

Atlasbasierte Segmentierung mittels elastischer Registrierung

Diplomarbeit

zur Erlangung des Grades eines/r Diplom-Informatikers / Diplom-Informatikerin im Studiengang Computervisualistik

vorgelegt von

Carola Schmidt

Betreuer: Prof. Dr.-Ing. Dietrich Paulus, Institut für Computervisualistik,
Fachbereich Informatik, Koblenz
Erstgutachter: Prof. Dr.-Ing. Dietrich Paulus, Institut für Computervisualistik,
Fachbereich Informatik, Koblenz
Zweitgutachter: Dipl.-Inf. Marius Erdt, Fraunhofer Institut für Graphische Daten-
verarbeitung, Darmstadt

Koblenz, im Februar 2008

Erklärung

Ich versichere, dass ich die vorliegende Arbeit selbständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe und dass die Arbeit in gleicher oder ähnlicher Form noch keiner anderen Prüfungsbehörde vorgelegen hat und von dieser als Teil einer Prüfungsleistung angenommen wurde. Alle Ausführungen, die wörtlich oder sinngemäß übernommen wurden, sind als solche gekennzeichnet.

Die Richtlinien der Arbeitsgruppe für Studien- und Diplomarbeiten habe ich gelesen und anerkannt, insbesondere die Regelung des Nutzungsrechts.

Mit der Einstellung dieser Arbeit in die Bibliothek bin ich einverstanden. ja nein

Der Veröffentlichung dieser Arbeit im Internet stimme ich zu. ja nein

Koblenz, den

Unterschrift

Inhaltsverzeichnis

- 1 Einleitung** **3**
 - 1.1 Motivation und Problemstellung 3
 - 1.2 Gliederung 4

- 2 Stand der Technik** **5**
 - 2.1 Verwendete Modalität 6
 - 2.2 Registrierung 10
 - 2.2.1 Transformationsmodelle 12
 - 2.2.2 Spezielle elastische Transformationen 14
 - 2.2.3 Vergleich zweier Bilder 23
 - 2.2.4 Optimierung 25
 - 2.3 Atlasgenerierung und Segmentierung 28
 - 2.3.1 Atlasgenerierung 28
 - 2.3.2 Atlasgenerierung mit rigider Registrierung 30
 - 2.3.3 Atlasgenerierung mit elastischer Registrierung 34
 - 2.3.4 Berechnung des Atlanten 35
 - 2.3.5 Segmentierung 37

3	Eigener Ansatz	39
3.1	Software- Grundlagen	39
3.2	ITK Bestandteile	41
3.2.1	ITK Rigide Transformationen	41
3.2.2	ITK Elastische Transformationen	44
3.2.3	ITK Vergleichsmaße	45
3.2.4	ITK Interpolation	45
3.2.5	ITK Optimierungsmethoden	46
3.3	Systemarchitektur	48
3.3.1	Registrierung	48
3.3.2	Atlasgenerierung	50
3.3.3	Segmentierung	52
4	Evaluation	53
4.1	Evaluation der Registrierungsmethoden	54
4.1.1	Registrierung zweidimensionaler Bilder	54
4.1.2	Registrierung gleicher Patienten	58
4.1.3	Registrierung verschiedener Patienten	67
4.2	Atlasgenerierung und Segmentierung	76
4.2.1	Atlasgenerierung und Segmentierung bei einem Patienten	76
4.2.2	Atlasgenerierung und Segmentierung bei unterschiedlichen Patienten	78
5	Fazit	79

Verzeichnis der Bilder

2.1	Schematische Darstellung einer Röntgenröhre [COM09]	6
2.2	2D-Röntgenbild einer Hand [COM09]	7
2.3	Computertomograph (16-Zeilen-Spirale, Siemens Sensation 16, 2003) [COM09]	8
2.4	Metallartefakt bei einer CT - Aufnahme [DEI07]	9
2.5	Veranschaulichung der Registrierung zweier Bilder [DEI07]	10
2.6	Bildfusion einer PET und CT Aufnahme eines Patienten [BIL08]	11
2.7	Diagramm des Registrierungs Vorgangs [DEI07]	12
2.8	Modell der elastischen Registrierung [DEI07]	13
2.9	Ansicht einer BSpline-Kurve aus [WEI09]	15
2.10	Beispiel einer Deformation eines Bildes mit der BSpline Transformation [DEI07]	16
2.11	Workflow der Finite Element Registrierung [GAS03]	17
2.12	Veranschaulichtes Konzept der Demons Transformation [MAD09]	18
2.13	Wirkung der Demons auf ein Objekt[THI98]	19
2.14	Mutual Information [DEI07]	24
2.15	Downhill Simplex Figur [DEI07]	26
2.16	Segmentierungstool im MITK-Framework	31

2.17	3D-Segmentierungstool im MITK-Framework	31
2.18	Modell der linken Niere im 3D Volumen	32
2.19	Modell der Punktabbildung mittels ICP Transformation [GBC07]	33
2.20	Beispiel einer Transformation zweier Meshes mit ICP [GBC07]	34
2.21	Atlas Generierung nach [CGM08]	36
3.1	Framework des Fraunhofer Instituts basierend auf MITK	40
3.2	Die rigide Registrierung im Framework	42
3.3	Lungenbild vor der Registrierung	43
3.4	Lungenbild nach der Registrierung	43
3.5	Zusammenspiel zwischen Observer und Registrierungsmethode [ISN05]	46
3.6	Gesamtverlauf der atlasbasierten Registrierung	49
3.7	GUI der Atlas-Basierten Registrierung	50
3.8	Vorgehensweise bei der Registrierung	51
3.9	Vorgehensweise bei der Atlasgenerierung	52
4.1	Eingabebilder für einen Registrierungstest in 2D	55
4.2	Ergebnisse der Registrierungen in 2D	57
4.3	Eingabedaten für die Registrierung von Lungenbildern	59
4.4	Vergleich von Referenzbild und Eingabebild	60
4.5	Registrierung der Lunge eines Patienten	61
4.6	Registrierungsergebnisse zweier Lungenbilder des gleichen Patienten	63
4.7	Registrierungen des Abdomendatensatzes des gleichen Patienten	66
4.8	Registrierung der Lunge unterschiedlicher Patienten	70
4.9	Registrierung mit und ohne Vorregistrierung	72
4.10	Referenzbild zur Registrierung von Abdomendatensätzen	74

4.11 Registrierung von Abdomendatensätzen verschiedener Patienten 75

Zusammenfassung

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich mit atlasbasierter Segmentierung von CT-Datensätzen mit Hilfe von elastischen Registrierungsmethoden. Ziel atlasbasierter Segmentierung ist die vollautomatische Segmentierung eines beliebigen Eingabedatensatzes durch Registrierung mit einem vorsegmentierten Referenzdatensatz – dem Atlanten. Ein besonderes Augenmerk liegt dabei auf der Implementierung und Evaluation elastischer Registrierungsverfahren, da rigide Registrierungsmethoden besonders in Bereichen hoher anatomischer Varianzen keine genaue Segmentierung gewährleisten.

Im Vordergrund steht zunächst die Generierung zweier Atlanten, die als durchschnittliche Referenzdatensätze Informationen über die anatomische Varianz männlicher und weiblicher Bevölkerungsgruppen enthalten.

Des Weiteren werden vier etablierte elastische Registrierungsarten: BSpline-Registrierung, Demons-Registrierung, Level-Set-Motion-Registrierung und FEM-Registrierung implementiert und im Hinblick auf eine atlasbasierte Segmentierung der wichtigen Organe des menschlichen Torsos evaluiert.

Robustheit und Genauigkeit der implementierten Verfahren wurden anhand von Lungen- und Abdomendatensätzen sowohl intra- als auch interpatientenspezifisch ausgewertet. Es wird gezeigt, dass vor allem die elastische BSpline-Registrierung hier genauere Segmentierungsergebnisse liefern kann, als es mit einer rigiden Registrierung möglich ist.

Kapitel 1

Einleitung

1.1 Motivation und Problemstellung

Viele Bereiche der medizinischen Bildverarbeitung, wie die Computer Aided Diagnosis (CAD), die medizinische Visualisierung und die Entwicklung von Operationsplanungssystemen, beschäftigen sich derzeit mit der automatischen Segmentierung von Organen und Strukturen im menschlichen Körper. Gegenwärtig sind Segmentierungsverfahren noch oft an einzelne Organe angepasst und benötigen eine manuelle Anpassung seitens des Nutzers. Um die dreidimensionalen Aufnahmen der Computertomographie und der Magnetresonanztomographie automatisch zu segmentieren, kann man einen Atlas verwenden, in dem die Gestalt der gesuchten Organe vordefiniert ist. Eingabedatensätze kann man mittels geeigneten Registrierungsmethoden mit dem Atlas in Überlagerung bringen und somit automatisch mehrere Organe gleichzeitig segmentieren.

Ziel dieser Diplomarbeit ist es, ein Verfahren zu entwickeln, mit dem ein Organatlas durch elastische Registrierung auf CT-Daten abgebildet wird. Dadurch kann eine Segmentierung von Organen durchgeführt werden.

Dementsprechend beschäftigt diese Arbeit mit der Generierung des Atlanten mit Hilfe diverser Registrierungsmethoden und die anschließende Segmentierung eines neuen Datensatzes durch die Registrierung mit dem Atlas.

1.2 Gliederung

Die vorliegende Arbeit ist in fünf Kapitel eingeteilt worden.

Kapitel 1 stellt die Einleitung. Das zweite Kapitel „Stand der Technik“ befasst sich mit den Grundlagen der Computertomographie, Registrierung, Atlasgenerierung und Segmentierung. Hier wird aufgezeigt, welche Transformationsmodelle, Vergleichsmaße und Optimierungen es für die Registrierung gibt. Im Abschnitt zur Atlasgenerierung und Segmentierung wird erklärt, welche Methoden zur Atlaserstellung genutzt werden und wie dadurch anschließend eine Segmentierung ermöglicht wird.

Das Kapitel 3, „Eigener Ansatz“, beschäftigt sich mit der Implementation der Registrierung und Atlasgenerierung in das vorliegende Framework. Im theoretischen Teil wird auf die Softwaregrundlagen eingegangen. Der praktische Teil beschäftigt sich mit der Implementierung der einzelnen Funktionen.

Im Kapitel 4, „Evaluation“, werden die implementierten Funktionalitäten mit verschiedenen Eingabedatensätzen getestet und ausgewertet.

Im Fazit werden die Ergebnisse der Arbeit noch einmal zusammengefasst und eine Aussicht auf mögliche Verbesserungen in der Zukunft gegeben.

Kapitel 2

Stand der Technik

Das folgende Kapitel beschäftigt sich mit den Grundlagen der Computertomographie, der Registrierung und der Atlasgenerierung.

Ein Atlas wird durch die elastische Registrierung und Verrechnung verschiedener Datensätze erstellt. Dementsprechend werden in dieser Arbeit diverse flexible Registrierungsmethoden getestet, um sicherzustellen, welche sich am Besten für eine Atlasgenerierung eignet. Zur Segmentierung wird ein neuer Datensatz mit dem Atlas registriert.

Im Folgenden werden die unterschiedlichen Registrierungsmethoden vorgestellt, die man zur Atlasgenerierung verwenden kann. Daraufhin wird geklärt, wie man mit Hilfe dieser den Atlas generieren und anschließend ein neues CT-Volumen segmentieren kann.

2.1 Verwendete Modalität

Die Computertomographie ist ein bildgebendes Verfahren der medizinischen Bildverarbeitung, in der ein dreidimensionales Bild des Körpers aus Schnittbildern erstellt wird. Weitere Verfahren der medizinischen Bildgebung sind beispielsweise Ultraschall, Magnetresonanztomographie, Endoskopie und PET/SPECT. Die Modalität der Computertomographie ist die Röntgenstrahlung. Röntgenstrahlung wurde erstmals 1895 von Wilhelm Conrad Röntgen entdeckt. Sie kann einerseits durch Bremsstrahlung erzeugt werden, andererseits entsteht die charakteristische Röntgenstrahlung, wenn Elektronenstöße Elektronen aus den Schalen von Metallatomen heraus schlagen. Beide Effekte werden mittels einer Röntgenröhre, wie sie in Abbildung 2.1 dargestellt wird, hergestellt.

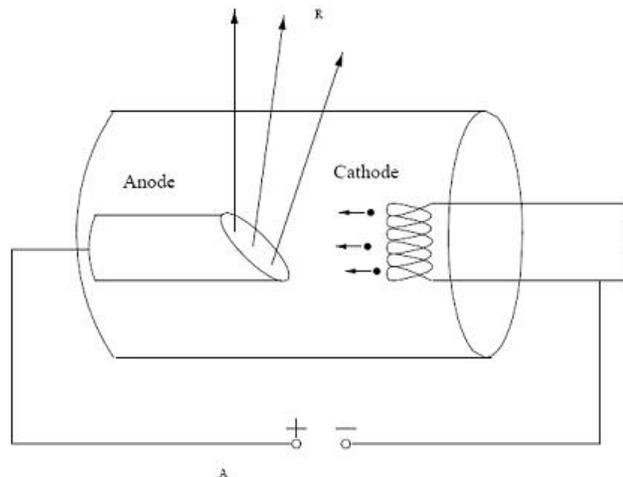


Bild 2.1: Schematische Darstellung einer Röntgenröhre [COM09]

Ein einfaches zweidimensionales Röntgenbild, wie es in Abbildung 2.2 zu sehen ist, entsteht, indem der Körper mit Röntgenstrahlen durchleuchtet wird. Insbesondere absorbieren Knochen Röntgenstrahlen stark, so dass diese auf den Röntgenbildern sehr gut erkennbar sind. Luft dagegen lässt Röntgenstrahlen durchgehen, so dass sie auf den Röntgenbildern schwarz dargestellt wird. Demnach sind Röntgenbilder prädestiniert für die Anwendung bei Knochenbrüchen, allerdings kann man ebenso Anomalien im Weichge-

webe entdecken, zum Beispiel bei der Mammografie. Wie stark die Röntgenstrahlung beim Durchtreten des jeweiligen Gewebes abgeschwächt wird, besagt die Hounsfield Unit (HU). Der Bereich der Hounsfield Unit reicht in der Praxis von -1024 HU bis 3071 HU [COM09]. Sehr kleine HU Werte wie beispielsweise bei Luft (-1000 HU) werden auf den Röntgenbildern schwarz dargestellt, während Gewebe wie Knochen (1000 HU) oder Metalle, welche die Strahlung stark absorbieren, weiß dargestellt werden.

Zweidimensionale Röntgenaufnahmen werden für Radiologie, zum Beispiel bei Knochenbrüchen, zur Mammografie, der Untersuchung der weiblichen Brust, und Angiografie, der Darstellung der Blutgefäße, genutzt.

Zu einer genaueren Darstellung der Blutgefäße kann man auch die *Digital Subtraction Angiography* nutzen, bei der Gefäße ohne umgebendes Gewebe gezeigt werden können. Hier werden zwei Röntgenbilder der gleichen Position erstellt. Für eines der Bilder wird Kontrastmittel in die Adern gespritzt. Subtrahiert man die Bilder voneinander erhält man ein Bild, auf dem nur noch die Blutgefäße dargestellt werden.

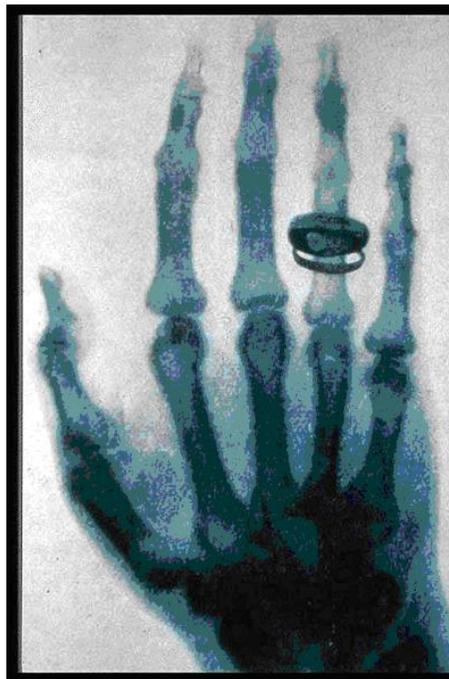


Bild 2.2: 2D-Röntgenbild einer Hand [COM09]

Die Computertomographie bietet ein Verfahren, um Röntgenaufnahmen dreidimensional darstellbar zu machen. Dazu begibt sich der Patient in eine Röntgenröhre, wie sie auf Abbildung 2.3 zu sehen ist. Dort wird sein Körper schichtweise durchleuchtet. Das Gerät erzeugt dazu jeweils einen Röntgenstrahl, der von einem Detektor empfangen wird. Die Röntgenröhre dreht sich mindestens 180 Grad um den Patienten, so dass die Röntgenstrahlen den Körper aus allen verschiedenen Richtungen durchleuchten können. Das Schichtbild kann aus den Projektionen mittels gefilterter Rückprojektion rekonstruiert werden.

Fügt man die berechneten Schichten letztendlich zusammen, entsteht ein dreidimensio-



Bild 2.3: Computertomograph (16-Zeilen-Spirale, Siemens Sensation 16, 2003) [COM09]

nales Bild.

Nachteile der Computertomographie gegenüber anderen Verfahren sind für den Patienten vor allem die höhere Strahlenbelastung durch die Röntgenstrahlung, die Veränderungen im Organismus eines Menschen hervorrufen kann. Alternativ zur Computertomographie kann man die Magnetresonanztomographie zur dreidimensionalen Darstellung des Körpers einsetzen, welche beispielsweise bei Mammographie sogar bessere Ergebnisse liefert. Allerdings zeichnet sich die Magnetresonanztomographie durch höhere Anschaffungskosten aus und der Patient darf kein Metall im Körper haben. Probleme, die beim Röntgen generell auftreten können sind Artefakte durch im Körper vorhandenem Metall. Metall absorbiert die Röntgenstrahlen sehr stark und kann so dahinter liegendes Weichgewebe verdecken. Speziell beim CT können Metallartefakte bei der Rekonstruktion dafür sorgen,

dass ein fehlerhaftes Bild entsteht wie in Abbildung 2.4 zu sehen ist.

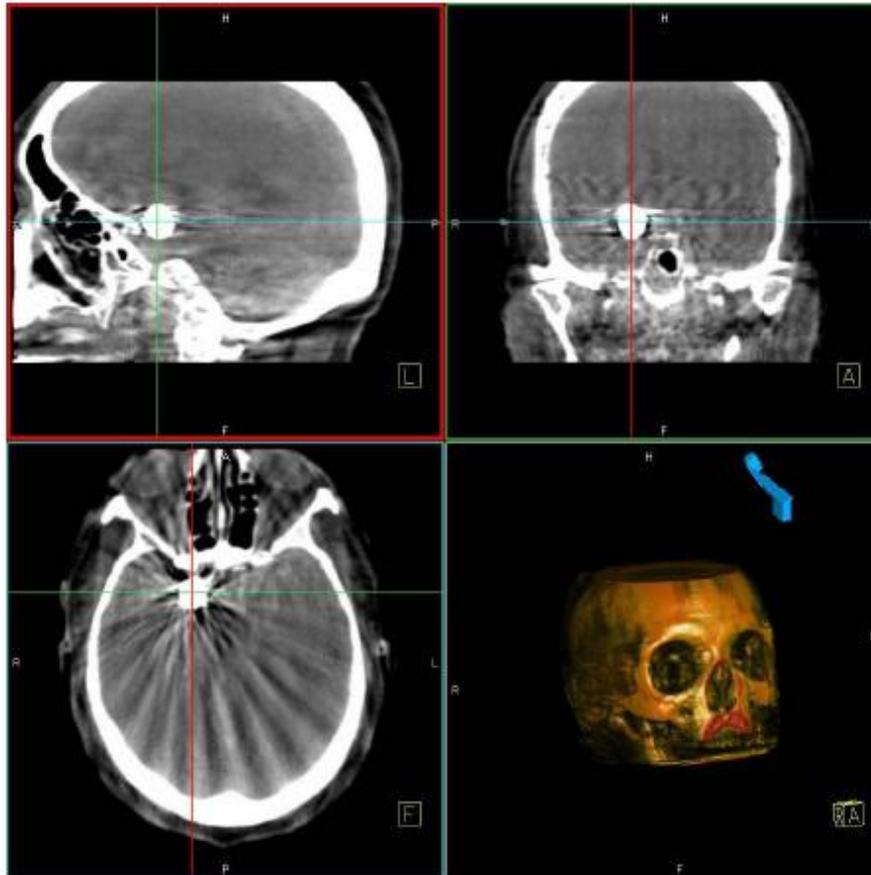


Bild 2.4: Metallartefakt bei einer CT - Aufnahme [DEI07]

Desweiteren sind Detektorartefakte möglich, falls eine Detektorzeile oder ein Detektorpixel ausfällt. Auch muss eine ausreichende Anzahl von Projektionen für eine erfolgreiche gefilterte Rückprojektion vorhanden sein. Heutzutage werden zur Aufnahme oft Flachbettdetektoren verwendet, die gegenüber den alten Bildverstärkern den Vorteil haben, dass Bildverzerrungen vermieden werden und so die Vorverarbeitung der Röntgenbilder effizienter wird.

2.2 Registrierung

Die Registrierung zweier zwei- oder dreidimensionaler Bilder ist die möglichst genaue Überlagerung der Bilder. Das Bild, das sich nicht verändert, wird als „Referenzbild“ oder im Englischen „*fixed image*“ bezeichnet, während das zu transformierende Bild „Objektbild“ beziehungsweise „*moving image*“ heißt.

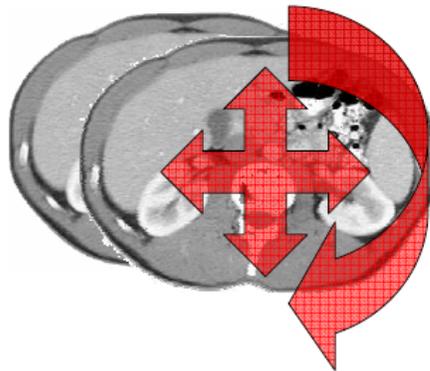


Bild 2.5: Veranschaulichung der Registrierung zweier Bilder [DEI07]

Insbesondere in der medizinischen Bildverarbeitung hat die Registrierung von Bildern eine große Bedeutung.

Bei zweidimensionalen Datensätzen ist es oft sinnvoll, gemeinsame Bildpunkte von Bildern zu bestimmen, die aus einer unterschiedlichen Kameraposition aufgenommen wurden. So erhöht man die Informationen, die man aus den Bildern erhält und kann gegebenenfalls eine 3D-Rekonstruktion angehen.

Ebenso greift man zur Registrierung, wenn zwei Bilder mit verschiedenen Sensoren aufgenommen worden sind. Durch die Registrierung der Bilder werden hier ebenfalls mehr Informationen gewonnen.

Medizinische Bildaufnahmen können auch in zeitlichen Abständen aufgenommen werden, um beispielsweise die Veränderungen im Körper eines Patienten zu verfolgen. Hier dient die Registrierung dazu, die Unterschiede zwischen älteren und neueren Aufnahmen

zu finden.

Wie in Abbildung 2.6 zu sehen, können auch Aufnahmen zweier unterschiedlicher Modalitäten miteinander registriert werden. So können die Stärken beider Modalitäten durch eine Bildfusion, also das Überlagern der zwei Bilder, genutzt werden.

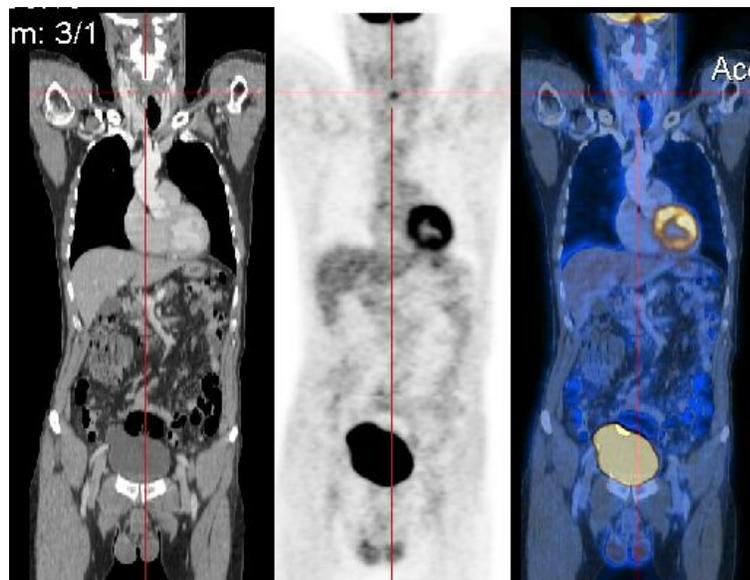


Bild 2.6: Bildfusion einer PET und CT Aufnahme eines Patienten [BIL08]

Zu einer Registrierung gehört ein Transformationsmodell, ein Vergleichsmaß und ein Optimierer. Die Transformation bildet das Objektbild auf das Referenzbild ab. Zu Beginn der Registrierung werden als Transformationswerte meist die Standardwerte einer Einheitstransformation benutzt und auf das Bild angewendet. Das Vergleichsmaß vergleicht darauffolgend das Referenzbild und das transformierte Objektbild. Anhand des Ergebnisses berechnet der Optimierer neue Parameter für die Transformation. Die neue Transformation wird für die nächste Iteration erneut auf das Objektbild angewandt. Es wird so lange iteriert, bis sich die registrierten Bilder möglichst ähnlich sind. Bild 2.7 zeigt ein Diagramm des Registrierungsvorgangs.

In den folgenden Kapiteln werden die unterschiedlichen Transformationsmodelle, Vergleichsmöglichkeiten und Optimierer vorgestellt.

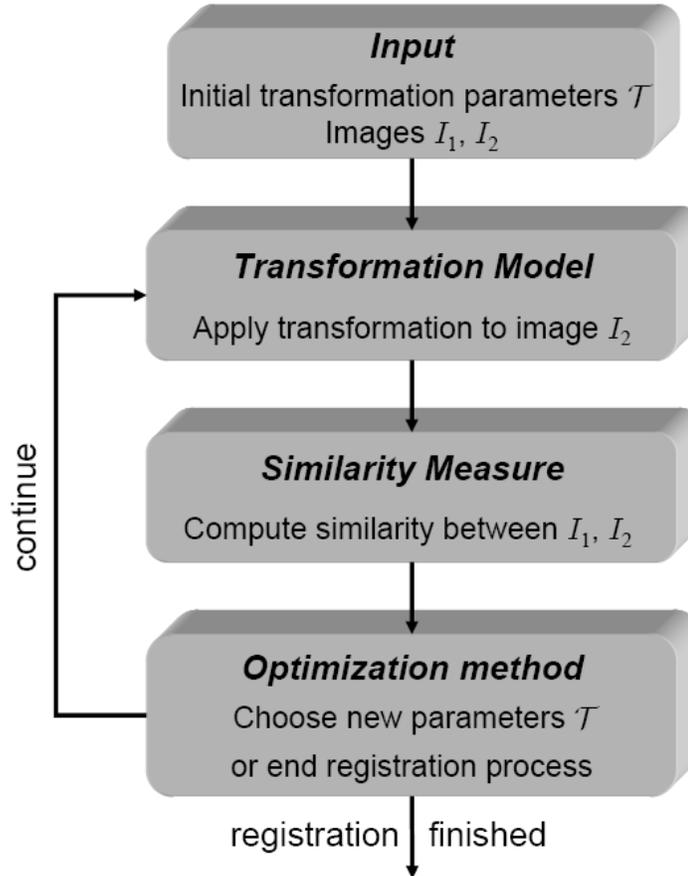


Bild 2.7: Diagramm des Registrierungsvorgangs [DEI07]

2.2.1 Transformationsmodelle

Grundsätzlich unterscheidet man bei der Registrierung zwischen drei unterschiedlichen Transformationsmodellen: der rigiden, der affinen und der elastischen Transformation. Die rigide Transformation enthält eine Translation und eine Rotation, besitzt also sechs Freiheitsgrade im dreidimensionalen Raum. Sie kann durch die Matrix in Formel 2.1 dargestellt werden, in der R die Rotation und t die Translation ist.

$$T = \begin{pmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

Die affine Transformation besitzt im dreidimensionalen Raum zwölf Freiheitsgrade. Wie die rigide Transformation erlaubt sie die Ausführung von Rotation und Translation. Desweiteren kann man hier auch eine Skalierung und Scherung anwenden. Demnach kann auch diese Transformation linear dargestellt werden, wie die Matrix in Formel 2.2 zeigt. Dabei beschreibt s die Skalierung in X- und Y-Richtung, während k der Scherungswert ist.

$$T = \begin{pmatrix} s_x & 0 & 0 \\ 0 & s_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & k_x & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.2)$$

Die flexible (oder auch elastische) Transformation ist der Oberbegriff für mehrere verschiedene Transformationsmodelle, die unterschiedlich viele Freiheitsgrade besitzen können. Ein Modell wäre zum Beispiel, ein Gitter über das Bild zu legen und einzelne Gitterpunkte zu bewegen, sodass das Bild dementsprechend verzerrt wird. Bild 2.8 veranschaulicht dieses Vorgehen.

So eine Transformation ist nicht mehr linear darstellbar, ermöglicht aber eine genauere

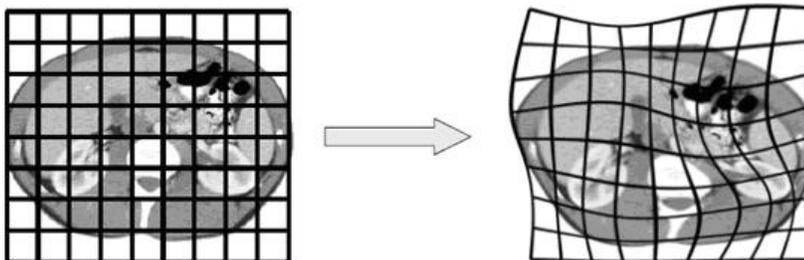


Bild 2.8: Modell der elastischen Registrierung [DEI07]

Anpassung der beiden Bilder in der Registrierung. Möchte man beispielsweise Organe unterschiedlicher Patienten miteinander registrieren, reichen eine einfache Rotation, Translation und Skalierung oft nicht aus, da Organe sich auch in ihrer Form stark unterscheiden können. Hier würde die flexible Transformation das beste Ergebnis liefern.

2.2.2 Spezielle elastische Transformationen

Im folgenden werden vier elastische Transformationsmethoden, die für die Atlasgenerierung genutzt werden können, vorgestellt:

- die BSpline-Registrierung
- die Finite-Element-Registrierung
- die Demons-Registrierung
- und die Level-Set-Motion-Registrierung

Desweiteren wird die Thin-Plate-Spline-Registrierung vorgestellt, die, anders als die oben genannten Verfahren, eine vorherige Setzung von Kontrollpunkten benötigt.

Die BSpline-Registrierung

Splines sind stückweise polynomielle Funktionen. BSplines (Basis-Splines) sind wichtige Vertreter der Splines und setzen sich als lineare Kombination von Basiskurven zusammen. BSpline-Kurven besitzen jeweils Kontrollpunkte, durch die die Kurve interpoliert werden kann. Bild 2.9 zeigt eine BSpline-Kurve.

BSplines hängen von der Anzahl ihrer Kontrollpunkte, ihrem Typ und ihrer Ordnungszahl ab. Insbesondere die Ordnungszahl hat Einfluss auf die Form der BSpline-Kurve.

Um eine Transformation mit BSplines durchzuführen, muss über dem Bild ein Gitter von Kontrollpunkten definiert werden. Die Kontrollpunkte fungieren als Parameter der BSpline. Dadurch können die einzelnen Punkte manipuliert werden, was jeweils nur Einfluss auf die Nachbarvoxel hat. Deren Position wird durch BSpline Interpolation neu festgelegt. Dementsprechend ist diese Transformation vor allem geeignet, wenn sich die Bilddatensätze nicht stark unterscheiden, da sie für große Skalierungen, Scherungen und Rotationen nicht geeignet ist.

Mathematisch betrachtet lassen sich die Basisfunktionen von BSplines in den folgenden Formeln darstellen. Die Formeln unter 2.3 zeigen die *i-ten* Basisfunktionen mit der Ordnung l und $p > l$. Hierbei ist t ein Bestandteil des Knotenvektors T . Beträgt p 3, wird von einem kubischen BSpline gesprochen.

$$N_{i,1}(t) = \begin{cases} 1 & \text{für } t_i \leq t < t_{i+1} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (2.3)$$

$$N_{i,p}(t) = \frac{t - t_i}{t_{i+p-1} - t_i} N_{i,p-1}(t) + \frac{t_{i+p} - t}{t_{i+p} - t_{i+1}} N_{i,p-1}(t)$$

Formel 2.4 beschreibt eine BSpline-Kurve der Ordnung m . P ist hier als ein Kontrollpunkt definiert. Die Lage eines Punktes hängt, wie es in der Formel ausgedrückt wird, von den Kontrollpunkten und der Basisfunktion und dementsprechend auch von der Ordnungszahl ab.

$$P(t) = \sum_{i=0}^{n+m+2} p_i N_{i,m}(t) \quad (2.4)$$

Zu Erwähnen ist, dass es unterschiedliche Typen von BSpline-Kurven gibt. Bei uniformen BSplines sind die Abstände zwischen den Knoten gleichmäßig, anders als bei nicht-uniformen BSplines. Desweiteren existieren noch geschlossene BSpline-Basisfunktionen, die geeignet sind, periodische Kurven zu definieren. Ihr Gegenteil sind die offenen BSpline-Kurven.

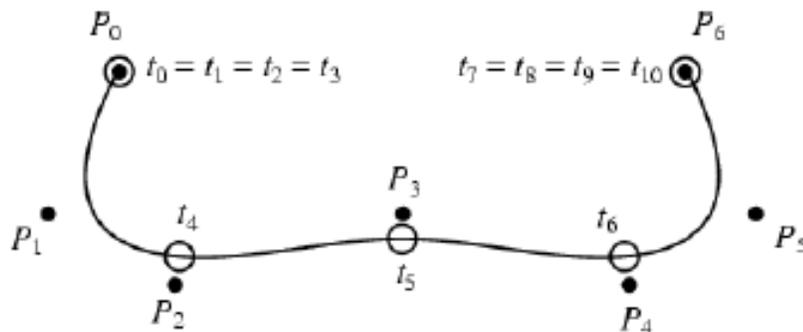


Bild 2.9: Ansicht einer BSpline-Kurve aus [WEI09]

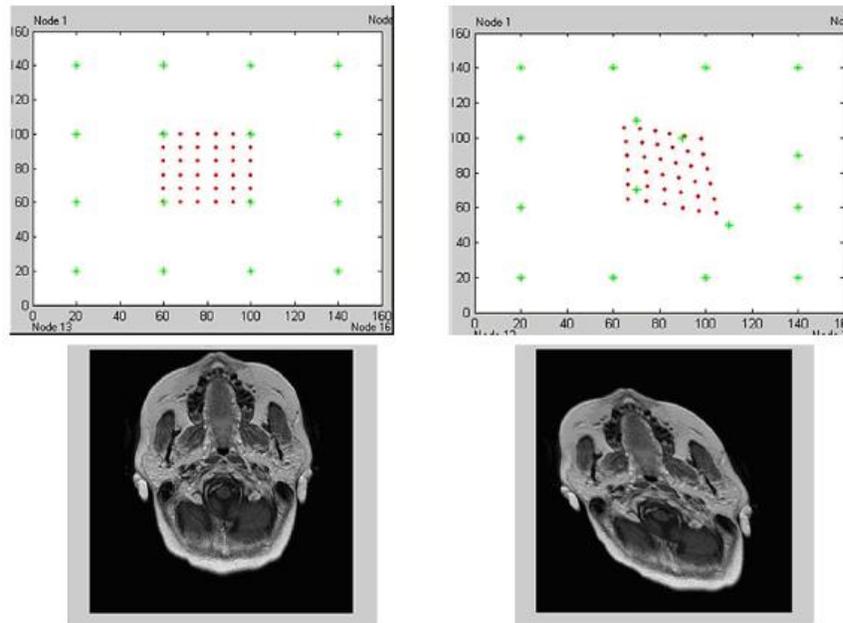


Bild 2.10: Beispiel einer Deformation eines Bildes mit der BSpline Transformation [DEI07]

Die FEM-Registrierung

Die FEM-Registrierung arbeitet mit der *Finite Element* Methode. Die Methode wurde anfangs entwickelt, um komplexe elastische und analytische Probleme im Bereich des Ingenieurwesens zu lösen.

Nach dieser Methode kann ein Gebiet in finite Elemente unterteilt werden. „Finit“ bedeutet hier, dass die Anzahl und die Größe der Elemente endlich sein müssen. In den einzelnen Elementen werden darauf Ansatzfunktionen von Problemen definiert, die numerisch gelöst werden können.

In der Praxis kann man sich das Bild bei der Registrierung von CT-Bildern als dreidimensionalen Körper vorstellen. Diesem Körper wird ein bestimmtes Material zugewiesen, welches bestimmt, wie formbar er ist. Die einzelnen Elemente können dem Körper zugeordnet werden. An den Stellen, an denen Elemente gesetzt wurden, wirken nun Energien in Form eines Vektorfelds auf den Körper ein. Die Energien berechnen sich als Vektor aus der Differenz von Referenz- und Eingabebild. Um die Energien zu minimieren, wird

der Körper in Richtung des Kraftgradienten verformt und somit an den Atlas angepasst. Abbildung 2.11 veranschaulicht den Workflow der FEM-Registrierung.

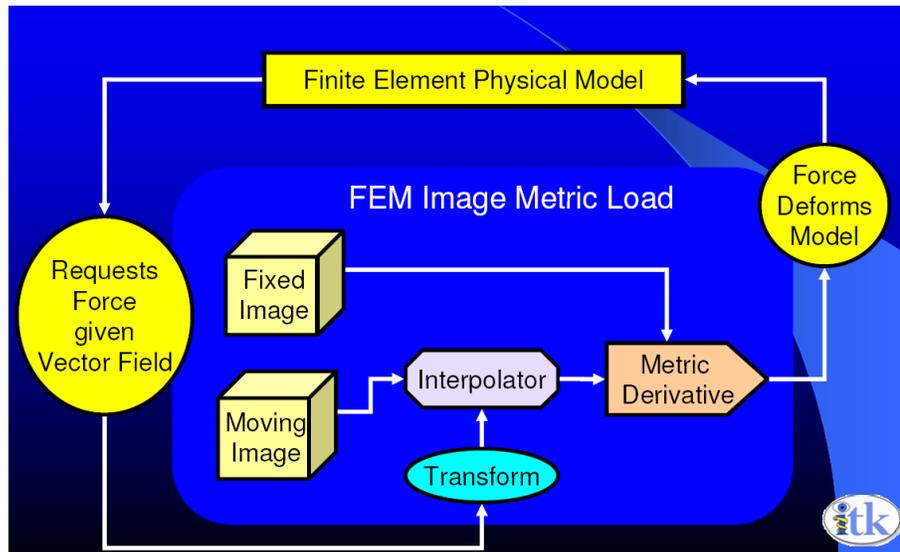


Bild 2.11: Workflow der Finite Element Registrierung [GAS03]

Die Demons-Registrierung

Die Demons-Registrierung ist geeignet für die intramodale Registrierung, bei der Atlas und Eingabebild über fast identische Helligkeitswerte verfügen.

Der Begriff des Dämons stammt aus der Thermodynamik und wurde von dem Physiker James Clerk Maxwell 1871 in einem Gedankenexperiment entwickelt. Nach diesem stellt man sich einen Behälter vor, der in der Mitte durch eine Membran getrennt ist. In dem Behälter befinden sich zwei unterschiedliche Typen von Partikeln. Die Dämonen, die sich auf der Membran befinden, können die Partikelsorten unterscheiden und lassen nur einen bestimmten Typ auf jeweils die linke oder rechte Seite. So wird letztendlich dafür gesorgt, dass die verschiedenen Partikel in zwei Gruppen getrennt werden.

Daraus folgend kann man sich die Bildregistrierung mit Hilfe von Demons so erklären:

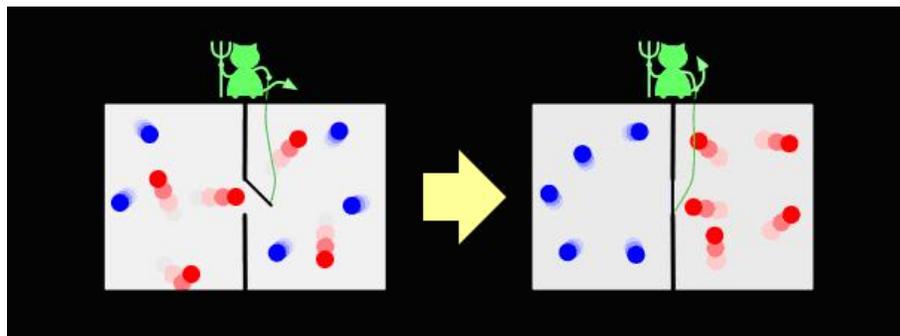


Bild 2.12: Veranschaulichtes Konzept der Demons Transformation [MAD09]

Um ein Modellbild auf ein Szenenbild zu legen, muss dieses angeglichen werden. Die Kontur des Bildteils, an den das Modell angepasst werden soll, wird als Membran betrachtet. Die Demons werden entlang dieser Kontur verteilt. Durch den Gradienten kann definiert werden, welche Punkte innerhalb und außerhalb des Objekts liegen. Das anzulegende Modell wird als Gitter dargestellt, dessen Knotenpunkte ebenfalls als innerhalb und ausserhalb definiert werden können. So können die Dämonen erkennen, welche Punkte schon an der richtigen Position vorhanden sind und welche nach innen oder außen verschoben werden müssen. Abbildung 2.12 erklärt diesen Vorgang bildlich.

Problematisch wird die Anpassung des Modells an das Bild dann, wenn die Regionen nicht überlappen. Weiterhin können Helligkeitsunterschiede der zu registrierenden Bilder für Probleme sorgen. In solchen Fällen ist ein Histogram Matching als Vorverarbeitungs-

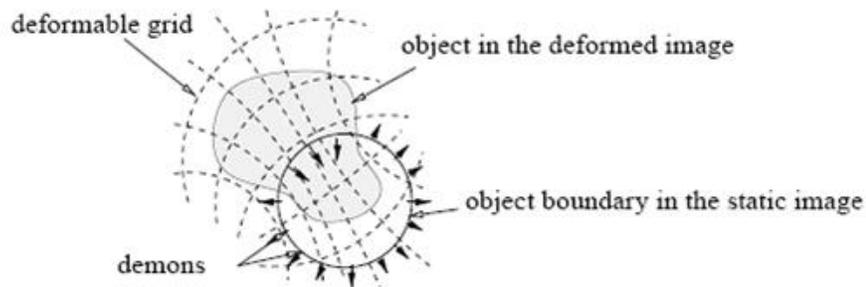


Bild 2.13: Wirkung der Demons auf ein Objekt[THI98]

methode von Vorteil.

Es gibt in der Registrierung unterschiedliche Möglichkeiten, die Demons zu setzen. So kann man jeden Pixel als Demon benutzen, was häufig in der dreidimensionalen, medizinischen Visualisierung verwendet wird. Im Matching dagegen reicht es, Demons für die Konturen zu verwenden. Desweiteren kann man Demons in bereits segmentierten Bildern benutzen und so einzelne gelabelte Strukturen aneinander anpassen.

Die Level-Set-Motion-Registrierung

Die Grundidee der Level-Set-Motion-Methode ist, dass zwei korrespondierende Punkte in Eingabe- und Zielbild auch den gleichen Grauwert besitzen. Das Eingabebild und das Zielbild unterscheiden sich durch große oder kleine lokale Deformationen. Die sogenannten *Level Sets* sind in diesem Fall Konturen oder im dreidimensionalen Raum Surfaces, die für beide Bilder erstellt werden. Ziel ist es, die *Level Sets* aneinander anzupassen. Dazu wird ein *Level Set* in Richtung seiner Normalen bewegt. Die einzelnen Bewegungsvektoren der Pixel hängen von der Differenz zwischen den Pixelhelligkeiten von Eingabe- und Referenzbild berechnet. Das *Level Set* wird dadurch solange verschoben, bis beide Level Sets eine bestimmte Ähnlichkeit erreicht haben. Damit ist eine Registrierung durchgeführt worden.

Die Level-Set-Motion-Methode eignet sich insbesondere für intramodale Datensätze, da eine erfolgreiche Registrierung stark von den Helligkeitsunterschieden abhängt.

Die Thin-Plate-Spline Registrierung

Eine Transformation, die in der atlasbasierten Registrierung häufig verwendet wird, ist neben der Transformation mit B-Splines die Thin-Plate-Spline-Transformation (TPS), die hier vorgestellt werden soll.

Diese Transformation ist mit ihrem Namen angelehnt an die Theorie zur Verformung von dünnen, elastischen Metallplatten. Die Thin-Plate-Spline Transformation wird durch folgenden algebraischen Ausdruck definiert:

$$\begin{aligned}
 x &= a_0 + a_1X + a_2Y + a_3Z + \sum_{i=1}^n F_i r_i^2 \ln r_i^2 \\
 y &= b_0 + b_1X + b_2Y + b_3Z + \sum_{i=1}^n G_i r_i^2 \ln r_i^2 \\
 z &= c_0 + c_1X + c_2Y + c_3Z + \sum_{i=1}^n H_i r_i^2 \ln r_i^2
 \end{aligned} \tag{2.5}$$

X, Y, Z, x, y und z sind die Punkte im Referenzbild und im Eingabebild, r ist als Radius definiert. Mit Hilfe folgender Vorgaben, werden die Unbekannten berechnet, sodass man die Gleichung lösen kann:

$$\begin{aligned}
 \sum_{i=1}^n F_i &= 0 & \sum_{i=1}^n G_i &= 0 & \sum_{i=1}^n H_i &= 0 \\
 \sum_{i=1}^n X_i F_i &= 0 & \sum_{i=1}^n Y_i F_i &= 0 & \sum_{i=1}^n Z_i F_i &= 0 \\
 \sum_{i=1}^n X_i G_i &= 0 & \sum_{i=1}^n Y_i G_i &= 0 & \sum_{i=1}^n Z_i G_i &= 0 \\
 \sum_{i=1}^n X_i H_i &= 0 & \sum_{i=1}^n Y_i H_i &= 0 & \sum_{i=1}^n Z_i H_i &= 0
 \end{aligned} \tag{2.6}$$

Als Eingabe werden mindestens vier Punktkorrespondenzen benötigt. Bei [PBM03] werden zunächst vier prägnante Punkte in den jeweiligen Bildern ausgewählt, so dass

die Lage der Bilder zueinander bekannt wird. Danach werden dann die Punkte aus den Organmodellen registriert.

Als *Similarity Measure* der Registrierung wird oft *Mutual Information* (siehe Abschnitt „Registrierung“) benutzt. *Mutual Information* ist eine statistische Vergleichsmöglichkeit von Bildern, die annimmt, dass gleiche Regionen in unterschiedlichen Bildern unterschiedliche Grauwerte haben können. Daher funktioniert Mutual Information auch gut, wenn man unterschiedliche Modalitäten miteinander registrieren möchte.

Zur Optimierung der Registrierung sollte laut [PBM03] die Distanz der Organmodelle zwischen den Segmentierungen minimiert werden und ungeeignete Transformationen sollten vermieden werden.

2.2.3 Vergleich zweier Bilder

Um zu überprüfen, wie gut zwei Bilder nach der Transformation aufeinander passen, gibt es verschiedene Vergleichsmaße (*Similarity Measures*). Generell kann man folgende vier Vergleichsmaße unterscheiden:

- nur auf Helligkeitswerten basierend
- auf Helligkeitswerten und räumlicher Verteilung basierend
- auf der Histogrammauswertung basierend
- merkmalsbasiert

Die beiden bekanntesten Vergleichsarten für dreidimensionale Bilder sind die Methoden *Sum of Squared Differences* und *Mutual Information*.

Die Methode *Sum of Squared Differences* vergleicht zwei Bilder über ihre Helligkeitswerte. Mathematisch wird sie beschrieben wie in Formel 2.7.

$$S_{SSD}(I_1, I_2) = \frac{1}{|V|} \sum_{(x,y,z) \in V} (I_1(x, y, z) - I_2(x, y, z))^2 \quad (2.7)$$

Hier wird über die beiden Bilder iteriert und jeweils die Differenz der Voxelhelligkeiten quadriert und aufsummiert. Sind die eingegebenen Bilder gleich, ist die Summe der Differenzen Null. Ziel ist es, demnach den Wert der Summe der quadrierten Differenzen zu minimieren oder den invertierten Wert zu maximieren.

Es gibt noch viele ähnliche Methoden, die auf dem Vergleich der Helligkeitswerte basieren. Bekannt ist beispielsweise die Normalized Cross Correlation.

Diese Methoden funktionieren gut, wenn die Eingabedatensätze denselben Modalitäten angehören. Bei unterschiedlichen Modalitäten wie beispielsweise CT und MRT kommt es zwangsweise bei den Daten auch bei ähnlichen Aufnahmen zu klaren Helligkeitsunterschieden.

Besser geeignet zum Vergleich von Bildern aus unterschiedlichen Modalitäten ist die

Mutual Information-Methode. Dies ist eine statistische Vergleichsmöglichkeit der Eingabebilder unabhängig von Helligkeitswerten. Abbildung 2.14 zeigt zwei Graphiken, die die Mutual Information genau registrieren kann.

Mathematisch wird Mutual Information durch Formel 2.8 dargestellt:

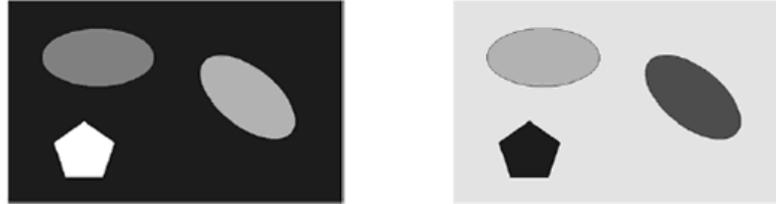


Bild 2.14: Mutual Information [DEI07]

$$S_{MI}(I_1, I_2) = \sum_{g_1} \sum_{g_2} p(g_1, g_2) \log \frac{p(g_1, g_2)}{p(g_1) p(g_2)} \quad (2.8)$$

Dabei sind $p(g_1)$ und $p(g_2)$ die Wahrscheinlichkeiten der Grauwerte im Referenz- und Eingabebild. Diese erfährt man durch die Bildhistogramme. $P(g_1, g_2)$ ist die Wahrscheinlichkeit des beidseitigen Auftretens der Grauwerte g_1 und g_2 in beiden Bildern, die man aus den vereinten Histogrammen liest.

Statistische Methoden kann man auch intramodal zur Atlasgenerierung einsetzen, da es auch dort zu Helligkeitsunterschieden kommen kann.

2.2.4 Optimierung

Als letzter Schritt beim Registrieren zweier Bilder muss die Transformation nach dem Vergleich der Bilder optimiert werden, so dass die Vergleichsmethoden in den folgenden Iterationen bessere Werte erreichen können.

In der Optimierung lassen sich lokale und globale mathematische Methoden finden, wobei die globalen Methoden noch ein ungelöstes mathematisches Problem darstellen.

Bei den lokalen Methoden unterscheidet man wiederum die gradientenbasierten Vorgehensweisen und die Methoden, in denen keine Ableitung berechnet werden muss.

Gradientenbasierte Verfahren sind die Gradient Descent Methode und das Newton-Verfahren.

Die Gradient Descent Methode berechnet zu einem Startwert den Gradienten und sucht entlang des Gradienten einen neuen minimalen Wert. Dieser Algorithmus wird so oft iteriert, bis ein Minimum gefunden wird. Die Gradient Descent Methode ist einfach zu implementieren, kommt aber nicht immer zu guten Ergebnissen.

Das Newton-Verfahren ist ein Näherungsverfahren, in dem zu einem Ausgangspunkt der Nullpunkt der Tangente gesucht wird. Diese Nullstelle wird wiederum dazu verwendet, einen neuen Ausgangspunkt zu finden, zu dem erneut die Tangente berechnet wird, bis die Annäherung an das Minimum möglichst genau ist. Das Newton-Verfahren funktioniert insbesondere dann gut, wenn der Startparameter gut ausgewählt wurde. Zu den nicht-gradientenbasierten Verfahren gehören die Methoden Powell, Downhill Simplex, Best Neighbor und der Goldene Schnitt. Die Methode von Powell bedient sich eindimensionaler Optimierungsverfahren, um eine multidimensionale Optimierung möglich zu machen. So kann entlang der verschiedenen eindimensionalen Richtungsvektoren optimiert werden, so dass im Endeffekt in allen Dimensionen ein Minimum gefunden wird.

Bei dem Best Neighbor Verfahren wird der Startpunkt jeweils von einer bestimmten Anzahl an Nachbarpunkten umgeben. Die Nachbarpunkte werden daraufhin überprüft, ob sie zu einem besseren Ergebnis als der Startpunkt führen und werden je nach Ergebnis als neuer Startpunkt ausgewählt.

Die Downhill Simplex Methode orientiert sich an einer geometrischen Figur mit $n+1$ Eckpunkten. Zu einem Startpunkt werden weitere Kantenpunkte generiert und die

Figur wird so transformiert, dass der Mittelpunkt in Richtung der am besten geeigneten Eckpunkte verschoben wird. Die verschiedenen Transformationsmöglichkeiten sind in Abbildung 2.15 dargestellt.

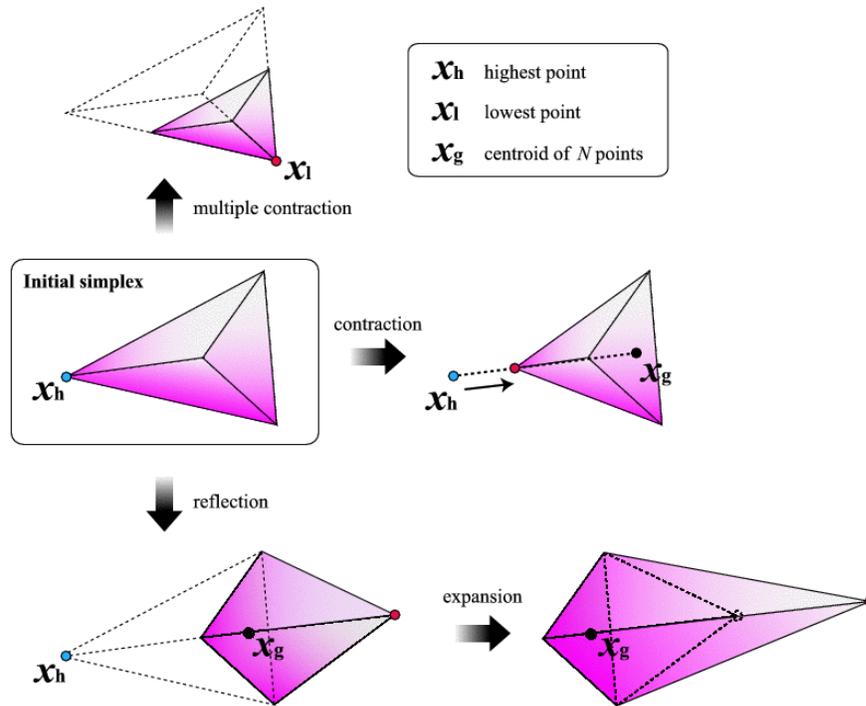


Bild 2.15: Downhill Simplex Figur [DEI07]

Ein weiteres Verfahren der lokalen Optimierung ist wie erwähnt der Goldene Schnitt, eine eindimensionale Optimierung, die sich an den Verhältnismaßen zweier Strecken orientiert. Nach dem goldenen Schnitt muss das Verhältnis 1.618 betragen.

Es gibt diverse globale Optimierungsverfahren, die über alle Parameter hinweg ein Minimum suchen. Ansätze für globale Optimierungsverfahren sind beispielsweise die Gittersuche, stochastische Methoden oder genetische Algorithmen. Allerdings ist die globale Optimierung immer noch ein schwieriges Problem der Mathematik. Keine der Methoden kann sicher stellen, dass das berechnete Minimum wirklich das gesuchte globale Minimum ist.

Welchen Optimierungsalgorithmus man benutzt, hängt letztendlich davon ab, welche Eingabedatensätze vorhanden sind und welche Anforderungen an den Algorithmus gestellt werden bezüglich der Schnelligkeit, der Effizienz und der Genauigkeit.

2.3 Atlasgenerierung und Segmentierung

2.3.1 Atlasgenerierung

Einen Mean-Atlanten, also ein Durchschnittsvolumen von medizinischen Datensätzen, generiert man grundsätzlich durch die Registrierung und Überlagerung mehrerer Datensätze mit einem Referenzdatensatz. In der Forschung wurden Mean-Atlanten bislang meist zur Registrierung von Gehirnstrukturen verwendet, seltener zur Segmentierung von Organen. Dabei entstehen Fragestellungen zur Auswahl des Referenzbildes und der zu segmentierenden Organe und welche Transformations-, Ähnlichkeits- und Optimierungsmethode benutzt werden.

Beim Generieren eines Atlanten durch die rigide Registrierung verschiedener CT-Datensätze sollte man zueinander passende Datensätze auswählen. Beispielsweise sollten für Männer und Frauen unterschiedliche Atlanten erstellt werden, da sich der Körperbau oft stark unterscheidet. Auch kann es Probleme geben, wenn die Körpermaße in den aufgenommenen CT-Datensätzen stark voneinander abweichen. Zusätzlich müssen Differenzen der Datensätze durch unterschiedliche Scanner und Protokolle beachtet werden. Der Referenzdatensatz sollte soweit möglich bereits einem Durchschnitt aller Datensätze entsprechen.

Eine Möglichkeit einen Mean-Atlas zu generieren, ist es, die CT-Datensätze miteinander rigide zu registrieren und dann zu mitteln.

Als zu segmentierende Organe werden meist die Nieren, die Leber und gegebenenfalls die Lungenflügel oder das Rückgrat gewählt. Die Lungenflügel mit dem großen Luftanteil und das Rückgrat mit seiner Knochensubstanz bieten auch für die rigide Registrierung einfach zu registrierende Flächen. Um die CT-Datensätze aufeinander zu mappen, müssen die Organe zuvor per Hand segmentiert werden. Es besteht die Möglichkeit, die Datensätze anhand aller segmentierten Organe miteinander zu registrieren. Problematisch ist dabei allerdings, dass beispielsweise die Leber mehr Punktkorrespondenzen aufweist als die Nieren und somit einen größeren Einfluss auf die Registrierung hat. Somit ist es sinnvoll, die Organe einzeln zu segmentieren und danach alle Punktkorrespondenzen zu optimieren. Segmentierungen kann man beispielsweise mittels Surfaces, aus denen man Punktwolken ablesen kann, oder durch Landmarken an prägnanten Stellen vornehmen.

Sollen die Datensätze nun registriert werden, besteht die Möglichkeit, rigide, affin oder elastisch zu registrieren. Da Organe meist von Weichgewebe umgeben sind, befinden sie sich jeweils an anderen Positionen und haben eine andere Form. Daher eignet sich eine rigide Registrierung nicht gut für die atlasbasierte Registrierung von Organen. Ebenso dürfte die affine Registrierung mit anschließendem Resampling nur eingeschränkt gute Ergebnisse liefern. Nach diversen Untersuchungen [SES07] liefert die elastische Registrierung im Vergleich zu den anderen Verfahren die besten Ergebnisse. Eines der Probleme, die jedoch auch hier auftreten können, ist das Fehlen des linken Leberlappens bei einigen Menschen. Auch hat die elastische Registrierung Schwierigkeiten, stark unterschiedliche Datensätze miteinander zu registrieren.

2.3.2 Atlasgenerierung mit rigider Registrierung

Die rigide Registrierung zweier Bilder ist ihre Anpassung durch Rotation und Translation. Die affine Registrierung kann weiterhin eine Skalierung und Scherung beinhalten. VTK bietet für Punktwolken die Iterative Closest Point Transformation. Diese erhält als Eingabe zwei Mengen von Punktwolken aus den zu registrierenden Bildern und soll hier als Beispiel vorgestellt werden.

Zur Erstellung der Punktwolken erhält das Fraunhofer Framework bereits eine Funktionalität, mit deren Hilfe Modelle für die verschiedenen Organe manuell entworfen und angepasst werden können. Um Grundmodelle für einzelne Organe zu kreieren, existiert die Funktionalität „Manual Segmentation“. Hier kann ein neues Modell angelegt unter der Angabe, welches Organ man segmentieren möchte, werden. Mit dem Additionsbefehl kann das gesuchte Organ dann in der jeweiligen Schicht zweidimensional umrandet werden, wie in Abbildung 2.16 zu sehen ist. Es ist möglich, diese Umrandung noch zu korrigieren. Wurde das Organ in allen Schichten markiert, wird zwischen den Schichten interpoliert und es kann so ein Grundmodell für ein Organ erhalten werden. Dieses wird daraufhin abgespeichert.

Mit der Funktionalität „MediaManual3DSegmentation“, die in Abbildung 2.17 zu sehen ist, werden verschiedene Modelle, die für die einzelnen Organe entworfen wurden, geladen und geformt. Momentan sind Modelle für die linke und rechte Niere, für die Lungenflügel und die Leber enthalten. Wie bereits beschrieben können jederzeit neue Modelle mit „Manual Segmentation“ entwickelt und in die Liste hinzugefügt werden. Mit Hilfe des Deformationsbefehls kann man das Modell nun manuell verformen. Abbildung 2.18 zeigt, wie sich das Organmodell in das dreidimensionale Volumen einfügt.

Nach Entwerfen der Modelle können diese in der Funktionalität „AtlasGeneration“ unter dem Befehl „SaveModel“ abspeichern. Dabei werden die Einzelnen zu den Modellen gehörigen Punkte in eine Datei geschrieben. Wichtig ist hierbei, dass bei Entwerfen der Modelle die richtige Reihenfolge beachtet wird, da die Punktwolken hintereinander in die Datei geschrieben werden. Die Datei kann daraufhin in sein Programm eingelesen und

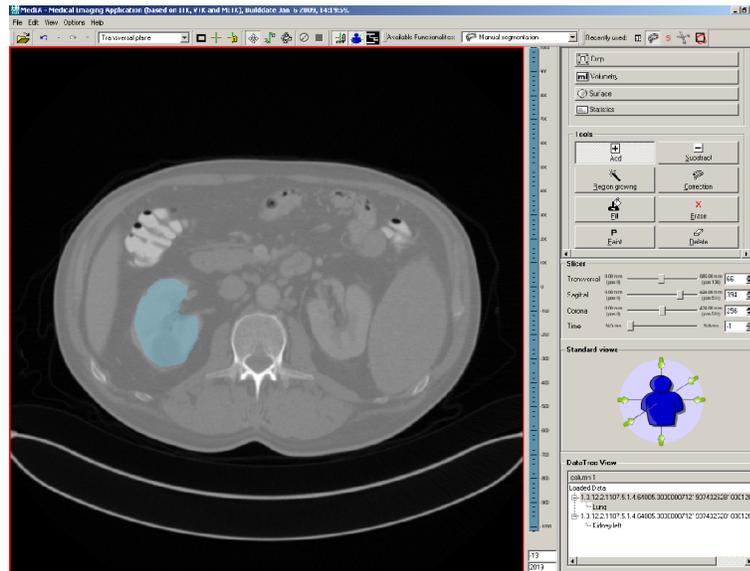


Bild 2.16: Segmentierungstool im MITK-Framework

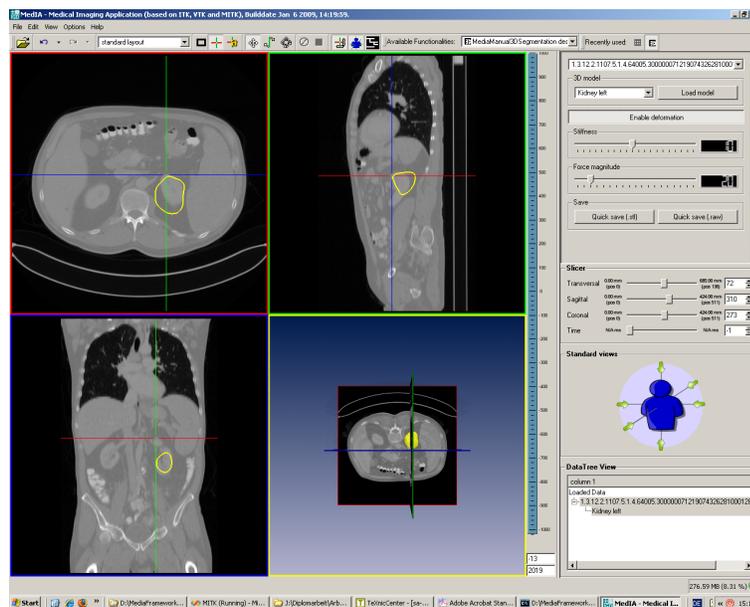


Bild 2.17: 3D-Segmentierungstool im MITK-Framework

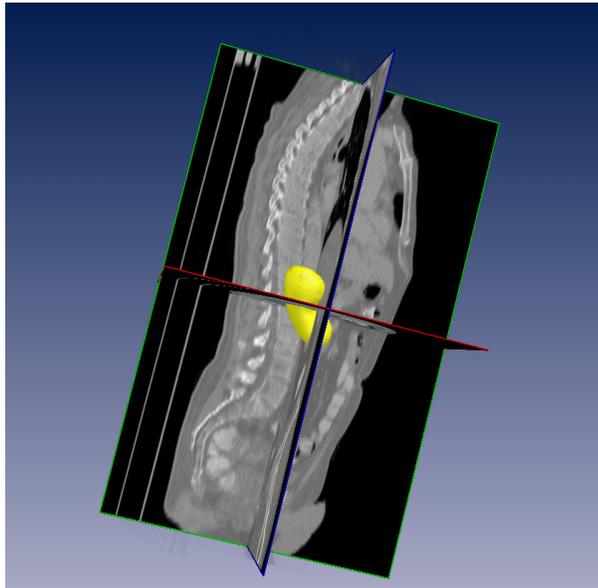


Bild 2.18: Modell der linken Niere im 3D Volumen

die einzelnen Modelle als Punktwolken der ICP Transformation übergeben werden. Die Iterative Closest Point Transformation erhält als Eingabe zwei Punktwolken beziehungsweise Meshes, die aneinander angepasst werden sollen. Durch diese wird eine Rotation und Translation berechnet, die man auf das anzulegende Bild anwenden kann.

Wenn die Punktkorrespondenzen zwischen zwei Bildern bekannt sind, ist es einfach, eine Transformation zu berechnen. Bei der Iterative Closest Point Transformation wird über alle Punkte der eingegebenen Punktwolke iteriert. Zu einem Punkt eines Modells wird jeweils der nächstliegende Punkt gesucht. Der nächstliegende Punkt ist in der Iterative Closest Point Transformation der Punkt mit dem minimalen Abstand zum Ausgangspunkt. So findet sich zu jedem Ausgangspunkt ein korrespondierender Punkt des zweiten Modells. Der minimale Abstand der Punkte wird durch Minimieren von Gleichung 2.9 herausgefunden.

$$\frac{1}{M} \sum_{v \in M} \|v - match_p(v)\|_2^2 \quad (2.9)$$

Dabei ist M das Modell und v ist der Modellpunkt. Die Summe der Abstände soll

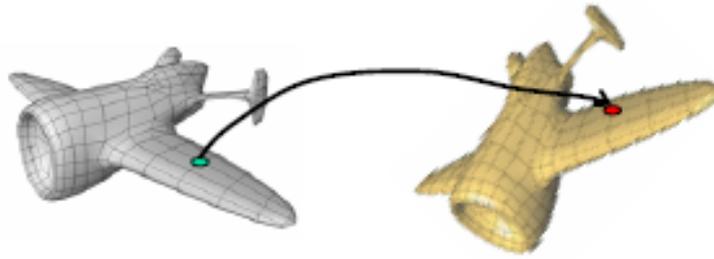


Bild 2.19: Modell der Punktabbildung mittels ICP Transformation [GBC07]

minimiert werden, um die idealen Punktepaare zu finden. Für die Korrespondenzen wird die jeweils beste Transformation gesucht. Die entstehende Transformation wird am Ende auf das Bild angewendet. Gleichung 2.10 wird zum Finden der idealen Transformation minimiert.

$$\frac{1}{M} \sum_{v \in M} \| \text{match}_p(v) - R * (v + T) \|_2^2 \quad (2.10)$$

Gesucht sind die Rotation R und die Translation T , die benötigt werden, um die korrespondierenden Punkte aufeinander zu legen. Wird eine Transformation gefunden, kann sie auf das anzupassende Modell angewendet werden. Das transformierte Modell ist Ausgangspunkt für eine neue Iteration. Es wird solange iteriert, bis die Transformation nur noch minimal ist. In diesem Fall wird die endgültige Transformation auf das Bild angewendet und die Registrierung ist beendet.

Bild 2.20 zeigt die einzelnen visuellen Ergebnisse der ICP Transformation im Laufe der Berechnung.

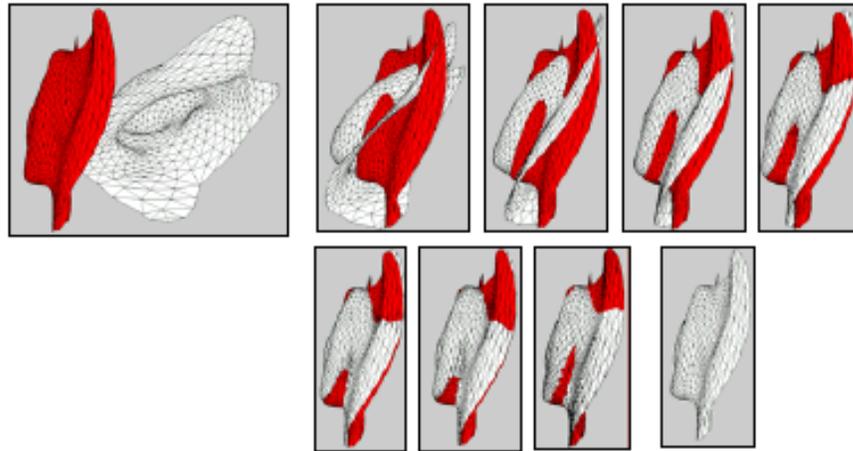


Bild 2.20: Beispiel einer Transformation zweier Meshes mit ICP [GBC07]

2.3.3 Atlasgenerierung mit elastischer Registrierung

Zur Atlasgenerierung mit Hilfe von elastischer Registrierung kann man die im Abschnitt „Spezielle elastische Transformationen“ vorgestellten Verfahren benutzen.

Die TPS-Methode benötigt eine vorherige manuelle Setzung von Punkten, um die Registrierung durchzuführen. Möchte man eine automatische Segmentierung ohne manuelle Vorarbeit haben, sollte man auf die anderen erwähnten elastischen Registrierungsmethoden, BSpline-Registrierung, Level-Set-Motion-Registrierung, Demons-Registrierung oder FEM-Registrierung, zurückgreifen. In dieser Arbeit sollen die vier letztgenannten Methoden zur Anpassung der Bilder implementiert und verglichen werden.

Als Vergleichsmaße bieten sich *Mutual Information* und *Sum of Squared Distances* gleichermaßen an.

Als Optimierungsmethoden empfehlen sich die Verfahren, die ITK für die einzelnen Registrierungsverfahren im Speziellen anbietet (siehe Kapitel „Eigener Ansatz“).

2.3.4 Berechnung des Atlanten

Um einen Mean-Atlas zu generieren, werden verschiedene Bilder mit einem Referenzbild registriert und das Referenzbild wird mit dem jeweiligen Ergebnisbild fusioniert. So wird das Referenzbild in jeder Iteration erneuert.

Dabei gibt es unterschiedliche Möglichkeiten die registrierten Bilder übereinander zu legen. Die wohl einfachste Möglichkeit ist es, die Bilder in ihrem Verhältnis zueinander zu addieren. Die Formel 2.11 drückt diese Vorgehensweise aus.

$$\text{Referenzbild}_{\text{neu}} = (n - 1/n) * \text{Referenzbild}_{\text{alt}} + (1/n) * \text{Objektbild} \quad (2.11)$$

Nach dieser Formel würden zwei Bilder so verrechnet, dass jeweils die Hälfte des jeweiligen Helligkeitswerts in das neue Referenzbild einfließt. Will man noch ein drittes Bild darüberlegen, wird das neue Referenzbild zu zwei Dritteln gewertet werden und das Objektbild zu einem Drittel. Diese Berechnungsart wird auch in [PBM03] benutzt.

In [SES07] wird ein anderer Ansatz zur Atlasberechnung aufgezeigt. Hier wird jedes Bild mit Jedem registriert und letztendlich der Durchschnitt aller Transformationen auf jedes Bildes angewandt. Der Atlas wird darauf wie in Formel 2.14 als Durchschnitt aller transformierten Bilder berechnet. Dabei ist das überstrichene I das Bild, auf das die Durchschnittstransformation gerechnet wurde.

Formel 2.12 zeigt die Berechnung der Durchschnittstransformation aus allen Transformationen. Formel 2.13 beschreibt die Erstellung des Mean-Bildes.

$$\bar{T}_i = \frac{1}{n - 1} \sum_{j \neq 1} T_{ij} \quad (2.12)$$

$$\bar{I}_i = \bar{T}_i(I_i) \quad (2.13)$$

$$I^{\text{Atlas}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \bar{I}_i \quad (2.14)$$

In [CGM08] wird jedes Bild mit dem Referenzbild registriert, wodurch für jedes Bild eine Transformation entsteht. Ein Mean-Bild als neues Referenzbild wird jeweils als Durchschnittsbild aller bisher registrierten Bilder erstellt. Gleichzeitig wird eine Durchschnittstransformationen aus den bisherigen Transformationen errechnet. Das nächste Referenz-

bild ergibt sich aus der Faltung des Mean-Bildes mit der inversen Durchschnittstransformation, was in Formel 2.15 mathematisch beschrieben wird.

$$M_i : R_{i+1} = M_i \circ \bar{T}^{-1} \quad (2.15)$$

In Formel 2.15 beschreibt M das Mean-Bild, während R das Referenzbild ist und T die Durchschnittstransformation.

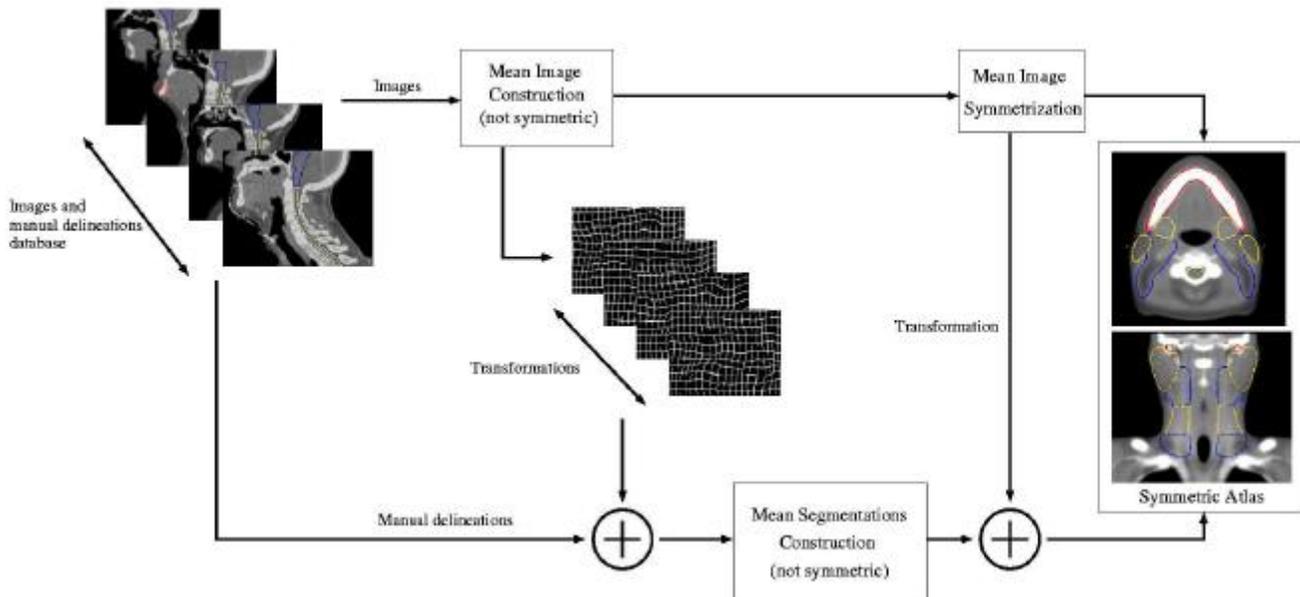


Bild 2.21: Atlas Generierung nach [CGM08]

Abbildung 2.21 veranschaulicht die Vorgehensweise der Atlasgenerierung und die darauffolgende Segmentierung in [CGM08].

2.3.5 Segmentierung

Hat man einen CT-Atlas im Schritt der Atlasgenerierung erstellt, kann man die Organe eines weiteren CT-Volumens mit Hilfe des Atlanten segmentieren. Dazu muss das Volumen erneut mit dem Atlas registriert werden.

Der Atlas selbst stellt einen durchschnittlichen Patientendatensatz dar. In diesem kann man die verschiedenen Organe bereits segmentieren und labeln. So kann man den Organen einzelne Ziffern zuordnen. Wenn man nun einen weiteren Datensatz mit dem Atlas registriert, müssten die Organe des transformierten Bildes an den gleichen Stellen wie beim Atlas liegen. So würde eine Segmentierung automatisch verlaufen.

Bei einem probabilistischen Atlas, wie er in [PBM03] oder [SOI07] beschrieben wird, wird das Eingabebild mit Hilfe der Wahrscheinlichkeitsrechnung segmentiert. Aus dem Atlas kann man hier die Information gewinnen, wie wahrscheinlich es ist, dass sich ein bestimmtes Organ in einem speziellen Bereich befindet. Mittels einer Kostenfunktion, dem MAP (maximum a posteriori) Algorithmus, findet man heraus, welches jeweilige Organlabel zu dem observierten Datenteil passt. Diesen Ausdruck kann man durch die Bayesformel ersetzen, wie in Formel 2.16 zu sehen ist.

$$P(L = l|V = v) = \frac{p(v|l)p(l)}{p(v)} \quad (2.16)$$

Dabei beschreibt „L“ den Labelraum und „V“ die observierten Daten. Die Bestandteile von „V“ sind die Koordinaten eines bestimmten Voxels und dessen Helligkeitswerte. Der linke Teil der Formel entspricht dem MAP Algorithmus, der rechte der Bayesformel. Ziel ist es, den Wert der Formel zu maximieren. Um die Parameterwerte zu bestimmen, ist der EM-Algorithmus (*Expectation Maximization Algorithm*) gut geeignet, da für die Wahrscheinlichkeitsberechnung der observierten Daten Gaussmodelle genutzt werden.

Zum Testen, ob eine Segmentierung gut verlaufen ist, kann man den Atlas und den registrierten Eingabedatensatz jeweils separat segmentieren. Die Modelle der Segmentierung kann man daraufhin miteinander vergleichen. Sind sie sich sehr ähnlich, ist die atlasbasierte Segmentierung gut gelungen.

Kapitel 3

Eigener Ansatz

3.1 Software- Grundlagen

Das Fraunhofer Institut für Graphische Datenverarbeitung in Darmstadt stellt ein Framework zur Verfügung, welches aus DICOM Datensätzen CT-Daten einlesen und anzeigen kann. Dafür werden die Toolkits VTK (Visualisation Toolkit), MITK (Medical Imaging Interaction Toolkit) und ITK (Insight Segmentation and Registration Toolkit) verwendet. Insbesondere das Insight Segmentation and Registration Toolkit hat für diese Arbeit eine größere Bedeutung, da es bereits einige Funktionen zur Registrierung von CT-Datensätzen zur Verfügung stellt (siehe dazu Kapitel 3.3). Das Framework selbst bietet bereits einige Funktionalitäten in Form von Plugins bezüglich Segmentierung und Registrierung, die in dieser Arbeit teilweise verwendet werden. Die Atlasgenerierung und die Registrierung eines eingeladenen Datensatzes mit einem Atlas werden als zwei verschiedene Funktionalitäten in das Framework eingebunden. In Abbildung 3.1 sieht man die Oberfläche des Frameworks.

Die verwendeten Eingabedatensätze sind dreidimensionale CT-Volumen, wobei die einzelnen Schichten fünf Millimeter Abstand haben. Die ursprünglichen Volumen zeigen den gesamten Torso wie man auch auf Abbildung 3.1 erkennen kann. Aufgrund der Größe der Daten wurden die Bilder mit dem Tool „Image Cropper“ zugeschnitten. So dienen Bilder des Lungenbereichs und des Abdomenbereichs als Eingabedatensätze. Alternativ zum

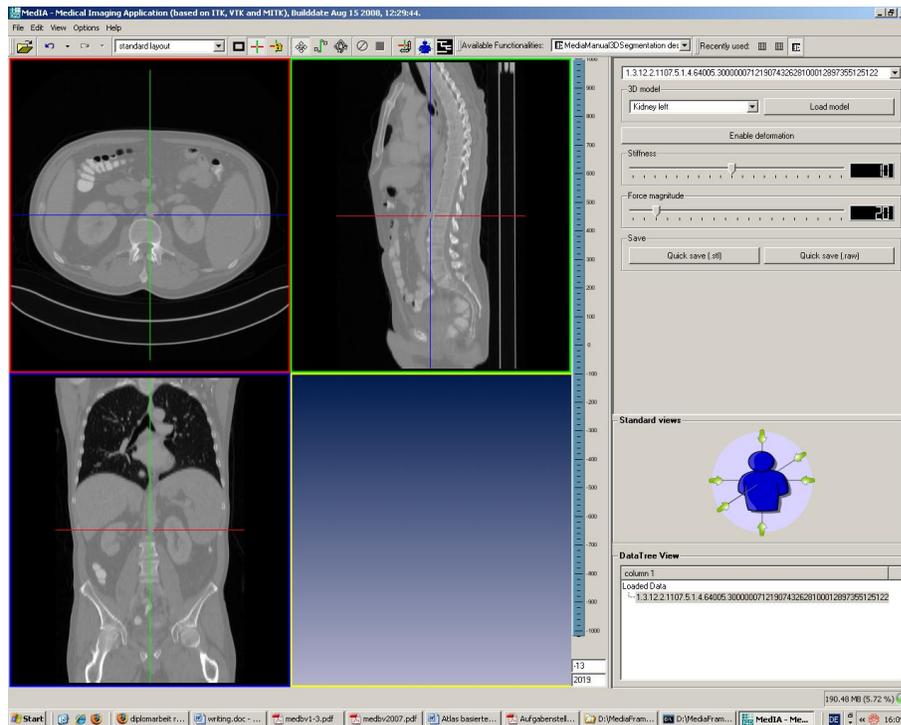


Bild 3.1: Framework des Fraunhofer Instituts basierend auf MITK

DICOM Dateityp können die Bilder auch als Typen „pic“ oder „mhd“ abgespeichert und eingelesen werden. Zum Ansehen und Abspeichern der Datensätze dient das Tool „Data Manager“, mit dem man zudem verschiedene Informationen zu den Bildern abrufen kann. Die eingelesenen Bilder werden in einen Datenbaum gehängt, dessen Struktur im Data Manager betrachtet werden kann. Es ist möglich, einzelne Knoten zu löschen oder als Kind an einen anderen Knoten zu hängen. Ebenso kann man Bilder mit unterschiedlichen Transparenzen gleichzeitig darstellen und so miteinander vergleichen. Dies ist sehr hilfreich, wenn man die implementierten Registrierungsmethoden miteinander vergleichen möchte.

3.2 ITK Bestandteile

Das Image Registration Toolkit ITK bietet diverse Funktionen, mit Hilfe derer man eine elastische Registrierung durchführen kann. Im Folgenden wird aufgezeigt, welche verschiedenen Transformationen, Ähnlichkeitsmaße und Optimierer ITK für die rigide und die elastischen Transformationen bereit stellt.

3.2.1 ITK Rigide Transformationen

Das Image Registration Toolkit bietet einige Funktionen, die die rigide Registrierung im MITK-Framework ermöglichen. Für diese Arbeit ist die rigide Registrierung deshalb von Interesse, da sie eine Möglichkeit bietet, die Ergebnisse der elastischen Registrierung zu verbessern. Dies wird durch eine Durchführung der rigiden Registrierung vor der eigentlichen elastischen Registrierung erreicht. Voraussetzung dafür wäre allerdings eine stabile rigide Registrierung.

Im MITK-Framework existiert bereits eine Funktionalität, in der die verschiedenen Möglichkeiten der rigiden Registrierung mit ihren unterschiedlichen Kombinationen ausprobiert werden können. Diese Funktionalität findet man unter dem Namen „RigidRegistration“ und ihre Oberfläche ist in Abbildung 3.2 zu sehen.

Wie im Bild zu sehen, bietet die Funktionalität die Möglichkeit, die zu registrierenden Bilder in zwei transparenten Farben übereinander anzusehen, sodass das Ergebnis der Registrierung gleich eingeschätzt werden kann. Diese Funktion ist auch nützlich für einen späteren Bildvergleich nach der elastischen Registrierung.

Zur Registrierung werden die unterschiedlichen Transformationen, Metriken, Optimierer und Interpolierer in allen möglichen Kombinationen ausgewählt und danach ausgeführt.

Bei den Transformationen existieren die generellen Transformationen der rigiden und affinen Registrierung mit freier Bestimmung der Startparameter. Zusätzlich sind die Eulertransformation, die Versortransformation und die Quaternionentransformation zu erwähnen. Insbesondere die Versortransformation soll an dieser Stelle hervorgehoben werden, da sie als rigide Registrierung sehr gute Ergebnisse liefert. Die Versortransformation repräsentiert eine 3D-Rotation und Translation. Die Rotation wird durch einen Versor dar-

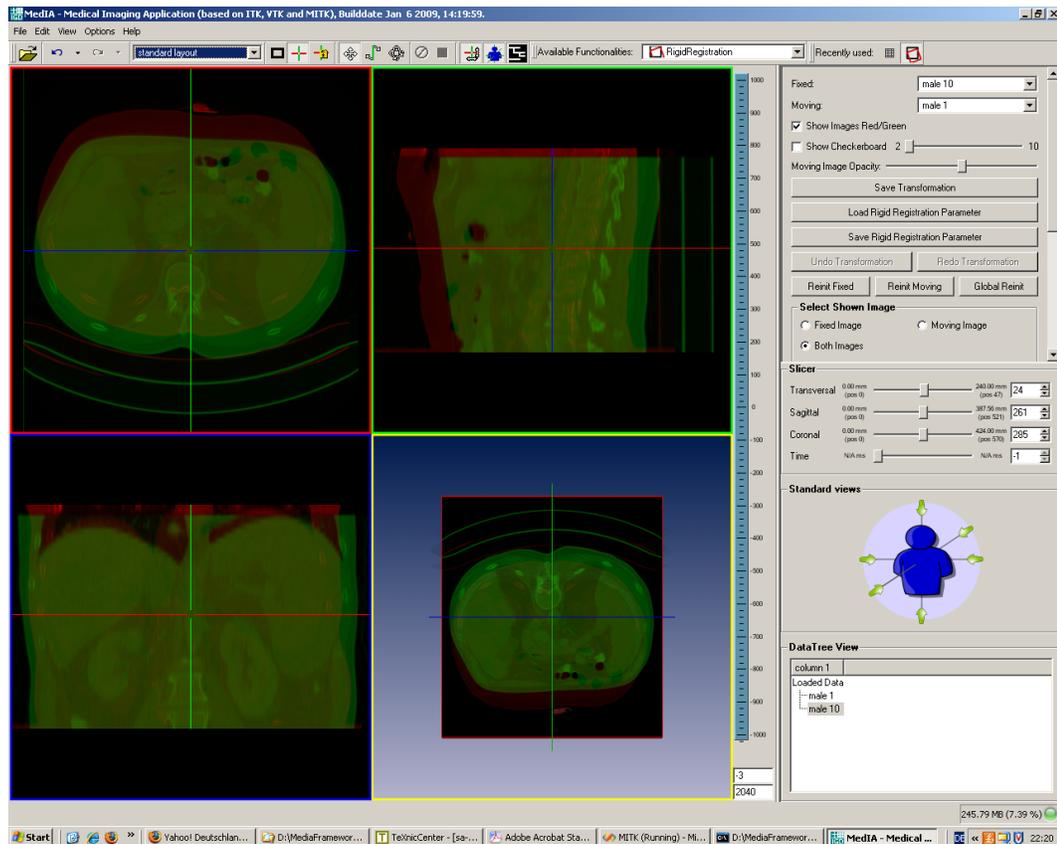


Bild 3.2: Die rigide Registrierung im Framework

gestellt. Ein Versor entspricht dabei einem Einheitsquaternion. Die Translation wird durch einen Vektor beschrieben. Die Startparameter des Versors und des Vektors können vom Benutzer gesetzt werden.

Als Metriken kann man unter anderem die Sum of Squared Differences Metrik und unterschiedliche Implementierungen der Mutual Information Metrik auswählen.

Unter den Optimierern finden sich der Gradient Decent Optimierer und der Powell Optimierer wieder. Außerdem gibt es speziell für bestimmte Transformationen geeignete Optimierer. Beispielsweise gibt es für die Versor und die Quaternionen Transformation zugehörige Optimierer.

Als Interpolatoren sind die Nearest Neighbor Interpolation und die lineare Interpolation abrufbar.

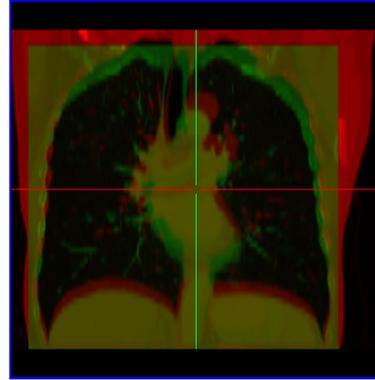
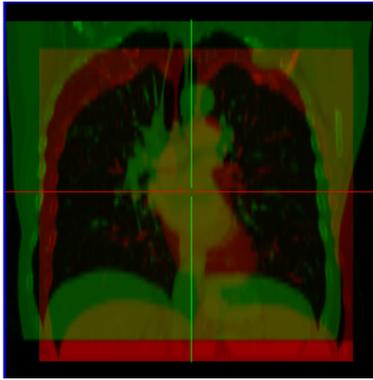


Bild 3.3: Lungenbild vor der Registrierung Bild 3.4: Lungenbild nach der Registrierung

In einem ersten Test hat insbesondere die einfache rigide Registrierung für die gegebenen Datensätze gute Ergebnisse erzielt. Ein Beispiel einer recht guten rigiden Registrierung eines CT-Datensatzes ist in den Bildern 3.3 und 3.4 zu sehen.

Zu Beachten ist allerdings, dass es sich hierbei um Datensätze des gleichen Patienten handelt. Dementsprechend sind sich die Datensätze sehr ähnlich und eine einfache Translation und Rotation des gesamten Bildes kann bereits ein gutes Ergebnis liefern.

3.2.2 ITK Elastische Transformationen

Als einfache elastische Transformationen bietet ITK beispielsweise diverse KernelTransforms. Die KernelTransforms umfassen Transformationen wie die Thin Plate Spline Transformation (siehe Kapitel II Abschnitt Atlasgenerierung) oder die ElasticbodySplineKernelTransformation. Diese Transformationen benötigen allerdings vorher manuell gesetzte Landmarken, und sind daher für unsere Zwecke ungeeignet.

ITK bietet Funktionen für die bereits vorgestellten Methoden der BSpline-Registrierung, der Finite-Element-Registrierung, der Demons-Registrierung und der Level-Set-Motion-Registrierung.

Bei der BSpline-Registrierung werden einige Parameter bezüglich des BSpline-Gitters und seiner Knoten gesetzt. So gibt es sehr viele Möglichkeiten, die Transformation anzupassen, allerdings muss auch eine hohe Rechenzeit erwartet werden.

Die BSpline-Transformation definiert sich grundsätzlich über die Bilddimension, die Ordnung der Splines und die Koordinatenrepräsentation. Diese Parameter sind vom Eingabedatensatz abhängig.

Als Parameter, die bezüglich des Gitters gewählt werden können, kann die Gittergröße und die Größe des Giterrandes gesetzt werden. Beide Größen ergeben die Gesamtgröße des Gitters. Das Spacing und der Ursprung des Gitters werden aus der Bildgröße und der Gittergröße bestimmt.

Die Level-Set-Motion-Registrierung bietet als veränderbare Parameter die Anzahl der durchzuführenden Iterationen und die Standardabweichung des Gauss-Filters, der angewandt wird, bevor Gradienten berechnet werden können. Dies sind ebenso die einstellbaren Parameter der Demons Registrierung.

Zum Setzen der Parameter der Finite-Element-Registrierung wird in den Programmcode eine Konfigurationsdatei eingelesen, in der man manuell bestimmte Werte einstellen kann. Hier kann man festlegen, wieviele Pixel ein Element enthält, wie groß seine Elastizität, seine Dichte und seine Kapazität sein sollen.

Desweiteren ist hier die maximale Anzahl der Iterationen gespeichert.

Weiterhin erlaubt die Konfigurationsdatei wichtige Einstellung bezüglich der gesamten

Registrierung. So befindet sich hier die Angabe dazu, welche Metrik benutzt wird. Zusätzlich kann man festlegen, ob beispielsweise Landmarken genutzt werden.

3.2.3 ITK Vergleichsmaße

ITK verfügt über eine große Anzahl an Vergleichsmaßen wie beispielsweise auch Mutual Information oder Sum of Squared Differences.

Mit der Funktion „MeanSquaresImageToImageMetric“ fügt man den Sum Of Squared Differences Algorithmus in sein Programm ein. Grundsätzlich sind hier keine Parameter mehr zu setzen, generell könnte man noch die Eingabebilder, die Transformation und den Interpolator bestimmen. Diese Angaben werden aber meist schon der Registrierungsmethode als Parameter übergeben.

Bei der Mutual Information Methode, die man unter den ITK-Funktionen als „MattesMutualInformationImageToImageMetric“ finden kann, kann man neben den Parametern, wie sie bei der Sum Of Squared Differences Metric vorhanden sind, noch weitere setzen. Mittels der Funktion `SetNumberOfSpatialSamples()` kann man die Anzahl der Samples bestimmen, die benutzt werden sollen. Die Anzahl sollte von der Größe des Bildes abhängen. Mit `SetNumberOfHistogramBins()` kann man die Anzahl der Klassen des Histogramms und somit die Breite der Klassen definieren.

3.2.4 ITK Interpolation

ITK bietet verschiedene Funktionen zur Interpolation, beispielsweise mit dem Nearest Neighbor-Verfahren, mit linearer Interpolation oder auch mit B-Spline Interpolation.

Das Nearest Neighbor Verfahren ordnet einem Punkt den Helligkeitswert des nächsten Nachbarn zu. Dieses Verfahren ist einfach, aber auch ungenau.

Bei der linearen Interpolation wird angenommen, dass sich die Helligkeit zwischen zwei Gitterpositionen linear verändert. So kann man rückschließend einen Punkt an einer dazwischen liegenden Position mit einer linearen Gleichung berechnen.

Bei der BSpline-Interpolation werden BSplines dazu benutzt, eine Funktion zu interpolieren. Splines sind flexibler als Polynome und bei ihrer Verwendung ist so nicht mit den

Nachteilen durch die polynomiellen Oszillationen zu rechnen. Bei einer Ordnung von 0 ähnelt die BSpline-Interpolation dem Nearest Neighbor Verfahren, bei einer Ordnung von 1 ist sie identisch mit der linearen Interpolation.

3.2.5 ITK Optimierungsmethoden

In ITK gibt es verschiedene Optimierer, die sich jeweils für 2D oder 3D Bilder mehr eignen. Oft gibt es für bestimmte Transformationen spezielle Optimierer, die diesen zugeordnet werden.

Es existieren gradientenbasierte Optimierer wie „Gradient Decent“, aber auch nicht gradientenbasierte wie „Powell“. Für dreidimensionale Bilder in Verbindung mit der BSpline-Transformation eignet sich beispielsweise der LBFGBS- Optimierer (Limited memory Broyden Fletcher Goldfarb Shannon minimization with simple bounds), der nichtlineare Funktionen minimiert.

Oft passiert es, dass eine Registrierung sehr lange dauert und letztendlich dennoch kein gutes Ergebnis liefert. Daher bietet ITK die Möglichkeit, die Registrierung zu überwachen. Dazu kann man einen „Observer“ einsetzen. Abbildung 3.5 veranschaulicht die Interaktion zwischen der gesamten Registrierungsmethode mit ihren Bestandteilen und dem Observer.

Der Observer dient dazu, den Optimierer zu überwachen. Der Optimierer löst nach einer

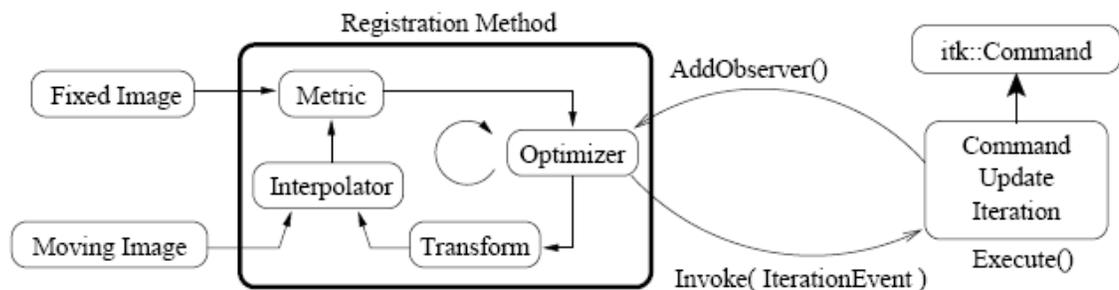


Bild 3.5: Zusammenspiel zwischen Observer und Registrierungsmethode [ISN05]

Iteration ein „Event“ aus, wodurch der Observer aufgerufen wird. Der Observer erfragt darauf verschiedene Daten vom Optimierer und kann diese beispielsweise auf der Konsole ausgeben. Typisch sind Abfragen nach dem Iterationsschritt, dem berechneten Wert der Kostenfunktion und der derzeitigen Position im Parameterraum.

3.3 Systemarchitektur

Zum Durchführen der Atlas-basierten Segmentierung wurden zwei Funktionalitäten in das Framework des Fraunhofer Instituts eingebaut: die Funktionalitäten „Atlasgeneration“ und „AtlasBasedRegistration“.

Mit der Applikation „Atlasgeneration“ kann man aus einem Referenzbild und einer Reihe von Bildern einen Atlas erstellen.

Mit der Funktion „AtlasBasedRegistration“ kann man zwei Bilder elastisch registrieren.

Bild 3.6 zeigt den gesamten Ablauf der Atlas-Basierten Registrierung. Zunächst benötigt man eine Liste von Bildern, von denen man eins als Referenzbild auswählt. Aus diesen Datensätzen kann man einen Atlas generieren. Daraufhin kann man den Atlas mit einem weiteren CT-Datensatz registrieren. Als letzter Schritt folgt die Segmentierung des registrierten Bildes durch die Segmentierung des Atlanten.

3.3.1 Registrierung

Zur Registrierung zweier Bilder miteinander wurden die BSpline Registrierung, die Finite Element Registrierung, die Demons Registrierung und die Level-Set-Motion Registrierung implementiert. In Abbildung 3.8 sieht man den Verlauf der Registrierung.

Über die GUI, die in Abbildung 3.7 zu sehen ist, ist es möglich, das zu registrierende Bild auszuwählen, während der Pfad des Atlanten bereits im Programmcode festgelegt wird. In einer Auswahl-Box ist es daraufhin erforderlich, eine der vier Registrierungsarten auszuwählen. Mit dem Betätigen des Buttons „Register“ wird ein Resampling der Bilder und die Registrierung des ausgewählten Bildes und des Atlanten durchgeführt. Das Resampling dient dazu, die Dauer der Registrierung zu minimieren. Nach Abschluss der Registrierung wird das transformierte Bild in der Funktionalität angezeigt und abgespeichert.

Zusätzlich zu der elastischen Registrierung wurde ein Button „Rigid Registration“ zu der Funktionalität hinzugefügt. Mit Hilfe dieses Buttons ist es möglich eine rigide Registrierung zwischen eingelesenem Bild und Atlas durchzuführen.

Die BSpline Registrierung wurde hier einerseits mit der Sum-Of-Squared-Differences Metrik und andererseits mit der Mutual-Information Metrik implementiert. Da die Eingabe-

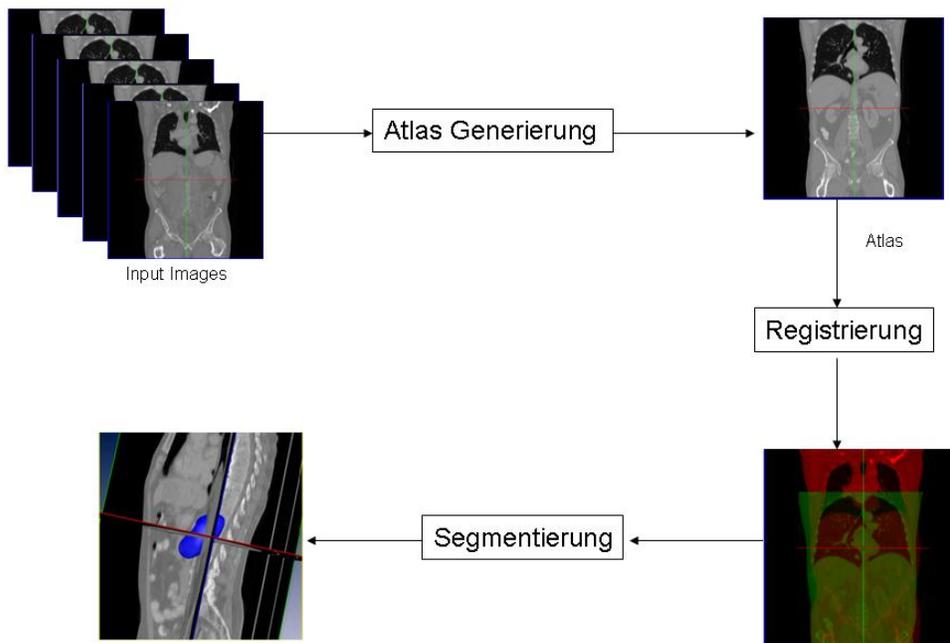


Bild 3.6: Gesamtverlauf der atlasbasierten Registrierung

datensätze intramodal sind, ist generell eine helligkeitsbasierte Metrik ausreichend, allerdings kann es auch hier zwischen den Bildern zu Helligkeitsunterschieden kommen. Dies hat aber bei der Verwendung einer helligkeitsbasierten Metrik nicht zu Nachteilen geführt. Als Optimierer wurde der LBFSGB-Optimizer ausgewählt. Das Gitter, welches über das Bild gelegt wird, enthält insgesamt 8×8 Knoten.

Der Finite-Element-Registration-Filter wurde mit der Sum-Of-Squared-Differences Metrik durchgeführt. Die maximale Anzahl der Iterationen beträgt hier 100.

Die Anzahl der Iterationen wurde ebenso bei der Level-Set-Motion- Methode und der Demons-Methode auf 100 angesetzt.

Für die rigide Registrierung wurden zwei verschiedene Methoden implementiert. Zum Einen die einfache rigide Registrierung aus ITK mit der Sum-Of-Squared-Differences-Metrik und dem Gradient-Decent-optimierer. Zum Anderen die Versortransformation mit

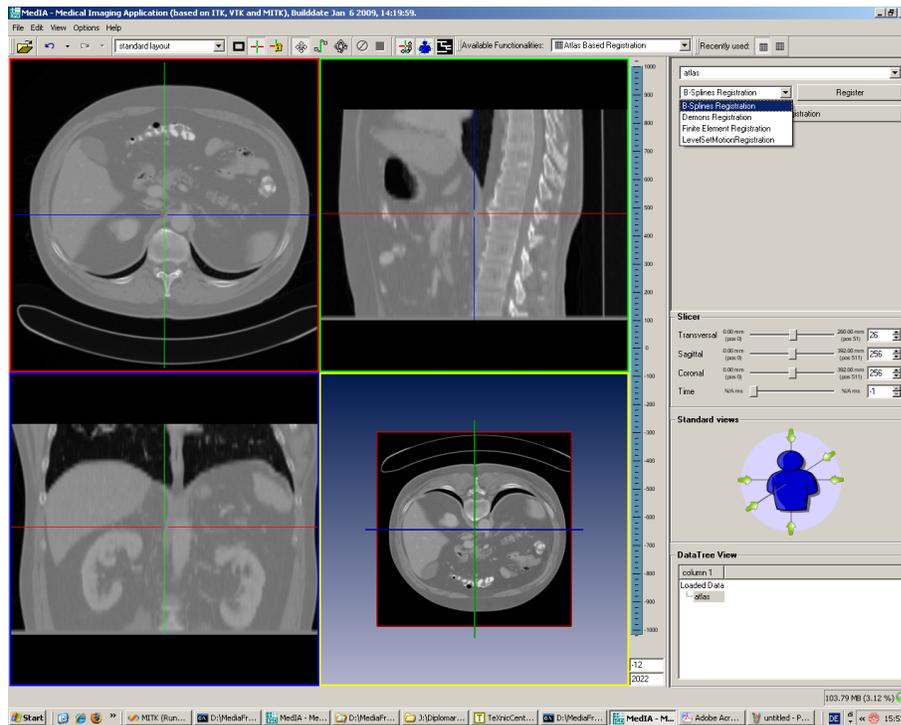


Bild 3.7: GUI der Atlas-Basierten Registrierung

der gleichen Metrik und dem Versortransformations-Optimierer.

3.3.2 Atlasgenerierung

Zur Atlasgenerierung legt man im Programmcode selbst die Pfade zu dem Referenzbild und zur Datei mit den Objektbildern fest. Durch die Pfadangabe werden alle zu registrierenden Bilder gefunden und nacheinander abgerufen. Das einzelne Bild wird mit dem Referenzbild elastisch registriert und Eingabebild und Referenzbild werden danach übereinander gelegt. Das Bild, das sich daraus ergibt, wird als neues Referenzbild abgespeichert und das nächste zu registrierende Bild wird eingelesen.

Abbildung 3.9 zeigt den schematischen Ablauf der Atlasgenerierung.

Als Registrierungsmethode wurde die BSpline-Registrierung gewählt, da diese im Vergleich zu den anderen Methoden die besten Ergebnisse lieferte (siehe Kapitel „Evalu-

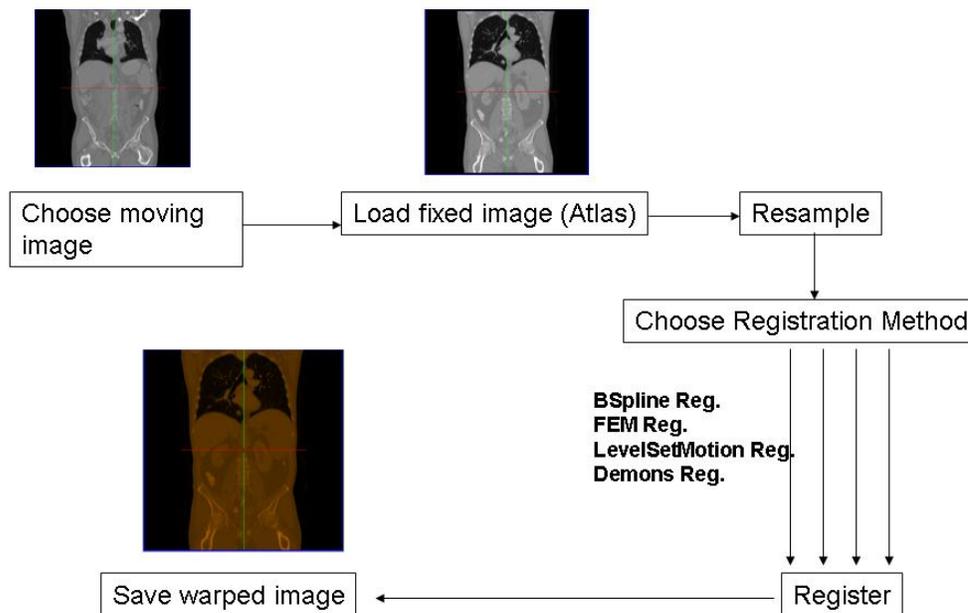


Bild 3.8: Vorgehensweise bei der Registrierung

tion“). Zu der BSpline-Transformation wurde die Sum-Of-Squared-Differences Metrik und der LBFSGB-Optimierer gewählt. Zusätzlich ist es möglich entweder eine einfache rigide Transformation oder die Versorttransformation vor der elastischen Transformation durchzuführen.

Um ein neues Referenzbild zu erstellen, wird das neue Bild auf das alte Referenzbild mit Berücksichtigung ihres Verhältnisses zueinander addiert (siehe Kapitel „Stand der Technik“, Unterkapitel „Berechnung des Atlanten“).

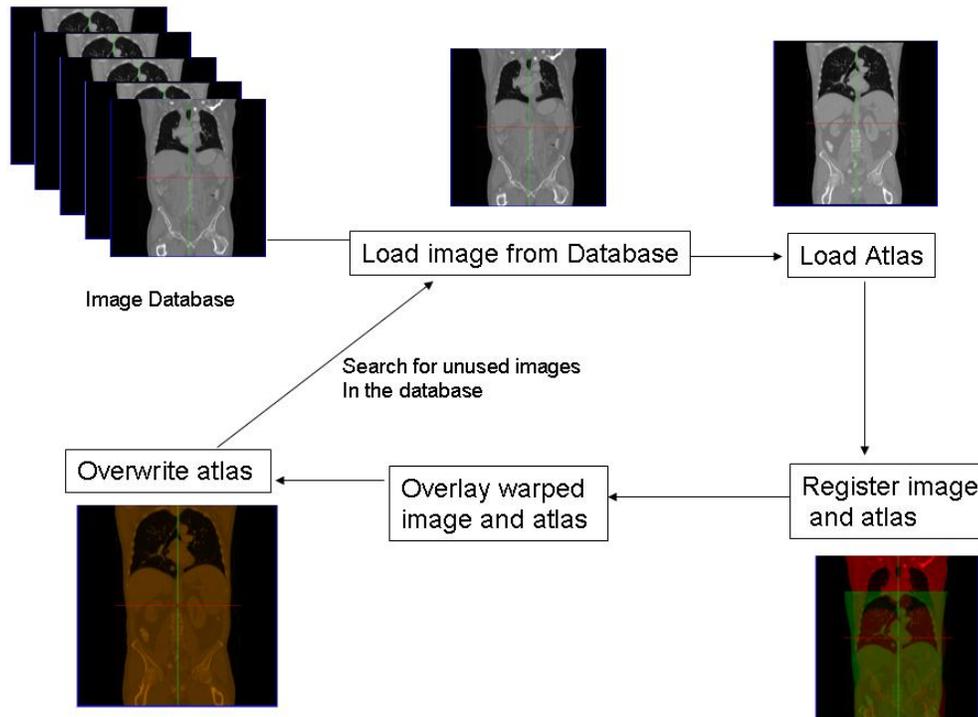


Bild 3.9: Vorgehensweise bei der Atlasgenerierung

3.3.3 Segmentierung

Nach Erstellung des Atlanten ist es möglich ein Volumen außerhalb des Datensates, aus dem der Atlas gebildet wurde, zu segmentieren. Dazu wird das Volumen mit dem Atlas registriert. Die Segmentierung des Atlanten müsste danach der Segmentierung des registrierten Bildes entsprechen.

Genauer über die Segmentierung und wie man deren Gelingen testet, ist im entsprechenden Abschnitt des Kapitels „Evaluation“ nachzulesen.

Kapitel 4

Evaluation

Die Evaluation der atlasbasierten Segmentierung umfasst Tests bezüglich der Registrierung und der Atlasgenerierung.

Die benutzten Datensätze sind ausschließlich CT-Datensätze. Die dreidimensionalen Datensätze haben einen Schichtabstand von fünf Millimetern. Da die Volumendatensätze, die den gesamten Torso umfassen, für die Registrierung zu groß sind, wurden sie mit dem „Image Cropper“ auf Teile, die den Abdomen beziehungsweise die Lunge beinhalten, zugeschnitten. Es wurden 3D-Datensätze getestet, die einerseits den Abdomenbereich und andererseits den Lungenbereich zeigen. Zu Beachten ist, dass die Bilder für die Registrierung um ungefähr das Sechsfache *resampled* wurden, um die Rechenzeit zu minimieren. Dadurch haben die Ergebnisse eine geringere Auflösung.

In den folgenden Abschnitten werden zunächst die vier unterschiedlichen Registrierungsmethoden „Finite-Element-Registration“, „BSpline-Registration“, „Level-Set-Motion-Registration“ und „Demons-Registration“ getestet und miteinander verglichen. So soll herausgefunden werden, welche Methode die genauesten Ergebnisse liefert und dabei eine möglichst geringe Rechenzeit benötigt. Zudem wird die Kombination der elastischen mit der rigiden Registrierung untersucht.

Im zweiten Unterkapitel wird getestet, wie gut sich die Atlasgenerierung zur Segmentierung von Organen einsetzen lässt. Dabei wird unterschieden zwischen der Registrierung eines Datensatzes mit einem des gleichen Patienten und der Atlasgenerierung und an-

schließenden Registrierung mit einem neuen Patientendatensatz.

4.1 Evaluation der Registrierungsmethoden

4.1.1 Registrierung zweidimensionaler Bilder

Die vier verschiedenen Registrierungsmethoden BSpline-Registrierung, Demons-Registrierung, Level-Set-Motion-Registrierung und FEM-Registrierung sind sowohl für zweidimensionale als auch für dreidimensionale Bilder verwendbar.

Unterschiede der Implementation abseits der Dimensionsangabe finden sich nur bei der FEM-Registrierung und der BSpline-Registrierung.

Bei der FEM-Registrierung müssen neben der Dimensionsangabe des Transformationsmodells die Elementtypen neu definiert werden. In der FEM-Registrierung gibt es verschiedene Elementtypen für 1D, 2D oder 3D-Datensätze für lineare Elastizitätsprobleme. Des Weiteren wird die eingelesene Konfigurationsdatei für die zweidimensionale Registrierung angepasst. Hier ist auch eine kleinere Anzahl von Iterationen ausreichend. In diesem Fall ist bereits bei zehn Iterationen mit guten Ergebnissen zu rechnen.

Bei der BSpline-Registrierung setzt man bei zweidimensionalen Eingabedatensätzen als Optimierer oft den LBFGS-Optimierer anstatt des LBFGSB-Optimierers ein. Der letztere Optimierer ist bei dreidimensionalen Datensätzen besser geeignet, da er den Parameterraum in höheren Dimensionen besser optimieren kann.

Zum Testen und Vergleichen der vier elastischen Registrierungsmethoden im zweidimensionalen Bereich wurde hier ein Schnittbild des Gehirns verwendet und mit einer durch Translation, Rotation oder Skalierung veränderten Version des gleichen Bildes registriert. Im Normalfall wird auch eine rigide Registrierung im 2D-Fall nicht ausreichen, weil vor allem Organe sich durch eine unterschiedliche Lage des Patienten verformen können. Da die Rechenzeit bei zweidimensionalen Bildern sehr gering ist, werden die Bilder nicht *resampled*.

Auf den Abbildungen unter 4.1 sieht man das Referenzbild und das Eingabebild. Zwischen den zwei Bildern fand offensichtlich eine Translation und eine Rotation statt, sodass die

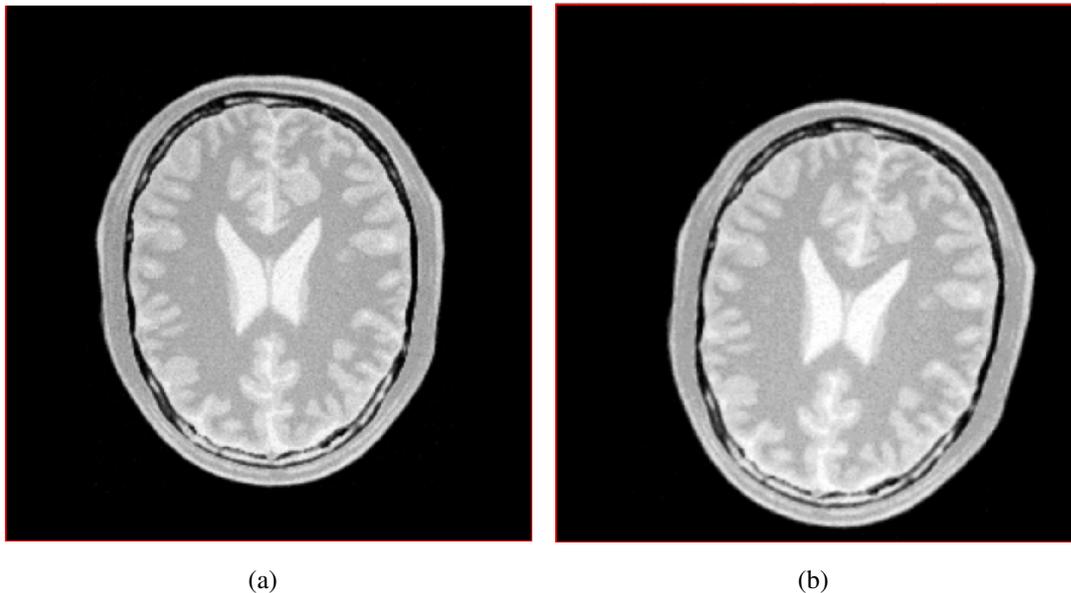


Bild 4.1: Bilder für den 2D-Vergleich: a) Referenzbild, b) Eingabebild

Gehirnregionen nicht an der gleichen Stelle liegen. Die vier elastischen Transformationen sollen nun die Bilder aneinander anpassen, sodass sich Die Strukturen des Eingabebilds an den gleichen Koordinaten wie das Referenzbild befindet, ohne dass sich die Form des Gehirns verändert.

In den Abbildungen unter 4.2 sieht man die Ergebnisse der vier Registrierungsmethoden. Bis auf die Demons-Registrierung, die im Vergleich besonders schlecht abschneidet, haben alle Methoden das Eingabebild gut auf das Referenzbild abgebildet.

Bei der Demons-Registrierung ist zu erkennen, dass die Transformation das Bild in die richtige Richtung lenkt und so Teile des Bildes nach links verschoben werden. Allerdings wird sowohl die Kontur als auch das Innere des Bildes stark verzerrt. Dies scheint vor allem daran zu liegen, dass nur einzelne Bestandteile des Bildes transformiert werden, während andere ihre Position nicht zu ändern scheinen. Damit schlägt die Transformation mit der Demons-Methode fehl.

Dass die Demons-Registrierung kein gutes Ergebnis liefert, könnte daran liegen, dass sie generell zur Registrierung sehr ähnlicher Bilder geeignet ist, bei denen sich große Teile überlappen. In diesem Beispiel überlappen sich zwar die Gehirnausschnitte, aber innere

zusammengehörige Teile liegen nicht mehr übereinander.

Die BSpline-Registrierung liefert ein sehr genaues Ergebnis. Am Bildrand ist ein Datenverlust zu erkennen, welcher aber keinen Einfluss auf den bedeutenden Teil der Registrierung hat. Vergleicht man das Referenzbild mit dem Ergebnis der BSpline-Transformation, sind die Bilder identisch.

Die FEM-Registrierung liefert ebenso ein gutes Ergebnis beim Anpassen der Bilder. Betrachtet man den unteren, rechten Rand der Gehirnregion, findet man gegenüber dem Referenzbild allerdings eine kleine Verzerrung.

Die Level-Set-Motion-Registrierung fängt die Konturen wie die BSpline-Registrierung genau ein. Die einzelnen Bestandteile des Gehirns befinden sich im Vergleich mit dem Referenzbild an den passenden Stellen. In der Mitte des Bildes erkennt man allerdings kleine Helligkeitsunterschiede.

Im zweidimensionalen Raum hat demnach die BSpline-Registrierungsmethode am Besten abgeschnitten, während die Demons-Methode fehlgeschlagen ist. Ebenso gute Ergebnisse mit sehr geringen Abweichungen bieten die Level-Set-Motion-Methode und die FEM-Registrierung.

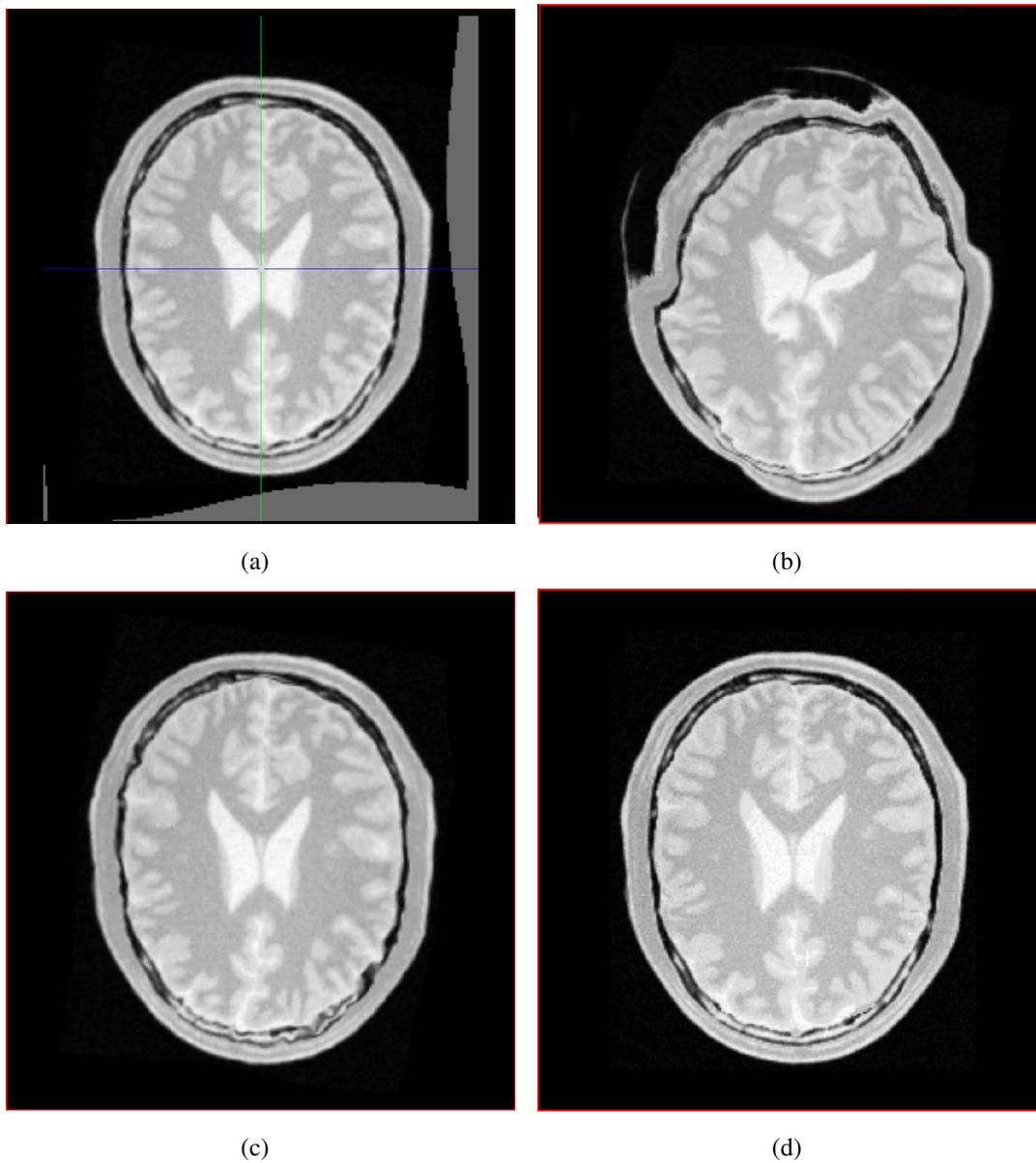


Bild 4.2: Ergebnisse der 2D-Registrierung: a) BSpline-Registrierung, b) Demons-Registrierung, c) FEM-Registrierung, d) Level-Set-Motion-Registrierung

4.1.2 Registrierung gleicher Patienten

Wie bereits in Kapitel 2 erwähnt, wird die Registrierung oft dazu benutzt, verschiedene Bilder desselben Patienten miteinander zu registrieren. Dies dient dazu, unterschiedliche Modalitäten in einer Ansicht zu vereinen oder Bilder, die zu unterschiedlichen Zeitpunkten aufgenommen wurden, aneinander anzupassen. So kann man Veränderungen innerhalb des Körpers schneller erkennen und eine Diagnose wird einfacher.

Unter den getesteten Datensätzen befinden sich einige Datensätze, die zum gleichen Patienten gehören. Solche Datensätze unterscheiden sich nur gering. Dennoch kann es zu Veränderungen der Organe des Patienten, zu Helligkeitsunterschieden zwischen den Bildern durch unterschiedliche Aufnahmemöglichkeiten durch verschiedene Sensoren, und zu einer anderen Lage des Patienten kommen.

Da es sich um den gleichen Patienten handelt und nicht mit einem stark abweichenden Körperbau zwischen Referenzbild und Objektbild gerechnet werden muss, sollten die verschiedenen Registrierungsmethoden eine relativ genaue Anpassung der Bilder erreichen. Im folgenden werden zwei Beispiele der Registrierung des gleichen Patienten mit einem Lungendatensatz und einem Abdomendatensatz gezeigt.

Registrierung des Lungendatensatzes eines Patienten

Generell sind Datensätze, die die gesamte Lunge beinhalten, gut zu registrieren. Eine Abbildung der Lunge enthält wenige Helligkeitsunterschiede und sehr klare Konturen. Demnach sollte es insbesondere bei gleichen aber auch bei unterschiedlichen Patienten zu guten Registrierungsergebnissen kommen. Zu Beachten ist hier, dass die Bilder *resampled* werden und die Ergebnisse so eine niedrigere Auflösung haben.

Auf den Abbildungen unter 4.3 sieht man das Referenzlungenbild und das Eingabelungenbild eines Patienten. Die Bilder unterscheiden sich in ihrer Lage nur minimal, wie man in der darauffolgenden Abbildung 4.4 erkennen kann. Hier wurden die zwei Bilder in unterschiedlichen Farben übereinander gelegt. Dabei bestimmt das Referenzbild den grünen Anteil des Bildes und das Eingabebild wird rot dargestellt. Hier ist gut zu erkennen, dass sich die Eingabebilder nur gering unterscheiden und eine Translation ausreichen würde, um die Bilder zu registrieren. Was allerdings bei den Bildern

unter 4.3 auffällt, ist der Helligkeitsunterschied zwischen den Bildern, der aber dank der klaren Struktur der Lunge keinen negativen Einfluss auf die Registrierung haben sollte.

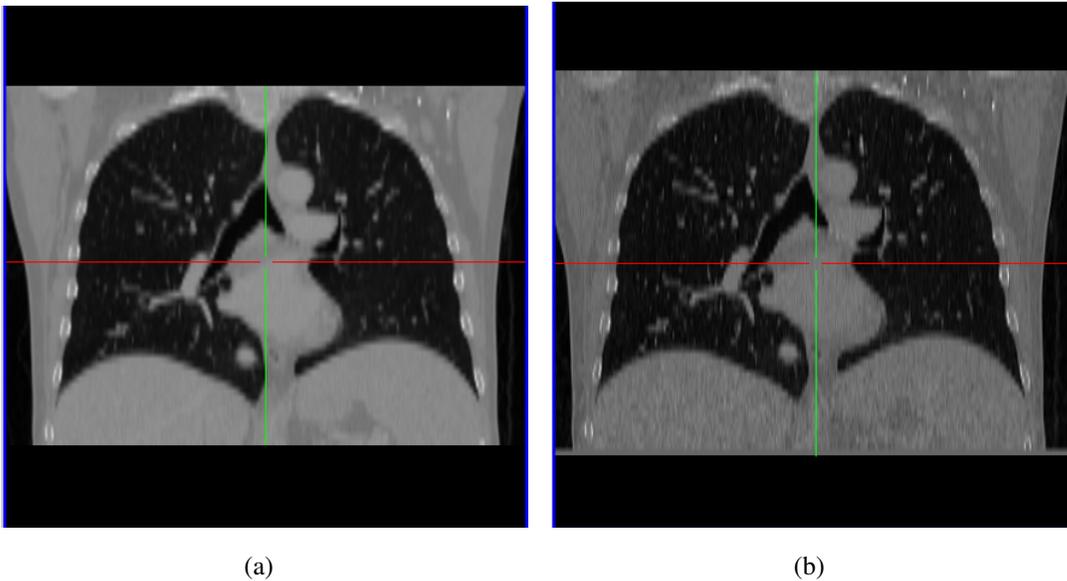


Bild 4.3: Eingabedaten für die Registrierung von Lungenbildern: a) Referenzbild Lunge, b) Eingabebild Lunge

Die Abbildungen unter 4.5 zeigen die Ergebnisse der vier Registrierungsmethoden bei Anpassung der Bilder unter 4.3. Die Bilder zeigen auf den ersten Blick durchweg gute Ergebnisse, was bei dem minimalen Unterschied der Bilder zu erwarten war.

Bei genauerem Betrachten der Bilder, stellt man allerdings fest, dass das Ergebnis der FEM-Registrierung nicht dem erwarteten Ergebnis entspricht. So ist das Bild hier nach unten transferiert worden, so dass weder Eingabebild noch Referenzbild dem FEM-registrierten Bild entsprechen. In diesem Beispiel schneiden also die Demons-, BSpline- und Level-Set-Motion-Registrierung gleich gut ab, während die FEM-Registrierung ein vergleichsweise schlechtes Ergebnis liefert.

Im zweiten Beispiel, das unter dem Aspekt der Registrierung des gleichen Patienten gezeigt werden soll, sind die ausgewählten Bilder von der Lage her unterschiedlicher und so schwieriger aneinander anzupassen. Auf den Bildern 4.6a) und 4.6b) sieht man das Eingabebild und das Referenzbild. Die Bilder sind in ihrer ursprünglichen Lage nach dem

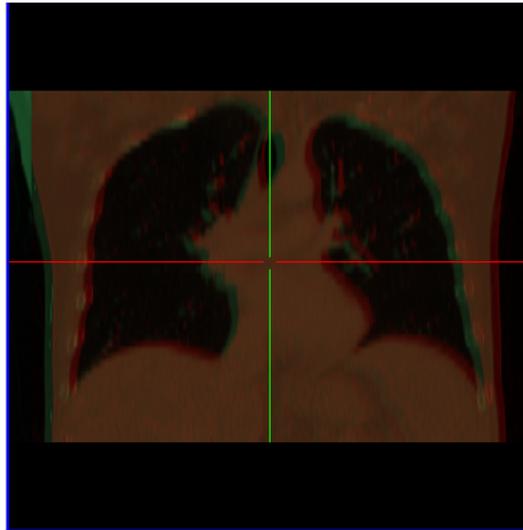


Bild 4.4: Vergleich von Referenzbild und Eingabebild

Einlesen zu sehen. Man kann klar erkennen, dass das Eingabebild im Vergleich zum Referenzbild nach unten verschoben ist. Ebenso müsste es skaliert werden, um die Größe des Referenzbildes zu erreichen. Demnach sind zumindest eine Translation in alle Richtungen sowie eine Skalierung als Transformation nötig, um die Bilder zu registrieren.

Auf den darauffolgenden Abbildungen sieht man die Ergebnisse der Registrierungsverfahren in Überlagerung mit dem Referenzbild. Das Referenzbild trägt die Farbe Rot, während die Ergebnisbilder in Grün gehalten sind. Bei einem gut registrierten Bild dürfte also kein Rot oder Grün hervorstechen, da sich die Farben mischen würden. Hier ist dies bei der BSpline und bei der FEM Registrierung der Fall. Auch bei genauerer Betrachtung schneiden beide Registrierungsverfahren gleichermaßen gut ab. Die Konturen liegen genau aufeinander und auch die einzelnen Bestandteile des Herzens sind trotz des *Resamplings* noch gut erkennbar.

Die Ergebnisse der Level-Set-Motion-Registrierung und der Demons-Registrierung sind dagegen weitgehend fehlgeschlagen. Das Ergebnis der Demons-Registrierung ist sehr stark verformt im Vergleich mit dem Referenzdatensatz. Die Konturen sind verändert und die Form der Lunge ist nicht beibehalten worden.

Die Level-Set-Motion Methode hat die Form der Lunge beibehalten. Hier würde eine

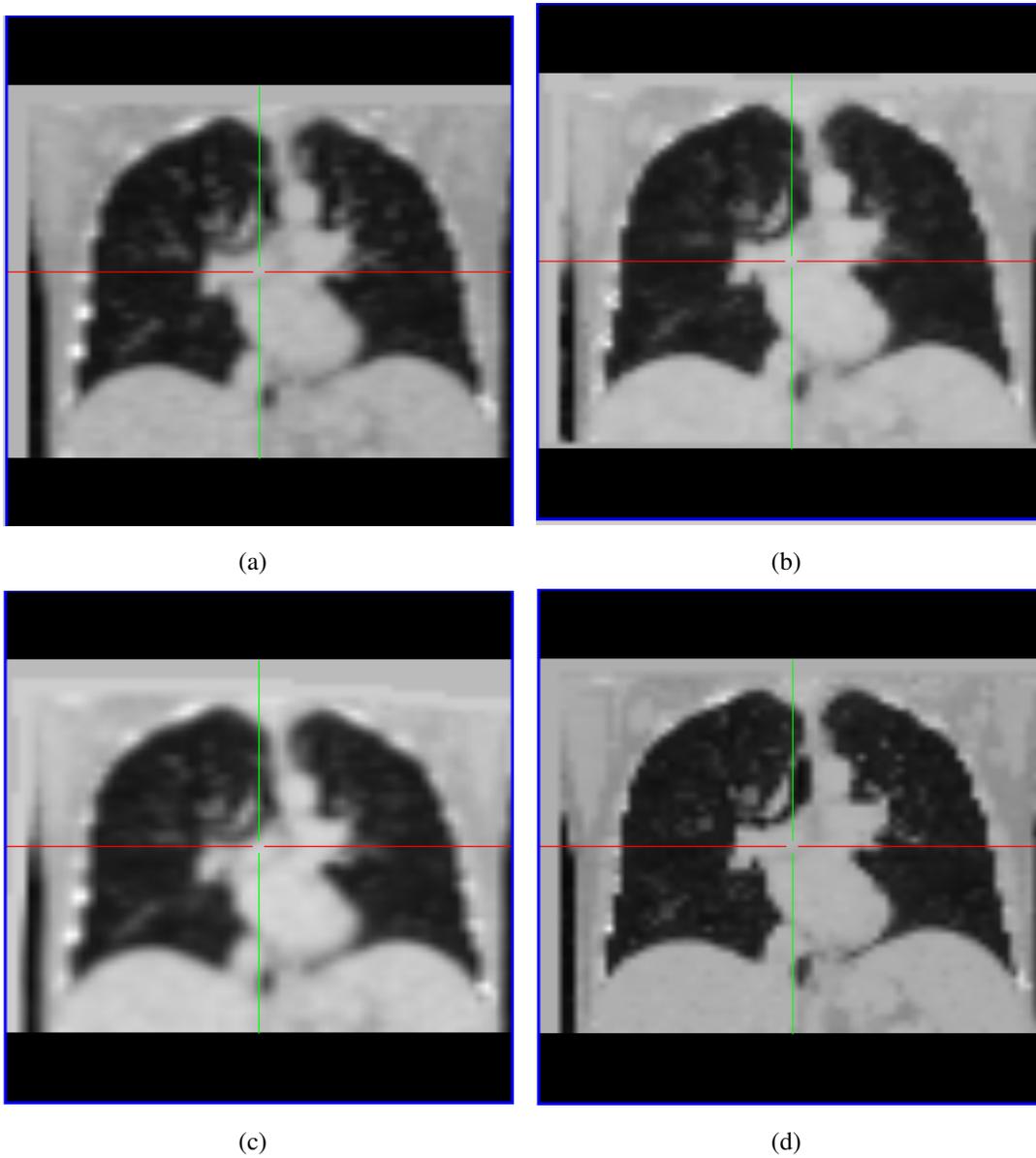


Bild 4.5: Ergebnisse der Registrierung der Bilder 4.3: a) BSpline-Registrierung, b) Demons-Registrierung, c) FEM-Registrierung, d) Level-Set-Motion-Registrierung

Translation in eine Richtung das Ergebnis korrigieren.

Um die schlechten Ergebnisse zu verbessern, ist es hier möglich eine rigide Registrierung vor der elastischen Registrierung durchzuführen. Die rigide Registrierung transferriert das Bild an die richtige Stelle, sodass nur noch eine Skalierung nötig ist. Mit einer vorherigen Registrierung schneiden alle Registrierungsmethoden gleich gut ab.

Die Testergebnisse zur Registrierung von Lungenbildern des gleichen Patienten haben ergeben, dass die BSpline-Registrierung ohne vorherige rigide Transformation die besten Ergebnisse liefert. Hier ist die Registrierung stets sehr genau. Der Nachteil der Methode ist die längere Rechenzeit gegenüber den anderen Methoden.

Die FEM-Registrierung liefert in den meisten Fällen ebenso gute Ergebnisse, wie aber im ersten Beispiel zu sehen ist, gibt es auch hier Ausnahmen. Dennoch schneidet sie gerade bei Bildern, die sich stärker unterscheiden, besser ab als die restlichen zwei Registrierungsmethoden.

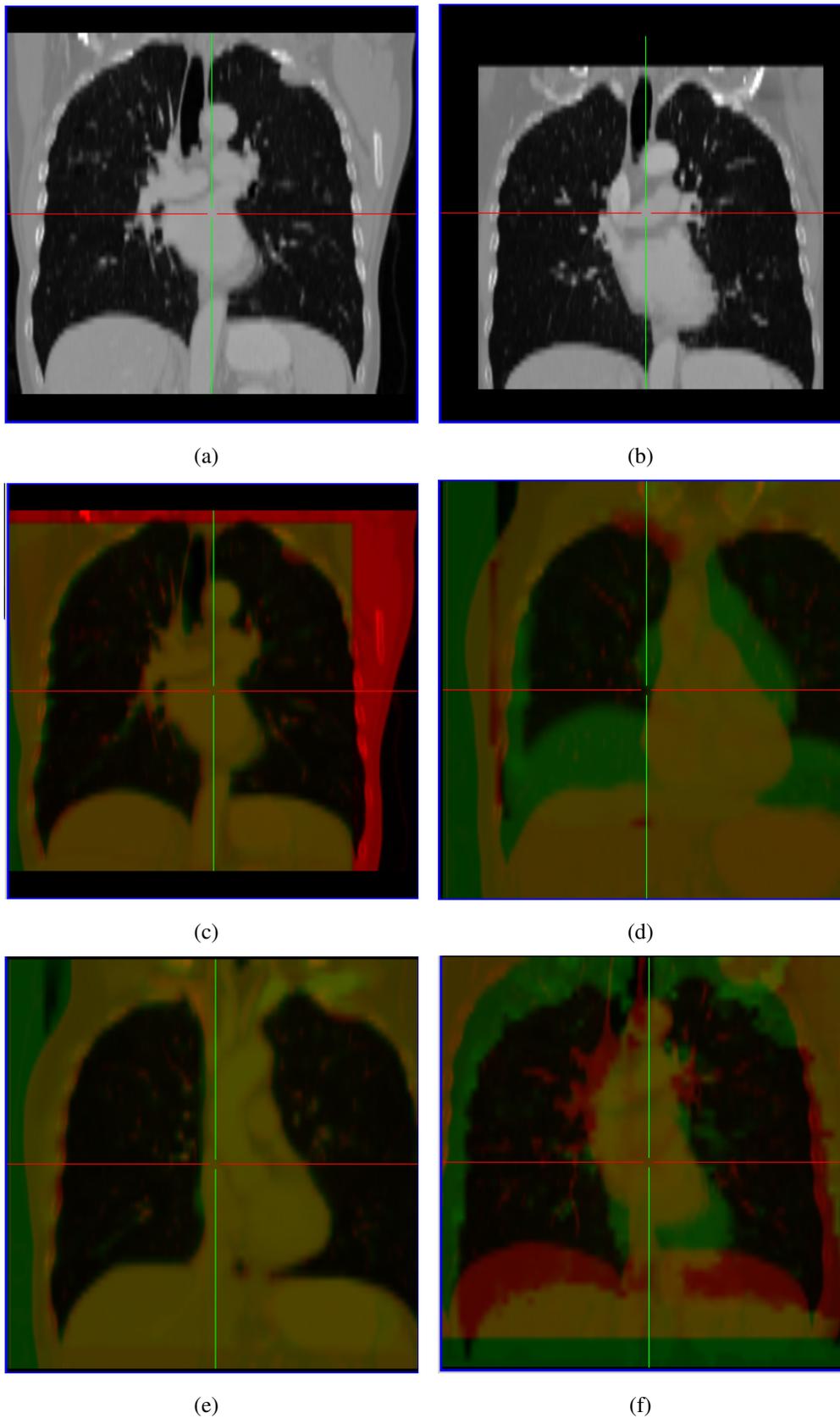


Bild 4.6: Registrierungsergebnisse zweier Lungenbilder des gleichen Patienten: a) Referenzbild, b) Eingabebild, c) BSpline-Registrierung, d) Demons-Registrierung, e) FEM-Registrierung, f) Level-Set-Motion-Registrierung

Registrierung des Abdomenendatensatzes eines Patienten

Der Abdomenbereich des Menschen besitzt sehr viel Weichgewebe, wodurch eine Registrierung sehr schwierig werden kann. Weichgewebe kann sich bei unterschiedlicher Lage eines Patienten verformen, was eine elastische Registrierung unumgänglich macht. Die wichtigsten Organe, die in der Registrierung erhalten werden müssen, sind die Leber, die Nieren und gegebenenfalls die Milz. Im Abdomen befindet sich viel Weichgewebe, wodurch keine klaren Konturen entstehen, wie es bei den Lungenbildern der Fall ist.

Auch bei der Registrierung der Daten eines Patienten können im Abdomenbereich Unterschiede vorkommen. Durch eine andere Lage des Patienten können sich Organe beispielsweise verformen. Dennoch sollte eine Registrierung möglich sein.

Auf den Abbildungen unter 4.7 sieht man zwei zu registrierende Abdomenbilder und die Ergebnisse dazu. Auf den Ergebnisbildern sind Teile des Referenzbildes und der transformierten Bildes in jeweils einem Viertel abgebildet. Links oben und rechts unten befinden sich die Bestandteile des transformierten Bildes, rechts oben und links unten dagegen ist das Referenzbild zu sehen. So kann man auf einen Blick erkennen, ob die Bilder zueinander passen.

Der Unterschied zwischen den Eingabebildern ist nicht sehr groß. Dennoch ist es hier, wie auch bei den Lungenbildern, die BSpline-Registrierung, die das beste Ergebnis, welches man auf Bild 4.7c) sieht, erzielt. Die Konturen des Abdomens wurden gut registriert und, wie man auf dem Bild erkennen kann, wurden die Knochen korrekt angepasst. Auch Leber und Nieren wurden richtig registriert. Die abgebildeten Bildteile passen größtenteils zueinander.

Die Ergebnisse der Demons-Registrierung und der FEM-Registrierung sind in ihrer Qualität vergleichbar. Kleine Teile der Randkontur des Abdomens wurden nicht richtig registriert. Ebenso passen die Knochen der registrierten Bilder und des Referenzbildes nicht aufeinander, sondern sind stark verschoben. Somit ist eine passende Registrierung der Organe fehlgeschlagen.

Die Level-Set-Motion-Registrierung schneidet vergleichsweise am Schlechtesten ab. Die Randerkennung ist hier nur unzureichend und auch die Knochenstruktur ist sehr schlecht registriert.

Auch bei weiteren Datensätzen lässt sich feststellen, dass die BSpline Registrierung bei

der Anpassung von Abdomenbildern eines Patienten die beste Wahl für gute Ergebnisse ist. Dabei muss man allerdings auch hier eine hohe Rechenzeit in Kauf nehmen.

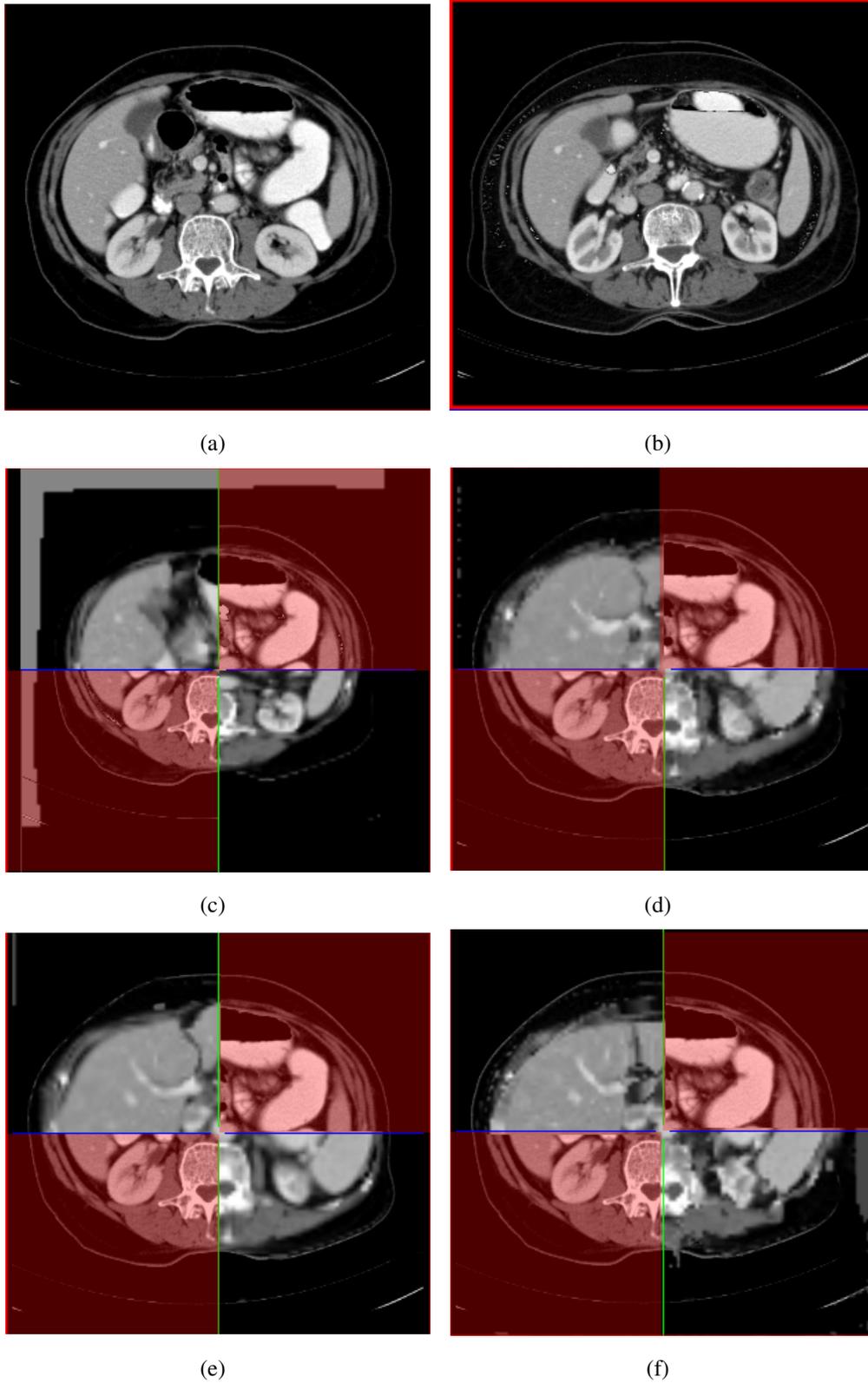


Bild 4.7: Registrierungen eines Abdomendatensatzes des gleichen Patienten: a) Referenzbild, b) Eingabebild, c) BSpline-Registrierung, d) Demons-Registrierung, e) FEM-Registrierung, f) Level-Set-Motion-Registrierung

4.1.3 Registrierung verschiedener Patienten

Das Problem bei der Registrierung unterschiedlicher Patientendatensätze sind vor allem die großen Unterschiede zwischen menschlichen Körpern. Unterschiede treten natürlich auf, wenn zwei Patienten von ihrem Körperbau schon rein äußerlich stark abweichen. Dies hängt vor allem mit individuellen Körpergrößen und Gewicht zusammen. So können die Organe auch bei Patienten, die gleichermaßen schlank erscheinen, an anderen Positionen liegen und unterschiedlich geformt sein. Auch die Lunge, die in ihrer äußeren Kontur gut definiert ist, unterscheidet sich von Patient zu Patient stark in ihrer Größe.

Bei Patienten mit einem umfangreicheren Körperbau ist der Lungenabschnitt relativ gesehen kleiner als bei schlanken Patienten und die anderen Organe sind innerhalb des restlichen Abdomenbereichs ungenauer definiert. Solch verschiedene Datensätze sind praktisch kaum registrierbar.

Im Folgenden wird die Registrierung von Lungen- und Abdomendatensätzen verschiedener Patienten evaluiert.

Registrierung von Lungendatensätzen unterschiedlicher Patienten

Die Registrierung der Lungendatensätze eines Patienten hat bei der BSpline-Registrierung gute Ergebnisse und bei den anderen Methoden zumindest passable Ergebnisse geliefert. Bei unterschiedlichen Patientendaten ist nun damit zu rechnen, dass die Form der Lunge nicht die Gleiche ist. Somit lassen sich die Bilder nicht durch eine Translation, Rotation und Skalierung allein registrieren. Daher ist anzunehmen, dass die Registrierungsergebnisse der Demons-Registrierung, der Level-Set-Motion-Registrierung und der FEM-Registrierung abweichende Ergebnisse liefern, da sie bereits bei einer vergleichsweise einfachen Registrierung Mängel zeigen.

Die Bilder unter 4.8 zeigen ein Beispiel für die Registrierungen von Lungendatensätzen verschiedener Patienten. Auf den Abbildungen 4.8a) und 4.8b), die das Referenzbild und das Eingabebild zeigen, sind die Unterschiede zwischen den Lungenbereichen bereits zu erkennen. Die Lunge auf dem Eingabebild ist kleiner als die Lunge auf dem Referenzbild und besitzt ebenso eine andere Form.

Auf den Bildern 4.8c) bis 4.8f) sieht man nun die Ergebnisse der verschiedenen Registrie-

runzungsmethoden. Hier wurden wieder das Referenzbild und das transformierte Bild in Rot und Grün überlagert. Bei Betrachten der Bilder kann man sofort erkennen, dass auch hier wieder die BSpline-Transformation vergleichsweise am Besten abschneidet. Der Randbereich der Lunge ist hier sehr genau registriert worden. Nur die Konturen des Herzens wurden nicht immer exakt angepasst, aber auch hier sind die Abweichungen nur sehr gering.

Bei der Demons-Registrierung wurden die Konturen in der oberen Hälfte des Bildes richtig angepasst, während die untere Hälfte des Bildes, wo man den oberen Rand der Leber finden kann, nicht korrekt registriert wurde. Auf Abbildung 4.8d) kann man gut sehen, dass der obere Teil des Herzens der beiden Bilder relativ genau aufeinander passt, während sich die Bilder ab der Mitte im unteren Bereich stark unterscheiden.

Bei der FEM-Registrierung liegen die Registrierungsfehler vor allem in der oberen Hälfte des Bildes. Die Kontur der Lunge wurde nicht erfasst und somit stimmen die äußeren Ränder des Referenzbildes und des transformierten Bildes nicht miteinander überein. Ein Teil des Herzens wurde dagegen korrekt registriert, aber durch die falsche Anpassung der äußeren Kontur wirkt auch hier ein Teil wie zusammengestaucht. Die untere Kontur der Leber wurde auch nur in kleinen Teilen korrekt gefunden. Damit ist die FEM-Registrierung in diesem Beispiel fehlgeschlagen.

Mit der Level-Set-Motion-Methode wurden große Teile der äußeren Kontur der Lunge gefunden, allerdings wirken die Ränder auf dem Ergebnisbild wie ausgefranst. Weiterhin fällt bei genauerer Betrachtung auf, dass in Teilen des inneren Lungenbereichs, der von den Helligkeitswerten homogen sein sollte, falsche Grauwerte zu finden sind. Diese Feststellung kann man vermehrt an den Randbereichen der überlagerten Bildern machen.

Zusammenfassend kann man sagen, dass auch hier wieder die BSpline-Registrierung von allen Methoden die besten Ergebnisse liefert. Die Level-Set-Motion-Methode findet zwar grob die Ränder der Lunge, aber das bildliche Ergebnis ist im Vergleich zum BSpline-Ergebnis zu ungenau.

Die Demons-Registrierung und die FEM-Registrierung liefern nur zu kleinen Teilen passende Ergebnisse und sind damit in diesem Beispiel fehlgeschlagen.

Dieses Ergebnis, welches von weiteren Tests untermauert wurde, bestätigt die Annahme, dass die BSpline-Registrierung im Vergleich die geeignetste Methode zur elastischen Registrierung ohne Landmarken ist.

Bei stärker unterschiedlichen Datensätzen ist dennoch eine Registrierung auch mit BSplines schwierig. Daher ist es möglich, zuvor eine rigide Registrierung durchzuführen, um bessere Ergebnisse zu erhalten. Auf den Bildbeispielen unter 4.9 sieht man, welche Verbesserungen eine rigide Vorregistrierung erzeugen kann.

Auf den Bildern 4.9a) und 4.9b) sieht man zwei Lungenbilder unterschiedlicher Patienten, die miteinander registriert werden sollen. Die Lungenbilder weichen relativ stark voneinander ab in ihrer Größe, Form und auch bei den Helligkeitswerten. Die nachfolgenden zwei Bilder zeigen die Registrierungsergebnisse einer BSpline Registrierung und einer BSpline Registrierung mit vorheriger rigider Registrierung durch die Versortransformation.

Gegenüber den anderen rigiden Registrierungen hat sich die Versortransformation als Stabilste herausgestellt. Wie im Kapitel „Eigener Ansatz“ beschrieben, wurde als weitere Möglichkeit der rigiden Registrierung die rigide 3D-Transformation aus ITK implementiert. Diese zeigte aber eine starke Abhängigkeit von der Anzahl der angegebenen Iterationen, wodurch eine automatische Registrierung zweier Bilder schwierig wurde.

Auf Bild 4.9c) erkennt man, dass eine BSpline-Registrierung, auch wenn sie in den meisten Fällen gute Ergebnisse geliefert hat, hier nur eine mangelhafte Transformation errechnet. Die Konturen am Rand der Lunge und des Herzens stimmen größtenteils in dem grünen, transformierten Bild nicht mit dem rotgefärbten Referenzbild überein. Dennoch scheint die Transformation in die richtige Richtung zu zielen. Die Formen beider Bilder gleichen sich und am oberen äußeren Lungenrand passen die Konturen aufeinander. Somit sollte eine leichte Korrektur der Transformation zu einem richtigen Ergebnis führen.

Abbildung 4.9d) zeigt, was eine vorherige rigide Registrierung für Verbesserungen liefert. Hier passen beide Bilder fast genau aufeinander und nur kleine Abweichungen sind an den Rändern zu sehen.

In weiteren Tests ließ sich erkennen, dass die rigide Vorregistrierung bei unterschiedlichen Patienten für starke Verbesserungen des Ergebnisses sorgen kann. Daher sollte in diesem Fall vor der BSpline-Registrierung eine Versortransformation eingesetzt werden. Dennoch muss erwähnt werden, dass es trotz dieser Maßnahme nicht möglich ist, alle Lungenbilder miteinander zu registrieren. Bei den zu registrierenden Datensätzen sollte darauf geachtet

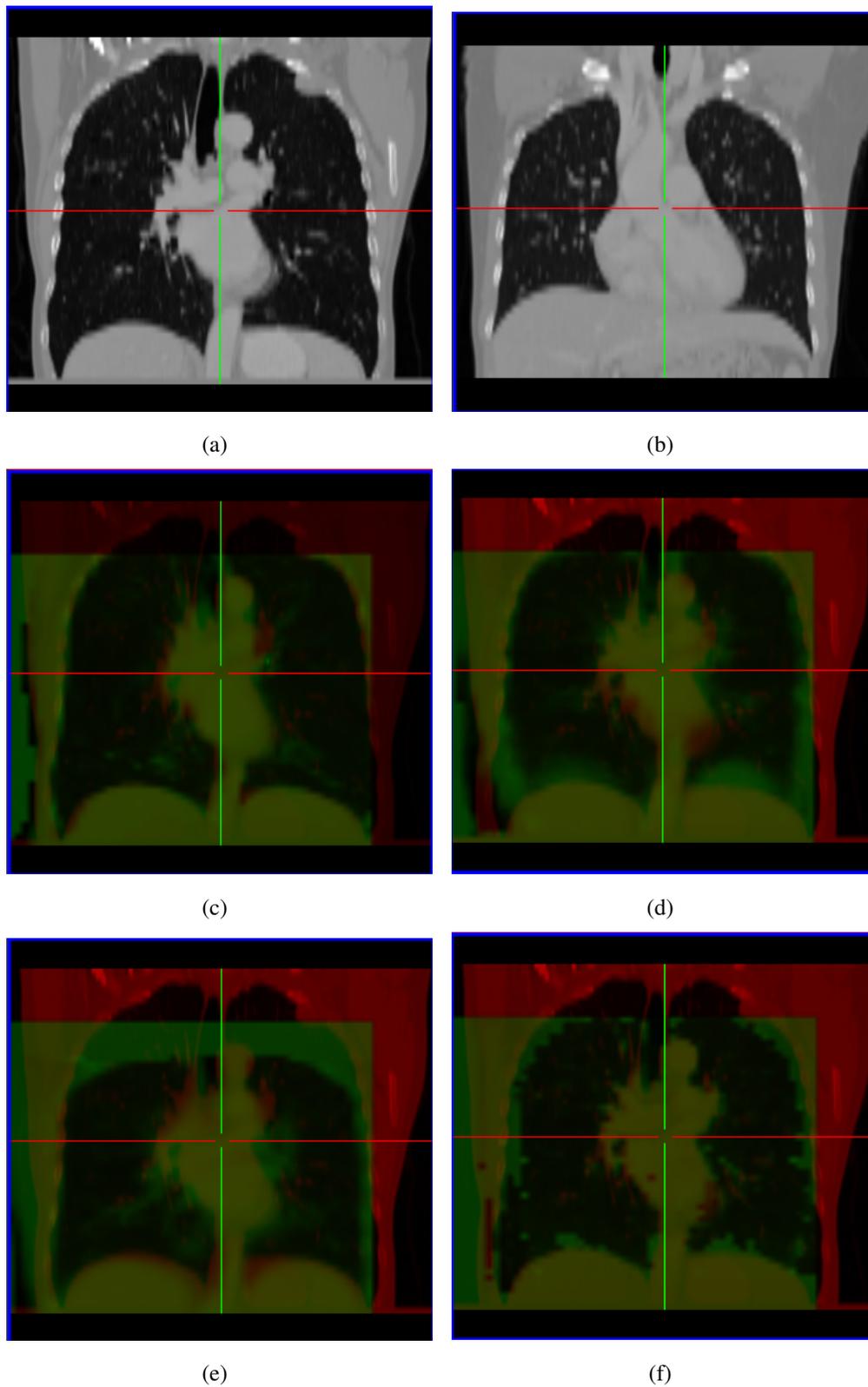


Bild 4.8: Registrierungen eines Lungendatensatzes unterschiedlicher Patienten: a) Referenzbild, b) Eingabebild, c) BSpline-Registrierung, d) Demons-Registrierung, e) FEM-Registrierung, f) Level-Set-Motion-Registrierung

werden, dass die Körpermaße der Patienten nicht zu stark voneinander abweichen, da in diesem Fall die Registrierung fehlschlagen würde.

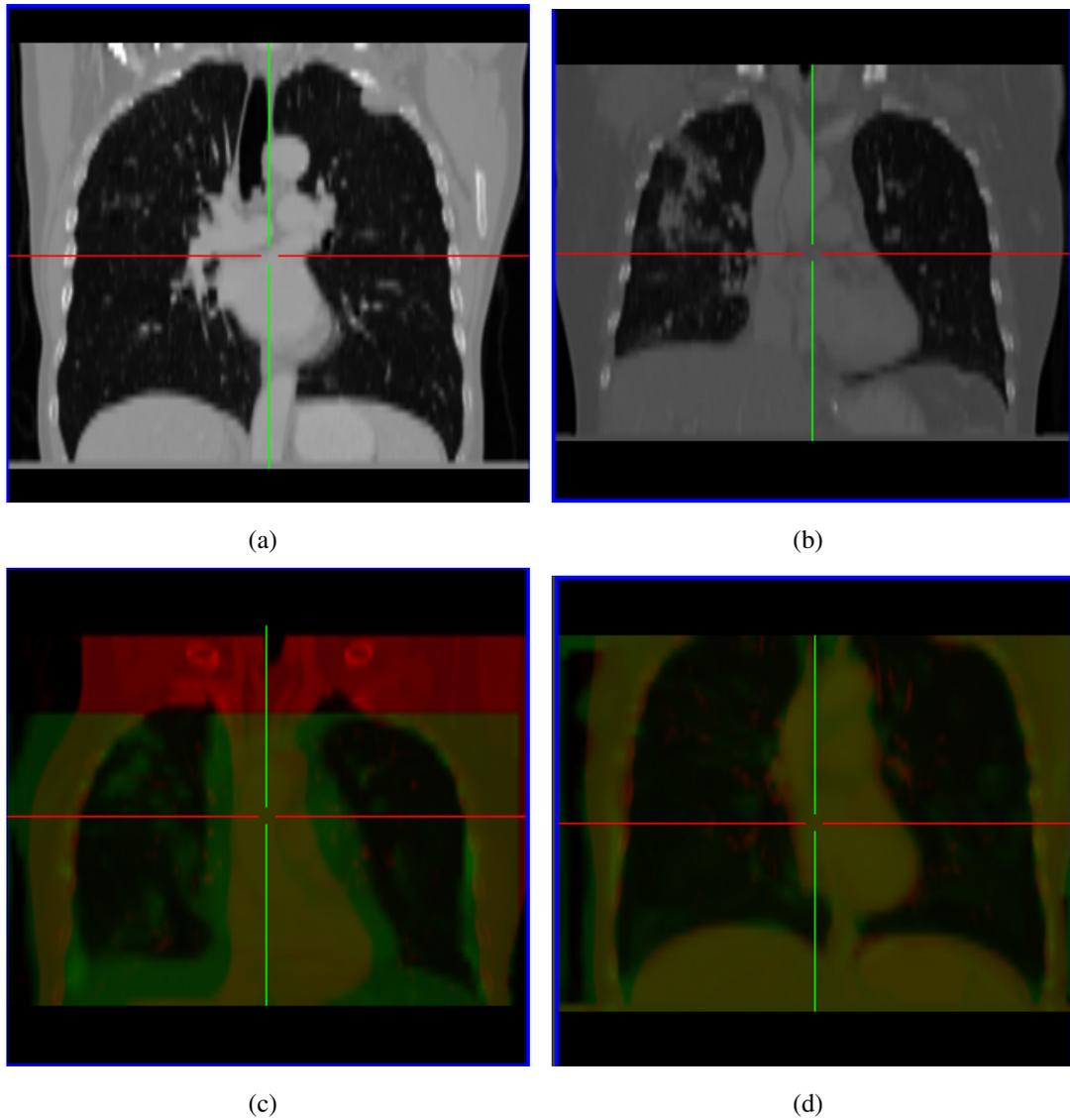


Bild 4.9: Vergleich der Registrierung mit und ohne Vorregistrierung: a) Referenzbild Lunge, b) Eingabebild Lunge, c) Einfache BSpline Registrierung, d) BSpline-Registrierung mit rigider Registrierung

Registrierung von Abdomendatensätzen unterschiedlicher Patienten

Die Registrierung von Abdomendatensätzen unterschiedlicher Patienten ist sehr viel komplexer als die Registrierung der Volumen gleicher Patienten. Gerade im Abdomenbereich sind Menschen sehr unterschiedlich gebaut und die Körpermaße haben hier einen großen Einfluss auf die Lage, Größe und Form der Organe.

Mit einer elastischen Registrierung, die keine Landmarken oder Organmodelle benutzt, ist es demnach problematisch solche Bilder zu registrieren. Tests mit Bildmaterial des Abdomens unterschiedlicher Patienten ergaben, dass die vier Registrierungsmethoden hier in sehr vielen Fällen fehlschlagen. Dies liegt vermutlich, wie bereits geschildert, an den großen räumlichen Unterschieden der Organe im Abdomenbereich.

Auf Bild 4.10 sieht man ein Abomenbild, welches als Referenz zur Registrierung genutzt wird. Auf den Bildern unter 4.11 sieht man jeweils auf der linken Seite die Eingabebilder und auf der Rechten die dazugehörigen transformierten Bilder. Die Bilder wurden mit der BSpline Registrierung mit vorheriger rigider Registrierung angepasst. Dabei verändert die rigide Registrierung meist die Lage und Form der Organe nicht, aber positioniert das Eingabebild im Verhältnis zum Referenzbild.

Die ersten beiden Bildbeispiele sind dem Referenzbild vom inneren Körperbau ähnlich. Nieren und Leber befinden sich so an der gleichen Stelle im Bauchraum. Was sich jedoch unterscheidet, sind Form und Größe der Organe. Vor allem bei Bild 4.11a) ist die Leber erheblich größer als die Leber des Patienten aus dem Referenzbild. Auch die Form der Nieren ist verschieden.

Bei beiden Ergebnisbildern wurden die äußeren Körperkonturen gut gefunden und auch die Form und Position der Nieren stimmen mit dem Referenzbild überein. Dabei ist im zweiten Beispiel die Registrierung etwas besser gelungen, was vor allem daran liegt, dass sich die zu registrierenden Bilder schon vorher in ihren Grundbestandteilen wie Größe und Form der Leber ähnlicher waren.

Dennoch kommt es in anderen Regionen beim zweiten Bildbeispiel vor, dass innere Strukturen nicht richtig erkannt wurden und das Bild an einigen Stelle „verwischt“ aussieht. Ein Beispiel für solch eine fehlerhafte Registrierung sieht man auf Abbildung 4.42. Hier wurden die inneren Bestandteile des Abdomens nicht richtig registriert und die Organe wurden verzerrt, sodass keine klaren Konturen mehr erkennbar sind. Wenn man das Eingabebild

mit dem Referenzbild vergleicht, kann man erkennen, dass die Bilder sich stark unterscheiden. Vor allem die Lebergröße ist abweichend. Weiterhin kann man im Eingabebild Teile des Abdomens mit den gleichen Helligkeitswerten wie Leber und Nieren erkennen, was eine Erkennung dieser schwierig macht.

Letztendlich funktioniert die Registrierung von Abdomendatensätzen nur in sehr wenigen Fällen so gut wie auf den Abbildungen 4.11b) und 4.11d). Ohne eine vorherige rigide Registrierung und bei sehr unterschiedlich gebauten Patienten ist grundsätzlich nicht mit einem passablen Ergebnis zu rechnen.

Grundsätzlich liefert die BSpline-Registrierung in allen Fällen bessere Ergebnisse als die restlichen Methoden. Der größte Nachteil der BSpline-Registrierung ist die große Rechenzeit. Im Vergleich zur Demons- oder Level-Set-Motion-Registrierung benötigt sie ungefähr das sechs-bis zehnfache der Zeit. Im Vergleich mit der FEM-Registrierung braucht sie im Schnitt dreimal so lang. Bei einer komplexen Registrierung mit unterschiedlichen Patientendaten verdoppelt sich die Rechenzeit der BSpline-Registrierung noch einmal.

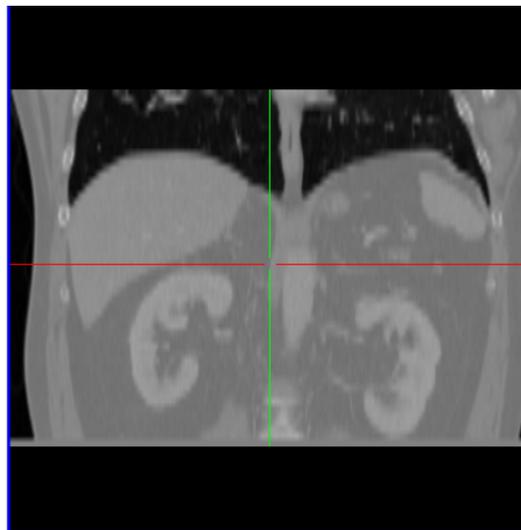


Bild 4.10: Referenzbild zur Registrierung von Abdomendatensätzen

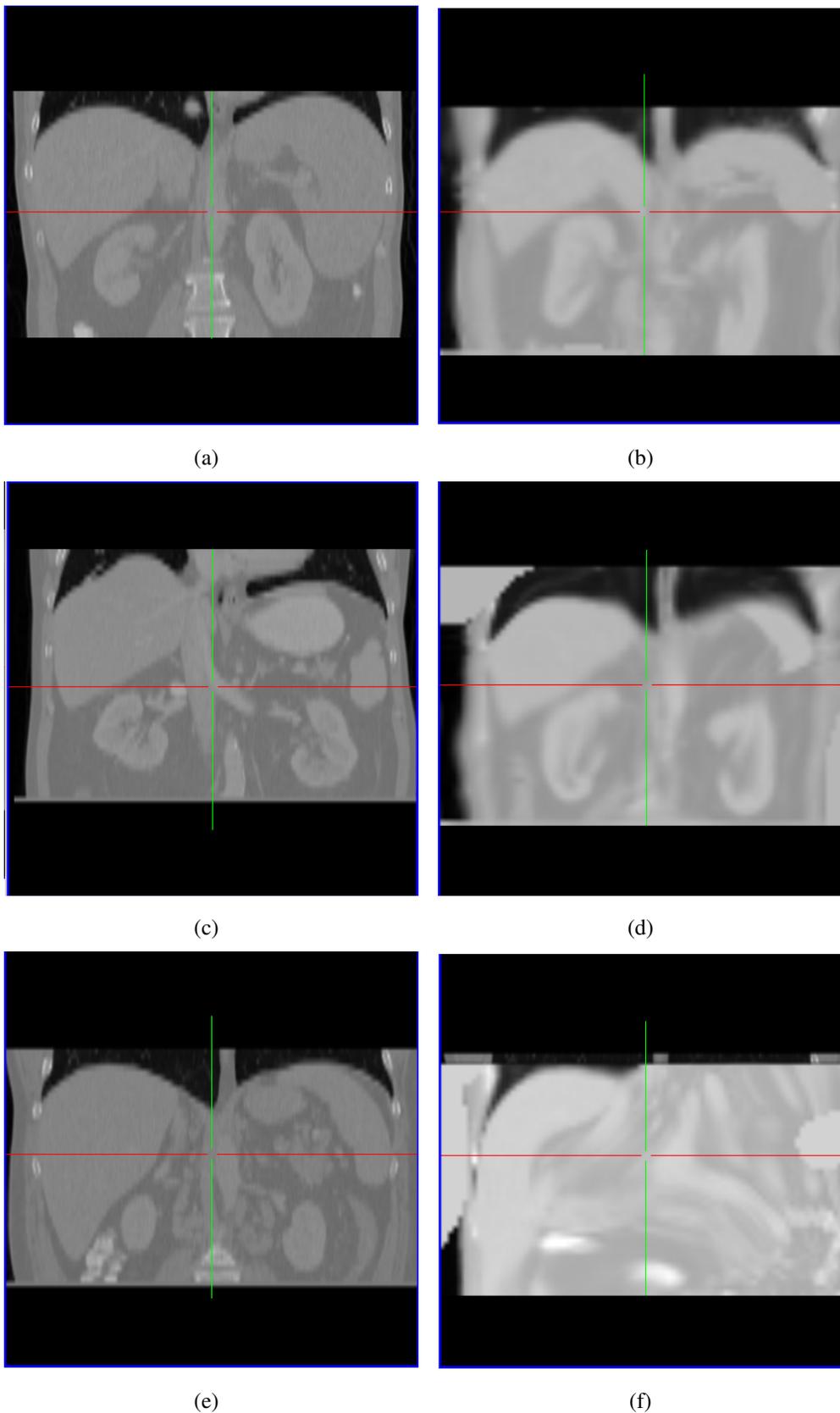


Bild 4.11: Verschiedene Testdatensätze und Ergebnisse zur Registrierung von Abdomen-
datensätzen unterschiedlicher Patienten: a) Eingabebild 1, b) Transformiertes Bild 1, c)
Eingabebild 2, d) Transformiertes Bild 2, e) Eingabebild 3, f) Transformiertes Bild 3

4.2 Atlasgenerierung und Segmentierung

Im Folgenden soll getestet werden, wie gut die Segmentierung mit Hilfe eines Atlanten funktioniert.

Zunächst wird die Atlasgenerierung und Segmentierung bei einem Patienten untersucht. Dazu wird ein Atlas mit einem Patientenbild registriert. Bei beiden Bildern sollten nun die segmentierten Organe an der gleichen Stelle liegen.

Im zweiten Teil wird die gleiche Vergleichsmethode genutzt, um zu sehen, wie gut ein mit der BSpline-Methode generierter Atlas sich zur Segmentierung von Organen eignet.

4.2.1 Atlasgenerierung und Segmentierung bei einem Patienten

Besitzt man ein segmentiertes Bild eines Patienten, sollte es mit Hilfe der Registrierung gut möglich sein, in einem zweiten Bild des gleichen Patienten die Organe automatisch zu segmentieren.

Um zu überprüfen, ob eine Segmentierung der Organe gut funktioniert hat, kann man im Framework des Fraunhofer Instituts die CP-Funktionalität („Compute differences between two segmentations“) benutzen. In diese kann man die Abbildungen einzelner Organe einlesen und diese dann mit verschiedenen Funktionen vergleichen. Zugeschnitten werden die Organe mit der 3DSegmentierungs-Funktionalität. Zur Auswahl stehen die Funktionen „Directed Hausdorff Distance“, „Directed Mean Distance Of Contours“, „Hausdorff Distance“ und die „Overlap Metric“.

Bei zwei gleichen Segmentierungen betragen die Werte der Distanzmessungen „Directed Mean Distance Of Contours“ und „Hausdorff Distance“ jeweils 0, bei der „Overlap Metric“ 1. Sind sich zwei Bilder ähnlich, so sind die Werte des durchschnittlichen Abstands folglich sehr klein.

In der folgenden Tabelle sind die Ergebniswerte der „Mean Distance Of Contours“ beim Vergleich zweier Nierenmodelle, die aus den Abdomenbildern von jeweils einem Patienten registriert wurden, zu sehen.

Modell	Mean Distance of Contours
<i>Linke Niere</i>	
Datensatz 1	0.696503
Datensatz 2	2.37702
Datensatz 3	3.43363
<i>Rechte Niere</i>	
Datensatz 1	0.990997
Datensatz 2	2.01824
Datensatz 3	5.9032

Die Werte der „Mean Distance of Contours“ sind sehr verschieden. Die Segmentierungsergebnisse sind folglich von unterschiedlicher Qualität. Der erste Datensatz liefert so das Beste Ergebnis, während die anderen relativ schlecht abschneiden.

Wie bereits im Abschnitt zur Abdomenregistrierung zu sehen war, ist eine Organregistrierung hier sehr schwierig. Oft werden die Umrisse des Abdomens, vor allem die Knochen und der Körpertrand, korrekt registriert, während die Organe zwar an die richtige Position transformiert werden, aber sich in der Form oft nicht anpassen.

Das Ergebnis zeigt, dass eine Registrierung zweier Abdomendatensätze eines Patienten gute Ergebnisse liefern kann, aber oft nicht das gewünschte Resultat erzielt.

Dennoch dürfte eine Registrierung im Lungenbereich sehr viel bessere Ergebnisse liefern, was man aus den vorherigen Tests schließen kann.

4.2.2 Atlasgenerierung und Segmentierung bei unterschiedlichen Patienten

Zum Testen der Segmentierung der Organe eines Patienten durch Registrierung mit einem Atlas, wurde ein Atlas aus fünf Lungendatensätzen erzeugt. Der Atlas wurde darauf mit einem Bild, das im Atlas verrechnet wurde, und einem Datensatz, der nicht im Atlas vorhanden war, registriert. Die folgende Tabelle stellt die Ergebnisse der „Mean Distance Of Contours“ mit jeweils einem Beispieldatensatz dar.

Modell	Mean Distance of Contours
<i>Lunge links</i>	
Datensatz aus dem Atlas	0.144828
Datensatz nicht im Atlas vorhanden	0.240237
<i>Lunge rechts</i>	
Datensatz aus dem Atlas	0.195303
Datensatz nicht im Atlas vorhanden	0.229098

Zu erkennen ist, dass insbesondere die Segmentierung eines Datensatzes, der aus dem Atlas stammt, sehr kleine Ergebniswerte aufweist. Im Vergleich mit den Durchschnittswerten des vorherigen Abschnitts, ist hier eine Segmentierung sehr gut gelungen. Zu Beachten ist allerdings auch, dass im vorigen Abschnitt Abdomendatensätze getestet wurden, die wesentlich schwieriger zu registrieren sind.

Bei einem Datensatz, der nicht im Atlas vorhanden sind, entsprechen die Ergebniswerte ungefähr den Durchschnittswerten der Segmentierung bei einem gleichen Patientendatensatz. Bedenkt man, dass die Registrierung unterschiedlicher Patientendatensätze sehr viel komplexer ist als die Registrierung gleicher Patientendatensätze, sind die Ergebnisse als sehr gut einzustufen.

Kapitel 5

Fazit

In der vorliegenden Arbeit wurde ein Verfahren zur atlasbasierten Registrierung mittels elastischer Registrierung mit den Software Toolkits MITK, ITK und VTK entwickelt.

Zur elastischen Registrierung wurden die vier Methoden BSpline-Registrierung, Demons-Registrierung, Level-Set-Motion-Registrierung und Finite-Element-Registrierung implementiert und getestet. Alle Methoden liefern bei der Registrierung von Bildern gleicher Patienten im Lungen- und teilweise im Abdomenbereich gute Ergebnisse, wobei die BSpline-Registrierung am Genauesten ist. Bei ihr ist es meist ohne rigide Vorregistrierung möglich, eine genaue Anpassung der Bilder zu erreichen.

Die Registrierung verschiedener Patientendatensätze gestaltet sich aufgrund der großen Bildunterschiede als schwierig. Auch hier liefert die BSpline-Registrierung bei Lungen-datensätzen die besten Ergebnisse, wobei eine rigide Vorregistrierung Voraussetzung ist. Bei Abdomendatensätzen scheitert eine Registrierung meist, da die Anordnung, Größe und Form der Organe innerhalb des Abdomens von Patient zu Patient sehr unterschiedlich sind. Somit funktioniert eine Registrierung nur dann, wenn beide Patienten sehr ähnliche Körperstrukturen besitzen, was jedoch selten der Fall ist. Voraussetzung für eine gute Registrierung sind also Patientendatensätze, die sich nicht zu stark unterscheiden.

Um dieses Problem zu umgehen, wäre es denkbar, verschiedene Personengruppen nach ihren Körpermaßen zu unterteilen und jeweils einen Atlas für eine Gruppe zu generieren.

Bei Datensätzen des gleichen Patienten funktioniert eine Segmentierung der Organe durch Registrierung sehr gut. Im Abdomenbereich kann es dennoch auch hier zu Abweichungen aufgrund der komplexen Registrierung kommen.

Bei der Segmentierung eines Bildes durch einen vorsegmentierten Atlas erhält man ebenso gut Ergebnisse, wenn sich die Datensätze nicht zu stark unterscheiden. Wie bereits erwähnt, ist die Atlasgenerierung im Abdomenbereich problematisch, sodass für diesen Fall keine Ergebnisse vorliegen.

Um die Registrierungsergebnisse zu verbessern, könnte man in Erwägung ziehen, eine weitere elastische Vorregistrierung der Knochen durchzuführen. Dazu würde man die Bilder binarisieren, sodass nur noch die Knochen zu sehen sind, und diese Bilder dann miteinander registrieren. Eine elastische Registrierung der Knochen könnte bessere Ergebnisse liefern als eine rigide Vorregistrierung der Grauwertbilder. Durch eine Anpassung der Knochen des Torsos ist es möglich, die zu segmentierenden Organe an eine genauere Position zu bringen, sodass eine nachfolgende Registrierung erfolgreicher ist.

Bei der Registrierung im Abdomenbereich würden vermutlich landmarkenbasierte Methoden, wie sie im Kapitel „Stand der Technik“ erwähnt wurden, bessere Ergebnisse liefern. Hier könnten die einzelnen Organe direkt miteinander registriert werden, ohne dass der restliche Abdomenbereich darauf einen großen Einfluss hätte. Somit würden starke Verzerrungen durch die Umgebung der Organe verhindert werden. Nachteil gegenüber den vollautomatischen Registrierungsmethoden ist die manuelle Setzung der Landmarken, die für solch eine Registrierung notwendig ist.

Als Fazit kann man sagen, dass eine atlasbasierte Segmentierung mit der elastischen Registrierungsmethode mit BSplines bei Datensätzen des gleichen Patienten und bei Lungendatensätzen mit Vorregistrierung gut funktioniert. Bei Abdomendatensätzen verschiedener Patienten scheitert die Methode jedoch, daher ist zu empfehlen hier auf landmarkenbasierte Registrierung zurückzugreifen.

Die atlasbasierte Registrierung mit den vorgestellten Verfahren kann für eine grobe Segmentierung der Organe eingesetzt werden. Für eine feinere Segmentierung kann sie als Vorverarbeitung vor anderen Segmentierungsverfahren eingesetzt werden.

Literaturverzeichnis

- [BIL08] Wikipedia: „Bildregistrierung“. In: Wikipedia, Die freie Enzyklopädie. Bearbeitungsstand: 22.Oktober 2008, 02:16 UTC. URL: <http://de.wikipedia.org/wiki/Bildregistrierung>
- [CGM08] Commowick, O., Gregoire, V. and Malandain, G.: Atlas-Based Delineation of Lymph Node Levels in Head and Neck Computed Tomography Images, In Radiotherapy Oncology, 87(2):281-289, 2008
- [CHH04] Crum, W.r., Hartkens, T., Hill, D.L.G: Non-rigid image registration: theory and practice, In The British Journal of Radiology 77, p.140-153, 2004
- [COM09] Wikipedia: „Computertomographie“. In: Wikipedia, Die freie Enzyklopädie. Bearbeitungsstand: 28. Januar 2009, 21:53 UTC. URL: <http://de.wikipedia.org/wiki/Computertomographie>
- [DEI07] Deinzer, F.: Vorlesungsunterlagen Image Processing in Medicine, Universität Koblenz, 2007
- [GAS03] Gee, J., Avants, B., Sundaram, T., Ng, L.: Slides from the ITK Course at MICCAI, 2003
- [GBC07] Gotsman, C., Ben-Chen, M.: Vorlesungsunterlagen Digital Geometry Processing, Israel Institute of Technology, 2007/2008
- [ISN05] Ibanez, L., Schröder, W., Ng, L., Cates, J.: The ITK Software Guide Second Edition, November 2005

- [KNF04] Kabus, S., Netsch, T., Fischer, B., Modersitzki, J.: B-Spline Registration of 3D Images with Levenberg-Marquardt Optimization, In JM Fitzpatrick and M Sonka, editors, Proceedings of the SPIE 2004, Medical Imaging, San Diego Februar 14-19, volume 5370, pages 304-313. SPIE, 2004
- [MAD09] Wikipedia: „Maxwellscher Dämon“. In: Wikipedia, Die freie Enzyklopädie. Bearbeitungsstand: 11. Februar 2009, 21:05 UTC. URL: http://de.wikipedia.org/wiki/Maxwellscher_Dämon
- [MAV97] Maintz, J.B.A. and Viergever, M.A.: A survey of medical image registration. Med. Image Anal. v2 i1. 1-36, 1997
- [PAU07] Paulus, D.: Vorlesungsunterlagen Medizinische Bildverarbeitung, Universität Koblenz, WS 2007/2008
- [PBM03] Park, H., Bland, P.H., and Meyer, C.R.: Construction of an Abdominal Probabilistic Atlas and its application in Segmentation, IEEE Transactions on medical imaging, vol. 22, p. 483-492, 2003
- [RSH99] Rueckert D, Sonoda L, Hayes I, Hill D, Leach M, Hawkes D. Nonrigid Registration Using Free-Form Deformations: Application to Breast MR Images. IEEE Trans Med Imaging, 18(8):712-21, 1999
- [SES07] Slagmolen, P., Elen, A., Seghers, D., Loeckx, D., Maes, F., Haustermans, K.: Atlas based liver segmentation using nonrigid registration with a B-spline transformation model, Workshop proceedings of the 10th international conference on medical image computing and computer assisted intervention - MICCAI 2007, workshop on 3D segmentation in the clinic : a grand challenge, pp. 197-206, October 29, 2007, Brisbane, Australia
- [SLD03] Straka, M., La Cruz, A., Köchl, A., Dimitrov, L.I., Srámek, M., Fleischmann, D., Gröller, E.: Bone Segmentation in CT Angiography Data Using a Probabilistic Atlas Vision, Modeling, and Visualization VMV 2003, 505-512, 2003

- [SOI07] Shimizu, A., Ohno, R., Ikegami, T., Kobatake, H., Nawano, S., Smutek, D. : Segmentation of multiple organs in non-contrast 3D abdominal CT images, *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery* , vol.2, no.3-4, pp.135-142, 2007
- [THI95] Thirion J-P. Fast non-rigid matching of 3D medical images. In *Medical Robotics. and Computer Aid Surgery (MRCAS '95)*, 47 - 54, 1995
- [THI98] Thirion J-P: Image matching as a diffusion process: an analogy with Maxwell's demons. *Medical Image Analysis* 2, no. 3, 243-260, 1998
- [VCL03] Vemuri, B.C., Ye, Y. Chen J. and Leonard, C.M.: Image registration via level-set motion: Applications to atlas-based segmentation, *Medical Image Analysis*, vol. 7, 2003.
- [WEI09] Weisstein, Eric: W. B-Spline. URL: <http://mathworld.wolfram.com/B-Spline.html>, 2009
- [WZW04] Warfield, S.K., Zou, K.H., and Wells, W.M.: Simultaneous Truth and Performance Level Estimation (STAPLE): an algorithm for the validation of image segmentation. *IEEE Trans. Med. Imag.* (2004)