation der Autokalibrierverfahren erfolgt zunächst separat für LTC, LCC und CReg. Eine verfahrensübergreifende Diskussion folgt anschließend in Kapitel 7.3.

7.2.1 Lokale Tangentenkonsistenz (LTC)

Die Evaluation von LTC erfolgt mit synthetischen 2D-Daten wie in Kapitel 6.1 beschrieben. Das Autokalibrierverfahren entspricht hierbei einer Korrektur von Patientenbewegungen in einer axialen Volumenschicht. Ein Teil der Ergebnisse wurde bereits in Maur u. a. (2016) veröffentlicht. Eine Verfahrensbeschreibung findet sich in Kapitel 5.2, genauere Details zur Implementierung und Parameterwahl sind in Kapitel 6.3.2 aufgeführt. Die Robustheit des Autokalibrierverfahrens wird bezüglich folgender Aspekte untersucht:

1. Unterschiedliche Patientenbewegungen
2. Variation von Form und Anzahl der Kalibrierobjekte
3. Reduktion der Datengenauigkeit

Nach der Vorstellung der Untersuchungsergebnisse folgt deren Diskussion und eine kurze Zusammenfassung.

Untersuchungsergebnisse

LTC wird zunächst für verschiedene Bewegungsfehler in Abhängigkeit von der Form und der Anzahl der verwendeten Kalibrierobjekte untersucht. Abbildung 7.3 zeigt einige Tangentenrekonstruktionen zur Visualisierung der Korrekturergebnisse für kreisförmige Kalibrierobjekte. Abbildung 7.4 bildet die gleichen Daten für rechteckige Kalibrierobjekte ab. Die dargestellten Rekonstruktionen unterscheiden sich in der Anzahl der verwendeten Kalibrierobjekte und dem korrigierten Bewegungsfehler. Die Situation vor der Autokalibrierung kann in Abbildung 6.1 auf Seite 78 eingesehen werden. Eine quantitative Auswertung der Ergebnisse wird in Abbildung 7.5 aufgezeigt. Der dort betitelte Restfehler wird als mittlerer Abstand zwischen den Tangenten und der Objektoberfläche im Objektraum nach (6.1) gemessen.

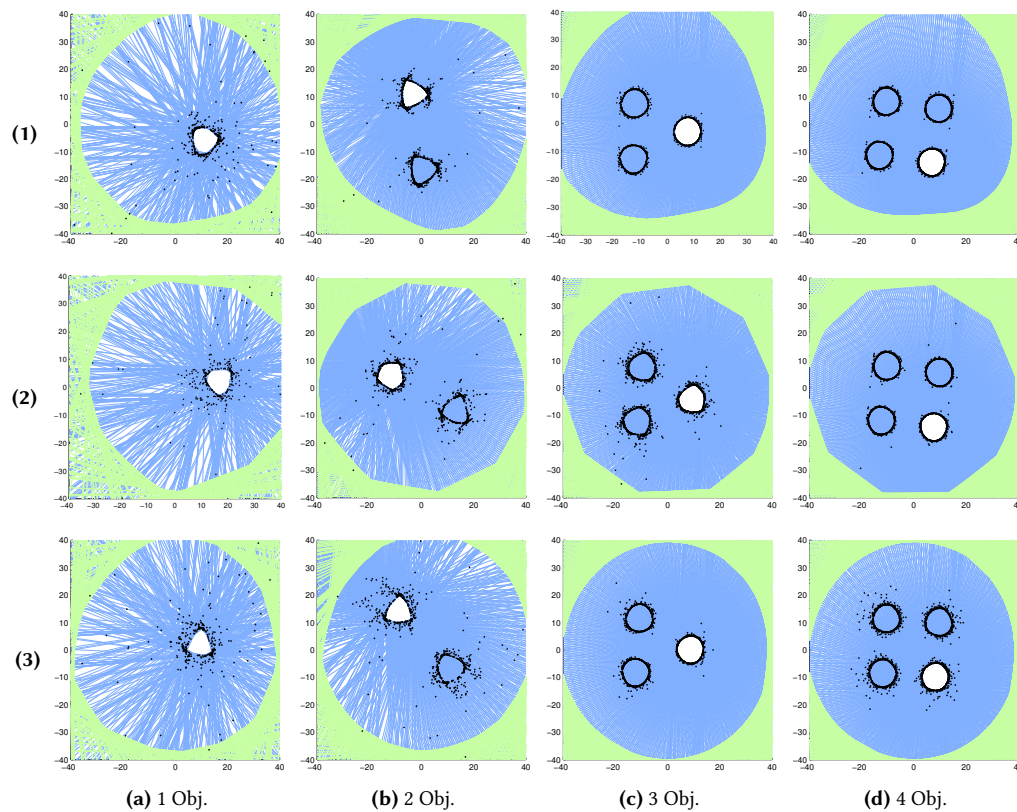


Abbildung 7.3: LTC-Kalibrierergebnisse für runde Kalibrierobjekte dargestellt als Tangentenrekonstruktion. In den Spalten variiert die Anzahl der Kalibrierobjekte (Obj.), in den Zeilen der initiale Bewegungsfehler: (1) *langsames Abdriften*, (2) *langsames Zittern* und (3) *abrupte Bewegung*.

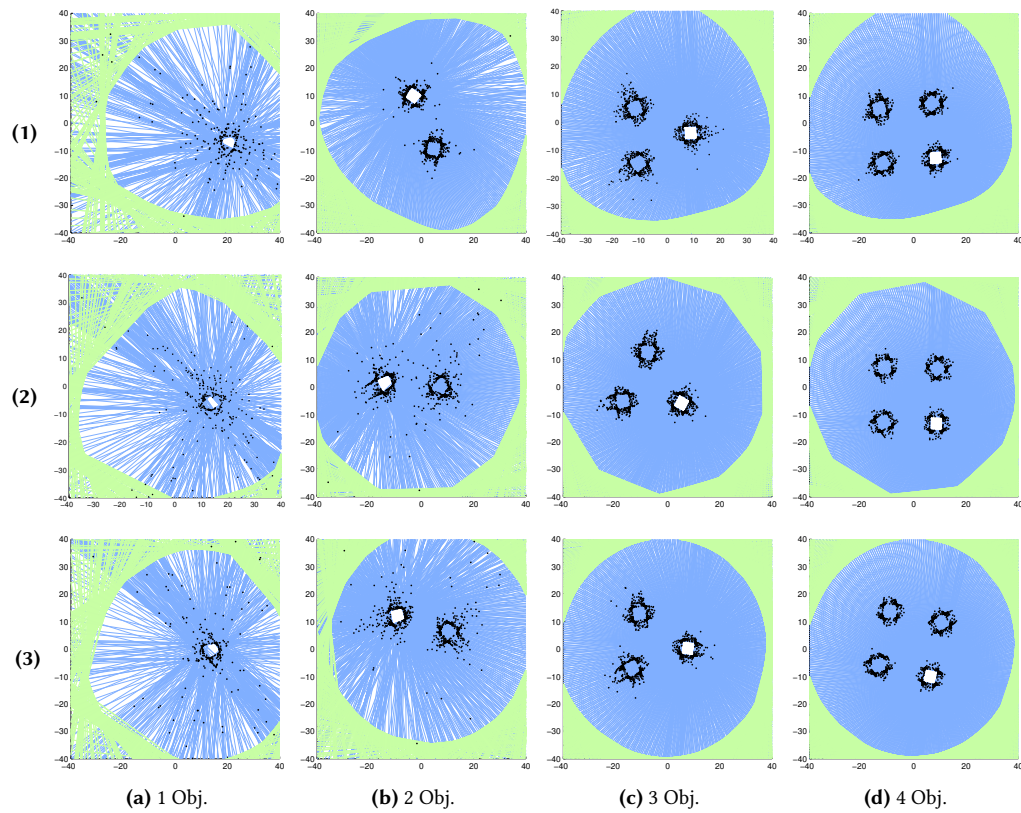


Abbildung 7.4: LTC-Kalibrierergebnisse für eckige Kalibrierobjekte dargestellt als Tangentenrekonstruktionen. In den Spalten variiert die Anzahl der Kalibrierobjekte (Obj.), in den Zeilen der initiale Bewegungsfehler: (1) *langames Abdriften*, (2) *langames Zittern* und (3) *abrupte Bewegung*.

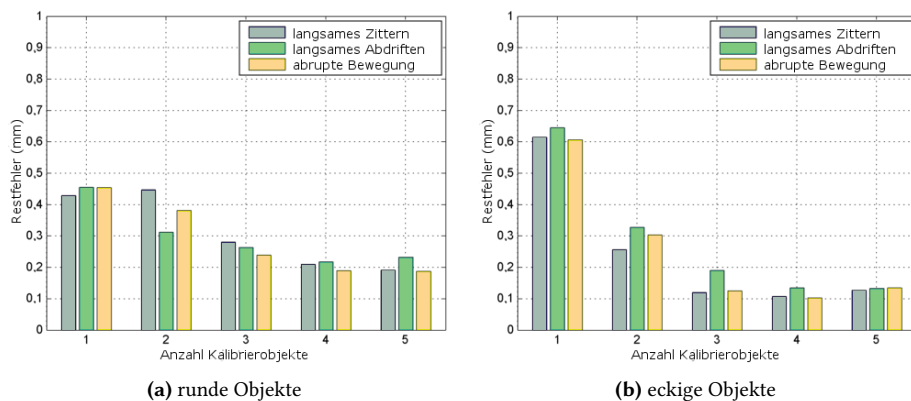


Abbildung 7.5: Restfehler der LTC-Kalibrierergebnisse unter Variation der Anzahl der Kalibrierobjekte. Die Konturdaten sind durch Gaußsches Rauschen mit $0,0 \text{ mm} \leq \sigma \leq 0,05 \text{ mm}$ gestört.

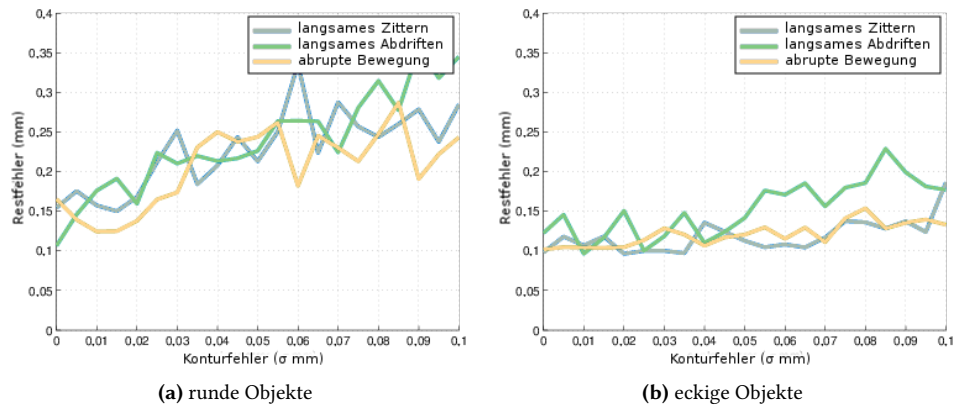


Abbildung 7.6: Restfehler der LTC-Kalibrierergebnisse für unterschiedlich stark gestörte Konturdaten. Die Anzahl der verwendeten Kalibrierobjekte variiert zwischen drei und fünf.

Des Weiteren wird die Robustheit von LTC bei reduzierter Datengenauigkeit untersucht. Dafür werden die Konturdaten mit zufälligem Gaußschen Rauschen gestört und auf Pixelgenauigkeit gerundet. Das jeweilige Rauschlevel wird mit seiner Standardabweichung σ in Millimeter auf der Detektorfläche angegeben und variiert zwischen 0,0 und 0,1 mm. Als Referenzwert wird $\sigma = 0,05$ mm verwendet, was einer halben Pixelbreite entspricht. Abbildung 7.6 zeigt den verbleibenden Fehler nach der Autokalibrierung in Abhängigkeit von der Datengenauigkeit. Die Unterschiede in Rotation und Translation zwischen den gezeigten Ergebnissen sind ohne Belang, sie resultieren aus einer fehlenden Registrierung der Ergebnisse zueinander. Abbildung 7.7 bildet einige Tangentenrekonstruktionen zur visuellen Evaluation ab. Abbildung 7.8 zeigt dieselben Ergebnisse wie Abbildung 7.7 unter Berücksichtigung des Konturfehlers ϵ_c , welcher bei LTC zeitgleich mit der Objektposition geschätzt wird. Die dargestellten Tangenten und Schnittpunkte sind demnach gezeichnet nach (5.15) anstelle von (5.9).

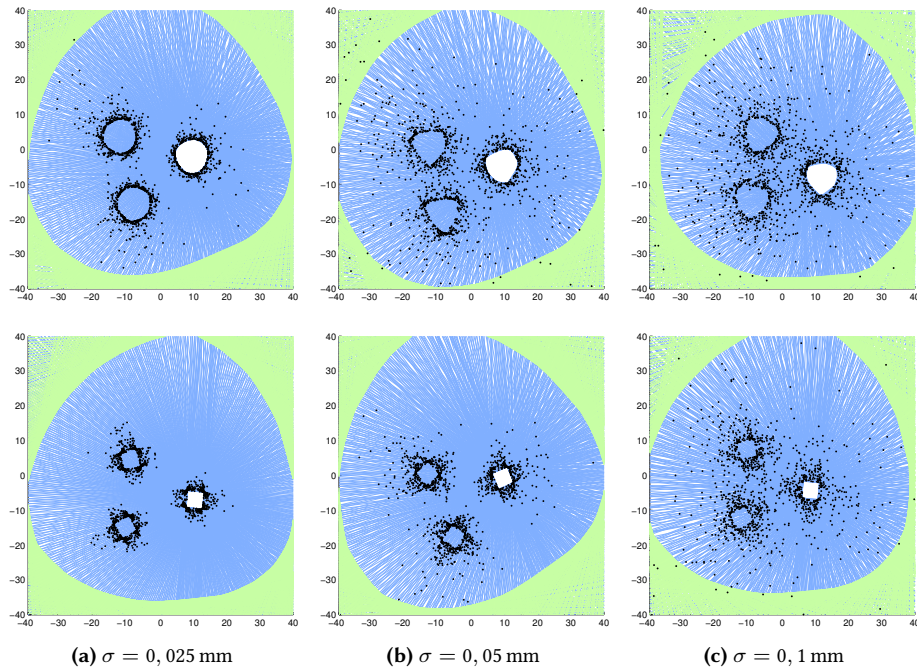


Abbildung 7.7: LTC-Kalibrierergebnisse für die Patientenbewegung *langsames Abdriften* bei unterschiedlich stark gestörten Konturdaten, dargestellt als Tangentenrekonstruktionen. Oben: runde Kalibrierobjekte, unten: eckige Kalibrierobjekte.

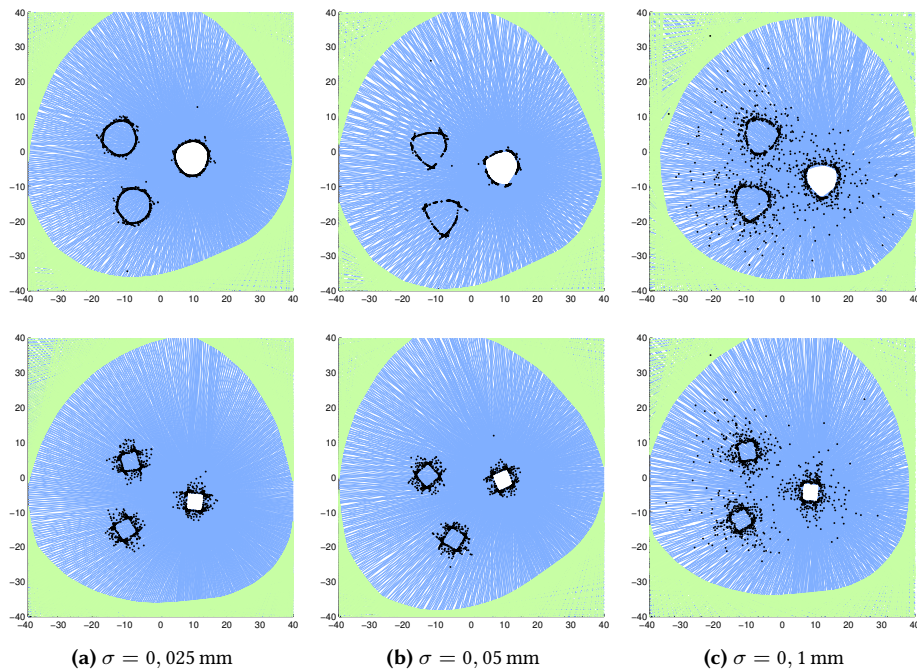


Abbildung 7.8: Alternative Darstellung derselben Ergebnisse wie in Abbildung 7.7, bei der die abgebildeten Tangenten und Schnittpunkte die geschätzten Konturfelder berücksichtigen.

Diskussion der Ergebnisse

Die Untersuchungen zeigen, dass die Ergebnisse von LTC stark durch die Anzahl und die Form der verwendeten Kalibrierobjekte beeinflusst wird. In den Abbildungen 7.3 und 7.4 ist deutlich zu sehen, dass die Bewegungskorrektur für ein einzelnes Objekt nicht stabil funktioniert. Wie Bottino und Laurentini (2003) bereits festgestellt haben, liefert die alleinige Betrachtung von 1D-Silhouetten ohne das Wissen über die Aufnahmeposition einen sehr geringen Informationsgehalt. Die Verwendung von mehr Kalibrierobjekten stabilisiert hier die Korrektur. Für drei oder mehr Kalibrierobjekte arbeitet das Verfahren recht robust. Bei mehr als vier Kalibrierobjekten ist keine offensichtliche Verbesserung mehr zu erkennen.

Im direkten visuellen Vergleich der Kalibrierergebnisse in den Abbildungen 7.3 und 7.4 ist zu sehen, dass die mit eckigen Kalibrierobjekten erzielten Ergebnisse besser sind als die mit kreisförmigen. Die quantitative Auswertung in Abbildung 7.5 bestätigt dies. Die Autokalibrierung mit den eckigen Kalibrierobjekten ist robuster, da sie markantere Merkmale aufweisen als die runden Kalibrierobjekte. Der Bereich der gültigen Lösungen im mehrdimensionalen Parameterraum wird durch diese Merkmale stärker beschränkt. Dies wirkt sich schon in den frühen Iterationen des Verfahrens aus, in denen nur wenige Projektionsbilder verwendet werden. Wenn die Daten nicht über genug Informationsgehalt verfügen, kann dies zu Verzerrungen der Objekte in der Rekonstruktion führen. Eine gültige Rekonstruktion aus Konturen ist daher nicht immer die gesuchte. Vor allem bei den Untersuchungen mit nur ein oder zwei Kalibrierobjekten wird deutlich, dass der Informationsgehalt ihrer Konturen nicht ausreicht, um die Form der Objekte vollständig wiederherzustellen. Die schlechtesten Ergebnisse werden mit nur einem eckigen Kalibrierobjekt erzielt.

Des Weiteren zeigen die Untersuchungen deutlich, dass die Qualität der Autokalibrierung von der Genauigkeit der Konturdaten abhängt. Dies wird anhand der quantitativen Auswertung in Abbildung 7.6 und der Rekonstruktionen in Abbildung 7.7 deutlich. Kleine Konturfehler werden von LTC relativ gut behandelt, wohingegen bei Fehlern größer als $\sigma = 0,05$ mm bewegungsspezifische Rekonstruktionsartefakte zurückbleiben. Mit ansteigendem Rauschen der Konturdaten steigt auch das Risiko für globale Verzerrungen. Dieser Effekt ist noch deutlicher in den Rekonstruktionen in Abbildung 7.8 zu erkennen, welche die geschätzten Konturfehler berücksichtigen. Es zeigt sich, dass die Autokalibrierung bei einem Konturfehler von $\sigma \leq 0,05$ mm zur Rekonstruktion stückweise konsistenter Oberflächen der Objekthülle führt. Bei einem Konturfehler von $\sigma > 0,05$ mm sind die inneren Tangentschnittpunkte weit verstreut. Zudem treten ab einem Konturfehler von $\sigma \geq 0,05$ mm deutlich doppelte Objektkonturen auf. Das Verhalten des Restfehlers bezüglich der Konturgenauigkeit in Abbildung 7.6 scheint näherungsweise linear.

Die verbleibenden Fehler in den Abbildungen 7.6 und 7.7 zeigen, dass sich die Autokalibrierung mit eckigen Kalibrierobjekten robuster bezüglich vorhandener Konturfehler verhält als die mit runden Kalibrierobjekten. Bei eckigen Kalibrierobjekten konzentriert sich der Informationsgehalt der Konturen auf die Ecken der Objekte. Um dies nachzuvollziehen kann noch einmal ein Blick auf Abbildung 5.7 auf Seite 64 geworfen werden. Diese Abbildung diente ursprünglich der Motivation zur Modellierung des Konturfehlers im Optimierungsproblem. Der Konturfehler wird bei eckigen

Objekten sehr punktuell behandelt, was zu einer Bevorzugung der Fehlerkompensation durch Konturfehler anstelle der Bewegungskorrektur führt. Für kreisförmige Objekte hingegen kann der Konturfehler auch durch eine Bewegungskorrektur kompensiert werden, vor allem dann, wenn die Anzahl der Projektionsbilder gering und die Auflösung des rekonstruierten Objekts daher niedrig ist. Generell wird die Fehlerkompensation durch Bewegungskorrektur in der Optimierung bevorzugt, da Konturfehler in der Zielfunktion (5.17) bestraft werden.

Bei einer Anwendung auf dentalen Daten sind geeignete Kalibrierobjekte durch Zähne und Knochen gegeben. Die Annahme von drei bis fünf verwendbaren Kalibrierobjekten ist daher akzeptabel. Bei einem angenommenen Konturfehler σ zwischen 0,0 mm und 0,05 mm ergibt sich dann ein durchschnittlicher Restfehler von 0,15 mm für die in Abbildung 7.6 präsentierten Daten.

Folgende Aufwandsbetrachtung wird für LTC abgeschätzt. Aufgrund der geringeren Dimensionalität werden nur drei Bewegungsparameter je Projektionsbild optimiert. Zusätzlich werden jedoch noch zwei Konturfehler pro Kalibrierobjekt und Projektionsbild geschätzt. Das Verfahren wird iterativ durchgeführt, wobei in jeder Iteration die Anzahl der zu optimierenden Projektionsbilder und somit der zu optimierenden Parameter erhöht wird. In jeder Iteration werden Parameteroptimierungen mit $(3 + 2 \cdot n_{\mathcal{O}}) \cdot n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}}$ Parametern durchgeführt, wobei $n_{\mathcal{O}}$ die Anzahl der Kalibrierobjekte und $n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}}$ die Anzahl der zu optimierenden Projektionsbilder ist. Ein Vorteil des Verfahrens liegt in der reduzierten Parameterabhängigkeit. Aufgrund der vorrangig lokalen Parameterabhängigkeiten sind viele partielle Ableitungen der Zielfunktion und der Nebenbedingungen null. Die Anzahl der zu berechnenden Ableitungen ergibt sich aus der Anzahl der global und lokal ausgewerteten Projektionen. Die Anzahl lokaler Abhängigkeiten beträgt $5 \cdot n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}} \cdot (3 + 2 \cdot n_{\mathcal{O}})$. Die Anzahl globaler Abhängigkeiten beträgt ungefähr $n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}}/3$ für die Projektionen \mathcal{I}^{gtc} und ungefähr $(n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}} - 4)/22 + 3$ für die ausgewählten Referenzprojektionen. Hierbei ist die Aufwandsklasse quadratisch bezüglich der Anzahl der verwendeten Kalibrierobjekte und linear bezüglich der Anzahl der Projektionsbilder.

Zusammenfassung

Die Evaluation von LTC zeigt visuell eine signifikante Reduktion der Bewegungsartefakte. Quantitativ ausgewertet verbleibt ein geringer Restfehler von durchschnittlich 0,15 mm pro Objekt-tangente trotz gestörter Konturdaten. Das Autokalibrierverfahren zeigt sich sensitiv bezüglich des Informationsgehalts der Konturen, also der Anzahl und der Form der Kalibrierobjekte, der Anzahl der Projektionsbilder und der Genauigkeit der Konturdaten. Wenn der Informationsgehalt der Konturen nicht ausreicht, kann es zu verzerrten Rekonstruktionen führen. Das Verfahren ist recht robust bezüglich verrauschter Eingabedaten. Der berechnete Restfehler scheint näherungsweise linear bezüglich der Konturgenauigkeit. Die Verwendung von drei bis vier Kalibrierobjekten ist empfehlenswert.

7.2.2 Lokale Konturkonsistenz (LCC)

Die Evaluation von LCC erfolgt mit synthetischen 3D-Daten eines Schädelphantoms wie in Kapitel 6.2 beschrieben. Das Autokalibrierverfahren entspricht hierbei einer Korrektur von Patientenbewegungen in 3D. Ein Teil der Ergebnisse wurde bereits in Maur u. a. (2018a) und Maur u. a. (2018b) veröffentlicht. Eine Verfahrensbeschreibung findet sich in Kapitel 5.3, genauere Details zur Implementierung und Parameterwahl sind in Kapitel 6.3.3 aufgeführt. Die Robustheit des Autokalibrierverfahrens wird bezüglich folgender Aspekte untersucht:

1. Unterschiedliche Patientenbewegungen
2. Anzahl der Kalibrierobjekte
3. Stärke der Patientenbewegungen
4. Form der Kalibrierobjekte

Nach der Vorstellung der Untersuchungsergebnisse folgt deren Diskussion und eine kurze Zusammenfassung.

Untersuchungsergebnisse

Ein visueller Vergleich der Kalibrierergebnisse von LCC für unterschiedliche Patientenbewegungen ist in Abbildung 7.9 abgebildet. Dargestellt werden axiale, sagittale und coronale Schichten der korrigierten Volumendaten. Referenzschichten der Volumen vor der Autokalibrierung und nach optimaler Kalibrierung sind in Abbildung 6.5 auf Seite 84 und Abbildung 6.6 auf Seite 85 einzusehen. Eine korrespondierende quantitative Evaluation bezüglich der Volumenschärfe listet Tabelle 7.2. Sie stellt die relative und absolute Gradientenvarianz nach (6.2), (6.10) und (6.9) der betrachteten Volumenregionen dar. Die quantitative Evaluation umfasst nicht die Ergebnisse der verstärkten Bewegungen $\times 4$, da diese aufgrund der verbleibenden starken Bewegungsartefakte mittels Volumenschärfemaß nicht zuverlässig auswertbar sind. Die Ergebnisse zeigen eine durchschnittliche Wiederherstellung der absoluten Volumenschärfe von 97,0 % für die unverstärkten Bewegungen. Die relative, datenspezifische Wiederherstellung der Volumenschärfe beträgt durchschnittlich 65,7 %. Nimmt man die Bewegungen mit initialem Fehler unter 4 % als Ausreißer raus, ergibt sich eine durchschnittliche datenspezifische Wiederherstellung der Volumenschärfe von 74,7 %.

Die Experimente wurden unter Variation der Anzahl der berücksichtigten Kalibrierobjekte wiederholt. Die Ergebnisse in Abbildung 7.9 und Tabelle 7.2 wurden mit jeweils zwei Kalibrierobjekten erzielt. Abbildung 7.10 zeigt, wie sich die Variation der Anzahl der Kalibrierobjekte auf die Volumenschärfe auswirkt. Abbildung 7.11 präsentiert die visuellen Veränderungen der Autokalibrierergebnisse exemplarisch für zwei Bewegungen.

Für die Autokalibrierung mit nur einem Kalibrierobjekt wurde das Kalibrierobjekt variiert um zu prüfen, inwiefern Form und Position des Kalibrierobjekts Einfluss auf das Ergebnis haben. Abbildung 7.12 zeigt die erreichte Volumenschärfe für jedes Kalibrierobjekt in Abhängigkeit von der Patientenbewegung. Die Kalibrierobjekte werden mit Nummern von 1 bis 9 indiziert, wie in

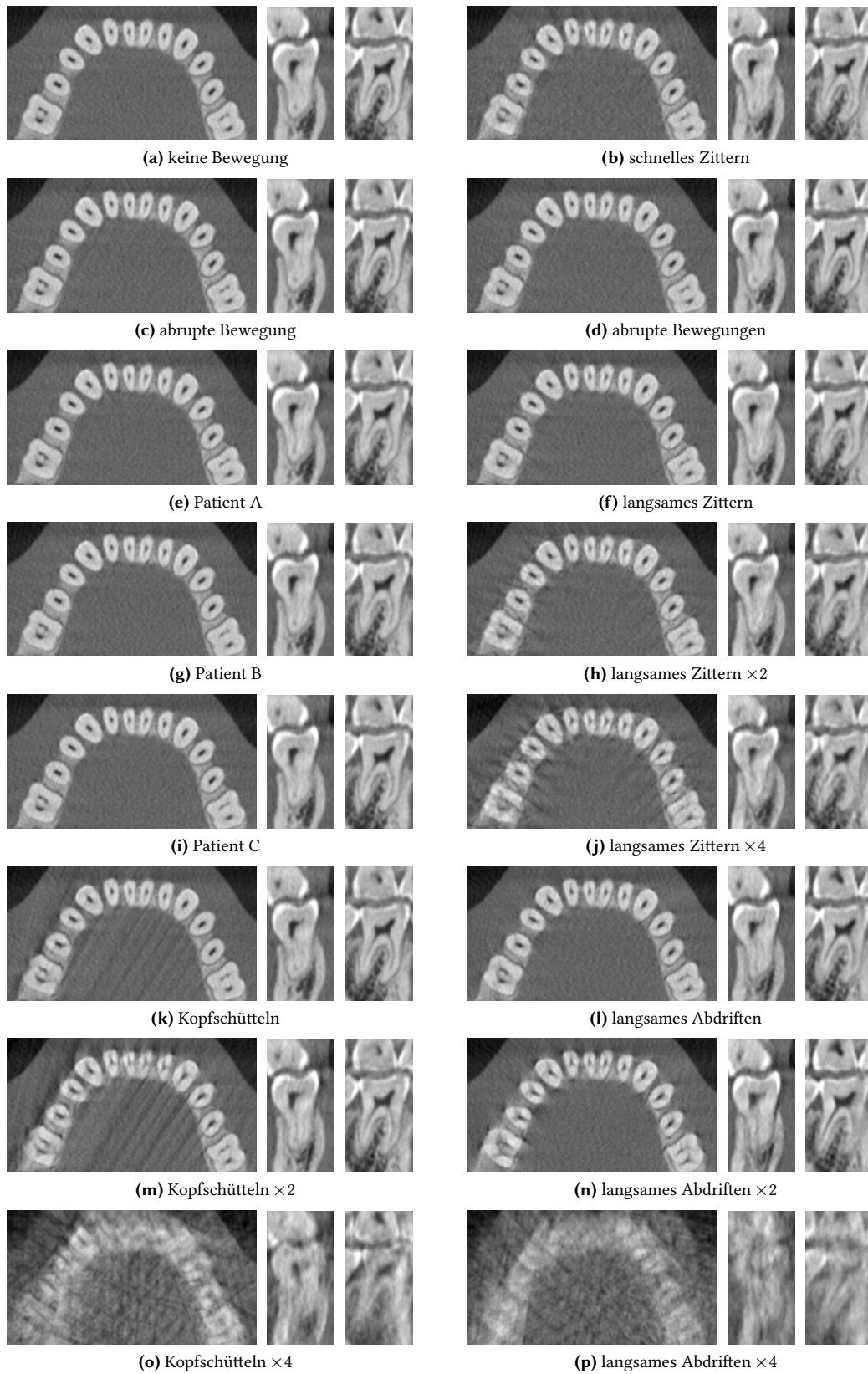


Abbildung 7.9: Axiale, coronale und sagittale Schichten eines mit LCC korrigierten Volumens.

Tabelle 7.2: LCC-Kalibrierergebnisse für zwei Kalibrierobjekte unter Variation der Patientenbewegung. Aufgelistet sind die relativen und absoluten Werte der Gradientenvarianz. Vergleichswerte sind in Tabelle 7.1 auf Seite 106 abgebildet.

	gradVar	gradVar _{abs}	gradVar _{rel}
Langsames Abdriften	0,12594	95,61 %	62,84 %
Langsames Zittern	0,12926	98,14 %	87,18 %
Schnelles Zittern	0,12285	93,27 %	86,00 %
Abrupte Bewegung	0,12902	97,95 %	55,76 %
Abrupte Bewegungen	0,12779	97,02 %	81,76 %
Patient A	0,12902	97,95 %	74,44 %
Patient B	0,12908	98,00 %	33,82 %
Patient C	0,12955	98,35 %	43,86 %
Langsames Abdriften × 2	0,12496	94,87 %	74,52 %
Langsames Zittern × 2	0,12411	94,22 %	85,48 %

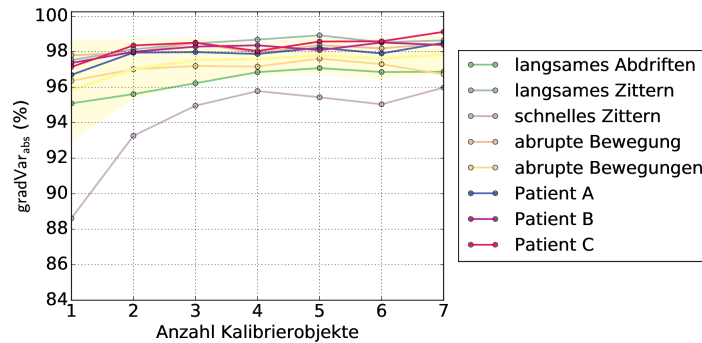


Abbildung 7.10: LCC-Kalibrierergebnisse unter Variation der Anzahl der verwendeten Kalibrierobjekte. Dargestellt ist die normierte, absolute Volumenschärfe nach Anwendung der Autokalibrierung. Der gelbe Bereich markiert die mittlere Korrektur aller Bewegungen \pm Standardabweichung.

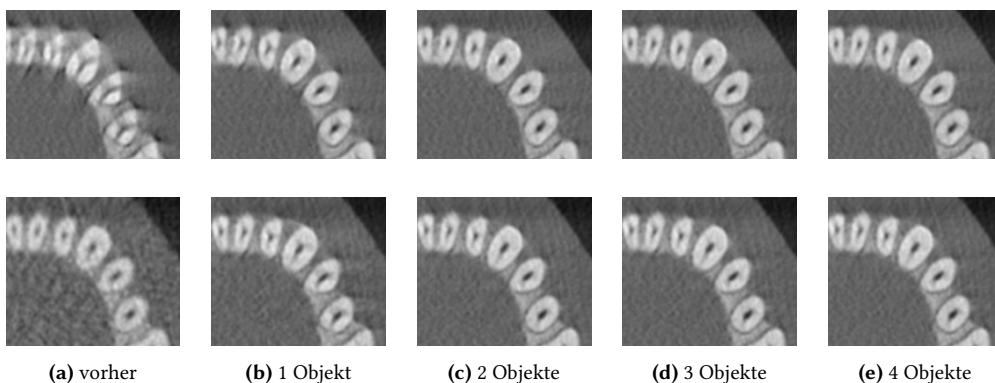


Abbildung 7.11: LCC-Kalibrierergebnisse unter Variation der Anzahl der verwendeten Kalibrierobjekte für Patientenbewegung *langsames Abdriften* (oben) und *schnelles Zittern* (unten).

Tabelle 7.3: Einfluss der Wahl des Kalibrierobjekts auf die LCC-Kalibrierergebnisse. Dargestellt ist die mittlere (mean) Wiederherstellung der Volumenschärfe $\text{gradVar}_{\text{abs}}$ und $\text{gradVar}_{\text{rel}}$ für unterschiedliche Patientenbewegungen unter Variation eines einzelnen Kalibrierobjekts, deren Standardabweichung (σ) und der Referenzwert vor der Autokalibrierung (V^{start}). Die relative Volumenschärfe des initialen Volumens $\text{gradVar}_{\text{rel}}(V^{\text{start}})$ ist per Definition 0 %.

	$\text{gradVar}_{\text{abs}}$			$\text{gradVar}_{\text{rel}}$	
	V^{start}	mean	σ	mean	σ
Langsames Abdriften	90,70 %	94,73 %	0,55	51,58 %	7,06
Langsames Zittern	79,97 %	96,22 %	1,05	77,97 %	5,05
Schnelles Zittern	50,70 %	87,01 %	3,12	73,35 %	6,30
Abrupte Bewegung	94,99 %	96,84 %	0,69	34,84 %	12,90
Abrupte Bewegungen	87,05 %	93,67 %	1,53	54,31 %	12,59
Patient A	91,41 %	96,11 %	0,79	53,51 %	8,95
Patient B	96,95 %	96,96 %	0,85	0,42 %	27,43
Patient C	96,90 %	97,43 %	0,63	15,77 %	19,19
Langsames Abdriften $\times 2$	80,36 %	92,29 %	2,54	61,26 %	13,04
Langsames Zittern $\times 2$	60,28 %	91,23 %	2,43	77,93 %	6,13

Abbildung 6.7 auf Seite 86 definiert. Tabelle 7.3 listet die erreichte relative und absolute Volumenschärfe für jede Patientenbewegung in Abhängigkeit vom gewählten Kalibrierobjekt.

Die bisher gezeigten Ergebnisse wurden unter Verwendung pixelgenau detektierter Objektkonturen erzielt. Die Experimente wurden mit konvexen Objektkonturen wiederholt, welche in einem vorgelagerten Schritt der Datenaufbereitung aus den detektierten Konturen ermittelt wurden. Diese Ergebnisse werden hier nicht detailliert aufgeführt, da sie wenig zusätzliche Informationen liefern. Durch die Verwendung konvexer Objektkonturen verringert sich die absolut gemessene Volumenschärfe unter Variation der Bewegungsfehler und der Anzahl der verwendeten Kalibrierobjekte im Mittel um 0,59 %. Bei der Verwendung und Variation eines einzigen Kalibrierobjekts verschlechtern sich die Ergebnisse der Front- und Eckzähne um 0,51 %, während sich die Ergebnisse der Molaren um 0,04 % verbessern.

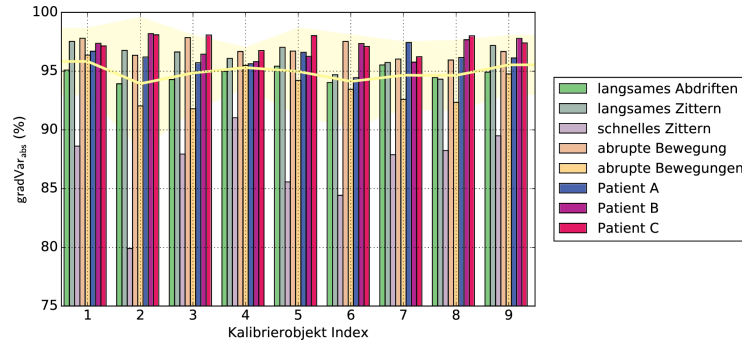


Abbildung 7.12: Einfluss der Wahl des Kalibrierobjekts auf die LCC-Kalibrierergebnisse. Dargestellt ist die absolute erreichte Volumenschärfe $\text{gradVar}_{\text{abs}}$ für unterschiedliche Patientenbewegungen unter Variation eines einzelnen Kalibrierobjekts. Der gelbe Bereich markiert die mittlere Korrektur aller Bewegungen \pm Standardabweichung.

Diskussion der Ergebnisse

Die Anwendung von LCC auf die mit Patientenbewegung gestörten Datensätze führt für viele der Datensätze zu einer signifikanten Reduktion der Bewegungsartefakte, wie Abbildung 7.9 demonstriert. Für Datensätze mit großen Bewegungsamplituden führt das Verfahren jedoch zu einer Verschlechterung der Bildqualität. Generell verbleiben geringe Bewegungsartefakte in den rekonstruierten Volumen und Artefakte der Unterabtastung beeinträchtigen leicht die visuelle Bildqualität.

Die größten Verbesserungen können auf Datensätzen mit komplexen kontinuierlichen Bewegungsmustern beobachtet werden. Die Korrektur der komplexen Bewegungen wird durch den iterativen Ansatz des Verfahrens ermöglicht, welcher initial die großen Fehler korrigiert. Dennoch sind bei großen Bewegungen deutlicher ausgeprägte verbleibende Bewegungsartefakte nach der Korrektur zu beobachten. Hierbei ist zu beachten, dass jede Iteration nur über eine begrenzte Kalibrierengenauigkeit verfügt, welche von den gegebenen Daten abhängt. Eine vorliegende Konturinkonsistenz kann häufig durch unterschiedliche Parametermodifikationen korrigiert werden. Zudem sind gewisse Bewegungsrichtungen leichter zu korrigieren als andere, was von der gegebenen Projektionsrichtung zum Zeitpunkt der Bewegung abhängt. Die verbleibende Ungenauigkeit kann in späteren Iterationen eventuell nicht mehr korrigiert werden, da vorhandene Fehler stets als lokal angenommen werden. Dies ist ein implizites Problem der Methode, welches zu lokalen Optima in der Optimierung führt. Es stellt die Ursache für die meisten verbleibenden Artefakte dar, wie sie zum Beispiel bei der Bewegung *langsames Abdriften* beobachtet werden können. Des Weiteren ist es möglich, dass große Bewegungen Teilrekonstruktionen der Objekthülle ungültig machen, indem die Schnittmenge der rückprojizierten Silhouetten leer ist, also $H_o = \bigcap_{i \in \mathcal{I}} L_{oi} = \emptyset$ nach (5.2). Über die globalen Referenzprojektionen wirkt sich ein großer globaler Bewegungsfehler auf alle Projektionen aus, auch wenn der lokale Bewegungsfehler gering ist. Als ungefähre Richtlinie sollte sich ein Bewegungsfehler daher in der Rückprojektion nicht stärker auswirken als das betrachtete Objekt groß ist. Perspektivisch ist für solche Bewegungen

eine Ausnahmebehandlung oder entsprechende vorgelagerte Datenaufbereitung für das Verfahren zu ergänzen. Die Auswirkung ist eine iterative Verschlechterung der Kalibrierung, welche in einem verschwommenen Volumen resultiert, wie bei den verstärkten Bewegungen $\times 4$ in Abbildung 7.9 zu beobachten ist.

Im Vergleich zu den anderen Bewegungen erzielt die Korrektur der Bewegung *schnelles Zittern* bezüglich der absoluten quantitativen Ergebnisse in Tabelle 7.2 die schlechtesten Ergebnisse. Wie in Kapitel 6.2.2 beschrieben stellt diese Bewegung eine unnatürliche Patienten- oder Gerätebewegung dar. Für die vorliegende Evaluation ist sie jedoch wichtig, da sie den ungünstigsten Fall einer zu korrigierenden Bewegung für LCC repräsentiert. Das zufällige Parameterrauschen verletzt die Annahme der kontinuierlichen Bewegung, wie in Kapitel 5.3 als Motivation für die lokalen Konturkonsistenzbedingungen vorausgesetzt. Auch das Konvergenzverhalten ist bei diesem Bewegungsfehler langsamer als bei kontinuierlichen Bewegungen, denn die iterative Korrektur mit anschließender Parameterinterpolation kann das Optimierungsproblem für die jeweils folgende Iteration nicht vereinfachen. Dennoch führt LCC auch für diese Bewegung zu einer wesentlichen Verbesserung der Bildqualität, wie in Abbildung 7.9 zu sehen ist.

Für die Bewegung *Kopfschütteln* sind ebenfalls Verbesserungen durch LCC festzustellen, wie Abbildung 7.9 zeigt. Auch diese Bewegung verletzt die Annahme der kontinuierlichen Bewegung und hat daher lokal unzureichend beschränkte Projektionen.

Die Ergebnisse der echten Patientenbewegungen sind vergleichbar mit den Ergebnissen der künstlichen Bewegungen, wie Tabelle 7.2 in absoluten Messwerten belegt. In Abbildung 7.9 ist zu sehen, dass diese Bewegungen fast vollständig korrigiert werden. Verglichen mit anderen Bewegungen weisen die Ergebnisse der Bewegungen *Patient B* und *Patient C* jedoch eine auffallend geringe relative Verbesserung auf. Dies lässt sich anhand von Tabelle 7.1 mit der geringen Größe des initialen Bewegungsfehlers begründen. Durch die Normierung der relativen Messwerte mit den kleinen initialen Fehlern kommen schwankende Ergebnisse des Volumenschärfemaßes stärker zum Tragen. Außerdem ist zu erwarten, dass eine maximal erreichbare Kalibrierengenauigkeit das Potential der Bewegungskorrektur beschränkt, welche sich bei kleinen Bewegungen stärker auf die relativen Messwerte auswirkt. Der gleiche Effekt ist bei den Ergebnissen von *abrupte Bewegung* zu beobachten. Bewegungen mit einem initialen Bewegungsfehler von unter 4 % werden daher bezüglich ihrer relativen Auswertung als Ausreißer betrachtet. Ihre absoluten Ergebnisse in Tabelle 7.2 sind jedoch vergleichbar mit denen der anderen Bewegungen, entsprechend ist auch ihre erreichte Kalibrierengenauigkeit als vergleichbar gut anzusehen.

Je mehr anatomische Strukturen als Kalibrierobjekte verwendet werden, desto besser sind die Ergebnisse von LCC, wie die Auswertung der Volumenschärfe gemittelt über alle Bewegungen in Abbildung 7.10 zeigt. Durch die Verwendung von mehr Kalibrierobjekten werden die Kalibrierergebnisse zudem robuster, wie an der Verringerung der Standardabweichung abgelesen werden kann. Die größten Verbesserungen treten bei der Erhöhung der Anzahl der Kalibrierobjekte auf zwei oder drei auf. Die Verwendung von mehr als drei Kalibrierobjekten verbessert noch leicht die visuelle Erscheinung der verbleibenden Bewegungsartefakte, wie in Abbildung 7.11 nachvollzogen

werden kann. Die in Abbildung 7.10 abgebildeten Ergebnisse schwanken leicht, da die Variation der Kalibrierobjekte mutmaßlich die lokalen Optima der Verfahrensiterationen verändert.

Auch die Form der Kalibrierobjekte wirkt sich auf das Kalibrierergebnis aus. Zur Interpretation der Ergebnisse ist zunächst festzuhalten, dass es sich bei den Zähnen 1, 4, 5 und 9 um einwurzelige Zähne, bei den Zähnen 6, 7 und 8 um zweiwurzelige Zähne und bei den Zähnen 2 und 3 um dreiwurzelige Zähne handelt. Abbildung 7.12 zeigt, dass die Ergebnisse der einwurzeligen Zähne im Mittel über alle Bewegungsfehler überdurchschnittlich gut sind. Die Ergebnisse der Zähne 1, 4 und 9 weisen zudem eine relativ geringe Standardabweichung auf, was darauf schließen lässt, dass die Art des Bewegungsfehlers einen geringen Einfluss auf das Ergebnis hat. Der dreiwurzelige Zahn 2 weist vergleichsweise schlechte Ergebnisse auf, sowohl im Mittelwert als auch in der Standardabweichung. Mit der Formkomplexität variieren auch die Größe und die Position der Zähne im Kiefer, welche hier nicht ausgewertet werden. Es ist jedoch zu erwarten, dass ihre Einflüsse auf die Kalibriergenauigkeit geringer sind als die hier beobachteten. Eine einfache Objektform erweist sich somit als vorteilhaft für LCC. Gleichzeitig führt die Verwendung konvexer Objektstrukturen zu einer Verschlechterung der Ergebnisse. Dies liegt in der Kombination von Projektionsgeometrie und Objektform begründet. Aufgrund der Rotationsbewegung des Gerätes ist sichergestellt, dass die äußeren seitlichen Konturen der Zähne vollständig erfasst werden und somit wertvolle Informationen zur Kalibrierung beisteuern. Die Konturinformation zwischen den Zahnwurzeln hingegen wird aufgrund der Überlagerung der Wurzeln in manchen Projektionsbildern nicht robust erfasst. Das erklärt, warum die Verwendung einwurzeliger Zähne zu robusteren Kalibrierergebnissen führt als die Verwendung mehrwurzeliger Zähne, gleichzeitig jedoch konkave Strukturen besser geeignet scheinen als konvexe Strukturen. Tabelle 7.3 zeigt den Einfluss der Wahl des Kalibrierobjekts aufgeschlüsselt nach den Bewegungsfehlern. Die relative, datenspezifische Wiederherstellung der Volumenschärfe zeigt die größte Varianz bei den Bewegungsfehlern, die initial einen kleinen Fehler aufweisen. Die Ergebnisse für die Bewegungen *Patient B* und *Patient C* sind aufgrund des geringen initialen Fehlers nicht zuverlässig interpretierbar. Sie zeigen im Mittel eine Verbesserung durch die Autokalibrierung an, in Einzelfällen jedoch auch eine Verschlechterung. Alle anderen Bewegungen zeigen unabhängig vom gewählten Kalibrierobjekt stets eine Verbesserung an. Die Ergebnisse der Bewegungen *abrupte Bewegungen* und *langsames Abdriften* $\times 2$ zeigen in der relativen Auswertung eine leicht erhöhte Standardabweichung verglichen zu ihrer mittleren relativen Verbesserung. Aufgrund der schwankenden Ergebnisse von LCC bei der Verwendung von nur einem Kalibrierobjekt erscheint eine detaillierte Interpretation der Daten nicht sinnvoll. Jedoch zeigt die Untersuchung, dass das Verfahren unabhängig von der Form des Kalibrierobjekts und des vorliegenden Bewegungsfehlers auch unter Verwendung eines einzelnen Kalibrierobjekts ein relativ robustes Ergebnis erzielt.

Die Aufwandsbetrachtung für LCC lässt sich wie folgt abschätzen. In mehreren Verfahrensiterationen werden je zwei Optimierungen durchgeführt, eine initiale Registrierung der $n_{\mathcal{I}_{\text{new}}}$ neuen Projektionsbilder nach (5.29) und eine abschließende Optimierung aller $n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}} = n_{\mathcal{I}_{\text{new}}} + n_{\mathcal{I}_{\text{old}}}$ Projektionsbilder nach (5.30). Zur initialen Registrierung sind zweimal $(n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}} - n_{\mathcal{I}_{\text{new}}})$ Rückprojektionen einzelner Projektionsbilder erforderlich. Die Auswertung der Zielfunktion

bedarf $n_{\mathcal{I}_{\text{new}}}$ Vorwärtsprojektionen. Die numerische Gradientenberechnung bedarf einer weiteren Vorwärtsprojektion, wobei pro Iteration zwölfmal $n_{\mathcal{I}_{\text{new}}}$ Gradienten berechnet werden. Die Anzahl der abhängigen Parameter beträgt sechs. Wenn n_{itopt} der Anzahl der Iterationen der Optimierungsverfahrens entspricht und $n_{\mathcal{O}}$ der Anzahl der Kalibrierobjekte, ergeben sich zusammengefasst folgende Anzahlen an Vorwärtsprojektionen n_{fp} und Rückprojektionen n_{bp}

$$\begin{aligned} n_{\text{fp}} &= 13 \cdot n_{\mathcal{O}} \cdot n_{\text{itopt}} \sum_{n_{\mathcal{I}_{\text{new}}}} n_{\mathcal{I}_{\text{new}}} \\ n_{\text{bp}} &= 2 \cdot n_{\mathcal{O}} \sum_{n_{\mathcal{I}_{\text{old}}}} n_{\mathcal{I}_{\text{old}}}. \end{aligned} \quad (7.1)$$

Für die abschließende Optimierung sind $(n_{\mathcal{I}_{\text{gcc}}} + 4) \cdot n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}}$ Rückprojektionen erforderlich, wobei $n_{\mathcal{I}_{\text{gcc}}}$ die Anzahl der globalen Referenzprojektionen ist. Die Auswertung der Zielfunktion bedarf $n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}}$ Vorwärtsprojektionen. Zur numerischen Gradientenberechnung sind zusätzlich $12 \cdot n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}} \cdot (4 + n_{\mathcal{I}_{\text{gcc}}})$ Mal je eine Vorwärtsprojektion und zwei Rückprojektionen erforderlich sowie $12 \cdot n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}}$ zusätzliche Vorwärtsprojektionen. Die Anzahl der abhängigen Parameter beträgt $6 \cdot (n_{\mathcal{I}_{\text{gcc}}} + 5)$. Wenn n_{itopt} wieder der Anzahl der Iterationen des Optimierungsverfahrens entspricht, ergeben sich zusammengefasst folgende Anzahlen an Vorwärtsprojektionen n_{fp} und Rückprojektionen n_{bp}

$$\begin{aligned} n_{\text{fp}} &= n_{\mathcal{O}} \cdot n_{\text{itopt}} \cdot (61 + 12 \cdot n_{\mathcal{I}_{\text{gcc}}}) \sum_{n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}}} n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}} \\ n_{\text{bp}} &= n_{\mathcal{O}} \cdot (1 + 24 \cdot n_{\text{itopt}}) \cdot (4 + n_{\mathcal{I}_{\text{gcc}}}) \sum_{n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}}} n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}}. \end{aligned} \quad (7.2)$$

Die Anzahl der Verfahrensiterationen ist sieben, mit $n_{\mathcal{I}_{\text{sub}}} \in \{5, 9, 17, 33, 65, 129, 200\}$ und $n_{\mathcal{I}_{\text{new}}} \in \{0, 4, 8, 16, 32, 64, 71\}$. Die Anzahl globaler Referenzprojektionen ist $n_{\mathcal{I}_{\text{gcc}}} = 3$ und der Anzahl der verwendeten Kalibrierobjekte $n_{\mathcal{O}} = 2$. Wenn für die initiale Registrierung durchschnittlich sechs Iterationsschritten n_{itopt} angenommen werden und für die abschließende Optimierung zehn, ergeben sich in diesem Rechenbeispiel theoretische $n_{\text{fp}} + n_{\text{bp}} = 2465$ k erforderliche Projektionen während der Optimierung. Hierbei ist die Aufwandsklasse linear bezüglich der Anzahl der verwendeten Kalibrierobjekte und der Anzahl der Projektionsbilder.

Zusammenfassung

Die Evaluation von LCC zeigt eine signifikante Reduktion der Bewegungsartefakte für unterschiedliche Bewegungsarten. Quantitativ wird dies durch eine durchschnittliche Wiederherstellung der Volumenschärfe von 97,0 % belegt. Bei großen Bewegungsamplituden schlägt das Verfahren jedoch fehl und führt zu einer Verschlechterung der Bildqualität. Die Methode ist sensitiv bezüglich des Informationsgehalts der Konturen, also der Anzahl und der Form der Kalibrierobjekte und der Konturgenauigkeit. Die Untersuchungsergebnisse zeigen das Potential der Reduktion der Parameterabhängigkeiten in der Autokalibrierung zur Schätzung der Patientenbewegung, welche durch Einführung der lokalen Konturkonsistenzbedingungen erreicht wird.

7.2.3 Iterative Konturregistrierung (CReg)

Die Evaluation von CReg erfolgt mit synthetischen 3D-Testdaten eines Schädelphantoms wie in Kapitel 6.2 beschrieben. Die Autokalibrierung entspricht hierbei einer Korrektur von Patientenbewegungen in 3D. Ein Teil der Ergebnisse wurde bereits in Maur u. a. (2019) veröffentlicht. Eine Verfahrensbeschreibung findet sich in Kapitel 5.4, genauere Details zur Implementierung und Parameterwahl finden sich in Kapitel 6.3.4. Die Robustheit des Autokalibrierverfahrens wird bezüglich folgender Aspekte untersucht:

1. Unterschiedliche Patientenbewegungen
2. Variation der Anzahl der Kalibrierobjekte
3. Stärke der Patientenbewegungen
4. Konvergenzverhalten

Nach der Vorstellung der Untersuchungsergebnisse folgt deren Diskussion und eine kurze Zusammenfassung.

Untersuchungsergebnisse

Abbildung 7.13 bietet einen visuellen Vergleich der Kalibrierergebnisse für unterschiedliche Patientenbewegungen. Dargestellt werden axiale, sagittale und coronale Schichten der korrigierten Volumendaten. Die Referenzdaten ohne Korrektur und mit optimaler Korrektur sind in den Abbildungen 6.5 und 6.6 auf den Seiten 84 und 85 zu sehen. Die dargestellten Ergebnisse wurden mit zehn Iterationen des Autokalibrierverfahrens und vier Kalibrierobjekten erzielt. Tabelle 7.4 zeigt die entsprechende quantitative Auswertung der Daten. Die Ergebnisse zeigen eine durchschnittliche Wiederherstellung der Volumenschärfe auf 98,3 % des unbewegten Volumens für die unverstärkten Bewegungen. Die datenspezifische Wiederherstellung der Volumenschärfe beträgt durchschnittlich 80,6 %. Abbildung 7.14 zeigt die Ergebnisse früherer Iterationen des Verfahrens. Präsentiert werden Subregionen einer axialen Volumenschicht für ausgewählte Patientenbewegungen. Sie entstammen Volumenrekonstruktionen, welche mit unterschiedlichen Kalibrierdaten generiert wurden: vor der Autokalibrierung, nach einer Iteration der Autokalibrierung, nach drei Iterationen der Autokalibrierung, nach zehn Iterationen der Autokalibrierung und nach optimaler Kalibrierung. Eine quantitative Analyse wird in Abbildung 7.15a präsentiert. Sie zeigt die datenspezifische Wiederherstellung der Volumenschärfe, welche nach (6.2) und (6.10) in Gradientenvarianz gemessen wird. Analog dazu bildet Abbildung 7.15b das Residuum pro Iteration ab, welches dem mittleren verbleibenden Fehler der Konturregistrierung nach (5.34) entspricht. Die Ergebnisse in den Abbildungen 7.13, 7.14 und 7.15 wurden jeweils mit vier Kalibrierobjekten erzeugt.

Abbildung 7.16 bildet die gleichen Informationen wie Abbildung 7.15 für die Verwendung von weniger Kalibrierobjekten ab. Eine negative datenspezifische Wiederherstellung der Volumenschärfe deutet hierbei auf eine Verschlechterung der Bildqualität durch das Autokalibrierverfahren hin. Abbildung 7.17 zeigt zudem die normierte absolute Volumenschärfe nach (6.2) und (6.9) in Abhängigkeit von der Anzahl der verwendeten Kalibrierobjekte. Abbildung 7.18 zeigt die Unterschiede visuell anhand der Bewegungen *schnelles Zittern* und *langsames Abdriften*.

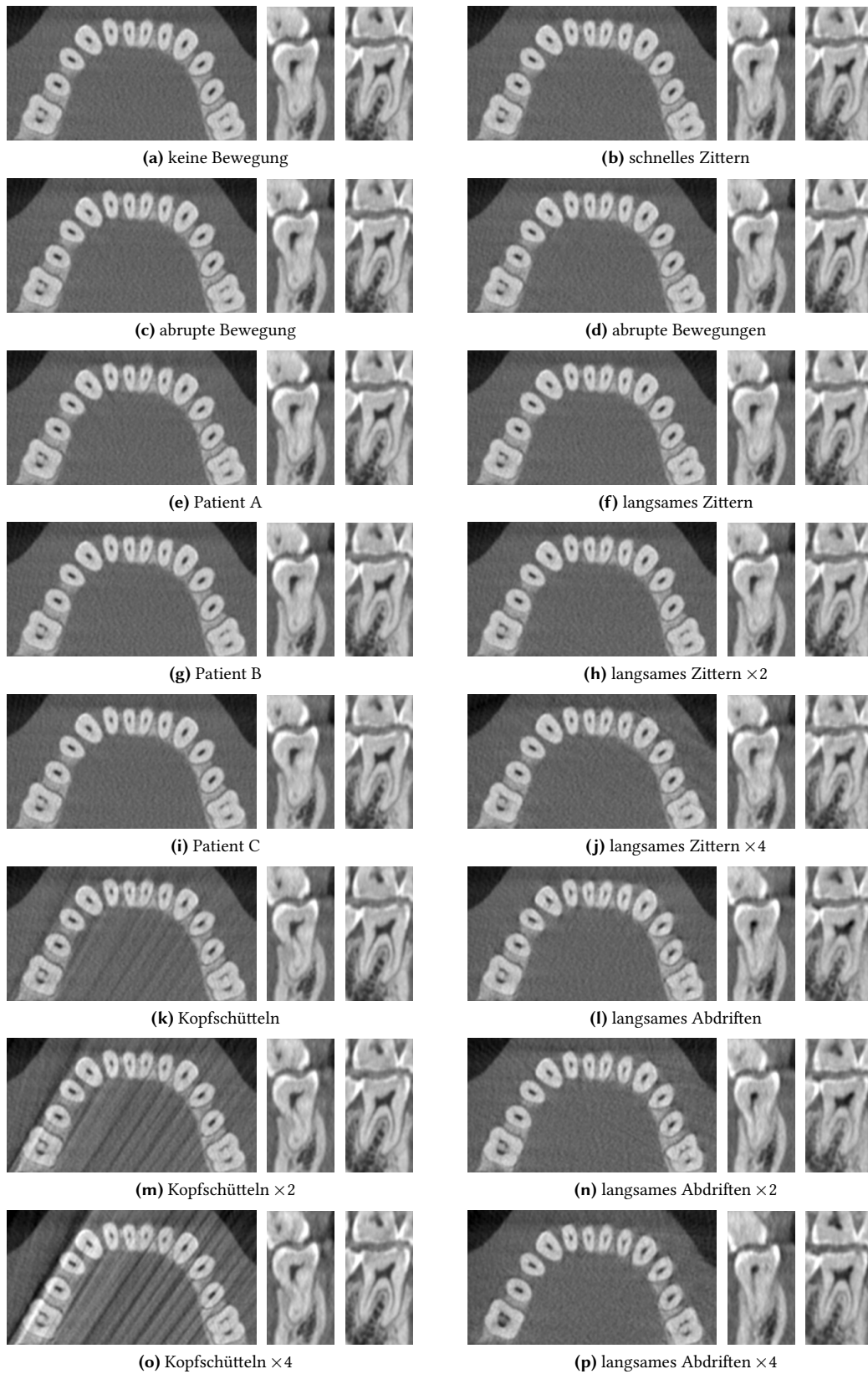


Abbildung 7.13: Axiale, coronale und sagittale Schichten eines mit CReg korrigierten Volumens.

Tabelle 7.4: CReg-Kalibrierergebnisse für vier Kalibrierobjekte unter Variation der Patientenbewegung. Aufgelistet sind die relative und die absolute Volumenschärfe gemessen in Gradientenvarianz nach zehn Iterationen. Vergleichswerte sind in Tabelle 7.1 auf Seite 106 abgebildet.

	gradVar	gradVar _{abs}	gradVar _{rel}
Langsames Abdriften	0,12554	95,30 %	49,52 %
Langsames Zittern	0,13118	99,59 %	97,94 %
Schnelles Zittern	0,12966	98,43 %	96,82 %
Abrupte Bewegung	0,13083	99,33 %	86,57 %
Abrupte Bewegungen	0,12923	98,11 %	85,41 %
Patient A	0,12949	98,30 %	80,26 %
Patient B	0,13054	99,10 %	70,68 %
Patient C	0,12896	97,90 %	77,82 %
Langsames Abdriften ×2	0,12168	92,38 %	61,20 %
Langsames Zittern ×2	0,12949	98,31 %	95,74 %
Langsames Abdriften ×4	0,10843	82,32 %	56,61 %
Langsames Zittern ×4	0,12278	93,21 %	88,47 %

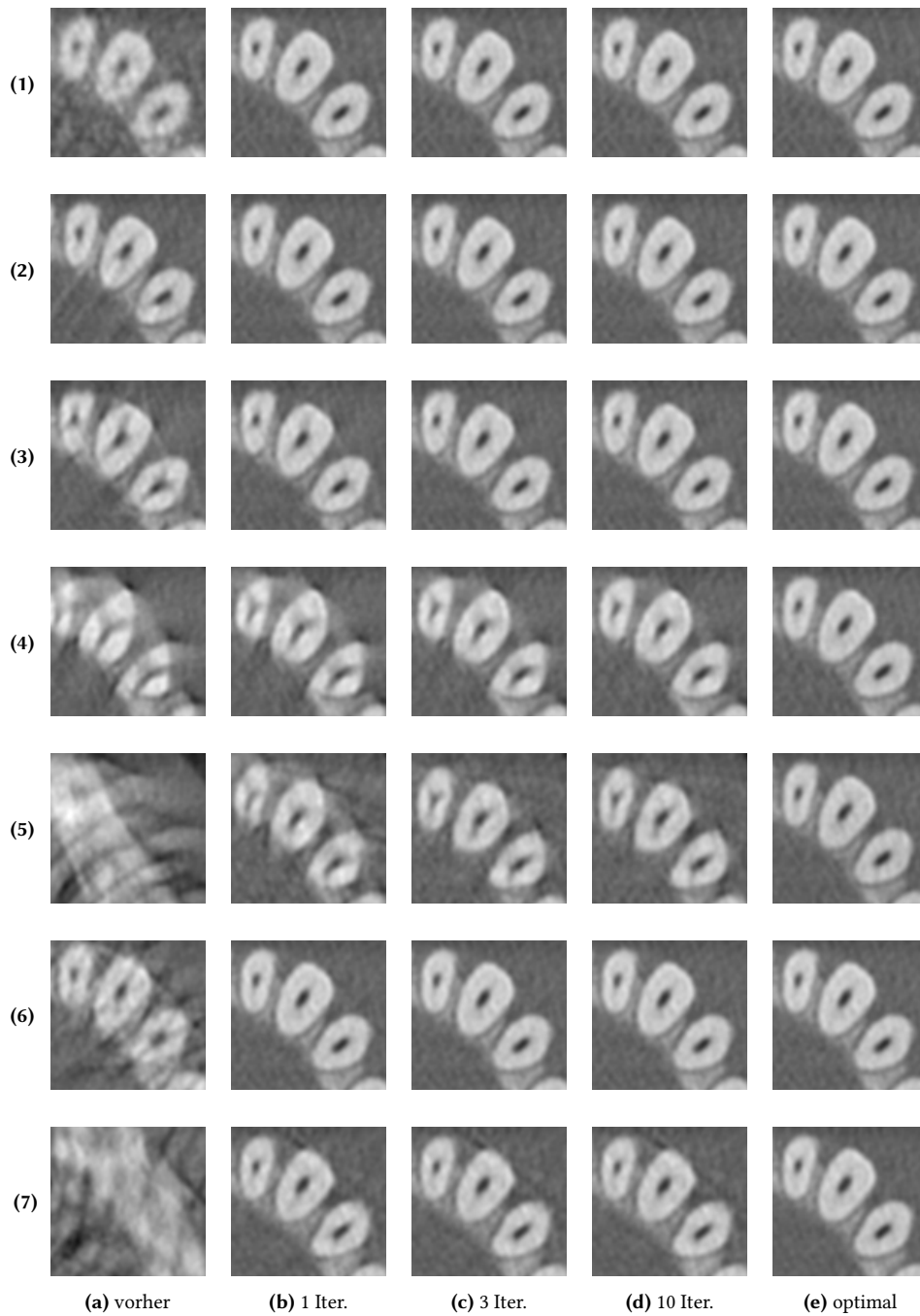


Abbildung 7.14: CReg-Kalibrierergebnisse in Ausschnitten axialer Volumenschichten. Die Spalten zeigen Rekonstruktionen mit unterschiedlichen Kalibrierdaten nach variierender Anzahl an Verfahrensiterationen (Iter.). Die Zeilen zeigen unterschiedliche Patientebewegungen: (1) *schnelles Zittern*, (2) *abrupte Bewegung*, (3) *Patient A*, (4) *langsames Abdriften*, (5) *langsames Abdriften $\times 4$* , (6) *langsames Zittern* und (7) *langsames Zittern $\times 4$* .

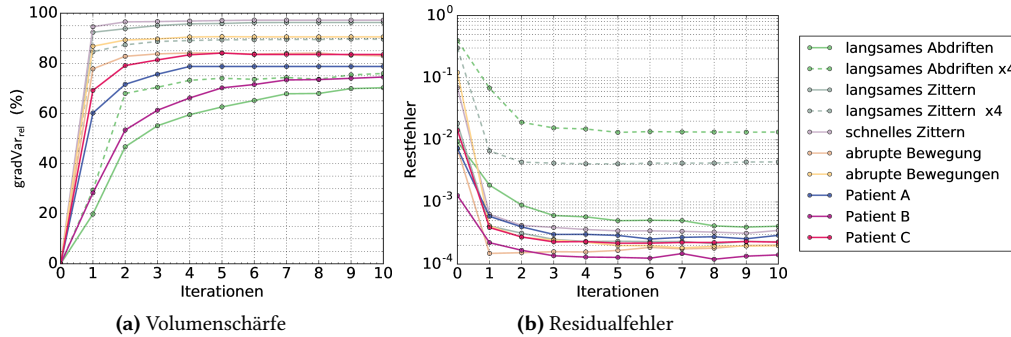


Abbildung 7.15: CReg-Konvergenzverhalten. (a) Relative, datenspezifische Wiederherstellung der Volumenschärfe und (b) Verringerung des mittleren Registrierungsfehlers pro Verfahrensiteration unter Verwendung von vier Kalibrierobjekten.

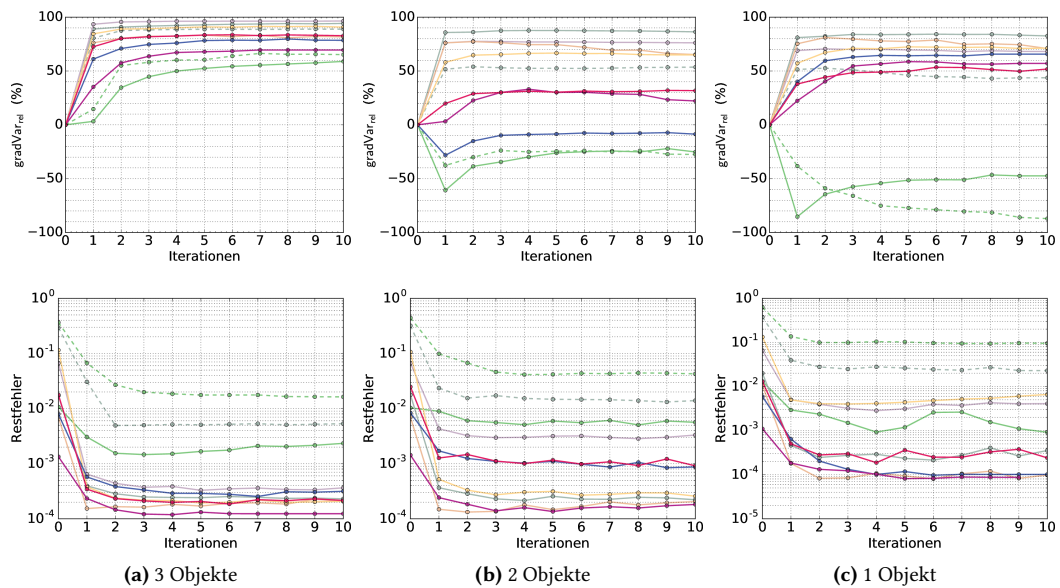


Abbildung 7.16: CReg-Konvergenzverhalten bei Verwendung von wenigen Kalibrierobjekten. Oben: datenspezifische Wiederherstellung der Volumenschärfe. Unten: Verringerung des mittleren Registrierungsfehlers pro Iteration des Verfahrens. Abbildung 7.15 zeigt Vergleichsdaten zur Verwendung von vier Kalibrierobjekten mit identischer Legende.

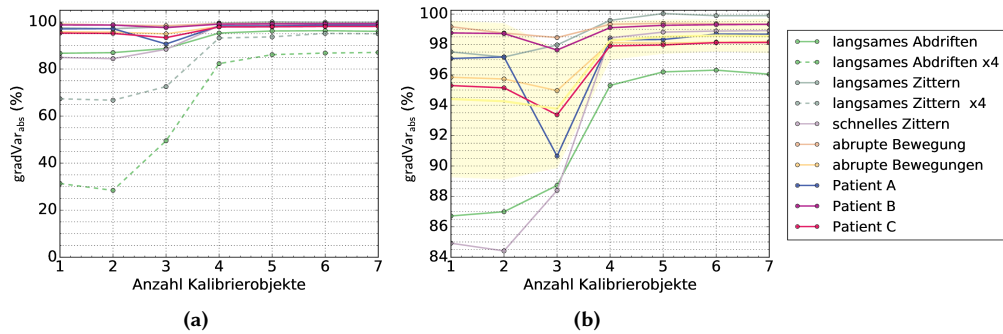


Abbildung 7.17: Einfluss der Anzahl der Kalibrierobjekte auf die CReg-Kalibrierergebnisse. Dargestellt ist die normierte, absolute Volumenschärfe nach zehn Iterationen des Verfahrens. (b) ist eine Nahansicht von (a) ohne die verstärkten Bewegungen. Die gelbe Farbe markiert das über alle Bewegungen gemittelte Ergebnis \pm Standardabweichung.

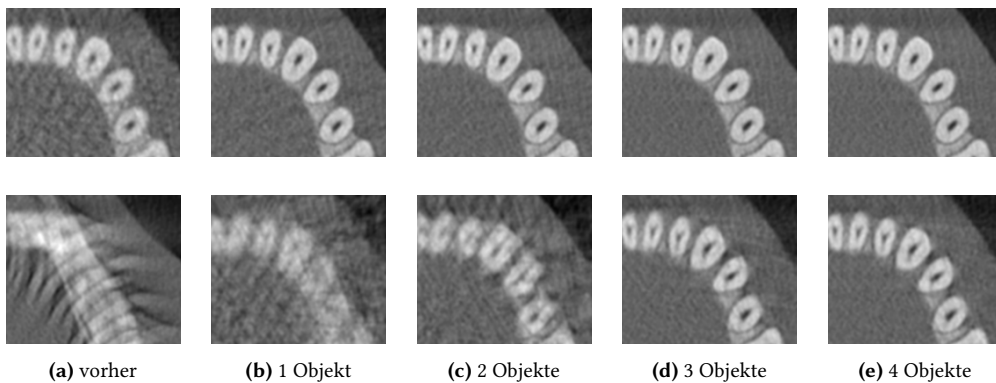


Abbildung 7.18: Einfluss der Anzahl der Kalibrierobjekte auf die CReg-Kalibrierergebnisse nach zehn Iterationen. Abgebildet sind Rekonstruktionen (a) vor der Autokalibrierung und (b)-(e) nach der Autokalibrierung mit variierender Anzahl der verwendeten Kalibrierobjekte. Oben für Bewegung *schnelles Zittern* und unten für Bewegung *langsames Abdriften* $\times 4$.

Diskussion der Ergebnisse

Die Untersuchungsergebnisse in Abbildung 7.13 zeigen eine deutliche Reduktion der Bewegungsartefakte durch CReg. Das Autokalibrierverfahren liefert bereits nach wenigen Iterationen eine merkliche Verbesserung der Bildqualität, wie in Abbildung 7.14 visuell und in Abbildung 7.15 quantitativ ersichtlich. Die abgebildeten Ergebnisse weisen noch geringe Bewegungsartefakte auf und Artefakte der Unterabtastung beeinträchtigen leicht die Bildqualität.

Die größten Verbesserungen werden auf Daten mit großen Bewegungsfehlern und stark gestörten Rekonstruktionen erzielt, wie sie in den Abbildungen 7.14.5 und 7.14.7 zu sehen sind. Doch auch die verbleibenden Bewegungsartefakte sind deutlicher ausgeprägt bei denjenigen Daten, welche initial eine starke Störung aufweisen. Das wird zum Beispiel bei Betrachtung des Residualfehlers nach der Bewegungskorrektur deutlich, wie in Abbildung 7.15b dargestellt.

Je mehr anatomische Strukturen als Kalibrierobjekte verwendet werden, desto besser sind die Ergebnisse der Autokalibrierung. Wie die Wiederherstellung der Volumenschärfe in Abbildung 7.17 anzeigt, bewirkt die Erhöhung auf drei oder vier Kalibrierobjekte die größten Verbesserungen. Eine weitere Erhöhung der Anzahl der Kalibrierobjekte mindert noch leicht die visuell erkennbaren Bewegungsartefakte und wirkt sich positiv auf die Konvergenz und Zuverlässigkeit des Verfahrens aus. Das ist besonders für die Bewegungen mit großen Bewegungsamplituden relevant. Daher werden als Referenz für die hier abgebildeten Resultate vier Kalibrierobjekte verwendet. Beispiele für die visuellen Verbesserungen in Abhängigkeit von der Anzahl der verwendeten Kalibrierobjekte können in Abbildung 7.18 eingesehen werden. Die Relevanz der Anzahl der verwendeten Kalibrierobjekte für das Konvergenzverhalten des Verfahrens wird auch in Abbildung 7.17 deutlich. Vor allem die Bewegung *langsames Abdriften* zeigt sich bei Verwendung weniger Kalibrierobjekte instabil in der Konvergenz. Mit ein oder zwei Kalibrierobjekten führt CReg bei dieser Bewegung sogar zu einer Verschlechterung der Volumenschärfe. Die in der ersten Iteration erreichte Korrektur scheint ausschlaggebend für den Erfolg der nachfolgenden Iterationen.

Die starke Relevanz der Mindestanzahl der verwendeten Kalibrierobjekte ist in der Kostenfunktion von CReg (5.35) sowie der unabhängig voneinander durchgeführten Optimierungen der einzelnen Projektionsbilder begründet. Die Verwendung eines Silhouettenkonsistenzmaßes erfordert üblicherweise eine wechselseitige Beschränkung der Informationen unterschiedlicher Projektionsrichtungen. Da bei CReg die Parameter eines jeden Projektionsbildes einzeln geschätzt werden, ist diese wechselseitige Beschränkung der Informationen nicht gegeben. Daher kann ein Fehler der Silhouettenkonsistenz für eine einzelne Silhouette durch eine Vielzahl an Transformationen minimiert werden, wodurch das Optimierungsproblem nicht ausreichend beschränkt ist und Überkorrekturen nicht verhindert werden. Über mehrere Iterationen hinweg kann dies zu einer Divergenz des Verfahrens führen, weshalb die gleichzeitige Verwendung mehrerer Kalibrierobjekte in der Optimierung als eine wichtige Regularisierung wirkt. Es ist allgemein bekannt, dass eine punktbasierte geometrische Kalibrierung im 3D-Raum mindestens drei Kalibrierpunkte erfordert, deren Positionen linear unabhängig voneinander sind. Dies korrespondiert zu den drei mindestens erforderlichen Kalibrierobjekten, auf welche die hier gezeigten Untersuchungsergebnisse hinweisen. Das vierte Kalibrierobjekt erhöht die Stabilität des Kalibrierverfahrens,

da es für jede Projektionsgeometrie sicherstellt, dass die Kalibrierobjekte in der Projektion eine gute räumliche Verteilung aufweisen und ausreichend viel Informationsgehalt zur geometrischen Kalibrierung beitragen. Bei der Wahl der Kalibrierobjekte ist auf eine geeignete, möglichst große räumliche Verteilung zu achten, welche die zu erwartende Projektionsgeometrie berücksichtigt.

Für die Bewegungen *schnelles Zittern* und *langsames Zittern* werden die besten relativen und absoluten Ergebnisse bezüglich der Volumenschärfe erzielt, wie in den Abbildungen 7.15a und 7.17 abzulesen ist. Auch für eine geringe Anzahl an Kalibrierobjekten liefert ihre Korrektur akzeptable Ergebnisse. Zudem konvergiert das Korrekturverfahren bereits nach wenigen Iterationen. Beide Bewegungen variieren um eine mittlere Position, was für die hier betrachtete Korrekturmethode von Vorteil ist. Die Rekonstruktion der Objekthülle zeigt demnach eine Konzentration um den tatsächlichen Objektmittelpunkt. Bei mittiger Ausrichtung der einzelnen Projektionsbilder im Registrierungsschritt mittelt sich daher der Bewegungsfehler über die Iterationen leicht raus.

Für die *abrupte Bewegung* wird der geringste Residualfehler nach der ersten Iteration der Autokalibrierung erreicht, wie Abbildung 7.15b zeigt. Mit weiteren Iterationen steigt der Residualfehler wieder an. Diese Situation ist plausibel, da die Schätzung der Projektionsparameter pro Projektionsbild erfolgt, der Residualfehler jedoch alle optimierten Projektionsparameter zusammen auswertet. Es ist auffällig, dass diese Überanpassung bei sehr hoher Auflösung immer noch zu einer Verbesserung der Bildschärfe führt, wie in Abbildung 7.16a abzulesen ist. Visuell sind in den Korrekturergebnissen der einzelnen Iterationen in Abbildung 7.14.2 kaum Unterschiede wahrnehmbar. Die Korrektur für diese Bewegung ist sehr stabil, unabhängig von der Anzahl der verwendeten Kalibrierobjekte. Mit der einzelnen isolierten Bewegung ist es ein einfach zu korrigierender Bewegungsfehler.

Die am schwierigsten zu korrigierende Bewegung ist die Bewegung *langsames Abdriften*. Sie variiert alle Transformationsparameter und beinhaltet starke Rotationen, welche häufig auch für andere Autokalibrierverfahren schwierig zu korrigieren sind. Abbildung 7.15 zeigt, dass ihre Korrektur deutlich langsamer konvergiert als die der anderen Bewegungen. In den Abbildungen 7.14.4 und 7.14.5 ist zu sehen, dass zudem auch ein größerer Restfehler verbleibt.

Die Bewegungen des *Kopfschüttelns* werden ebenfalls gut korrigiert, wie in Abbildung 7.13 visuell überprüft werden kann. Die verbleibenden Artefakte sind Artefakte der Unterabtastung, wie in Kapitel 6.2.4 bereits genauer beschrieben.

Die Ergebnisse der echten Patientenbewegungen sind vergleichbar mit den Ergebnissen der künstlichen Bewegungen, wie in den Abbildungen 7.14 und 7.17 gezeigt. Es konnte keine Verschlechterung der Bildqualität durch CReg beobachtet werden.

Gelegentlich ist die visuelle Verbesserung größer als die quantitative, was zum Beispiel durch Vergleich der visuellen Ergebnisse von Abbildung 7.14 mit den korrespondierenden quantitativen Ergebnissen von Abbildung 7.15a für die Bewegung *langsames Abdriften* belegt werden kann. Abbildung 7.17 stellt daher die absolute Gradientenvarianz anstelle der relativen dar. Für einige Bewegungen ist die berechnete Gradientenvarianz mit einem oder zwei Kalibrierobjekten

schlechter als die Gradientenvarianz der Startlösung, wie im Abgleich mit Tabelle 7.1 auf Seite 106 nachvollzogen werden kann. Dass das Kalibrierergebnis von CReg jedoch besser als die Startlösung ist, wird durch Abgleich mit dem Residualfehler in Abbildung 7.16 und die visuellen Ergebnisse in Abbildung 7.18 belegt. In diesen Fällen führt CReg zwar zu einer Reduktion der Bewegungsartefakte, jedoch nicht zu einer hohen Volumenschärfe. Autokalibrierergebnisse mit solch unzureichender Genauigkeit sind daher mit Volumenschärfemaßen nicht zuverlässig bewertbar.

Die Aufwandsbetrachtung für CReg lässt sich wie folgt abschätzen. In n_{it} Verfahrensituationen werden $n_{\mathcal{I}}$ Optimierungen über sechs Parameter durchgeführt. Diese Optimierungen entsprechen der Registrierung je eines Projektionsbildes mit der rekonstruierten fuzzierten Objekthülle. Zur Berechnung der Objekthülle sind pro Verfahrensituation dreimal $n_{\mathcal{I}}$ Rückprojektionen erforderlich. Hierbei sind zwei Rückprojektionen zur Aktualisierung der Objekthülle für die Berechnungen eines jeden Projektionsbildes bedacht. Jede Auswertung der Zielfunktion erfordert nur eine Vorwärtsprojektion. Zur numerischen Gradientenberechnung ist ebenfalls eine Vorwärtsprojektion erforderlich. Pro Iteration der Registrierung werden zwölf Gradienten berechnet. Die Anzahl der abhängigen Parameter beträgt sechs. Alle Berechnungen werden separat für jedes Objekt gerechnet. Zusammengefasst ergeben sich daraus folgende Anzahlen an Vorwärtsprojektionen n_{fp} und Rückprojektionen n_{bp}

$$\begin{aligned} n_{fp} &= 13 \cdot n_{\mathcal{O}} \cdot n_{it} \cdot n_{itopt} \cdot n_{\mathcal{I}} \\ n_{bp} &= 3 \cdot n_{\mathcal{O}} \cdot n_{it} \cdot n_{\mathcal{I}}, \end{aligned} \quad (7.3)$$

wobei n_{itopt} die Anzahl der Iterationen pro Registrierung beschreibt und $n_{\mathcal{O}}$ die Anzahl der Kalibrierobjekte. Die Anzahl der Verfahrensituationen n_{it} kann hier durchschnittlich mit ungefähr fünf angenommen werden, die Anzahl der Iterationen pro Registrierung eines Projektionsbildes n_{itopt} ebenfalls mit ungefähr fünf, die Anzahl der Projektionsbilder $n_{\mathcal{I}}$ mit 200 und die Anzahl der verwendeten Kalibrierobjekte $n_{\mathcal{O}}$ mit vier. In diesem Rechenbeispiel ergeben sich theoretische $n_{fp} + n_{bp} = 272$ k Projektionen während der Optimierung. Hierbei ist die Aufwandsklasse linear bezüglich der Anzahl der Objekte und der Anzahl der Projektionsbilder.

Zusammenfassung

Bei CReg handelt es sich um ein iteratives Autokalibrierverfahren, welches aus einer wiederkehrenden Abfolge von Rekonstruktionen und Registrierungen besteht. Die Besonderheit des Verfahrens liegt in der gezielten Behandlung der Unsicherheiten, die Kalibrierfehler in die Rekonstruktion und die Registrierung einbringen. Die Parameteroptimierung bei CReg beschränkt sich auf die Registrierung der Projektionsbilder zur rekonstruierten Objekthülle. Dadurch entfällt die wechselseitige Beschränkung der Projektionsbilder, die eigentlich zur korrekten Auswertung der Konturkonsistenz erforderlich ist. Die Evaluation zeigt, dass diese fehlende Beschränkung über eine ausreichende Anzahl und Verteilung der Kalibrierobjekte kompensiert werden kann. Eine Mindestanzahl von vier verwendeten Kalibrierobjekten ist zur Sicherstellung der Verfahrensrobustheit erforderlich. Unter Berücksichtigung dieser Einschränkung zeigt CReg eine deutliche Verbesserung für beliebig komplexe und große Patientenbewegungen. Quantitativ wird dies durch eine durchschnittliche Wiederherstellung der Volumenschärfe auf 98,3 % belegt. Das Verfahren konvergiert

schnell und ist aufgrund der geringen Komplexität der zu lösenden Optimierungsprobleme ein guter Kandidat für eine Echtzeitanwendung.

7.3 Verfahrenübergreifende Diskussion

Die zuvor evaluierten und einzeln diskutierten Autokalibrierverfahren LTC, LCC und CReg werden im Folgenden vergleichend gegenübergestellt und zum Stand der Forschung abgegrenzt. Anschließend wird der konturbasierte Ansatz sowohl allgemein als auch speziell für den Einsatz in der dentalen DVT bewertet sowie verbleibende offene Punkte diskutiert.

7.3.1 Gegenüberstellung der Autokalibrierverfahren

Der Fokus der Gegenüberstellung liegt auf den 3D-Verfahren LCC und CReg. Sie werden bezüglich ihrer Korrekturergebnisse, ihres Aufwandes, ihrer Anforderung an die Daten und ihrer Toleranz bezüglich fehlerhafter Daten verglichen.

Korrekturergebnisse

Alle evaluierten Autokalibrierverfahren führen zu einer deutlichen Reduktion der Bewegungsartefakte. Die Vorteile von CReg zeigen sich vor allem bei der Korrektur von großen Bewegungsfehlern. Diese können von LCC nicht ausreichend korrigiert werden. Auch wird die Bewegung *Kopfschütteln* mit CReg deutlich zuverlässiger korrigiert, da das Verfahren keine Annahme bezüglich der Kontinuität der Gesamtbewegung von Gerät und Patient annimmt. Im Mittel sind die Korrekturergebnisse von CReg besser als die von LCC. Die Wiederherstellung der absoluten Volumenschärfe beträgt 98,3 % im Vergleich zu 97,0 % relativ zur Volumenschärfe des unbewegten Volumens. Lediglich bei der Korrektur der Bewegung *langsames Abdriften* sind die Ergebnisse von LCC besser. Dies weist auf Schwächen von CReg bei kontinuierlichen Bewegungen hin, welche einen großen globalen Fehler verursachen.

Die Ergebnisse von LTC sind aufgrund ihrer geringeren Dimensionalität und Komplexität nicht direkt mit den Ergebnissen der anderen beiden Verfahren vergleichbar. Aufgrund der iterativen Vorgehensweise und der vorrangig lokalen Datenauswertung ist LTC jedoch ähnlich zu LCC. Im direkten Vergleich zu LCC verfügt LTC über eine deutlich detailliertere Modellierung der Konturfehler. Auch führen die fehlende Diskretisierung in der Rekonstruktion und die stärkere Einbeziehung der globalen Informationen bei LTC zu einer genaueren Informationsverwertung.

Anforderungen an die Daten

Alle hier evaluierten Autokalibrierverfahren erfordern identifizierbare anatomische Strukturen in den Röntgendaten, welche als Kalibrierobjekte dienen. Diese müssen rigide sein und eine fixe räumliche Beziehung zueinander aufweisen. LCC funktioniert bereits mit wenigen Kalibrierobjekten, auch wenn es mit mehr Kalibrierobjekten stabiler arbeitet. Es erweist sich als vorteilhaft, wenn die Kalibrierobjekte eine einfache Struktur aufweisen. Die Verwendung von konvexen

Objektstrukturen hingegen führt zu einer Reduktion der Genauigkeit. Im Gegensatz dazu benötigt CReg stets eine Mindestanzahl von vier Kalibrierobjekten. Diese Beschränkung ergibt sich aus der unabhängigen Korrektur der Projektionsparameter einzelner Projektionsbilder, welche eine Regularisierung über mehrere Kalibrierobjekte erforderlich macht. Zudem arbeitet CReg robuster mit konvexen Objektstrukturen, da diese zu weniger Mehrdeutigkeiten in der Rekonstruktion führen. Die Anwendung von LTC erfordert ebenfalls mindestens drei bis vier Kalibrierobjekte. In der axialen Schicht sind alle betrachteten Objektstrukturen konvex, sodass hier keine gesonderte Betrachtung der Konturkomplexität erforderlich ist.

Fehlerbehandlung

Die Behandlung von Kontur- und Bewegungsfehlern in den Autokalibrierverfahren ist recht unterschiedlich. LTC ermöglicht eine genaue und kontinuierliche Abbildung der Konturfehler in der Zielfunktion. Durch die aktive Schätzung des Konturfehlers entsteht eine dynamische Wechselwirkung mit der Schätzung des Bewegungsfehlers. Die gleichzeitige Optimierung von Kontur- und Bewegungsfehlern ermöglicht eine robuste und genaue Bewegungskorrektur. LCC bildet nur kleine Konturfehler ausreichend ab. Die Annahme größerer Konturfehler resultiert direkt in einer Verringerung der erreichbaren Kalibriergenauigkeit. Die Bewegungsfehler werden über die lokalen Nachbarschaftsbeziehungen abgebildet und korrigiert. Auch komplizierte Bewegungsfehler mit globaler Auswirkung wie bei der Bewegung *langsames Abdriften* können mit LCC gut korrigiert werden, da alle Bewegungsparameter gleichzeitig geschätzt werden. CReg modelliert die Unsicherheiten bezüglich der Bewegungsfehler sowohl in der Rekonstruktion der 3D-Objektrepräsentanz als auch in der Registrierung der 2D-Projektionsbilder. Auch hier werden nur kleine Konturfehler explizit modelliert. Perspektivisch ist eine erweiterte Modellierung der Unsicherheiten zur Berücksichtigung der möglicher Konturfehler denkbar. Die Abbildung der unsicheren Informationen in der Optimierung ermöglicht eine robuste Schätzung der Bewegungsparameter.

Im Detail soll hier noch auf die unterschiedliche Fehlermodellierung in den Konturkonsistenzmaßen (5.23) und (5.34) von LCC und CReg eingegangen werden. LCC arbeitet mit binären Objekthüllen, wohingegen CReg mit fuzzifizierten Objekthüllen arbeitet. Bei LCC hat die Verwendung fuzzifizierter Daten negative Auswirkungen. Aufgrund der lokalen Betrachtung der Konturkonsistenz werden nur die Informationen von wenigen Projektionsbildern zusammengeführt, die dadurch zu viel Gewicht haben. Bei einer Rekonstruktion nach (5.32) führt dies zu einer nicht ausreichend fuzzifizierten Objekthülle, deren Wertebereich eine starke Diskretisierung aufweist. Bei CReg hingegen werden die Daten aller Projektionsbilder in der Rekonstruktion zusammengeführt, was eine ausreichende Fuzzifizierung ermöglicht. Bei LCC wird zudem keine Erosion der zu registrierenden Silhouette durchgeführt. Dies entspricht einer Parameterwahl von $\delta_e = 0$ in (5.31). Der maximale Informationsgehalt der Silhouetten bleibt somit erhalten, was die erreichbare Kalibriergenauigkeit erhöht. Eine mögliche Überanpassung der Registrierung wird dafür in Kauf genommen, welche jedoch indirekt durch die gleichzeitige Optimierung aller Parameter bei LCC beschränkt wird. CReg hingegen gewinnt Robustheit durch die Erosion der Silhouetten, da eine Überanpassung der Registrierung aufgrund der unabhängigen Parameter-

optimierung einzelner Projektionsbilder nur durch die Verwendung mehrerer Kalibrierobjekte beschränkt wird.

Aufwand

Der Rechenaufwand der Autokalibrierverfahren wird durch unterschiedliche Faktoren beeinflusst. Die Kosten zur Auswertung der Zielfunktion sind hierbei von nachrangiger Bedeutung. Die interessanten Aufwandsklassen sind in der Dimensionalität und Komplexität der Optimierungsprobleme zu finden.

LTC schätzt aufgrund der geringeren Dimensionalität der Daten nur drei Bewegungsparameter je Projektionsbild, dafür jedoch noch zwei zusätzliche Konturfehler pro Kalibrierobjekt und Projektionsbild. Das Verfahren wird iterativ durchgeführt, wobei in jeder Iteration die Anzahl der zu optimierenden Projektionsbilder und somit auch der zu optimierenden Parameter erhöht wird. In jeder Iteration werden sequentiell mehrere Parameteroptimierungen durchgeführt. Ein Vorteil des Verfahrens liegt in der reduzierten Parameterabhängigkeit, welche durch die gezielte Auswertung der lokalen Datenkonsistenz erreicht wird. Die Aufwandsklasse von Zielfunktion und Nebenbedingungen ist quadratisch bezüglich der Anzahl an Objekten $n_{\mathcal{O}}$ und linear bezüglich der Anzahl an Projektionsbildern $n_{\mathcal{I}}$.

LCC ähnelt vom Vorgehen her LTC. Es wird iterativ durchgeführt, wobei in jeder Iteration die Anzahl der zu optimierenden Projektionsbilder erhöht wird. In jeder Iteration werden zwei Parameteroptimierungen durchgeführt. Die initiale Optimierung schätzt jeweils sechs voneinander abhängige Parameter für jedes neu betrachtete Projektionsbild. Bei der abschließenden Optimierung werden pro Projektionsbild sechs Parameter optimiert, wobei jeweils sechsmal ($n_{\mathcal{I}_{\text{gcc}}} + 5$) Parameter voneinander abhängig sind und $n_{\mathcal{I}_{\text{gcc}}}$ die Anzahl der globalen Referenzprojektionen beschreibt. Die Aufwandsklasse der Zielfunktion ist linear bezüglich der Anzahl an Objekten $n_{\mathcal{O}}$ und der Anzahl an Projektionsbildern $n_{\mathcal{I}}$.

CReg führt je Projektionsbild eine unabhängige Optimierung der Projektionsparameter durch und reduziert somit die Abhängigkeit der zu schätzenden Parameter. Somit ergeben sich pro Iteration des Verfahrens $n_{\mathcal{I}}$ Optimierungsprobleme mit nur sechs zu optimierenden Transformationsparametern. Die Anzahl der abhängigen Parameter beträgt sechs. Auch hier ist die Aufwandsklasse der Zielfunktion linear bezüglich der Anzahl an Objekten $n_{\mathcal{O}}$ und der Anzahl an Projektionsbildern $n_{\mathcal{I}}$.

Die Aufwände gemessen in Vorwärts- und Rückprojektionen für LCC und CReg unterscheiden sich durchschnittlich um den Faktor neun zugunsten von CReg. Die detaillierten Berechnungen sind in den verfahrensspezifischen Diskussionen einzusehen. Zusätzlich ist jedoch der Einfluss der Abbruchbedingungen der Optimierungen zu berücksichtigen. In der hier aufgeführten Evaluation sind die Abbruchbedingungen so gewählt, dass alle Optimierung bis zu einer vergleichbaren Registrierungsgenauigkeit durchgeführt werden. Aufgrund der unterschiedlichen Dimensionalität der Optimierungsprobleme und der unterschiedlichen Charakteristik der Daten sind die Schwellwerte jedoch nicht unmittelbar übertragbar. Bei der Auswertung hat sich gezeigt, dass ein früheres,

auflösungsabhängiges Abbrechen der Optimierungen bei LCC möglich ist, wohingegen weitere Optimierungsschritte bei CReg noch zu Verbesserungen führen können.

7.3.2 Abgrenzung zum Stand der Forschung

Die Abgrenzung zum Stand der Forschung erfolgt für LTC, LCC und CReg separat. Auf etwaige Überschneidungen wird hingewiesen.

Lokale Tangentenkonsistenz (LTC)

LTC ist am ehesten mit dem Verfahren von Bottino und Laurentini (2003) zu vergleichen. Von diesem hebt sich LTC vor allem durch die Reduktion der Parameterabhängigkeiten ab, welche durch die Einführung der lokalen Tangentenkonsistenzbedingungen erreicht wird. Das Verfahren von Bottino und Laurentini beschränkt sich auf orthogonale Projektionen, wohingegen LTC den allgemeineren Fall der perspektivischen Projektion betrachtet. Zusätzlich zum Aufnahme-winkel wird somit auch die Tiefe geschätzt. Bottino und Laurentini betrachten vorrangig die Schnittlängen, welche sich aus der orthogonalen Rückprojektion der Silhouetten ergeben. LTC wertet die Schnittpunkte und die relative Lage der Objekt tangente aus, welche sich durch Rückprojektion der Konturen ergeben. Bottino und Laurentini formulieren eine analytische Problembeschreibung, deren Lösungsmenge durch Inversionstechnik bestimmt wird. Für große Mengen an Silhouetten ist das Verfahren nicht praktikabel aufgrund der immensen Anzahl auszuwertender Ungleichungen. Zudem sind stets Fallunterscheidungen erforderlich. LTC wendet ein iteratives Optimierungsverfahren an. Hierbei steigt die Anzahl der auszuwertenden Gleichungen aufgrund der lokalen Konsistenzbedingungen nur linear. Der Hauptbeitrag von Bottino und Laurentini ist die Etablierung theoretischer Grundlagen zu einer analytischen Auswertung von Silhouettendaten. Eine Evaluation des Verfahrens wird nicht gezeigt. LTC hingegen wird an synthetischen Daten evaluiert. Es berücksichtigt auch praktische Aspekte der Kalibrierung, wie das Auftreten möglicher Konturfehler und Diskretisierungsartefakte.

Lokale Konturkonsistenz (LCC)

LCC hebt sich vor allem durch die Reduktion der Parameterabhängigkeiten vom aktuellen Stand der Forschung ab, welche durch die Einführung der lokalen Konturkonsistenzbedingungen entstehen. Die Reduktion der Parameterabhängigkeiten ermöglicht die gleichzeitige Optimierung aller Parameter. In anderen Arbeiten wie Kyriakou u. a. (2008) und Sisniega u. a. (2017) wird ein ähnlicher Effekt nur mittels Parameterreduktion durch Unterabtastung der Trajektorie erzielt. Sisniega u. a. gehen das Problem der Parameterabhängigkeiten zudem durch die Anwendung des Evolutions- und korrelationsbasierter Optimierers CMA-ES an. Dieser hat jedoch den Nachteil, dass seine Recheneffizienz stark von der Anzahl der zu optimierenden Parameter abhängt. Ohne gleichzeitige Parameterreduktion ist die Generationengröße einer Evaluation, die für eine robuste Schätzung der Parameter erforderlich ist, sehr groß. Im Gegensatz dazu arbeitet LCC mit einem nicht-linearen Standardoptimierer. Die Verwendung von Bildmerkmalen und der iterative Ansatz erlauben eine grobe Parameterinitialisierung, was ein Vorteil gegenüber registrierungs- und

bildbasierten Methoden wie denen von Wein u. a. (2011), Kyriakou u. a. (2008) und Sisniega u. a. (2017) ist. Dies ermöglicht die Korrektur relativ komplexer Bewegungsfehler. In den ersten Iterationen werden die großen Bewegungsfehler korrigiert. Sie sind rechentechnisch günstig aufgrund der geringen Dimensionalität ihres betrachteten Parameterraums. Außer einer initialen Schätzung der Gerätekalibrierung verwendet LCC kein weiteres Vorwissen. Dies ist ein Vorteil gegenüber Verfahren wie dem von Ouadah u. a. (2017), welche ein Volumen als Vorwissen erfordern. Weitere allgemeine Vorteile des konturbasierten Verfahrens gegenüber intensitätsbasierten Verfahren werden im nachfolgenden Kapitel 7.3.3 erläutert.

LCC setzt sich auch von den bekannten konturbasierten Autokalibrierverfahren ab. So ist zum Beispiel das Verfahren von Hernández u. a. (2007) auf kreisförmige Trajektorien beschränkt. LCC ist dies nicht, auch wenn eine hinreichend glatte, rotierende Gerätebewegung die besten Ergebnisse erzielt. Das Verfahren von Hernández u. a. erreicht eine höhere Kalibrierengenauigkeit, da die Diskretisierung im Rekonstruktionsraum fehlt. Dafür kommen bei LCC ausschließlich Standardtechniken der Vorwärts- und Rückprojektion zum Einsatz. Es arbeitet mit Teilrekonstruktionen kleiner Volumenregionen, welche mit geringer Bit-Tiefe auf der Grafikkarte ausgeführt werden können. Beide Verfahren verwenden eine Unterabtastung zur Effizienzsteigerung. Hernández u. a. verwenden eine Unterabtastung der betrachteten Konturpunkte in der Optimierung. Diese Art der Unterabtastung führt bei LCC und den dort angewandten Fehlermaßen zu einer starken Verzerrung des Lösungsraums. Vermutlich liegt dies an der fehlenden Beschränkung auf kreisförmige Trajektorien und den daraus resultierenden Freiheitsgraden in der Optimierung. LCC setzt daher auf eine Unterabtastung der Projektionen in frühen Iterationen. Aufgrund der kontinuierlichen Gerätebewegung führt dies zu einer vergleichsweise geringeren Verzerrung des Lösungsraums. Die Autokalibrierverfahren von Åström und Kahl (1999) und Boyer (2006) basieren auf einem paarweisen Vergleich aller Projektionsbilder. Bei Aufnahmen mit vielen Projektionsbildern, wie den hier betrachteten Röntgenaufnahmen, entsteht somit ein hoher Rechenaufwand. Dieser wird bei LCC durch die lokale Auswertung der Daten stark reduziert. Problematisch bei Åström und Kahl ist zudem, dass die zur Kalibrierung verwendeten Tangentialpunkte zunächst durch eine Optimierung bestimmt werden, wozu wiederum die aktuelle Schätzung der Projektionsgeometrie verwendet wird. Das macht das Verfahren fehleranfällig bezüglich ungenauer oder verrauschter Konturdaten. Vor allem die Genauigkeit der Konturnormalen ist entscheidend, welche bei verrauschten Projektionsbildern zu noch stärkerem Rauschen neigen. Auch die Diskretisierung der Daten wirkt sich auf die Genauigkeit der Konturnormalen aus. Das Verfahren von Boyer bestimmt die Tangentialpunkte zwar nicht explizit, dennoch beschränkt sich die zur Kalibrierung verwendete Konturinformation indirekt auf diese Punkte. LCC wertet mehr Informationen der Konturen aus und ist somit robuster gegenüber Rauschen und Ungenauigkeiten der Eingabedaten.

Iterative Konturregistrierung (CReg)

CReg hebt sich vor allem durch die explizite Modellierung der Datenunsicherheiten vom aktuellen Stand der Technik ab. Dies ist das Kernproblem registrierungsbasierter Autokalibriermethoden

mit Konturen, da Kalibrierfehler üblicherweise Dateninkonsistenzen hervorrufen. Im Bereich des Rechnersehens gibt es mehrere verwandte Arbeiten, welche sich mit der Rekonstruktion inkonsistenter Silhouettendaten befassen. Als Beispiele sind hier die Arbeiten von Díaz-Más u. a. (2010), Haro (2012) oder Landabaso u. a. (2008) zu nennen. Sie betrachten Dateninkonsistenzen jedoch hauptsächlich im Kontext der Objektverdeckung, teilweise unter Berücksichtigung von Detektionsfehlern. Diese Arbeiten stellen keinen Bezug zur Autokalibrierung her und berücksichtigen keine Fehler der Projektionsgeometrie. Daher ist das Problemverständnis der inkonsistenten Silhouettendaten ein anderes. Das Verfahren von Díaz-Más u. a. skaliert zudem nicht gut auf eine große Anzahl Projektionen. CReg ist am ehesten mit dem Kamerakalibrierverfahren von Tabb und Park (2015) vergleichbar. Jedoch behandeln Tabb und Park das Problem der inkonsistenten Daten ausschließlich in einer initialen Rekonstruktion zur Schätzung der wahrscheinlichsten Objektrepräsentation. Die eigentliche Kamerakalibrierung besteht dann aus einer 2D-3D-Registrierung der Silhouetten gegen die binäre Objektrepräsentation. Hierbei minimieren Tabb und Park die kleinsten Punktabstände zwischen den Konturen der Silhouetten und der vorwärtsprojizierten Objektrepräsentation. CReg ist wesentlich einfacher und schneller, da es auf effiziente Standardtechniken in Rekonstruktion und Registrierung zurückgreift. Zudem ermöglicht es eine iterative Verbesserung der Kalibrierung durch regelmäßige Aktualisierung der Rekonstruktion unter Anwendung der aktualisierten Projektionsgeometrie.

Die Vor- und Nachteile gegenüber den bekannten CBCT-Autokalibrierverfahren ähneln den bereits erörterten Vor- und Nachteilen von LCC. CReg ermöglicht die Anwendung auf beliebige Geräte-trajektorien, wobei eine initiale Schätzung der Gerätebewegung erforderlich ist. Dies ist das einzige erforderliche Vorwissen für das Verfahren. Zudem kommen in der Zielfunktion von LCC ausschließlich Standardtechniken der Vorwärts- und Rückprojektion zum Einsatz. Es arbeitet mit Teilrekonstruktionen kleiner Volumenregionen, welche mit geringer Bit-Tiefe auf der Grafikkarte ausgeführt werden können. Dies ermöglicht eine schnelle und robuste Auswertung der Zielfunktion. Der Wegfall der gegenseitigen Beschränkung der Informationen der Projektionsbilder wird durch die Regularisierung über mehrere Objekte kompensiert. Sonst ist keine weitere Regularisierung erforderlich. Das Problem der hohen Anzahl der zu optimierenden Parameter und deren Abhängigkeit wird dadurch gelöst, dass das hochdimensionale Gesamtproblem durch viele niedrigdimensionale Teilprobleme substituiert wird. Die Optimierung beschränkt sich auf die unabhängige Registrierung der Projektionsbilder. Hierfür kommt ein nicht-linearer Standard-optimierer zum Einsatz.

7.3.3 Bewertung des konturbasierten Ansatzes

Die vorgestellten Autokalibrierverfahren wurden speziell für die dentale DVT entwickelt. Mit den Zähnen eines Kiefers weisen dentale Daten anatomische Strukturen auf, die sich sehr gut als Kalibrierobjekte eignen. Geeignete Kalibrierobjekte sind rigide und haben eine fixe räumliche Beziehung zueinander. In den Projektionsbildern erzeugen sie deutlich sichtbare Konturen und sind von anderen Objekten ähnlicher Dichte gut unterscheidbar. Zähne bestehen zu großen Teilen aus Dentin und Zahnschmelz. Das sind Materialien mit hoher Dichte, welche Röntgenstrahlung stark absorbieren. Dentin ist diesbezüglich vergleichbar mit Knochen, wohingegen Zahnschmelz sogar eine höhere Dichte aufweist. Auch sind Zähne stets rigide, also nicht verformbar. Betrachtet man ausschließlich die Zähne eines einzelnen Kiefers, so ist auch die fixe räumliche Beziehung zueinander gewährleistet. Die Sichtbarkeit und Unterscheidbarkeit der Konturen in den Projektionsbildern hängt jedoch stark von der applizierten Strahlendosis und dem jeweiligen Durchstrahlwinkel ab. Eine geringe Strahlendosis führt zu einem erhöhten Rauschen der Projektionsdaten und beeinflusst somit die Ausprägung der Konturen. Der Durchstrahlwinkel bestimmt die Überlagerung der Strukturen und wirkt sich somit auf die Unterscheidbarkeit der Konturen aus. Die Überlagerung mehrerer stark absorbierender Strukturen führt aufgrund der geringen nicht absorbierten Röntgenstrahlung ebenfalls zu einem erhöhten Rauschen.

Wie bereits in Kapitel 4.4 motiviert, scheint die Lokalisierung von Zahnkonturen in einem dentalen Sinogramm ein durchaus anspruchsvolles, aber lösbares Problem zu sein. In einzelnen Röntgenprojektionen ist die exakte Position einer Kontur aufgrund der Strukturüberlagerungen schwer zu ermitteln. Im Sinogramm unterstützt jedoch die kontinuierliche, aus der Gerätebewegung resultierende Bewegung in der Projektionssequenz die Lokalisierung. Aus dem 2D-Konturmerkmal der Röntgenprojektion wird im Sinogramm ein 3D-Merkmal. Dies stellt den Hauptvorteil der Konturmerkmale gegenüber der konventionellen Punktmerkmale dar. Mit den im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Algorithmen lässt sich das komplexe Problem der Autokalibrierung dentaler DVT-Daten somit auf das weniger komplexe Problem der Merkmaldetektion reduzieren. Die automatisierte, robuste Segmentierung der Konturen ist jedoch ein Thema für nachfolgende Arbeiten.

Das hier ausführlich behandelte Problem der Autokalibrierung mit Objektkonturen verspricht eine hohe Robustheit aufgrund der Verwendung abstrahierter Projektionsdaten. Diese ermöglichen eine Abstraktion von den typischen Artefakten der tomographischen Rekonstruktion, wie den Kegelstrahl-, Strahlaufhärtungs-, Trunkierungs- und Rauschartefakten. Der größte Vorteil liegt in der Robustheit gegenüber trunkierten Daten. Denn bei konturbasierten Verfahren ist keine Konsistenz zwischen den Projektionsdaten und der tomographischen Rekonstruktion erforderlich. Es ist ausreichend, wenn einige wenige, als Kalibrierobjekt geeignete anatomische Strukturen im Aufnahmebereich liegen und erfasst werden. Dies ist ein erheblicher Vorteil gegenüber den Autokalibrierverfahren aus dem bekannten Stand der Forschung. Exemplarisch sind hier die auf intensitätsbasierter 2D-3D-Registrierung basierenden Verfahren wie nach Wein u. a. (2011) zu nennen sowie die auf einer Optimierung der intensitätsbasierten Konsistenz der Projektionsbilder basierenden Verfahren wie nach Aichert u. a. (2015) und die auf einer Optimierung der

Bildschärfe basierenden Verfahren wie nach Sisniega u. a. (2017), deren Ergebnisse alle deutlich von Bildartefakten beeinflusst werden.

Die erreichbare Genauigkeit von Autokalibrierverfahren ist allgemein durch die Auflösung des Aufnahmesystems beschränkt. Diese ergibt sich nicht nur aus der Diskretisierung der Daten wie in Kapitel 6.2.1 beschrieben, sondern auch aus dem Verlauf der Kegelstrahlgeometrie, der Strahlfleckgeometrie und der Streuung der Photonen. Bei den registrierungsbasierten Autokalibrierverfahren kommt zusätzlich noch die beschränkte Genauigkeit der Rekonstruktion hinzu, welche durch die fehlerhaften Annahmen bezüglich der Projektionsgeometrie bedingt ist. Führt eine Iteration eines registrierungsbasierten Autokalibrierverfahrens zu keiner Verbesserung des rekonstruierten Volumens, so ist die Registrierungsgenauigkeit der nachfolgenden Iteration ebenfalls beschränkt. Das Verfahren konvergiert folglich zu einem schlechten Ergebnis.

Es gibt jedoch einen grundlegenden Unterschied bezüglich der erreichbaren Kalibrierengenauigkeit zwischen den auf tomographischer Rekonstruktion basierenden Verfahren und den auf Konturrekonstruktion basierenden Verfahren. In der tomographischen Rekonstruktion werden Messwerte von Bildpixeln miteinander verrechnet, welche zumindest bei korrekter geometrischer Kalibrierung eine korrespondierende Information abbilden. Denn sie beschreiben gemeinsam einen Punkt im 3D-Raum. In der konturbasierten Rekonstruktion beschreiben die Pixelwerte Konturgeneratoren auf der Objektoberfläche. Folglich entsprechen die meisten Pixelwerte, die zueinander in Bezug gesetzt werden, unterschiedlichen Punkten in 3D. Theoretisch bedingt dies eine zusätzliche Ungenauigkeit der konturbasierten Verfahren, was in der Praxis jedoch nicht relevant ist. Die erreichbare Kalibrierengenauigkeit hängt auch von der Größe der Kalibrierobjekte ab, da diese den Abstand der Konturgeneratoren auf der Objektoberfläche beeinflusst. Kleinere Kalibrierobjekte ermöglichen eine genauere Kalibrierung, wohingegen größere Kalibrierobjekte eine robustere Kalibrierung ermöglichen. In der hier betrachteten Systemgeometrie liegt die Kalibrierengenauigkeit, die sich aus der mittleren Größe eines Zahns ergibt, weit unterhalb der Systemauflösung. Natürlich hängt die Genauigkeit der konturbasierten Verfahren auch direkt von der Genauigkeit der Konturmerkmale ab.

Ein interessanter Aspekt betrifft auch die Unterscheidung von gradienten- und konturbasierten Verfahren. Röntgenprojektionsbilder können durch geeignete Filterung und Kantenerkennung in Konturbilder überführt werden. Ebenso sind Verfahren denkbar, welche eine tomographische Rekonstruktion durch geeignete Filterung und Kantenerkennung in eine Darstellung überführen, deren Informationsgehalt einer Konturrekonstruktion ähnelt. In beiden Fällen handelt es sich um eine Reduktion und eine Transformation der Bildinformationen. Der Unterschied zwischen kontur- und gradientenbasierten Autokalibrierverfahren liegt in eben dieser Reduktion und Transformation der Information. Das wirkt sich im Wesentlichen auf zwei Aspekte der Autokalibrierverfahren aus.

Zum einen wirkt es sich auf das Konsistenzmaß aus, welches zur Registrierung der Projektionsdaten mit den rekonstruierten Daten verwendet wird. Gradientenbasierte Registrierungsverfahren zielen darauf ab, die Gradienten des Projektionsbildes mit denen des vorwärtsprojizierten Volumens in Übereinstimmung zu bringen. Konturbasierte Verfahren hingegen interpretieren die

Rekonstruktion als konvexe Objekthülle und streben somit eine Umschließung der detektierten Kontur durch die vorwärtsprojizierte Kontur der Objekthülle an. Der Vorteil der konturbasierten Verfahren zeigt sich somit bei der Anwendung auf Daten mit größeren Winkelabständen, bei denen die Rekonstruktion ungenau und somit eine Übereinstimmung der Gradienteninformation in der Projektion nicht gegeben ist. Dieser Vorteil wird für LCC und LTC ausgenutzt, denn er ermöglicht die iterative Erhöhung der Anzahl zu optimierender Projektionsbilder. Das wiederum bedingt eine iterative Erhöhung der Kalibrierengenauigkeit und ist somit ein wichtiger Aspekt der Verfahrensrobustheit, vor allem bei komplexen Bewegungen.

Zum anderen unterscheiden sich kontur- und gradientenbasierte Verfahren durch die Selektion der ausgewerteten Informationen. Konturbasierte Verfahren selektieren die relevanten Konturen eines Objekts im Projektionsraum. Gradientenbasierte Verfahren können eine ähnliche Selektion durch eine Objektsegmentierung im 3D-Volumen erreichen. Das schafft die Voraussetzungen für eine Selektion der Gradienten im Bildraum und ermöglicht somit unter anderem eine gezielte Behandlung des Trunkierungsproblems. Der Grundgedanke eines solchen gradientenbasierten Verfahrens ist dann schon nahe an dem Registrierungsverfahren von Wang u. a. (2017), welches Punkt-zu-Ebene-Korrespondenzen zwischen den Projektionsbildern und tiefenerhaltenden Gradientenprojektionen eines segmentierten Volumens auswertet. Somit geht das zusätzliche Wissen über die geometrische Ausrichtung von Gradienten und Objektflächen in die Registrierung mit ein, ähnlich wie bei konturbasierten Registrierungsverfahren. Unter diesem Gesichtspunkt sind konturbasierte Autokalibrierverfahren auch als Vorarbeit zu gradientenbasierten Verfahren mit erweiterter Dateninterpretation zu sehen.

Das legt die Frage nahe, was die aus Röntgenprojektionen berechneten Konturinformationen eigentlich bedeuten. Handelt es sich dabei tatsächlich um Objektkonturen, oder beschreiben sie die Stellen maximaler Zu- oder Abnahme von Abschwächungskoeffizienten? Aus Gründen der Nachvollziehbarkeit werden in dieser Arbeit primär Objektkonturen betrachtet. Somit wird implizit davon ausgegangen, dass diese aus den Gradienten der Röntgenprojektionen bestimmt werden können. Tatsächlich ist die aufgeführte Unterscheidung jedoch nicht relevant, solange die Abschwächungskoeffizienten in den relevanten Randbereichen des Objekts kontinuierlich und stetig verlaufen. Dies ist bei den betrachteten Zahn- und Knochenstrukturen allgemein gegeben. Es handelt sich hierbei jedoch um einen wichtigen Aspekt der Konturdetektion, da er negative Auswirkungen auf die Kalibrierengenauigkeit haben kann.

Die vorliegende Studie berücksichtigt nicht die Effekte von Ausreißern oder größeren Ungenauigkeiten der Konturdetektion. Des Weiteren basiert die Evaluation der Autokalibriermethoden nur auf synthetischen Daten eines Schädelphantoms. Die Gründe hierfür sind die begrenzte Verfügbarkeit von segmentierten dentalen Datensätzen und die bessere Vergleichbarkeit der Ergebnisse in der Evaluation. Bei der Verwendung echter klinischer Daten sind mehr Ausreißer und Unsicherheiten bezüglich der Konturdetektion zu erwarten. Diese Annahme ergibt sich aus der variierenden Patientenanatomie und den unterschiedlichen Strahlparametern. Es ist zu erwarten, dass geringe Kontraste sowie ungünstige Strukturüberlagerungen die Konturdetektion erschweren. Die Überlagerung mehrerer, hintereinander liegender Zähne kann zu einer starken oder gar

vollständigen Absorption der Röntgenstrahlung führen, sodass eine sichere Konturdetektion nicht möglich ist. Hier sind zukünftig Strategien zu entwickeln, die eine Kalibrierung mit unvollständigen oder bereichsweise unsicheren Daten ermöglichen. Eine Möglichkeit wäre, je nach Winkelintervall die Kalibrierobjekte zu variieren und somit unsichere Daten aus der Berechnung auszuschließen oder niedriger zu gewichten. Bei kleinen Volumen kann dies auch die Verwendung von Zähnen außerhalb des eigentlichen Aufnahmebereichs erfordern. Ein kleines Volumen hat beispielsweise einen auf Ober- oder Unterkiefer kollimierten Aufnahmebereich von $5 \times 5 \times 5$ cm Größe. Es enthält somit nur wenige Zähne, die gegebenenfalls in einer Reihe stehen und sich in einigen Projektionen gegenseitig überlagern. Zähne außerhalb des Volumens sind nicht in allen Projektionsbildern sichtbar, da sie nicht aus allen Projektionsrichtungen erfasst werden. Bei einer Variation der Kalibrierobjekte je nach Winkelintervall ist darauf zu achten, dass eine ausreichende Überlappung zwischen den Winkelintervallen vorliegt. Zur globalen Regularisierung von LCC ist es außerdem erforderlich, sich nicht ausschließlich auf die lokalen Informationen einzelner Winkelintervalle zu verlassen. In die Bewertung einer Projektion sollten stets Informationen aus unterschiedlichen Winkelbereichen einfließen, wie die Untersuchungen dieser Arbeit belegen. Somit können Zähne, welche sich außerhalb des Aufnahmebereichs befinden, nur zur zusätzlichen Regularisierung der Autokalibrierverfahren verwendet werden. Es ist mindestens ein Objekt erforderlich, welches im eigentlichen Aufnahmebereich liegt und aus allen relevanten Projektionswinkeln erfasst wird. Eine weitere Strategie könnte es sein, sich auf die Konturkonsistenz der Zahnkronen zu beschränken. Aufgrund der höheren Dichte des Dentins und des höheren Kontrasts zur Umgebung sind diese auch bei geringerer Strahlendosis leichter zu lokalisieren als die Zahnwurzeln. Da eine Zahnkrone zur Zahnwurzel hin jedoch schlecht abgegrenzt ist, erfordert dies eine Anpassung des Konturkonsistenzmaßes für nicht geschlossene Konturzüge. Alternativ ist eine Modellierung der Zahnwurzeln als unsichere Bereiche denkbar, deren Fehler schwächer gewichtet in die Zielfunktion der Optimierung eingehen.

Die Verwendung der vorgestellten Autokalibriermethoden für andere medizinische Daten als die hier betrachteten Schädelaufnahmen ist eingeschränkt zu sehen. Denn andere medizinische Daten verfügen meistens nicht über genügend geeignete Kalibrierobjekte. Die Beschränkung ergibt sich aus der erforderlichen fixen räumlichen Anordnung der Kalibrierobjekte zueinander. Viele medizinischen Daten enthalten Knochen, welche alle erforderlichen Kriterien eines Kalibrierobjekts erfüllen außer diesem einen. Ist die Anordnung der Knochen zueinander nicht fix, können die Autokalibrierverfahren nur mit einem Kalibrierobjekt durchgeführt werden. Die Untersuchungen haben gezeigt, dass die Autokalibrierverfahren mit nur einem Kalibrierobjekt nicht stabil arbeiten. LCC weist unter Verwendung von nur einem Kalibrierobjekt die besten Ergebnisse auf, jedoch hängt deren Qualität von den vorliegenden Patientenbewegungen ab. Es bleibt zu untersuchen, inwiefern eine komplexere Objektform die Qualität der Kalibrierergebnisse für LCC verbessern kann. Die Verfügbarkeit geeigneter Kalibrierobjekte und die Beschränkung der Korrektur auf rigide Strukturen sind vermutlich wesentliche Gründe, warum es bislang keine konturbasierten Autokalibrierverfahren für medizinische Röntgendaten gibt.

Bezüglich der Patientenbewegungen sind bei konturbasierten Autokalibrierverfahren Einschränk-

kungen zu erwarten, wenn die Amplitude der Patientenbewegungen die Objektgröße überschreitet, da dies eine gültige Rekonstruktion aus Konturen verhindert. Die Verwendung fuzzifizierter Daten wie bei CReg ist eine wichtige Maßnahme, um diese Einschränkungen aufzuheben.

Eine separate Korrektur von Kopf- und Kieferbewegungen ist mit den vorgestellten Verfahren möglich, wenn die Korrekturen jeweils für den Ober- und den Unterkiefer getrennt durchgeführt werden. Eine nachgelagerte Zusammenführung der beiden korrigierten Volumen bezüglich der rigiden Strukturen ist leicht realisierbar. Denkbar ist zum Beispiel eine Segmentierung der korrigierten Volumen in Ober- und Unterkiefer mit einer nachfolgenden 3D-Registrierung, wobei die Kiefergelenke als Verbindungselemente zu berücksichtigen sind.

Eine weitere Überlegung für zukünftige Arbeiten ist die Übertragung des Konzepts der lokalen Konsistenzbedingungen andere Autokalibrierverfahren. Dabei sind vor allem jene Autokalibrierverfahren interessant, welche iterativ mittels gradienten- oder intensitätsbasierter 2D-3D-Registrierung die Projektionsbilder an ihrer tomographischen Rekonstruktion ausrichten. Auch bei diesen Registrierungsverfahren hat die lokale Information mit ähnlichem Projektionswinkel den Informationsgehalt mit größter Relevanz und somit größtem Einfluss auf das Registrierungsergebnis. Die Reduktion der Parameterabhängigkeiten und die dadurch ermöglichte gleichzeitige Optimierung aller Parameter bei LCC könnte sich auch bei diesen Autokalibrierverfahren als vorteilhaft erweisen.

Zusammenfassend ist eine gute Eignung der konturbasierten Autokalibrierverfahren für die dentale DVT festzustellen. Sie bieten Vorteile bei starker Trunkierung und Abbildungsfehlern, welche aufgrund der geringen Strahlendosis und der gegebenen Aufnahmegeometrie in der dentalen DVT ausgeprägter sind als in der CT. Die abgebildete Anatomie ist mit den rigiden Zahn- und Knochenstrukturen günstig, da diese aufgrund ihrer physikalischen Eigenschaften gute Kandidaten für Kalibrierobjekte darstellen. Für die aktuell bestehenden Einschränkungen der vorgestellten Verfahren wurden Strategien zur Kompensation aufgezeigt.

Kapitel 8

Zusammenfassung und Ausblick

Dieses Kapitel fasst die wesentlichen Erkenntnisse der vorliegenden Arbeit zusammen und gibt einen Ausblick auf mögliche nachfolgende Arbeiten.

8.1 Zusammenfassung

Die vorliegende Arbeit befasst sich mit Autokalibrierverfahren zur Korrektur von Patientenbewegungen für die dentale DVT. Eine Analyse der dentalspezifischen Problemformulierung und der Schwächen existierender Verfahren hat zwei Kernprobleme aufgezeigt. Zum einen das Problem der Verfahrensrobustheit. Die Korrekturergebnisse von Autokalibrierverfahren sind üblicherweise stark datenabhängig und ihre Lösungsräume weisen viele lokale Optima auf. Dies macht Bildartefakte zu einem großen Störfaktor. Zum anderen ist das Problem der hohen Dimensionalität des Lösungsraum sehr präsent. Aufgrund der großen Anzahl der zu schätzenden Parameter und deren Abhängigkeit voneinander ist meist ein hoher Einsatz von Rechenleistung erforderlich. Der Fokus dieser Arbeit liegt daher auf der Sicherstellung von Verfahrensrobustheit und der Reduktion von Parameterabhängigkeiten.

Zur Abstraktion des Autokalibrierproblems von den Bildartefakten wird ein merkmalsbasierter Ansatz gewählt. Eine vorgelagerte Identifizierung der Merkmale reduziert zusätzlich die Komplexität des Autokalibrierproblems, was sich positiv auf die Robustheit der Autokalibrierverfahren auswirkt. Als Bildmerkmale dienen die Konturen anatomischer Strukturen, da diese aufgrund ihrer Dimensionalität eine robuste und genaue Lokalisierung in den Sinogrammen von CBCT-Aufnahmen ermöglichen. Die Verwendung von Konturen zur Autokalibrierung ist ein neuartiger Ansatz für die CBCT. Aufgrund der Durchleuchtungseigenschaft der Röntgenbildgebung ergeben sich Vorteile gegenüber den Verfahren für optische Bilddaten. Dies motiviert eine Portierung und Weiterentwicklung der konturbasierten Autokalibrierverfahren von optischen Bilddaten auf CBCT-Daten.

Im Rahmen dieser Arbeit wurden drei Autokalibrierverfahren entwickelt und bezüglich ihrer Eignung zur Korrektur von Patientenbewegungen evaluiert. Die konturbasierten Verfahren

verwenden ausschließlich die Konturmerkmale anatomischer Strukturen der Projektionsbilder.

Das erste Verfahren LTC basiert auf der Auswertung der lokalen Konsistenz von Objekt-tangenten und ermöglicht die Korrektur von 2D-Patientenbewegungen in einer axialen Schicht. Es dient primär als Voruntersuchung für vergleichbare Verfahren in 3D. Als solches liefert es wichtige Erkenntnisse bezüglich der konturbasierten Autokalibrierung als Optimierungsproblem, der Auswirkung und Kompensation von Konturfehlern und dem Einfluss der Objektformen auf das Autokalibrierergebnis. Die Kernidee des Verfahrens ist eine Reduktion der Parameterabhängigkeiten, welche durch eine lokale Betrachtung der Datenkonsistenz erzielt wird. Die reduzierte Parameterabhängigkeit ermöglicht die zeitgleiche Optimierung aller Projektionsparameter einer Aufnahme. Zusammen mit einer iterativen Erhöhung der Korrekturgenauigkeit und einer zeitgleichen Schätzung der Konturfehler ermöglicht dies die Korrektur von sehr großen und verschiedenartigen Bewegungsfehlern. Der beobachtete Restfehler scheint näherungsweise linear bezüglich der Konturgenauigkeit. Kalibrierobjekte mit markanten Konturen ermöglichen eine höhere Kalibrierengenauigkeit, wobei sie auch sensitiver bezüglich der Konturfehler sind.

Das zweite Verfahren LCC ist eine Weiterentwicklung von LTC zur Korrektur von Patientenbewegungen in 3D. Es basiert auf der Auswertung der lokalen Konturkonsistenz. Auch bei diesem Verfahren ist die zentrale Idee eine Reduktion der Parameterabhängigkeiten durch lokale Datenauswertung, welche eine zeitgleiche Optimierung aller Projektionsparameter einer Aufnahme ermöglicht. In Kombination mit einer iterativen Erhöhung der Korrekturgenauigkeit ermöglicht dies die robuste Korrektur komplexer Bewegungsfehler. Die Untersuchungen belegen eine durchschnittliche Wiederherstellung der Volumenschärfe von 97,0 % des unbewegten Volumens. Bei großen Bewegungsamplituden schlägt das Verfahren jedoch fehl, hier erfordert es eine zusätzliche Datenaufbereitung zur Ausreißerbehandlung. Die Evaluation des Verfahrens zeigt das Potential der CBCT-Autokalibrierung zur Reduktion der Parameterabhängigkeiten auf.

Das dritte Verfahren CReg dient ebenfalls der Korrektur von Patientenbewegung in 3D. Es besteht aus einer iterativen Abfolge von Rekonstruktion und 2D-3D-Registrierungen. Die Parameteroptimierung beschränkt sich daher auf die Registrierung einzelner Projektionsbilder, somit wird das hochdimensionale Autokalibrierproblem durch mehrere weniger dimensionale 2D-3D-Registrierungsprobleme substituiert. Die separate Betrachtung der Transformationsparameter einzelner Projektionen verursacht eine fehlende wechselseitige Beschränkung der Projektionen, welche bei der Verwendung von Konturkonsistenzmaßen erforderlich ist. Diese wird über eine ausreichende Anzahl und Verteilung der Kalibrierobjekte kompensiert. Die Neuheit des Verfahrens liegt in der Verwendung von fuzzifizierten Daten in der Konturregistrierung zur Modellierung von Unsicherheiten, die zum Beispiel durch Bewegungsfehler verursacht werden. Die Modellierung dieser Unsicherheit in der Rekonstruktion und Registrierung reduziert zwar leicht die erreichbare Genauigkeit, erlaubt dadurch jedoch die Korrektur eines breiten Spektrums an Patientenbewegungen. Das Autokalibrierverfahren zeigt eine deutliche Verbesserung der Bildqualität für komplexe und große Patientenbewegungen. Durchschnittlich belegen die Untersuchungsergebnisse eine Wiederherstellung der Volumenschärfe auf 98,3 % des unbewegten

Volumens. Es konvergiert schnell und ist aufgrund der geringen Komplexität der Optimierungsprobleme ein guter Kandidat für eine Echtzeitanwendung.

Die Evaluation der Autokalibrierverfahren erfolgte mit synthetischen Daten, welche ein breites Spektrum an echten und simulierten Patientenbewegungen abdecken und reale anatomische Strukturen aufweisen. Die Korrekturergebnisse zeigen signifikante Verbesserungen der Bildqualität. Eine Eignung der vorgestellten Verfahren zur Korrektur von Patientenbewegungen in der CBCT ist somit belegt. Der Erfolg dieser Arbeit ist eine Reduktion des komplexen Autokalibrierproblems auf ein weniger komplexes Problem der Merkmaldetektion. Für den erfolgreichen Einsatz der vorgestellten Kalibrierverfahren in der Praxis sind noch einige nachfolgende Themen zu bearbeiten, die im folgenden Ausblick dargelegt werden.

8.2 Ausblick

Aufbauend auf den Erkenntnissen dieser Arbeit sind diverse nachfolgende Arbeiten denkbar. Die hier aufgeführten Punkte sind aus der Diskussion der konturbasierten Verfahren in Kapitel 7.3.3 aufgegriffen, wo sie aus dem Kontext der Evaluationsergebnisse motiviert werden.

Ein wichtiger Aspekt für die praktische Anwendbarkeit der vorgestellten Autokalibrierverfahren ist die Entwicklung einer robusten Konturlokalisierung. Aufgrund der Kontinuität der Bewegungen im Sinogramm und der Eigenschaft der Röntgenbildgebung als Durchleuchtungsverfahren kann die Konturlokalisierung im CBCT-Sinogramm durch eine 3D-Oberflächensegmentierung realisiert werden. Diese ermöglicht zeitgleich eine Zuordnung der Konturen zu Objektinstanzen. Eine initiale Schätzung der Konturlokalisierung kann durch Vorwärtsprojektion einer Volumensegmentierung gewonnen werden. Bei der Konturlokalisierung ist auch die Anwendung von künstlicher Intelligenz denkbar, wie eine kürzlich erschienene Arbeit von Bier u. a. (2018) zur Lokalisierung anatomischer Landmarken im Sinogramm zeigt. Das implizite Wissen über Form, Position und Abschwächungsverhalten dentaler Merkmale, typische Geräte und Patientenbewegungen sowie Annahmen zur Datenkonsistenz können hierbei anhand von Beispielen gelernt werden und müssen nicht explizit ausprogrammiert werden. Die Anwendung von Verfahren künstlicher Intelligenz verspricht Geschwindigkeitsvorteile gegenüber konventionellen Verfahren und bei geeigneten Trainingsdaten Robustheit aufgrund der implizit angewendeten Konsistenzbedingungen.

Des Weiteren stellt eine explizite Behandlung unsicherer oder unvollständiger Daten eine sinnvolle Erweiterung der vorgestellten 3D-Autokalibrierverfahren dar, da auf klinischen Daten mehr Ungenauigkeiten bezüglich der Konturdetektion zu erwarten sind. Unsichere oder unvollständige Daten entstehen aufgrund von Bildrauschen, der schlechten Abgrenzung anatomischer Strukturen ähnlicher Dichte oder starken Strukturüberlagerungen. Sie sind abhängig vom Projektionswinkel und den Abschwächungseigenschaften der abgebildeten anatomischen Strukturen. So liefern schon die Zahnkronen eine genauere Konturinformation als deren Wurzeln. In den Autokalibrierverfahren ist daher ein Ausschluss oder eine entsprechende Gewichtung unsicherer Daten von Nutzen. Hierzu ist eine Erweiterung der Rekonstruktions- und Registrierverfahren bezüglich unsicherer oder unvollständiger Konturdaten erforderlich.

Zudem ist zu untersuchen, ob eine explizite Gewichtung der Transformationsparameter durch Berücksichtigung der Projektionsrichtungen die Effizienz der Verfahren verbessern kann. Die Bewegungen in Projektionsrichtung werden meist nur mit unzureichender Genauigkeit erfasst. Ihr Ausschluss aus der Optimierung reduziert die Problemkomplexität und somit voraussichtlich auch die Rechenzeit, dafür können einige Patientenbewegungen aber nicht mehr korrekt abgebildet werden. Alternativ kann eine entsprechende Gewichtung der Transformationsparameter genutzt werden um die Robustheit der Verfahren zu erhöhen und gegebenenfalls zu einer schnelleren Konvergenz zu führen. Eine derartige Unterscheidung der Transformationsparameter erfolgt im Projektionskoordinatensystem, wobei die Korrektur der Bewegung nach wie vor im Gerätekoordinatensystem erfolgt.

Eine Übertragung des Konzepts der lokalen Konsistenzbedingungen zwischen zeitlich benachbarten Projektionsbildern auf intensitäts- oder gradientenbasierte Autokalibrierverfahren ist ebenfalls denkbar. Damit sind jene Autokalibrierverfahren gemeint, welche mittels 2D-3D-Registrierung iterativ die Projektionsbilder an ihrer tomographischen Rekonstruktion ausrichten. Auch bei diesen Registrierungsverfahren hat die lokale Information mit ähnlichem Projektionswinkel den Informationsgehalt mit größter Relevanz und somit großen Einfluss auf das Registrierungsergebnis. Die Vorteile von LCC bezüglich der Reduktion der Parameterabhängigkeiten und der dadurch ermöglichten gleichzeitigen Optimierung aller Parameter könnte sich somit auch bei diesen Autokalibrierverfahren positiv auswirken. Bei einer iterativen Erhöhung der Kalibrierengenauigkeit ist auf eine entsprechende Filterung der Daten zu achten, welche die Projektionsrichtung und die Hauptbewegungsrichtung der Daten berücksichtigt.

Die in dieser Arbeit erlangten Erkenntnisse bieten interessante Impulse für zukünftige Arbeiten. Die vorgestellten Autokalibrierverfahren zeigen eindeutig Potential zum praktischen Einsatz in der dentalen DVT.

Notation

Akronyme, allgemein

CMA-ES	statistischer Optimierer, Evolutionsstrategie, basierend auf Anpassungen der Kovarianzmatrix, engl.: covariance matrix adaptation evolution strategy
CBCT	CT mit Kegelstrahlgeometrie, engl.: cone beam CT
CT	Computertomographie
DVT	digitale Volumentomographie, Bezeichnung für CBCT im Dentalbereich, daher oft auch als dentale Volumentomographie bezeichnet
FDK	Rekonstruktionsverfahren mittels gefilterter Rückprojektion von von Feldkamp-Davis-Kress
GPU	Grafikkarte im Rechner, engl.: graphics processing unit
ICP	Algorithmus, welcher iterativ die Abstände zwischen jeweils nächstliegenden Punkten minimiert, engl.: iterative closest point
MI	Maß des gegenseitigen Informationsgehalts, engl.: mutual information
SSIM	Maß des strukturellen Ähnlichkeitsindex, engl.: structural similarity index

Abkürzungen

D	Dimension, dimensional, zum Beispiel steht 3D für drei-dimensional oder den drei-dimensionalen Raum
engl.	englisch, auf Englisch
lb, ub	Untere, obere Schranke in der Optimierung, engl.: lower, upper bound
rng	Bereich, Wertebereich, engl.: range
thr	Schwellwert, zum Beispiel in der Optimierung, thr_t und thr_r sind die Schwellwerte für Translations- und Rotationsparameter

Akronyme, verfahrensspezifisch

cc	Konturkonsistenz, engl.: contour consistency
CReg	Autokalibrierverfahren mittels Konturregistrierung
gcc	Globale Konturkonsistenz, engl.: global contour consistency
gtc	Globale Tangentenkonsistenz, engl.: global tangent consistency
LCC	Autokalibrierverfahren mittels lokaler Konturkonsistenz
lcc	Lokale Konturkonsistenz, engl.: local contour consistency
ltc	Lokale Tangentenkonsistenz, engl.: local tangent consistency
LTC	Autokalibrierverfahren mittels lokaler Tangentenkonsistenz
tc	Tangentenkonsistenz, engl.: tangent consistency

Variablen

A	Systemmatrix, beschreibt Bildentstehungsprozess
bp	Rückprojektion, Rekonstruktion
C	Kontur, C_{oi} ist die Kontur von Objekt o in Projektion i
c	Konturpunkt, $c \in C$
\mathcal{C}	Menge der Konturen, \mathcal{C}_o sind die Konturen von Objekt o in verschiedenen Projektionsbildern
δ	Silhouettenmodifikation nach (5.31) δ_e gibt die Erosion einer Silhouette in Pixeln an, δ_b gibt die Breite der zur weichen Kontur in Pixeln an
\mathcal{E}	Menge der Konturfehler
ϵ_c	Konturfehler des Konturpunktes $c \in C$, $\epsilon_c \in \mathcal{E}$
f	Funktion, f_{obj} ist eine Zielfunktion einer Optimierung, f_μ ist eine Fuzzifikationsfunktion
fp	Vorwärtsprojektion, Abbildung, fp^{bin} ist eine binäre Vorwärtsprojektion, fp^μ ist eine nicht binäre Vorwärtsprojektion von fuzzifizierten Daten

g	Nebenbedingung einer Optimierung
G	Faltungskern, G^{δ_b} ist ein Faltungskern der Größe δ_b zum Falten der Silhouette
H	Objekthülle, $H_{o\mathcal{I}}$ ist die Hülle von Objekt o , generiert aus Projektionen \mathcal{I} , H^{bin} ist eine binäre Hülle, H^μ ist eine fuzzifizierte, nicht binäre Hülle
i	Projektionsindex, $i \in \mathcal{I}$
\mathcal{I}	Menge der Projektionsindizes, \mathcal{I} gibt die Ordnung über den Aufnahmezeitpunkt an, \mathcal{I}_{sub} bezeichnen die Projektionsbilder einer Untermenge, \mathcal{I}_{new} bezeichnen die neuen Projektionsbilder einer Untermenge, \mathcal{I}_{loc} bezeichnen die Projektionsbilder zur lokalen Konturkonsistenz, \mathcal{I}_{gcc} bezeichnen die Projektionsbilder zur globalen Konturkonsistenz
I	Intensität, meist gemessen am Detektor, I_0 ist die Ausgangsintensität an der Röntgenquelle
l	Strahl, oft auch Objekttangente, $l \in L$
L	Strahlenbündel, L_{oi} ist die Rückprojektion der Kontur C_{oi}
μ	Schwächungskoeffizient im gemessenen Objekt, ortsabhängig
M	Modell, Objektbeschreibung, M_o ist eine Beschreibung des Objekts o
m	Modellpunkt, $m \in M$, Punkt auf der Objektoberfläche oder Eckpunkt der Objekthülle
n	Anzahl einer Menge, $n_{\mathcal{I}}$ ist die Anzahl der Projektionsbilder, $n_{\mathcal{O}}$ ist die Anzahl der Objekte, n_{it} ist die Anzahl der Iterationen eines Verfahrens
o	Objekt, $o \in \mathcal{O}$
\mathcal{O}	Menge der Objekte der abgebildeten Szene
Ω	Parameterdatensatz, wie Systemparameter, Abbildungsparameter, Optimierungsparameter, Ω_i ist der Parameterdatensatz von Projektion i
P_i	Projektionsmatrix der Projektion i , $P_i \in \mathcal{P}$ P^{-1} ist die invertierte Projektionsmatrix, P^{MIP} ist eine Maximumintensitätsprojektion

\mathcal{P}	Menge der Projektionsmatrizen einer Aufnahme
Π	Tangentialebene des Objekts in einem Punkt
\mathbf{q}	Position der Röntgenquelle, \mathbf{q}_i ist die Position der Röntgenquelle in Projektion i
\mathbf{r}	Rotationsparameter, $\mathbf{r} = (rx, ry, rz)$, wobei rx , ry und rz die Rotation um x -, y - und z -Achse beschreibt
S	Silhouette, $S \in \mathcal{S}$, S_{oi} ist die Silhouette von Objekt o in Projektion i , S^δ ist die modifizierte Silhouette nach (5.31), wobei δ die Art der Modifikation beschreibt
\mathcal{S}	Menge der Silhouetten, S_o sind die Silhouetten von Objekt o in verschiedenen Projektionsbildern
Γ	Konturgenerator, Γ_{oi} ist der Konturgenerator der Projektion i auf Objekt o
\mathbf{t}	Translationsparameter, $\mathbf{t} = (tx, ty, tz)$, wobei tx , ty und tz die Translation entlang der x -, y - und z -Achse beschreibt
T	Transformationsmatrix, berechnet aus \mathbf{t} und \mathbf{r} , T_i beschreibt die Position des Patienten in Projektion i
\mathbf{v}	Tangentenschnittpunkt, \mathbf{v}^{in} ist ein innerer Tangentenschnittpunkt, \mathbf{v}^{out} ist ein äußerer Tangentenschnittpunkt
\mathcal{V}	Menge Schnittpunkte, \mathcal{V}^{in} ist die Menge der inneren Schnittpunkte, \mathcal{V}^{out} ist die Menge der äußeren Schnittpunkte
V	Volumen, V^{ac} ist das Volumen nach der Autokalibrierung, V^{start} ist das Volumen vor der Autokalibrierung V^{opt} ist das Volumen mit optimaler Kalibrierung
v	Voxel, $v \in V$

Symbole

*	Faltung, Bildoperation
\odot	Matrixmultiplikation, elementweise
\ominus	Erosion, morphologische Bildoperation

Liste der Publikationen

Teile der Arbeit wurden bereits veröffentlicht in:

- „CT auto-calibration by consistent contours“ (Nov. 2016)
Susanne Maur, Dzmitry Stsepankou und Jürgen Hesser
In: *2016 IEEE Nuclear Science Symposium, Medical Imaging Conference and Room-Temperature Semiconductor Detector Workshop (NSS/MIC/RTSD)*
DOI: 10.1109/NSSMIC.2016.8069492
- „Autokalibrierung für CBCT“ (Jun. 2018)
Susanne Maur, Dzmitry Stsepankou und Jürgen Hesser
In: *Strahlentherapie und Onkologie: Abstracts DEGRO 2018*, Bd. 194, S. 151–152
DOI: 10.1007/s00066-018-1301-7
- „Auto-calibration by locally consistent contours for dental CBCT“ (Okt. 2018)
Susanne Maur, Dzmitry Stsepankou und Jürgen Hesser
In: *Physics in Medicine and Biology*, 63.21, S. 215018
DOI: 10.1088/1361-6560/aae66d
- „CBCT auto-calibration by contour registration“ (Feb. 2019)
Susanne Maur, Dzmitry Stsepankou und Jürgen Hesser
In: *Proc. SPIE Medical Imaging: Physics of Medical Imaging*, Bd. 10948
DOI: 10.1117/12.2512181

Literatur

- Abkai, Ciamak (2015). „Bewegungsartefakte-Reduktion in der dentalen Digitalen Volumen Tomographie ohne Hilfsmittel auf Basis eines Variationsansatzes“. Masterarbeit. Technische Universität Kaiserslautern.
- Aichert, André, Martin Berger, Jian Wang, Nicole Maass, Arnd Doerfler, Joachim Hornegger und Andreas Maier (2015). „Epipolar Consistency in Transmission Imaging“. In: *IEEE Transactions on Medical Imaging* 34.10, S. 1–15. DOI: 10.1109/TMI.2015.2426417.
- Aster, Richard C., Brian Borchers und Clifford H. Thurber (2013). „Parameter Estimation and Inverse Problems (Second Edition)“. In: Second Edition, S. 376. DOI: B978-0-12-385048-5.00018-5.
- Åström, Kalle und Fredrik Kahl (1999). „Motion estimation in image sequences using the deformation of apparent contours“. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 21.2, S. 114–127. DOI: 10.1109/34.748821.
- Åström, Kalle, Roberto Cipolla und Peter Giblin (1999). „Generalised epipolar constraints“. In: *International Journal of Computer Vision* 33.1, S. 51–72. DOI: 10.1023/A:1008113231241.
- Berger, M., K. Müller, A. Aichert, M. Unberath, J. Thies, J-H Choi, R. Fahrig und A. Maier (2016). „Marker-free motion correction in weight-bearing cone-beam CT of the knee joint“. In: *Medical physics* 43.3, S. 1235–1248. DOI: 10.1118/1.4941012.
- Berger, Martin, Ying Xia, Walter Aichinger, Katrin Mentl, Mathias Unberath, André Aichert, Christian Riess, Joachim Hornegger, Rebecca Fahrig und Andreas J Maier (2017). „Motion compensation for cone-beam CT using Fourier consistency conditions“. In: *Physics in medicine and biology* 62 17, S. 7181–7215.
- Bier, Bastian, Aschoff Katharina, Christopher Syben, Mathias Unberath, Marc Levenston, Garry Gold, Rebecca Fahrig und Andreas Maier (2018). „Detecting Anatomical Landmarks for Motion Estimation in Weight-bearing Imaging of Knees“. In: *Machine Learning for Medical Imaging Reconstruction*, S. 83–90. DOI: 10.1007/978-3-030-00129-2_10.
- Bontempi, Marco, Matteo Bettuzzi, Franco Casali, Alessandro Pasini, Alberto Rossi und Marilù Ariu (2008). „Relevance of head motion in dental cone-beam CT scanner images depending on patient positioning“. In: *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery* 3.3, S. 249. DOI: 10.1007/s11548-008-0157-1.

- Bottino, A. und A. Laurentini (2003). „Introducing a new problem: Shape-from-silhouette when the relative positions of the viewpoints is unknown“. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 25.11, S. 1484–1493. DOI: 10.1109/tpami.2003.1240121.
- Boyer, Edmond (2006). „On Using Silhouettes for Camera Calibration“. In: *Computer vision - ACCV 2006*. Bd. 3851, S. 1–10. DOI: 10.1007/11612032_1.
- Boyer, Edmond und Jean-Sébastien Franco (2003). „A Hybrid Approach for Computing Visual Hulls of Complex Objects“. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, S. 695–701. DOI: 10.1109/CVPR.2003.1211421.
- Bueno-Ibarra, Mario Alonso, Josué Álvarez-Borrego, Leonardo Acho und María Cristina Chávez-Sánchez (2005). „Fast autofocus algorithm for automated microscopes“. In: *Optical Engineering* 44. DOI: 10.1117/1.1925119.
- Buzug, Thorsten (2008). *Computed Tomography: From Photon Statistics to Modern Cone-Beam CT*. Springer Science & Business Media. DOI: 10.1007/978-3-540-39408-2.
- Byrd, R.H., M.E. Hribar und J. Nocedal (1999). „An Interior Point Algorithm for Large-Scale Nonlinear Programming“. In: *SIAM Journal on Optimization* 9.4, S. 877–900. DOI: 10.1137/S1052623497325107.
- Byrd, R.H., J.C. Gilbert und J. Nocedal (2000). „A trust region method based on interior point techniques for nonlinear programming“. English (US). In: *Mathematical Programming* 89.1, S. 149–185. DOI: 10.1007/PL00011391.
- Byrd, Richard H., P. Lu und Jorge Nocedal (1995). „A Limited Memory Algorithm for Bound Constrained Optimization“. In: *SIAM Journal on Scientific and Statistical Computing* 16.5, S. 1190–1208. DOI: 10.1137/0916069.
- Chen, Mianyi, Peng He, Peng Feng, Qingsong Yang, Biao Wei und Wang Ge (2017). „A Rigid Motion Correction Method in Cone-beam CT Based on Locally Linear Embedding“. In: *Fully3D 2017*.
- Chesler, D. A. und S. J. Riederer (1975). „Ripple suppression during reconstruction in transverse tomography“. In: *Physics in Medicine & Biology* 20.4, S. 632. DOI: 10.1088/0031-9155/20/4/011.
- Choi, Jang-Hwan, Andreas Maier, Martin Berger und Rebecca Fahrig (2014). „Effective one step-iterative fiducial marker-based compensation for involuntary motion in weight-bearing C-arm cone-beam CT scanning of knees“. In: *Proc. SPIE Medical Imaging: Physics of Medical Imaging*. Bd. 9033. DOI: 10.1117/12.2043771.
- Cipolla, Roberto und Andrew Blake (1992). „Surface shape from the deformation of apparent contours“. In: *International Journal of Computer Vision* 9.2, S. 83–112. DOI: 10.1007/BF00129682.
- Curwen, Rupert und Andrew Blake (1993). „Active Vision“. In: Kap. Dynamic Contours: Real-time Active Splines, S. 39–57. DOI: 10.3233/AIC-1993-63-415.
- Dentsply Sirona (2018). *Orthophos SL 2D / Orthophos SL 2D Ceph / Orthophos SL 3D / Orthophos SL 3D Ceph. Operating Instructions*. <https://manuals.sirona.com/en/imaging-systems.html>. Materialnummer: 6494947. Abgerufen am 27.07.2019.

- (2019). *The 3D X-ray Family*. <https://www.dentsplysirona.com/en/explore/imaging-systems.html>. Abgerufen am 31.05.2019.
- Díaz-Más, Luis, Rafael Muñoz-Salinas, Francisco José Madrid-Cuevas und Rafael Medina Carnicer (2010). „Shape from silhouette using Dempster-Shafer theory“. In: *Pattern Recognition* 43.6, S. 2119–2131. doi: 10.1016/j.patcog.2010.01.001.
- Donaldson, K, S O'Connor und Neil Heath (2012). „Dental cone beam CT image quality possibly reduced by patient movement“. In: *Dento maxillo facial radiology* 42. doi: 10.1259/dmfr/91866873.
- Eldib, Mohamed Elsayed, Mohamed A.A. Hegazy, Myung Hye Cho, Min Hyung Cho und Soo Yeol Lee (2018). „A motion artifact reduction method for dental CT based on subpixel-resolution image registration of projection data“. In: *Computers in Biology and Medicine* 103, S. 232–243. doi: 10.1016/j.combiomed.2018.10.028.
- Ens, Svitlana, Johannes Ulrici, Erich Hell und Thorsten. M. Buzug (2010). „Automatic Detection of Patient Motion in Cone-beam Computed Tomography“. In: *Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Biomedical Imaging: From Nano to Macro*, S. 1257–1260. doi: 10.1109/ISBI.2010.5490224.
- Feldkamp, L. A., L. C. Davis und J. W. Kress (1984). „Practical cone-beam algorithm“. In: *Journal of the Optical Society of America A* 1, S. 612–619. doi: 10.1364/JOSAA.1.000612.
- Franco, Jean-Sébastien und Edmond Boyer (2008). „Efficient Polyhedral Modeling from Silhouettes“. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence* 31.03, S. 414–427. doi: 10.1109/TPAMI.2008.104.
- Franco, Jean-Sébastien, Marc Lapierre und Edmond Boyer (2006). „Visual Shapes of Silhouette Sets“. In: *Symposium on 3D Data Processing, Visualization and Transmission*, S. 1–8. doi: 10.1109/3DPVT.2006.148.
- Frysch, Robert und Georg Rose (2015). „Rigid Motion Compensation in Interventional C-arm CT Using Consistency Measure on Projection Data“. English. In: *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2015*. Bd. 9349, S. 298–306. doi: 10.1007/978-3-319-24553-9_37.
- Gerressen, Marcus, Laura Louisa Page, Sabine Ernst, Ali Modabber und Alireza Ghassemi (2013). „Evaluation der Bildqualität des GALILEOS-Systems unter besonderer Berücksichtigung der Artefaktanfälligkeit“. In: *63. Kongress der DGMKG*.
- Giblin, Peter J und Richard S Weiss (1995). „Epipolar curves on surfaces“. In: *Image and Vision Computing* 13.1, S. 33–44. doi: 10.1016/0262-8856(95)91466-Q.
- Gilbert, P.F.C. (1972). „Iterative methods for the reconstruction of three dimensional objects from their projections“. In: *Journal of Theoretical Biology*, S. 105–117.
- Groen, Frans C. A., Ian T. Young und Guido Ligthart (1985). „A comparison of different focus functions for use in autofocus algorithms“. In: *Cytometry* 6.2, S. 81–91. doi: 10.1002/cyto.990060202.
- Hahn, Juliane, Herbert Bruder, Christopher Rohkohl, Thomas Allmendinger, Karl Stierstorfer, Thomas G. Flohr und Marc Kachelrieß (2017). „Motion compensation in the region of the

- coronary arteries based on partial angle reconstructions from short-scan CT data“. In: *Medical physics* 44 11, S. 5795–5813. doi: doi . org / 10 . 1002 / mp . 12514.
- Hanzelka, Tomas, Jaroslav Dusek, Filip Ocacek, Josef Kucera, Jiri Sedy, Jiri Benes, Gabriela Pavlikova und Rene Foltan (2013). „Movement of the patient and the cone beam computed tomography scanner: objectives and possible solutions“. In: *Oral surgery, oral medicine, oral pathology and oral radiology* 116 6, S. 769–73. doi: 10 . 1016 / j . ooooo . 2013 . 08 . 010.
- Haro, Gloria (2012). „Shape from Silhouette Consensus“. In: *Pattern Recognition* 45.9, S. 3231 –3244. doi: 10 . 1016 / j . patcog . 2012 . 02 . 029.
- Hartley, Richard und Andrew Zisserman (2004). *Multiple View Geometry in Computer Vision*. 2. Aufl. Cambridge University Press. doi: 10 . 1017 / CBO9780511811685.
- Hernández, Carlos, Francis Schmitt und Roberto Cipolla (2006). *Error Analysis of Silhouette Coherence for Camera Calibration Under Circular Motion*. Technical Report 559. Univ. of Cambridge.
- (2007). „Silhouette coherence for camera calibration under circular motion“. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 29.2, S. 343–349. doi: 10 . 1109 / TPAMI . 2007 . 42.
- Jacobson, M. W. und J. W. Stayman (2008). „Compensating for head motion in slowly-rotating cone beam CT systems with optimization transfer based motion estimation“. In: *2008 IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*, S. 5240–5245. doi: 10 . 1109 / NSSMIC . 2008 . 4774416.
- Jones, Eric, Travis Oliphant, Pearu Peterson u. a. (2001–). *SciPy: Open source scientific tools for Python*. version 0.17.1. URL: <http://www.scipy.org/>.
- Joseph, Peter M. (1982). „An Improved Algorithm for Reprojecting Rays through Pixel Images“. In: *IEEE Transactions on Medical Imaging* 1.3, S. 192 –196. doi: 10 . 1109 / TMI . 1982 . 4307572.
- Kass, Michael, Andrew Witkin und Demetri Terzopoulos (1988). „Snakes: Active contour models“. In: *International Journal of Computer Vision* 1.4, S. 321–331. doi: 10 . 1007 / BF00133570.
- Keriş, Elif Yıldizer (2017). „Effect of patient anxiety on image motion artefacts in CBCT“. In: *BMC oral health*. Bd. 17. 73. doi: 10 . 1186 / s12903 - 017 - 0367 - 4.
- Kingston, A., A. Sakellariou, T. Varslot, G. Myers und A. Sheppard (2011). „Reliable automatic alignment of tomographic projection data by passive auto-focus“. In: *Medical Physics* 38.9, S. 4934–4945. doi: 10 . 1118 / 1 . 3609096.
- Kyriakou, Y., R. M. Lapp, L. Hillebrand, D. Ertel und W. A. Kalender (2008). „Simultaneous misalignment correction for approximate circular cone-beam computed tomography“. In: *Physics in medicine and biology* 53.22, S. 6267–6289. doi: 10 . 1088 / 0031 - 9155 / 53 / 22 / 001.
- Landabaso, José-Luis, Montse Pardàs und Josep Ramon Casas (2008). „Shape from Inconsistent Silhouette“. In: *Comput. Vis. Image Underst.* 112.2, S. 210–224. doi: 10 . 1016 / j . cviu . 2008 . 02 . 006.

- Laurentini, Aldo (1994). „The visual hull concept for silhouette-based image understanding“. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 16.2, S. 150–162. DOI: 10.1109/34.273735.
- (1995). „How Far 3D Shapes Can Be Understood from 2D Silhouettes“. In: *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 17.2, S. 188–195. DOI: 10.1109/34.368170.
- Lee, R., B. Azevedo, W. Shintaku, M. Noujeim und P. Nummikoski (2008). „Patient movement in three different CBCT units“. In: *Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology, Oral Radiology, and Endodontology* 105.4, S. 55. DOI: 10.1016/j.tripleo.2007.12.067.
- Lensch, H.P.A., W. Heidrich und H.P. Seidel (2001). „A Silhouette-Based Algorithm for Texture Registration and Stitching“. In: *Graphical Models* 63.4, S. 245–262. DOI: 10.1006/gmod.2001.0554.
- Lilja, Mikko, Kalle Karhu, Jaakko Lahelma, Kustaa Nyholm, Ari Hietanen, Timo Muller und Sakari Kettunen (2017). „Self-calibrating medical imaging apparatus“. US-Pat. US20180268574A1.
- Livyatan, Harel, Ziv Yaniv und Leo Joskowicz (2003). „Gradient-based 2D/3D rigid registration of fluoroscopic X-ray to CT“. In: *IEEE Transactions on Medical Imaging* 22, S. 1395–1406. DOI: 10.1109/TMI.2003.819288.
- Marchant, T. E., G. J. Price, B. J. Matuszewski und C. J. Moore (2011). „Reduction of motion artefacts in on-board cone beam CT by warping of projection images“. In: *The British journal of radiology* 84, S. 251–264. DOI: 10.1259/bjr/90983944.
- Marr, D. (1977). „Analysis of occluding contour“. In: *Proceedings of the Royal Society of London B: Biological Sciences* 197.1129, S. 441–475. DOI: 10.1098/rspb.1977.0080.
- Marr, D. und Ellen C. Hildreth (1980). „Theory of edge detection.“ In: *Proceedings of the Royal Society of London. Series B, Biological sciences* 207 1167, S. 187–217. DOI: 10.1098/rspb.1980.0020.
- Mateos-Pérez, José María, Rafael Redondo, Rodrigo Nava, Juan C. Valdiviezo, Gabriel Cristóbal, Boris Escalante-Ramírez, María Jesús Ruiz-Serrano, Javier Pascau und Manuel Desco (2012). „Comparative evaluation of autofocus algorithms for a real-time system for automatic detection of Mycobacterium tuberculosis“. In: *Cytometry Part A* 81A.3, S. 213–221. DOI: 10.1002/cyto.a.22020.
- Matlab (2014). *MATLAB*. 8.3.0 (R2014a). The Mathworks, Inc.
- (2017). *MATLAB*. 9.2.0 (R2017a). The Mathworks, Inc.
- Maur, Susanne, Dzmitry Stsepankou und Jürgen Hesser (2016). „CT auto-calibration by consistent contours“. In: *2016 IEEE Nuclear Science Symposium, Medical Imaging Conference and Room-Temperature Semiconductor Detector Workshop (NSS/MIC/RTSD)*. DOI: 10.1109/NSSMIC.2016.8069492.
- (2018a). „Auto-calibration by locally consistent contours for dental CBCT“. In: *Physics in Medicine and Biology* 63.21, S. 215018. DOI: 10.1088/1361-6560/aae66d.
- (2018b). „Autokalibrierung für CBCT“. In: *Strahlentherapie und Onkologie: Abstracts DEGRO 2018*. Bd. 194, S. 151–152. DOI: 10.1007/s00066-018-1301-7.

- Maur, Susanne, Dzmitry Stsepankou und Jürgen Hesser (2019). „CBCT auto-calibration by contour registration“. In: *Proc. SPIE Medical Imaging: Physics of Medical Imaging*. Bd. 10948. DOI: 10.1117/12.2512181.
- Morales, José Luis und Jorge Nocedal (2011). „Remark on Algorithm 778: L-BFGS-B: Fortran Subroutines for large-scale bound constrained optimization“. In: *ACM Trans. Math. Softw.* 38.1, 7:1–7:4. DOI: 10.1145/2049662.2049669.
- Muders, Jens und Jürgen Hesser (2014). „Stable and robust geometric self-calibration for cone-beam CT using mutual information“. In: *IEEE Transactions on Nuclear Science* 61.1, S. 202–217. DOI: 10.1109/TNS.2013.2293969.
- Munshi, Aaftab (2012). *The OpenCL Specification, version: 1.2*. 19. Aufl. Khronos OpenCL Working Group.
- Nardi, Cosimo, Roberto Molteni, Chiara Lorini, Gian Giacomo Taliani, Benedetta Matteuzzi, Elisa Mazzoni und Stefano Colagrande (2016). „Motion artefacts in cone beam CT: an in vitro study about the effects on the images“. In: *The British journal of radiology* 89 1058, S. 20150687. DOI: 10.1259/bjr.20150687.
- Neugebauer, Peter J. und Konrad Klein (1999). „Texturing 3D Models of Real World Objects from Multiple Unregistered Photographic Views“. In: *Computer Graphics Forum* 18.3, S. 245–256. DOI: 10.1111/1467-8659.00345.
- Nocedal, Jorge und Stephen J. Wright (2006). „The BFGS Method“. In: *Numerical Optimization*. second, S. 136–143. DOI: 10.1007/978-0-387-40065-5.
- Oppelt, Arnulf (2005). *Imaging Systems for Medical Diagnostics*. 2. Aufl. Publics Corporate Publishing.
- Ouah, Sarah, Matthew W. Jacobson, Joseph Webster Stayman, Tina Ehtiati, Clifford Raabe Weiss und Jeffrey H. Siewerdsen (2017). „Correction of patient motion in cone-beam CT using 3D-2D registration“. In: *Physics in Medicine and Biology* 62.23, S. 8813–8831. DOI: 10.1088/1361-6560/aa9254.
- Parker, Dennis L. (1982). „Optimal short scan convolution reconstruction for fan beam CT“. In: *Medical physics* 9, S. 254–7. DOI: 10.1118/1.595078.
- Pauwels, R., K. Araki, J. H. Siewerdsen und S. S. Thongvigitmanee (2015). „Technical aspects of dental CBCT: state of the art“. In: *Dentomaxillofac Radiol* 44.1, S. 20140224. DOI: 10.1259/dmfr.20140224.
- Powell, M. J. D. (1964). „An efficient method for finding the minimum of a function of several variables without calculating derivatives“. In: *The Computer Journal* 7.2, S. 155. DOI: 10.1093/comjnl/7.2.155.
- Preuhs, Alexander, Michael Manhart und Andreas Maier (2018). „Fast Epipolar Consistency without the Need for Pseudo Matrix Inverses“. In: *Proceedings of the Fifth International Conference on Image Formation in X-Ray Computed Tomography*, S. 202–205.
- Preuhs, Alexander, Nishant Ravikumar, Michael Manhart, Bernhard Stimpel, Elisabeth Hoppe, Christopher Syben, Markus Kowarschik und Andreas Maier (2019). „Maximum Likelihood

- Estimation of Head Motion Using Epipolar Consistency“. In: *Bildverarbeitung für die Medizin 2019*, S. 134–139. DOI: 10.1007/978-3-658-25326-4_29.
- Schaffert, Roman, Jian Wang, Peter Fischer, Anja Borsdorf und Andreas Maier (2017). „Multi-View Depth-Aware Rigid 2D/3D Registration“. In: *2017 IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference Record (NSS/MIC)*.
- Schretter, Colas, Georg Rose und Matthias Bertram (2009). „Image-based iterative compensation of motion artifacts in computed tomography“. In: *Medical physics* 36.11, S. 5323–5330. DOI: 10.1118/1.3244035.
- Schulze, Ralf K. W., Michel Michel und Ulrich Schwanecke (2015). „Automated detection of patient movement during a CBCT scan based on the projection data“. In: *Oral surgery, oral medicine, oral pathology and oral radiology* 119. DOI: 10.1016/j.oooo.2014.12.008.
- Sisniega, A., J. W. Stayman, J. Yorkston, J. H. Siewerdsen und W. Zbijewski (2017). „Motion compensation in extremity cone-beam CT using a penalized image sharpness criterion“. In: *Physics in medicine and biology* 62.9, S. 3712–3734. DOI: 10.1088/1361-6560/aa6869.
- Spin-Neto, Rubens, Louise Hauge Matzen, Lars W Schropp, Gabriela Salatino Liedke, Erik Gotfredsen und Ann Wenzel (2014). „Radiographic observers’ ability to recognize patient movement during cone beam CT“. In: *Dento maxillo facial radiology* 43 4, S. 20130449.
- Spin-Neto, Rubens, Louise Hauge Matzen, Lars W Schropp, Erik Gotfredsen und Ann Wenzel (2015). „Factors affecting patient movement and re-exposure in cone beam computed tomography examination“. In: *Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology and Oral Radiology* 119.5, S. 572–578. DOI: 10.1016/j.oooo.2015.01.011.
- (2016). „Movement characteristics in young patients and the impact on CBCT image quality“. In: *Dentomaxillofacial Radiology* 45.4, S. 20150426. DOI: 10.1259/dmfr.20150426.
- Spin-Neto, Rubens, Louise Hauge Matzen, Lars W Schropp, Thomas S Sørensen und Ann Wenzel (2018). „An ex vivo study of automated motion artefact correction and the impact on cone beam CT image quality and interpretability“. In: *Dentomaxillofacial Radiology*. DOI: 10.1259/dmfr.20180013.
- Tabb, Amy (2013). „Shape from Silhouette Probability Maps: Reconstruction of Thin Objects in the Presence of Silhouette Extraction and Calibration Error“. In: *2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Portland, OR, USA, June 23-28, 2013*, S. 161–168. DOI: 10.1109/CVPR.2013.28.
- Tabb, Amy und Johnny Park (2015). „Camera calibration correction in Shape from Inconsistent Silhouette“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA 2015, Seattle, WA, USA, 26-30 May, 2015*, S. 4827–4834. DOI: 10.1109/ICRA.2015.7139870.
- Tomasi, C. und R. Manduchi (1998). „Bilateral Filtering for Gray and Color Images“. In: *Sixth International Conference on Computer Vision (ICCV) 98*, S. 839–846. DOI: 10.1109/ICCV.1998.710815.
- Utzschneider, Matthias, Jian Wang, Roman Schaffert, Anja Borsdorf und Andreas Maier (2017). „Real-Time-Capable GPU-Framework for Depth-Aware Rigid 2D/3D Registration“. In: *Bildverarbeitung für die Medizin 2017*, S. 185–190.

- Waltz, R.A., J.L. Morales, J. Nocedal und D. Orban (2006). „An interior algorithm for nonlinear optimization that combines line search and trust region steps“. In: *Mathematical Programming* 107.3, S. 391–408. DOI: 10 . 1007 / s10107 - 004 - 0560 - 5.
- Wang, Jian, Roman Schaffert, Anja Borsdorf, Benno Heigl, Xiaolin Huang, Joachim Hornegger und Andreas Maier (2017). „Dynamic 2D/3D Rigid Registration Framework Using Point-To-Plane Correspondence Model“. In: *IEEE Transactions on Medical Imaging* 36.9, S. 1939–1954. DOI: 10 . 1109 / TMI . 2017 . 2702100.
- Wang, Zhou, A. C. Bovik, H. R. Sheikh und E. P. Simoncelli (2004). „Image quality assessment: from error visibility to structural similarity“. In: *IEEE Transactions on Image Processing* 13.4, S. 600–612. DOI: 10 . 1109 / TIP . 2003 . 819861.
- Wein, Wolfgang, Barbara Röper und Nassir Navab (2005). „2D/3D registration based on volume gradients“. In: *Medical Imaging: Image Processing*.
- Wein, Wolfgang, Alexander Ladikos und Armin Baumgartner (2011). „Self-calibration of geometric and radiometric parameters for cone-beam computed tomography“. In: *International Meeting on Fully Three-Dimensional Image Reconstruction in Radiology and Nuclear Medicine* 11.
- Wicklein, Julia, Holger Kunze, Willi A. Kalender und Yiannis Kyriakou (2012). „Image features for misalignment correction in medical flat-detector CT“. In: *Medical physics* 39 8, S. 4918–31. DOI: 10 . 1118 / 1 . 4736532.
- Wicklein, Julia, Yiannis Kyriakou, Willi A. Kalender und Holger Kunze (2013). „An online motion- and misalignment-correction method for medical flat-detector CT“. In: *SPIE Medical Imaging 2013*. Bd. 8668, S. 8668 –8668 –7. DOI: 10 . 1117 / 12 . 2007383.
- Wong, Kwan-Yee Kenneth und Roberto Cipolla (2001). „Structure and motion from silhouettes“. In: *Eighth IEEE International Conference on Computer Vision*, S. 217–222. DOI: 10 . 1109 / ICCV . 2001 . 937627.
- (2004). „Reconstruction of sculpture from its profiles with unknown camera positions“. In: *IEEE Transactions on Image Processing* 13, S. 381–389. DOI: 10 . 1109 / TIP . 2003 . 821113.
- Zhu, Ciyu, Richard H. Byrd, Peihuang Lu und Jorge Nocedal (1997). „Algorithm 778: L-BFGS-B: Fortran Subroutines for Large-scale Bound-constrained Optimization“. In: *ACM Trans. Math. Softw.* 23.4, S. 550–560. DOI: 10 . 1145 / 279232 . 279236.