

# Ultraschall-Mosaicing und Bewegungsmodellierung: Anwendungen der medizinischen Bildregistrierung

Christian Wachinger

Computer Science and Artificial Intelligence Lab  
Massachusetts Institute of Technology  
wachinge@mit.edu

**Abstract:** Ultraschall ist eine der interessantesten klinischen Bildgebungsmodalitäten. Vor allem die Kosteneffizienz und die Sicherheit für den Patienten haben zu einer weiten Verbreitung geführt. Die Anwendungen von Ultraschall sind aber bisher aufgrund hohen Bildrauschens, spezifischer Artefakte und Abhängigkeit vom Aufnahmewinkel limitiert. So ist die Erstellung von Atmungsmodellen zur Unterstützung klinischer Eingriffe bisher auf Aufnahmen der Kernspin- oder Computertomographie beschränkt. Diese modernen Modellierungsverfahren werden aber auch in der Zukunft, angesichts hoher Kosten, nur einem beschränkten Patientenanteil zur Verfügung stehen. Damit eine breite Patientenmasse von diesen Fortschritten profitieren kann, müssen preiswertere Alternativen gefunden werden. Ultraschall stellt derzeit die aussichtsreichste Alternative dar, allerdings müssen neue Algorithmen entwickelt werden, die sich den Herausforderungen der Ultraschallbildgebung stellen. In meiner Dissertation habe ich mich genau mit der Entwicklung dieser Verfahren beschäftigt, mit der Fokussierung auf Ultraschall-Mosaicing und 4D Atmungsmodellierung. Um gute Ergebnisse zu erzielen, haben wir die gesamte Verarbeitungskette, beginnend bei der Demodulation der Rohdaten über die Erstellung von 4D Zeitserien bis zur korrekten Registrierung, analysiert und neue Beiträge geleistet. Wir haben diese auf zahlreichen internationalen Konferenzen vorgestellt und in top-tier Journalen publiziert. Besonders hervorzuheben ist, dass es uns als Erste gelungen ist ein Bewegungsmodell der Leber während der Atmung anhand von Ultraschalldaten zu erstellen. Dies war erst möglich nach der Entwicklung eines neuen Systems zur Erstellung von 4D Ultraschalldaten anhand von Manifold Learning und eines neuen Registrierungsverfahrens, das die räumlichen als auch die zeitliche Komponente gleichzeitig berücksichtigt und damit die Erzeugung eines korrekten Atmungsmodells ermöglicht.

## 1 Einführung

Die letzten 20 Jahre waren revolutionär für die medizinische Bildgebung. Die Entwicklung und Einführung neuer bildgebender Geräte in den klinischen Alltag ermöglicht heutzutage die Darstellung relevanter Strukturen in 3D, über Zeit in 4D, in verschiedenen Kontrasten, sowie deren anatomische als auch funktionelle Charakterisierung. Mittlerweile wird es oft als selbstverständlich angesehen, dass die Daten in digitaler Form vorliegen. Dies beschleunigte jedoch den Einzug der Informatik in eine Domäne die bisher vornehmlich von der Zusammenarbeit zwischen Physikern und Medizinern geprägt war. Für die Weiterent-



Abbildung 1: Mosaic eines Babyphantoms anhand von vier 3D Aufnahmen.

wicklung in dieser interdisziplinären Forschungsrichtung sind nun aber auch Informatikkompetenzen essentiell, um die Verarbeitung von großen Datenmengen, die Überlagerung von Bildern verschiedener Modalitäten, die Navigation innerhalb des Patienten, und die Analyse medizinischer Bilddaten zu verbessern. In der Informatik wird die Arbeit in dieser Richtung meist als medizinische Bildverarbeitung betitelt, wobei die Bezeichnung natürlich nur einen Teilbereich der damit assoziierten Techniken widerspiegelt. Die vorliegende Dissertation wurde zum einen von dem Wunsch getrieben medizinische Prozeduren zu verbessern um Patienten in Zukunft eine bessere Behandlung anbieten zu können und zum anderen von der Notwendigkeit der Entwicklung theoretisch fundierter Verfahren.

## 1.1 Ultraschall

Die bildgebende Modalität auf die sich die Dissertation konzentriert ist Ultraschall. Im Gegensatz zu anderen Modalitäten ist Ultraschall kostengünstig, ohne Belastung für den Patienten, und in Echtzeit. Des Weiteren kann Ultraschall direkt im Krankenzimmer aufgenommen werden. Diese Vorteile haben zu einer weiten Verbreitung von Ultraschallgeräten im klinischen Alltag geführt. Besonders hervorzuheben ist hierbei dass sich die Verbreitung nicht nur auf finanziell gut ausgestattete Kliniken beschränkt, sondern aufgrund der Kosteneffizienz auch auf Entwicklungsländern ausdehnt. Der Nachteil von Ultraschall ist jedoch, dass die Interpretation und Aufnahme von Ultraschallbildern ein spezielles Training erfordert. Vor allem das inhärente Speckle-Rauschen, die Bildartefakte, und die Richtungsabhängigkeit unterscheiden es von anderen Modalitäten und erschweren das sofortige Verständnis. Diese Besonderheiten von Ultraschall führen auch dazu, dass Standardalgorithmen der Bildverarbeitung meist zu schlechten Ergebnissen auf Ultraschallbildern führen. Das Schlüsselement um gute Ergebnisse zu erhalten besteht in der richtigen Modellierung. Hierfür wird ein gutes Verständnis der physikalischen Prinzipien von Ultraschall benötigt sowie die genaue Kenntnis der theoretischen Grundlagen existierender Methoden. Erst die Erfahrung in beiden Bereichen ermöglicht die Entwicklung neuer Methoden für Ultraschall die in klinischen Anwendungen eingesetzt werden können.

## 1.2 Mosaicing und Bewegungsmodellierung

Die klinischen Anwendungen mit denen sich die Dissertation beschäftigt sind die Erstellung von Mosaiken und die Bewegungsmodellierung mit Hilfe von 4D Ultraschalldaten. Die Motivation für die Erstellung von Ultraschallmosaik ist ähnlich zu der für die Erstellung von Fotomosaiken oder Panorambildern. Zum einen ermöglicht es die Erstellung qualitativ hochwertigerer Bilder, da die Informationen von mehreren Bildern kombiniert werden können, und zum anderen die Präsentation eines größeren Bildbereichs. Ein Beispiel eines Mosaics aus vier 3D Ultraschallaufnahmen ist in Abbildung 1 zu sehen. In mehreren Studien wurden hierfür die klinischen Vorteile ausgeführt. Erstens, ermöglicht Ultraschall-Mosaicing die räumliche Beziehung zwischen anatomischen Strukturen besser zu verstehen, die zu groß für eine Aufnahme sind [KCK<sup>+</sup>03]. Zweitens, haben Ultraschalldiagnostiker die Möglichkeit Strukturen aus verschiedenen Blickwinkeln darzustellen [LRJ<sup>+</sup>05]. Drittens, ermöglicht es Größen- und Distanzmessungen von großen Organen [KCK<sup>+</sup>03]. Viertens, können individuelle Strukturen im größeren räumlichen Kontext identifiziert werden [DIG<sup>+</sup>02]. Schließlich ermöglicht es der größere Darstellungsbereich auch Experten die nicht an die Ultraschallbildgebung gewöhnt sind die räumlichen Verhältnisse besser zu verstehen [HSK<sup>+</sup>03], und somit die Lücke zwischen den Modalitäten zu verringern und Diagnosen in Ultraschall an andere Experten zu übermitteln.

Die zweite klinische Anwendung von Interesse ist die Bewegungsmodellierung, wobei wir uns vor allem auf die Bewegung aufgrund von Atmung konzentrieren. Die Atmung ist ein zyklischer, irregulärer Prozess der zur Deformation der abdominalen und thorakalen Regionen führt. Das Atmungssignal stellt hierbei den aktuellen Atmungszustand des Patienten dar. Für eine Vielzahl von Anwendungen ist es erforderlich dem aufgenommenen Ultraschallbild den korrespondierenden Atmungszustand zuzuweisen. Unter anderem haben wir eine Technik basierend auf manifold learning entwickelt, die es ermöglicht den Atmungszustand des Patienten nur anhand der aufgenommenen Bilddaten zu erkennen, ohne die Verwendung externer Trackingsysteme. Diese Methode haben wir für die Erstellung von 4D Ultraschalldaten verwendet. Abbildung 2 illustriert ein extrahiertes Signal aus einer Ultraschallsequenz zusammen mit dem Referenzsignal eines Trackingsystems. Zeitlich aufgelöste Bilddaten werden extensiv eingesetzt um Herz [vS08] und Leberbewegung [vS08] zu analysieren. Mit Hilfe der erstellten 4D Daten ist es möglich ein Bewegungsmodell des Organs zu berechnen. Wir haben hierfür ein neues Registrierungsverfahren entwickelt, das sowohl die räumliche als auch die zeitliche Komponente gleichzeitig berücksichtigt. Das extrahierte Bewegungsmodell führt zum Beispiel zu Vorteilen in der Lokalisierung für die Strahlentherapie, da die Bestrahlung gesunden Gewebes minimiert werden kann [CMM<sup>+</sup>08]. Zudem ermöglicht es eine exaktere Erhitzung und Zerstörung pathogenen Gewebes mit fokussiertem Ultraschall [TSM<sup>+</sup>03].

## 1.3 Registrierung

Die beiden vorgestellten Anwendungen basieren auf der gleichen zugrundeliegenden Technik, der Bildregistrierung oder kurz Registrierung. In der Registrierung werden zwei Bilder

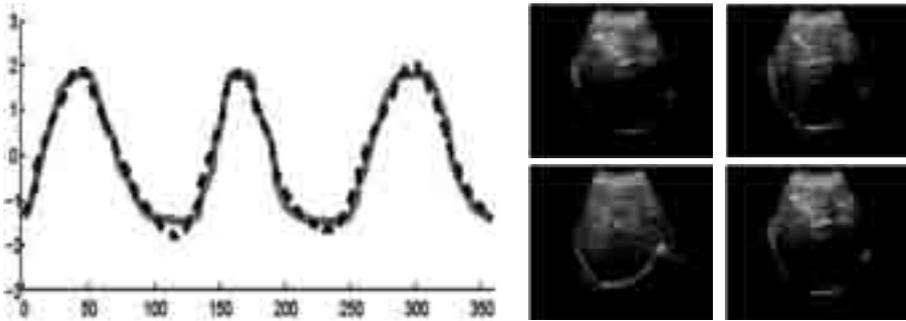


Abbildung 2: Links: Atmungssignal extrahiert aus einer Sequenz von Ultraschallbildern mit Manifold Learning (rot). Referenzsignal anhand eines externen Trackingsystems (blau). Hohe Korrelation von 95% der beiden Signale. Rechts: Auszüge aus der Ultraschallsequenz.

die dasselbe Objekt darstellen korrekt überlagert. Sie ermöglicht es die Bilder innerhalb eines gemeinsamen Koordinatensystems anzuzeigen und damit komplementäre Informationen zwischen den Bildern zu propagieren. Es wird hierbei zwischen der rigiden (Verschiebung und Rotation) und nicht-rigiden (auch Deformation) Registrierung unterschieden. Während für die Erstellung von Mosaiken vornehmlich rigide Methoden eingesetzt werden benötigt man für die Bewegungsmodellierung nicht-rigide Methoden. Eine weitere Gemeinsamkeit ist, dass in beiden Fällen nicht nur zwei Bilder registriert werden müssen, sondern eine Gruppe von Bildern. Hierfür wurden spezielle, gruppenbasierte Registrierungsmethoden entwickelt, die wir durch eigene Beiträge ergänzt haben.

Von besonderer Bedeutung ist die mathematische Modellierung der Registrierung. Hierbei werden vor allem Konzepte aus dem Teilgebiet der Stochastik angewendet. Eine übliche Annahme ist hierbei die Unabhängigkeit der Pixel untereinander, um die Ableitung einfacher zu gestalten. Wir die Unabhängigkeit durch die Markov-Bedingung ersetzt. Dies ermöglichte es uns neue theoretische Einsichten zu erhalten, Verfahren zu standardisieren, und neue Registrierkonzepte vorzuschlagen [WN12a]. Darüberhinaus hat dieses Modell ein neues multi-modales Registrierungsverfahren motiviert [WN12b].

## 1.4 Gliederung

Im Folgenden werden wir kurz das Prinzip der Ultraschallbildgebung skizzieren und eigene Beiträge im Bereich der Demodulation vorstellen. Darauf aufbauend entwickeln wir Registrierverfahren die an Ultraschall angepasst sind und zu besseren Ergebnissen als alternative Verfahren führen. Wir konzentrieren uns hierbei auf ein neues Ähnlichkeitsmaß für Mosaicing, das auf der Nakagami-Verteilung basiert. Abschließend diskutieren wir die Akquise von 4D Ultraschalldaten mit einer Wobblersonde und die korrekte Registrierung dieser Daten mit einem neuen Verfahren, das die räumliche als auch zeitliche Dimension berücksichtigt.

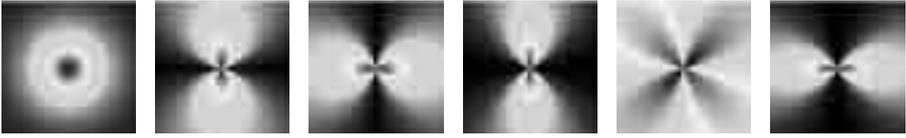


Abbildung 3: Magnituden der 2D Hilberttransformationen mit log-Gabor Kernel im Frequenzraum.

## 2 Ultraschall Demodulation

Für die Ultraschallbildung werden elektrische Impulse in mechanische umgewandelt unter Ausnutzung des piezoelektrischen Effekts. Die vibrierenden Piezoelemente erzeugen eine Schallwelle im umgebenden Gewebe, die an Übergängen mit unterschiedlichem akustischem Widerstand zu einem gewissen Teil reflektiert wird. Die reflektierte Welle wird in ein elektrisches Signal umgewandelt, das noch von den hochfrequenten Anteilen der Trägerwelle gekennzeichnet ist. Das Radiofrequenzsignal (RF Signal) muss demoduliert werden um das informationstragende Signal zu extrahieren. Genauer wird hierfür ein Hüllkurven-Detektor eingesetzt. Dieser basiert auf der Berechnung des analytischen Signals. Das analytische Signal ist ein komplexwertiges Signal, das das ursprüngliche Signal  $g$  als Realteil und das Hilbert-transformierte Signal  $\mathcal{H}\{g\}$  als Imaginärteil enthält. Um die Amplitude  $A$  des Signals zu erhalten wird der Betrag des analytischen Signals berechnet:

$$A = \sqrt{g^2 + \mathcal{H}\{g\}^2}. \quad (1)$$

Diese Demodulation wird bisher in 1D, separat für jeden Ultraschallstrahl durchgeführt. In unserer Arbeit haben wir die Erweiterung des analytischen Signals auf 2D [WSF09] für die Demodulation von RF Daten verwendet [WKN11]. Die Daten werden dafür mit 2D Hilbert Transformationen der ersten und zweiten Ordnung gefiltert. Die Filtermagnituden im Frequenzraum sind in Abbildung 3 dargestellt. In der Dissertation haben wir anhand einer Vielzahl von Ultraschallbildern die verbesserte Qualität der 2D Demodulation illustriert. Neben der qualitativen Evaluierung haben wir auch einen Weg gefunden die Ergebnisse quantitativ mit Hilfe der Nakagami Verteilung zu untermauern. Anhand eines theoretischen Modells von Ultraschall wurde die Nakagami Verteilung als akkurates Modell für die Verteilung von demodulierten Ultraschalldaten vorgestellt [SDR<sup>+</sup>02]. Die Nakagami-Verteilung mit Form-  $m$  und Skalenparameter  $\omega$  ist folgendermaßen definiert:

$$p(x | m, \omega) = \frac{2m^m x^{2m-1}}{\Gamma(m)\omega^m} \exp\left(-\frac{m}{\omega} x^2\right), \forall x \in \mathbb{R}_+. \quad (2)$$

mit Gammafunktion  $\Gamma$ . Wir haben mit Hilfe von goodness-of-fit Tests evaluiert wie gut die empirische Verteilung der demodulierten Daten dem theoretischen Modell entspricht. Dies ist graphisch in der Abbildung 4(a) illustriert. In einem Fenster wird die empirische Verteilung berechnet. Anschließend werden die Parameter  $m$  und  $\omega$  geschätzt. Dargestellt ist nur der wichtigere Formparameter  $m$ . Durch Bestimmung der P-Werte wird anschließend die Übereinstimmung der empirischen Verteilung (Histogramm) mit der geschätzten

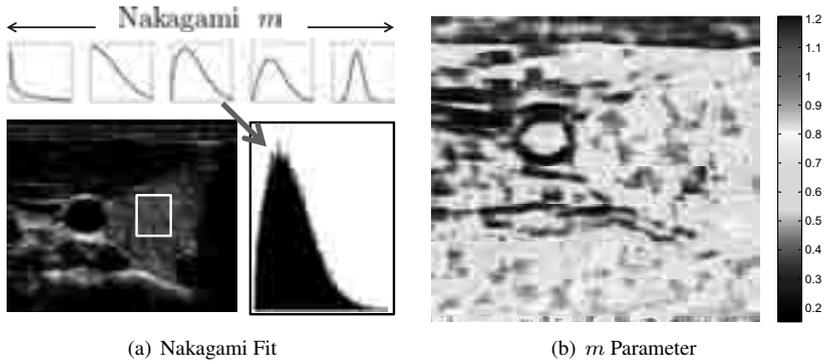


Abbildung 4: Links: Schätzung des  $m$  Parameters der Nakagami-Verteilung anhand empirischer Bilddaten. Die Nakagami-Verteilung ist für verschiedene  $m$  Werte dargestellt (blaue Kurven). Die Nakagami-Verteilung die am Besten den Daten entspricht ist als rote Kurve eingezeichnet. Rechts:  $m$  Werte über das ganze Bild berechnet. Auffällig ist die hohe Variation.

Nakagami-Verteilung (rote Kurve) quantifiziert. Die Ergebnisse zeigen, dass die Demodulation mit Hilfe des 2D analytischen Signals zu eindeutig besseren Ergebnissen führt. Dieses Ergebnis hat direkte Konsequenzen für die Segmentierung, Klassifikation und Registrierung in Ultraschall die auf dem Nakagami-Modell aufbauen. Des Weiteren haben wir herausgefunden, dass das 2D analytische Signal besser dafür geeignet ist Merkmale in Bildern zu erkennen. Eine Anwendung dafür ist die Nadelerkennung. Die Arbeit wurde vom Patentamt der TU München zum Patent angemeldet.

### 3 Ultraschall-Registrierung

Nach der Demodulation der Daten ist der nächste Schritt die korrekte Registrierung. Die zwei wichtigen Komponenten der Registrierung mit denen wir uns beschäftigen sind die Optimierung und die Ähnlichkeitsmaße. Für die Optimierung haben wir den efficient second-order minimization (ESM) Algorithmus für die simultane Registrierung von Ultraschalldaten hergeleitet [WN09]. Simultane Registrierung bezieht sich hierbei auf die simultane Optimierung von mehreren Transformationsmatrizen wie es bei der gruppenbasierten Registrierung für Mosaicing benötigt wird. Unsere Experimente zeigen die schnellere Konvergenz von ESM im Vergleich zum Gauß-Newton Verfahren.

Unsere Beiträge bezüglich der Ähnlichkeitsmaße beinhalten die mathematische Herleitung eines neuen Rahmenwerks für multivariate Maße für die simultane Registrierung. Die Herleitung geschieht ausgehend von einer wahrscheinlichkeitstheoretischen Modellierung der Registrierung. Die neue Klasse von Ähnlichkeitsmaßen ist besonders für Ultraschall-Mosaicing relevant, da die variierende Anzahl überlappender Bilder kein Problem darstellt. Wir haben das neue Rahmenwerk in mathematischer Beziehung zu bereits existierende Ansätzen gestellt. Dies wurde durch Variation der initialen Annahmen und durch

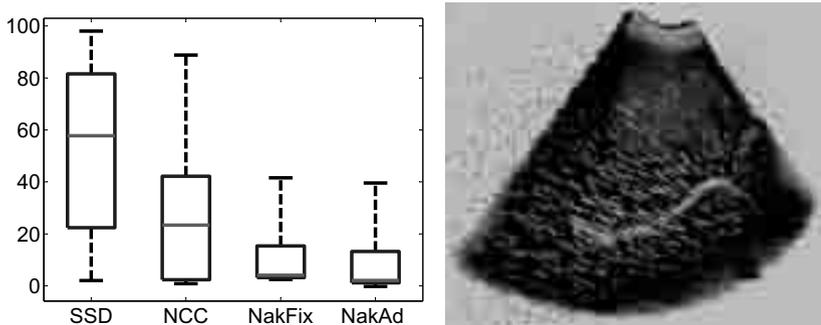


Abbildung 5: Links: Boxplot der Ergebnisse der Registrierexperimente. NakFix: Nakagami-Verteilung mit globalen Parameterwerten. NakAd: Lokale Anpassung der Parameterwerte. Y-Achse: Registrierfehler. Rechts: Volume Rendering eines Ultraschallvolumens mit dem zugehörigen Deformationsfeld.

Anwendung probabilistischer Gesetze ermöglicht.

In einem weiteren Beitrag haben wir ultraschall-spezifische Ähnlichkeitsmaße hergeleitet, in dem wir die Gauß-Rauschverteilung durch die Nakagami-Verteilung ersetzt haben [WKN12]. Die Annahme einer Nakagami-Verteilung ist adäquater für Ultraschall-daten, wie bereits früher dargestellt wurde. Interessanterweise profitieren wir hier direkt von der Demodulation der Daten mit dem 2D analytischen Signal, da dies zu Daten führt die besser dem theoretischen Modell entsprechen. Für die Verwendung der Nakagami-Verteilung müssen die zugehörigen Parameter spezifiziert werden. Anstatt diese global heuristisch zu setzen, schätzen wir sie direkt von den Daten. Die Notwendigkeit für eine lokale Schätzung ist in Abbildung 4(b) illustriert. Der  $m$  Parameter variiert sehr stark innerhalb des Ultraschallbildes. Würden wir mit einem einzigen globalen Parameter arbeiten, wie es in früheren Arbeiten der Fall ist, so wäre dieser immer nur für einen bestimmten Bereich optimal. Durch die lokale Adaptation des Ähnlichkeitsmaßes erhalten wir für jeden Bereich die am besten passende Metrik. Unsere Ergebnisse für Ultraschall-Mosaicing mit Ähnlichkeitsmaßen basierend auf der Nakagami-Verteilung zeigen eine klare Verbesserung der Registrierung im Vergleich zu Standardmetriken wie sum of squared differences (SSD) und normalized cross correlation (NCC), siehe Abbildung 5.

## 4 Ultraschall Bewegungsmodellierung

Voraussetzung für die Bewegungsmodellierung sind 4D Ultraschall-daten. Wir haben hierfür eine neue Technik entwickelt, basierend auf der bereits erwähnten Extraktion des Atmungssignals mit manifold learning [WYRN12]. Wir nehmen Ultraschall-daten mit einer Wobblersonde über mehrere Atmungszyklen auf, siehe Abbildung 6. Die direkte Verwendung der Daten ist nicht möglich, da sich während einer 3D Aufnahme die sich aus mehreren 2D Aufnahmen über verschiedene Winkel zusammensetzt, der Atemzustand des

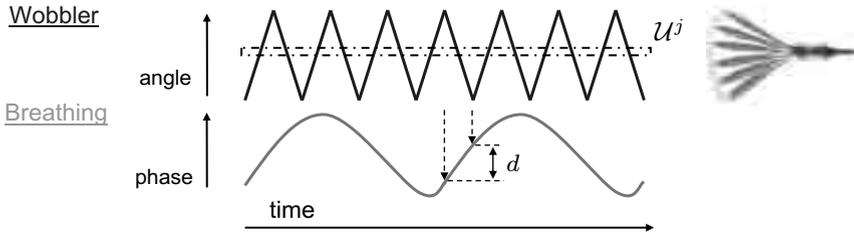


Abbildung 6: Wobblerswinkel (blau) und Atmungssignal (grau) über Zeit. Gestrichelte Linie zeigt die Veränderung des Atemzustands  $d$  während eines Durchlaufs an. Strichpunkt Linie zeigt Aufnahmen mit gleichem Winkel über verschiedene Zyklen hinweg an.

Patienten ändert. Die Veränderung ist durch  $d$  in der Abbildung dargestellt. Mit der entwickelten Technik weisen wir jedem 2D Ultraschallbild den korrespondierenden Atemzustand zu. Somit können wir die Daten retrospektiv umsortieren und konsistente 4D Daten erzeugen. Neben Ultraschall haben wir die entwickelte Technik auch auf Magnetresonanzdaten angewandt.

Für die nachfolgende deformierbare Registrierung haben wir die bereits vorher erwähnten Registrierfahren auf ein B-Spline basiertes Deformationsmodell erweitert. Die bedeutendste Neuerung der neuen Methode ist die Berücksichtigung der zeitlichen Dimension während der Registrierung. Bereits existierende Verfahren in der Literatur verwenden einen zweistufigen Prozess. Zuerst werden die Daten der Zeitreihe registriert und im zweiten Schritt wird das zeitlich zusammengesetzte Deformationsfeld regularisiert. Wir betten die Daten in einen um eine Dimension (Zeit) erweiterten Raum ein. Für die Registrierung von 3D Daten arbeiten wir mit 4D Deformationsfeldern. Wir garantieren somit, dass zu jedem Zeitpunkt in der Registrierung ein glattes Deformation in räumlicher als auch zeitlicher Dimension besteht. Dies in Kombination mit dem bereits vorher beschriebenen, simultanen Registrieransatz charakterisiert die vorgeschlagene Methode zur Bewegungsmodellierung.

In Abbildungen 7 und 8 zeigen wir die Registrierung einer synthetischen Ringsequenz. Wir zeigen die ursprüngliche Sequenz, die deformierten Ringe und die zugehörigen Deformationsfelder. Außerdem zeigen wir die Einbettung in den um eine Dimension augmentierten Raum, in diesem Fall 3D. Im Schnitt entlang der zeitlichen Richtung können wir sehr gut die Veränderung in den Bilddaten über Zeit einschätzen. Diese vorteilhaften Visualisierungsmöglichkeiten ergeben sich ganz natürlich aus dem verwendeten Modellierungsansatz. In Abbildung 5 zeigen wir eine Ausschnitt aus der Bewegungsmodellierung von Leberdaten in 4D. Illustriert ist ein Ultraschallvolumen mit Volume Rendering zusammen mit dem Deformationsfeld bezüglich der ersten Aufnahme in der Sequenz.

## 5 Schlussfolgerung

In der Dissertation haben wir Verfahren entwickelt um das Ultraschall-Mosaicing und die Bewegungsmodellierung zu verbessern. Dies beginnt bei der Demodulation der Ultraschall

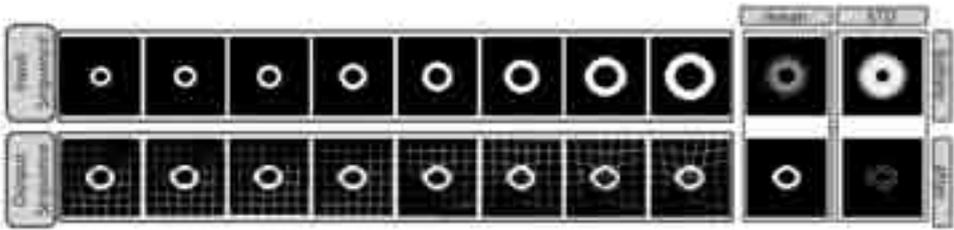
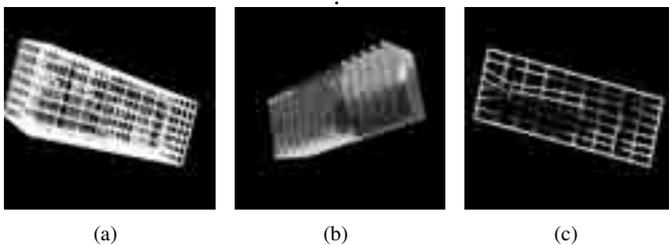


Abbildung 7: Eingabe- und Ausgabesequenz für das Ringexperiment.



(a)

(b)

(c)

Abbildung 8: (a)  $(N + 1)D$  wireframe Mesh. (b)  $ND$  Meshes in  $(N + 1)D$ . (c) Schnitt des  $(N + 1)D$  Mesh entlang der zeitlichen Richtung.

RF Daten, setzt sich fort bei der Herleitung neuer Ähnlichkeitsmaße und Optimierungsverfahren für die Registrierung, und endet in der Bewegungsmodellierung in 4D. Besonders die vorgestellte Modellierung der Leberbewegung anhand Ultraschall wurde in dieser Art zum ersten Mal durchgeführt. Bisher wurde dies nur mit Hilfe von Daten der Computer- oder Kernspintomographie versucht. Wie bereits erwähnt stellen die speziellen Charakteristika von Ultraschall besondere Herausforderungen dar. Es besteht aber auch ein enormes Potenzial darin akkurate Bewegungsvorhersagen mit der weitaus kostengünstigeren Ultraschallvariante zu erstellen und somit einer breiteren Patientenmasse anzubieten.

## Literatur

- [CMM<sup>+</sup>08] R. Colgan, J. McClelland, D. McQuaid, PM Evans, D. Hawkes, J. Brock, D. Landau und S. Webb. Planning lung radiotherapy using 4D CT data and a motion model. *Physics in Medicine and Biology*, 53:5815, 2008.
- [DIG<sup>+</sup>02] C.F. Dietrich, A. Ignee, M. Gebel, B. Braden und G. Schuessler. Imaging of the Abdomen. *Z Gastroenterol*, 40:965–970, 2002.
- [HSK<sup>+</sup>03] Wolfgang Henrich, Annette Schmider, Siri Kjos, Boris Tutschek und Joachim W. Dudenhausen. Advantages of and applications for extended field-of-view ultrasound in obstetrics. *Archives of Gynecology and Obstetrics*, V268:121–127, Jun 2003.
- [KCK<sup>+</sup>03] Se Hyung Kim, Byung Ihn Choi, Kyoung Won Kim, Kyoung Ho Lee und Joon Koo Han. Extended Field-of-View Sonography: Advantages in Abdominal Applications. *Journal of Ultrasound in Medicine*, 22(4):385–394, 2003.

- [LRJ<sup>+</sup>05] Y.L. Leung, A.L. Roshier, S. Johnson, R. Kerslake und D.S. McNally. Demonstration of the appearance of the paraspinous musculoligamentous structures of the cervical spine using ultrasound. *Clin Anat*, 18(2):96–103, 2005.
- [SDR<sup>+</sup>02] PM Shankar, VA Dumane, JM Reid, V Genis, F Forsberg, CW Piccoli und BB Goldberg. Classification of ultrasonic B-mode images of breast masses using Nakagami distribution. *Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, IEEE Transactions on*, 48(2):569–580, 2002.
- [TSM<sup>+</sup>03] C. Tempany, E.A. Stewart, N. McDannold, B.J. Quade, F.A. Jolesz und K. Hynynen. MR Imaging-guided Focused Ultrasound Surgery of Uterine Leiomyomas: A Feasibility Study 1. *Radiology*, 226(3):897, 2003.
- [vS08] Martin von Siebenthal. *Analysis and Modelling of Respiratory Liver Motion using 4DMRI*. Dissertation, Eidgenössische Technische Hochschule ETH Zürich, 2008.
- [WKN11] Christian Wachinger, Tassilo Klein und Nassir Navab. The 2D Analytic Signal on RF and B-mode Ultrasound Images. In *Information Processing in Medical Imaging (IPMI)*, 2011.
- [WKN12] Christian Wachinger, Tassilo Klein und Nassir Navab. Locally adaptive Nakagami-based ultrasound similarity measures. *Ultrasonics*, 52(4):547 – 554, 2012.
- [WN09] Christian Wachinger und Nassir Navab. Similarity Metrics and Efficient Optimization for Simultaneous Registration. In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2009.
- [WN12a] Christian Wachinger und Nassir Navab. A Contextual Maximum Likelihood Framework for Modeling Image Registration. In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2012.
- [WN12b] Christian Wachinger und Nassir Navab. Entropy and Laplacian images: Structural representations for multi-modal registration. *Medical Image Analysis*, 16(1):1 – 17, 2012.
- [WSF09] L. Wietzke, G. Sommer und O. Fleischmann. The Geometry of 2D Image Signals. In *CVPR*, Seiten 1690–1697, 2009.
- [WYRN12] Christian Wachinger, Mehmet Yigitsoy, Eric Rijkhorst und Nassir Navab. Manifold Learning for Image-Based Breathing Gating in Ultrasound and MRI. In *Medical Image Analysis*, 2012.



**Christian Wachinger**, geboren am 10. Februar 1982, hat 2007 sein Diplom in Informatik von der TU München erhalten. Während dieser Zeit absolvierte er ein Zusatzstudium am CDTM im Bereich Technology Management, studierte ein Jahr an der Telecom ParisTech und Ecole Centrale Paris, France, und verbrachte sechs Monate in Princeton, USA. In 2011 hat er seine Doktorarbeit mit dem Titel *Ultrasound Mosaicing and Motion Modeling: Applications in Medical Image Registration* an der TU München erfolgreich verteidigt. Derzeit ist er als Post-Doc im Computer Science and Artificial Intelligence Laboratory (CSAIL)

am Massachusetts Institute of Technology (MIT), Cambridge mit einer Zweitanstellung im Department für Neurologie an der Harvard Medical School.