

Session 3

Tracking

Bildbasiertes Tracking im MRT unter Verwendung von Resonanzmarkern

C. Kühnel¹, J. Krug¹, Z. Salah^{1,4}, K. Jungnickel³, U. Wonneberger³, K. Toennies², G. Rose¹

¹ Universität Magdeburg, Lehrstuhl für Medizinische Telematik und Medizintechnik, Magdeburg, Germany

² Universität Magdeburg, Arbeitsgruppe für Bildverarbeitung und Bildverstehen, Magdeburg, Germany

³ Universitätsklinikum Magdeburg, Klinik für Radiologie und Nuklearmedizin, Magdeburg, Germany

⁴ Universität Magdeburg, Lehrstuhl für Visualisierung, Magdeburg, Germany

Kontakt: claudia.kuehnel@st.ovgu.de

Abstract:

Um medizinische Instrumente während MR-geführter minimalinvasiver Interventionen zu detektieren und zu tracken, werden in dieser Arbeit Katheter mit Resonanzmarkern bestückt. Im Bereich dieser Marker kommt es zu einer Flipwinkelerhöhung, welche sich im Bild als helles Artefakt abzeichnet. Der übrige Katheter setzt sich als dunkler Streifen vom Bildobjekt ab. Es werden zwei Echtzeitverfahren zur Detektion des Markers und Katheters in MR-Aufnahmen untersucht. Die Verfahren sollen den Radiologen während einer Intervention bei der Orientierung helfen. Der Vergleich zeigt, dass die Detektion der Katheter in Echtzeit möglich ist.

Schlüsselworte: Kathetertracking, Hough-Transformation, Canny Edge Detector, Computer Assisted Surgery

1. Problem

Die Magnetresonanztomographie (MRT) ist eine wichtige bildgebende Modalität im Bereich der minimalinvasiven Interventionen. Die MRT zeichnet sich dadurch aus, dass Patient und Radiologe keiner ionisierenden Strahlung ausgesetzt werden. Außerdem können gute Weichgewebkontraste auch ohne nierenbelastende Kontrastmittel erreicht werden. Die besondere Schwierigkeit liegt hier bei der Sichtbarmachung des chirurgischen Instrumentes. Das Instrument sollte MR-kompatibel sein, was zum einen heißt, dass das Instrumentenartefakt nicht zu groß sein darf, da sonst wichtige Strukturen, z.B. Gefäße, verdeckt werden. Zum anderen muss die Position der Spitze des chirurgischen Instrumentes gut erkennbar sein um den Erfolg eines Eingriffes zu gewährleisten. Aus diesem Grund gibt es viele Entwicklungen, die sich mit der Sichtbarmachung der Instrumentenspitze beschäftigen [1], [2], [3]. Diese Arbeit beschreibt ein Detektionsverfahren für Katheter, welche mit Resonanzmarker (kurz Marker) bestückt wurden. Die Marker wurden nach dem Vorbild von Burl *et al.* [1] gefertigt und weiterentwickelt [6]. Ziel ist es, die Katheter während einer Intervention zu verfolgen und die Schichtbilder entsprechend nachzuführen [4]. Die Arbeit von Radiologen und medizinisch-technischen Personal kann so erleichtert werden.

2. Methoden

2.1. Experimenteller Aufbau

Um die Situation für die Entwicklung eines Detektionsalgorithmus so realistisch wie möglich darzustellen, wurden inhomogene Phantome hergestellt. Bei der Phantomherstellung wurde vor allem auf weiche Lebensmittel, wie u. a. Grießbrei, Leberwurst und Gelatine zurückgegriffen (Abb. 1). Um unterschiedliche Kontraste in den Bildern zu erhalten, wurden die Lebensmittel mit Fett versetzt. Durch die verwendeten weichen Lebensmittel ist es möglich die Position des Katheters zu variieren ohne vorher einen Führungsdraht in das Lebensmittel einführen zu müssen um den Katheter verschieben zu können.

Die für diese Arbeit verwendeten MR-Aufnahmen wurden mit einem 1T MR-Scanner (Panorama HFO; Philips Healthcare, Best, The Netherlands) und einer interaktiven Sequenz (T₁-gewichtet) aufgenommen. Scanner und Sequenz sind während der MR-gesteuerten Interventionen am Universitätsklinikum Magdeburg im klinischen

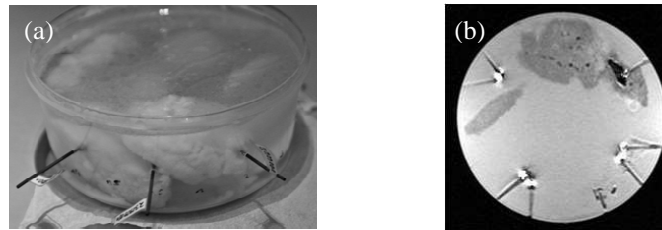


Abb. 1: Beispiel eines verwendeten Phantoms. (a) Bild eines Phantoms bestehend aus Gelatine und Grießbrei mit drei Kathetern. (b) MR-Aufnahme des Phantoms unter (a) mit einer Schnittebene durch die Katheter.

Alltag im Einsatz. Philips hat für diese Art der interaktiven Sequenz nur eine 2D-Ansicht des Patienten in den drei verschiedenen Raumrichtungen, sagittal, axial und coronal, vorgesehen. Daher basiert der Detektionsalgorithmus auf 2D-Schichtbildern. Bei der Erstellung der Aufnahmen wird eine kreisförmige Oberflächenspule genutzt, welche um die Einstichstelle herum platziert wird. Diese Spule verursacht im Randbereich der MR-Aufnahmen, wo sie am Objekt aufliegt, eine starke Signalanhebung, welche bei der Entwicklung eines Detektionsverfahrens beachtet werden muss. Zu Beginn der Entwicklung wurde auf die Verwendung der Oberflächenspule verzichtet und auf eine Kopfspule zurückgegriffen, welche für weniger Artefakte im Bild sorgt. Die Phantome wurden mit unterschiedlichen Flipwinkeln (5° - 25°) aufgenommen. So ist es zum einen möglich das Markerartefakt in seiner Stärke zu beeinflussen. Zum anderen kann das Detektionsverfahren robust gegenüber Rauschen gemacht werden.

Auffällig sind in den MR-Aufnahmen die Ringing-Artefakte im Randbereich des Phantoms, aber auch um das Katheter- und Markerartefakt. Das Detektionsverfahren sollte durch dieses Artefakt nicht beeinflusst werden.

Zur Entwicklung eines Detektionsverfahrens wurden mehrere mit Marker bestückte Katheter in einem nach obiger Beschreibung hergestellten Phantom platziert. Hierbei handelt es sich um handgefertigte Marker, welche nach dem Vorbild von Burl *et al.* [1] hergestellt wurden. Das Detektionsverfahren kann so gleichzeitig auf mehrere Gegebenheiten angewendet werden, wie zum Beispiel Einstichwinkel des Katheters oder die Lage des Markers. Zum Testen der entstandenen Detektionsverfahren wurde hauptsächlich nur ein Katheter pro Phantom platziert. Im klinischen Alltag kann es dazu kommen, dass mehrere Katheter im Phantom platziert werden müssen. Aus diesem Grund wurden die Detektionsverfahren auch auf MR-Aufnahmen mit zwei bis drei Kathetern getestet. Aufgrund der unterschiedlichen Erscheinungsbilder von Marker und Katheter wurde die Detektion unterteilt. Die Ergebnisse beider Detektionen werden am Ende wieder zusammen geführt. Im Folgenden werden die zwei entstandenen Detektionsverfahren beschreiben. Die Programmierung des Detektionsalgorithmus erfolgte mit der Software MATLAB® R2010b.

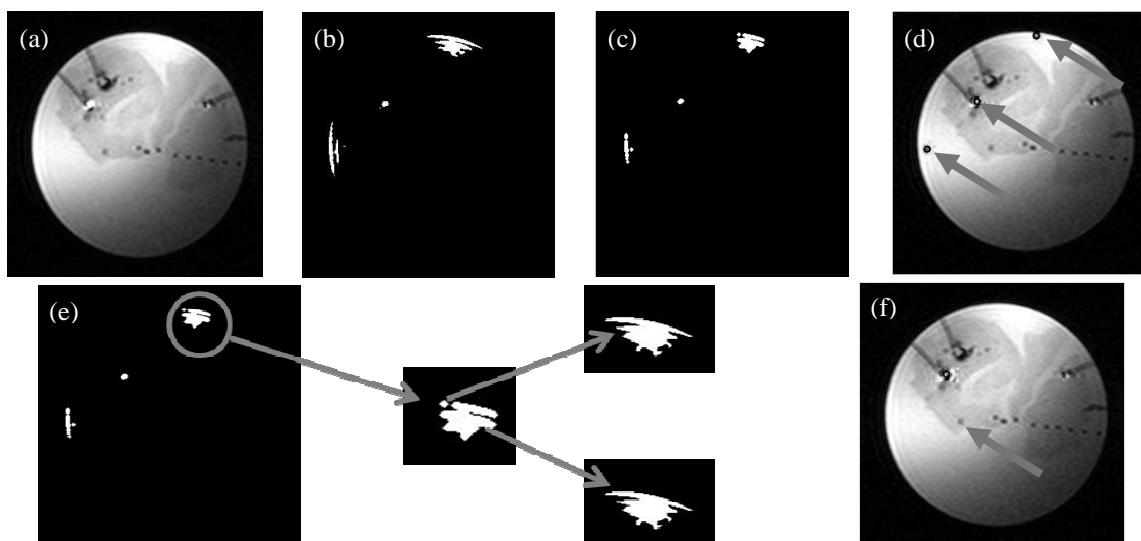


Abb. 2: Detektion eines Resonanzmarkers in einer MR-Aufnahme. (a) MR-Aufnahme, auf welcher der Marker detektiert werden soll. (b) Segmentierungsergebnis nach der Verwendung des hellsten Grauwertes. (c) Geglättetes Schwarzweißbild. (d) Vorläufig ermittelte Marker. (e) Zu (d) korrespondierendes Binärbild. Die Vergrößerung zeigt, eine durch Glättung aufgespaltene Region ((e) Mitte). Die Markermittelpunkte, werden dem Region-Growing-Verfahren übergeben, welches auf (a) angewendet wird. Im Ergebnis ((e) außen) sieht man, dass die Regionen ausgelaufen sind und somit nicht mehr als Marker betrachtet werden. (f) Endergebnis der Markerdetektion.

2.2. Markerdetektion

Das Markerartefakt zeichnet sich durch einen hohen Grauwert aus (Abb.2(a) Pfeil). Es bietet sich daher an, als erstes die MR-Aufnahme mithilfe des Schwellenwertverfahrens auf seine hellen Regionen zu beschränken (Abb. 2(b)). Im Histogramm des Bildes wird nach dem hellsten Grauwert gesucht. Eine anschließende Glättung des Bildes, mit Hilfe von morphologischen Opening, sorgt für das Entfernen von kleinen, teilweise durch Rauschen entstandene, Regionen (Abb. 2(c)). Die entstandenen Regionen werden nun auf ihre Größe kontrolliert. Zu große Regionen werden nicht weiter betrachtet. Da häufig beim Glätten des Schwellenwertbildes größere Regionen in kleinere Regionen unterteilt werden, werden die so übriggebliebenen Regionen anschließend auf ihre Richtigkeit überprüft (Abb. 2(d)). Dazu wird auf den Region Growing Algorithmus zurück gegriffen (Abb. 2(e)), der fälschlicherweise als Marker klassifizierte Regionen zum Auslaufen bringen soll. Die Mittelpunkte der übriggebliebenen Regionen werden nach und nach als Saatpunkt für den Region Growing Algorithmus, welcher auf dem Originalbild zum Einsatz kommt, verwendet. Nur bei echten Markern kommt es beim Region Growing Verfahren nicht zum Auslaufen. Fälschlicherweise als Marker klassifizierte Regionen verschmelzen wieder zu den eigentlichen Regionen und können über die Größe und Form von den echten Markern unterschieden werden. Das Ergebnis ist in Abb. 2(f) dargestellt.

2.3. Katheterdetektion

Das Katheterartefakt zeichnet sich durch eine rechteckig Form und einen niedrigen Grauwert aus. Außerdem kann davon ausgegangen werden, dass ein Katheter durch zwei parallele Linien begrenzt wird. Es werden zwei Ansätze untersucht, welche diese Informationen zur Detektion nutzen. Während das erste Verfahren auf der Hough-Transformation auf Bildgradienten basiert, werden im zweiten Verfahren zunächst Kantenzüge durch den Canny-Edge-Detektor erzeugt und anschließend ausgewertet.

Verfahren 1: Die MR-Aufnahme wird mithilfe des Ridler-Calvard-Verfahrens [5] in Vordergrund und Hintergrund segmentiert (Abb. 3(b)). Rauschen bzw. kleinere Regionen werden anschließend durch morphologische Operationen entfernt (Abb. 3(c)). Aus dem geglätteten Bild wird schließlich ein Kantenbild generiert (Abb. 3(d)). Die Suche nach der Geraden im Kantenbild erfolgt mittels der Hough-Transformation (Abb. 3 (e)). Um abschließend Geraden auszuschließen, welche keine Katheterbegrenzungskanten sind, wird ein Ausschlusskriterium eingeführt. Dies besagt, dass sich in der unmittelbaren Umgebung (max. 10 Pixel) eines Katheterendpunktes ein Marker befinden muss. Existiert kein Marker in der Nähe einer Geraden, so wird die gefundene Gerade nicht weiter betrachtet (Abb. 3(f)).

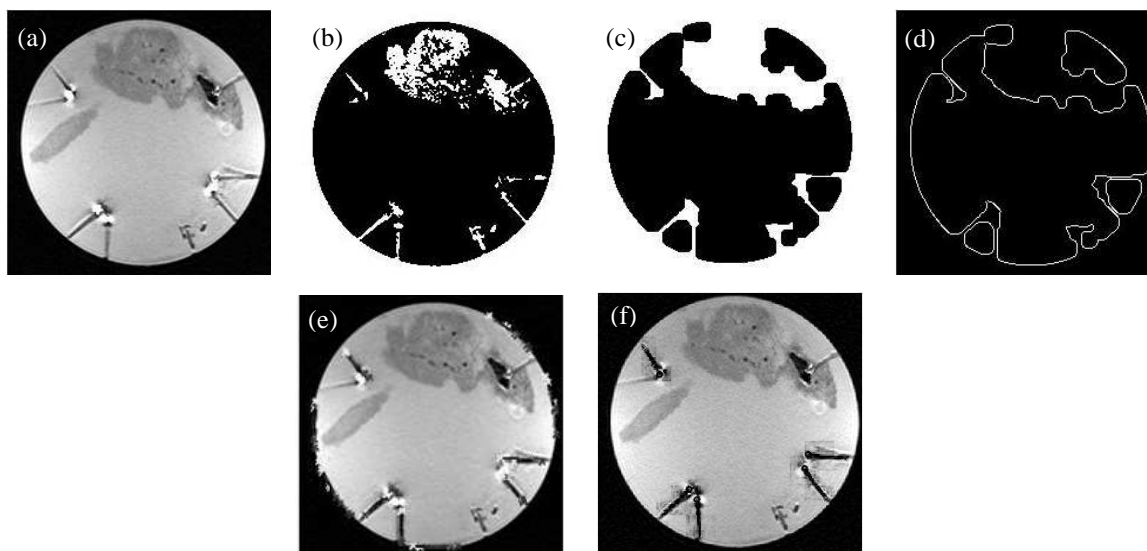


Abb. 3: Bilder der einzelnen Verfahrensschritte des ersten Verfahrens: (a) MR-Aufnahme. (b) Ergebnis des Schwellenwertverfahrens unter Verwendung des, via des Ridler-Calvard-Verfahrens bestimmten, Schwellenwertes. (c) Mittels morphologischen Closing geglättetes Schwarzweißbild. (d) Kantenbild des geglätteten Schwarzweißbildes. (e) Ergebnis der Ausgabe aller gefundenen Kanten. (f) Ergebnis des Detektionsalgorithmus der Detektion über Informationsreduktion. Die mit der Hough-Transformation gefundenen Geradenstücke wurden, aufgrund ihrer Nähe zu einem detektierten Marker, als Katheter identifiziert.

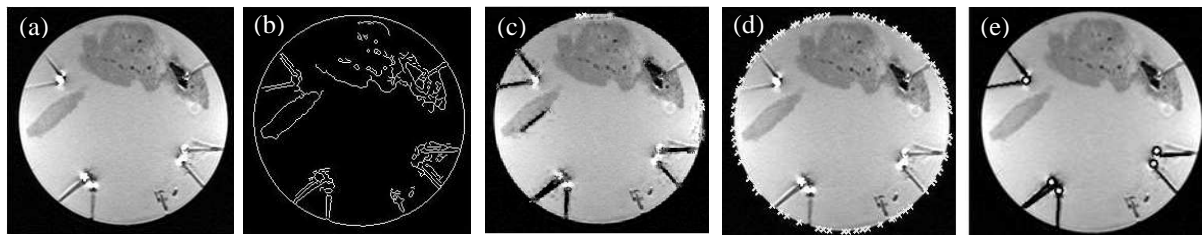


Abb. 4: Bilder der einzelnen Verfahrensschritte des zweiten Verfahrens: (a) MR-Aufnahme. (b) Kantenbild, welches direkt aus dem Originalbild mittels Canny-Operator generiert wurde. (c) Ergebnis der Ausgabe aller gefundenen Kanten. (d) Berechneter Objektrand. (e) Ergebnis des Detektionsalgorithmus der Detektion über das Kantenbild.

Verfahren 2: Im ersten Schritt der Kathetererkennung wird ein Kantenbild von der MR-Aufnahme mithilfe des Canny-Operators erstellt (Abb. 4(b)). Anhand dieses Kantenbildes wird nun zum einen der Objektrand durch geeignete Glättung ermittelt (Abb. 4(d)). Zum anderen wird auf dieses Bild die Hough-Transformation angewendet (Abb. 4(c)). Die erkannten Kanten werden auf ihre Entfernung zum Objektrand untersucht. Es wurden die Annahmen gemacht, dass sich nur ein Endpunkt der Geraden auf dem Objektrand befinden darf und dass ein Katheter nicht komplett innerhalb des Objektes liegen darf. Das Ergebnis ist in Abb. 4 (e) dargestellt.

3. Ergebnisse

Die Algorithmen zur Detektion von Kathetern in MR-Aufnahmen wurde auf insgesamt 119 unbekannten MR-Aufnahmen mit einer Auflösung von 224 x 224 Pixel bzw. 336 x 336 Pixel (Pixelgröße: 0,5 x 0,5 mm), getestet. Für die Tests wurden zwei inhomogene Phantome erstellt. Die Phantome wurden mit verschiedenen Flipwinkeln vermessen, wobei hauptsächlich ein Flipwinkel von 25° gewählt wurde, der auch hauptsächlich bei den Interventionen eingesetzt wird. Es wurden MR-Aufnahmen der axialen, coronalen und sagittalen Schnittebene von den Phantomen gemacht. Die Detektion von Markern und Kathetern dauerte durchschnittlich 0,66 Sekunden.

Von Phantom 1 lagen 34 MR-Aufnahmen zur Testung der Detektionsverfahren vor. Pro Schnittebene wurden ein bis zwei Aufnahmen gemacht, wobei die Position des Katheters nicht verändert wurde. In den MR-Aufnahmen waren 36 Marker mit bloßem Auge zu erkennen, wovon jedoch nur 6 von der Markerdetektion erkannt (Tabelle 1) worden sind. Durch die Wahl der Schnittebene waren 22 Katheter auf den 34 MR-Aufnahmen sichtbar wovon das erste Detektionsverfahren nur 2 erkannte, das zweite Verfahren hingegen 10 Katheter.

Vom zweiten Phantom wurden insgesamt 83 MR-Aufnahmen verschiedener Katheter gemacht. Dabei wurden für jede der drei Schnittebenen durchschnittlich fünf Aufnahmen erstellt. Dabei wurde von einer Schnittebene von einer Schicht weiter drunter bzw. drüber Aufnahmen gemacht. In diesem Fall waren 86 Marker mit bloßem Auge zu erkennen, wovon das Detektionsverfahren 46 Marker erkannte, was etwa 53 % entspricht. Insgesamt konnten bei diesem Phantom 91 Katheter detektiert werden. Das erste Verfahren detektierte mit 5 Kathetern deutlich weniger Katheter als das zweite Verfahren mit 23 Kathetern.

Die unterschiedlichen Anzahlen von Markern und Kathetern in beiden Phantomen kommen durch die Schichtwahl zu Stande. Es lagen nicht in jeder Schicht Marker und Katheter.

Bei der Anzahl falschpositiver Katheterdetektionen schloss das erste Detektionsverfahren mit bis zu 48 falschpositiven Kathetern deutlich besser ab als das zweite Verfahren mit bis zu 968 falschdetektierten Kathetern.

		Marker	Katheter	
			Verfahren 1	Verfahren 2
Phantom 1	Richtig erkannt	6 / 36	2 / 22	10 / 22
	Falsch erkannt	0	4	316
	Berechnungszeit		0,674 sec	0,683 sec
Phantom 2	Richtig erkannt	46 / 86	5 / 91	23 / 91
	Falsch erkannt	9	48	968
	Berechnungszeit		0,647 sec	0,656 sec

Tabelle 1: Zusammenfassung der Detektionsergebnisse zweier verschiedener Phantome.

4. Diskussion

Wie anfangs erwähnt (Kapitel 2.1) wird für die Interventionen eine kreisförmige Oberflächenspule zur Signalverstärkung eines für den Radiologen wichtigen Bereichs des Körpers verwendet. Die Spule sorgt an den Randbereichen, an denen sie am Körper bzw. hier Phantom aufliegt, für eine starke Signalanhebung. Marker, die sich in diesem Bereich befinden, werden durch das umliegende Gewebe überstrahlt und können nicht detektiert werden. Befindet sich der Marker zu weit vom Wirkungskreis der Spule entfernt, wird das Signal des Markers zu schwach, sodass er ebenfalls nicht mehr detektiert werden kann. Gleiches gilt für gewählte Schichten, in denen der Marker nur auf Grund des Partialvolumeneffektes noch sichtbar ist. In den Tests der Algorithmen wurden beim zweiten Phantom jeweils mehrere Aufnahmen der drei Schnittebenen gemacht, wobei jeweils die ausgewählte Schicht etwas nach oben und unten variiert wurde. Beim ersten Phantom wurde jedoch meist nur eine Aufnahme pro Schnittebene gewählt, was den Unterschied in der Anzahl der detektierten Marker erklärt. Gleichzeitig wird die Behauptung gestützt, dass die Anzahl der detektierten Marker von der Wahl der Schicht abhängt. Weitere Tests zeigten, dass bis zu 90 % der Marker detektierbar sind, wenn die Schicht entsprechend der Lage des Markers eingestellt wird.

Die Detektion des Katheters mit dem ersten Verfahren setzt das Vorhandensein des Markers in der Aufnahme und damit der Schicht voraus. Es kommt bei der Detektion der Katheterkanten mit der Hough-Transformation häufig nur zur Detektion von Teilstücken des Katheters. Liegen diese Teilstücke nicht nah genug am Marker, werden die Katheter nicht als solche erkannt, was zu der geringen Detektionsrate bei diesem Verfahren führt.

Das zweite Verfahren wurde hingegen unabhängig vom Vorhandensein des Markers entwickelt, dafür aber in Abhängigkeit zum Objektrand. Vergleicht man die Fehlerrate der beiden Verfahren wird ersichtlich, dass das zweite Verfahren deutlich fehleranfälliger ist als das erste Verfahren. Ein Grund dafür ist, dass die Errechnung des Objektrandes nicht optimal erfolgt. Die Randpunkte sind ungleichmäßig über den Objektrand verteilt. Befinden sich keine Randpunkte am Einstichpunkt des Katheters, kann folglich auch das Randkriterium nicht greifen. Gerade im Randbereich des Objektes und um das Katheterartefakt herum kommt es vermehrt zu Ringing-Artefakten. Diese Artefakte werden als Kanten mit detektiert. Durch die ungleichmäßig verteilten Randpunkte und damit unterschiedlichen Entfernung der Endpunkte dieser Kanten zum Objektrand, kommt es zur Akzeptanz der Kanten als Katheter. Eine Optimierung der Erkennung des Objektrandes würde zur Ermittlung der gleichen Entfernung der Kantenendpunkte zum Objektrand und damit zum Ausschluss der Kanten führen.

Die Beschaffenheit der Phantome kann ein Grund für die hohe Anfälligkeit der MR-Aufnahmen gegenüber Artefakten sein. Die Kontraste, die durch die verwendeten Lebensmittel im Phantom in den MR-Aufnahmen hervorgerufen werden, stimmen nicht mit den Kontrasten im menschlichen Körper überein. Man muss jedoch beachten, dass jeder (menschliche) Körper seine individuellen magnetischen Eigenschaften hat. Die Erstellung geeigneter Phantome stellt sich aus diesem Grund sehr schwierig dar.

Die Berechnungszeit von durchschnittlich 0,66 Sekunden zeigt, dass die Detektion von Katheter und Marker synchron zu den MR-Aufnahmen, bei ca. einem Bild pro Sekunde, möglich ist.

Die Ergebnisse zeigen, dass die Weiterentwicklung des zweiten Detektionsverfahrens, durch seine höhere Detektionsrate, vielversprechender ist, als das erste Verfahren.

5. Referenzen

- [1] Burl, M. et al.: Tuned Fiducial Markers to Identify Body Locations with Minimal Permutation of Tissue Magnetization, *Magnetic Resonance in Medicine* Volume 36, Wiley-Liss, 1996
- [2] Bock, M. et al.: MR-Guided Intravascular Procedures: Real-Time Parameter Control and Automated Slice Positioning With Active Tracking Coils, *Journal of Magnetic Resonance Imaging* Volume 19, Wiley-Liss, 2004
- [3] Busse, H. et al.: Method for Automatic Localization of MR-Visible Markers using Morphological Image Processing and Conventional Pulse Sequences: Feasibility for Image-Guided Procedures., *Journal of Magnetic Resonance Imaging* Volume 26, Wiley-Liss, 2007
- [4] Fischbach, F. et al.: MR-Guided Freehand Biopsy of Liver Lesions With Fast Continuous Imaging Using a 1.0-T Open MRI Scanner: Experience in 50 Patients, *Cardiovascular and Interventional Radiology* Volume 34, Springer, 2010
- [5] Ridler, T.W. et al.: Picture thresholding using an iterative selection method, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1987
- [6] Will, K. et al.: Pre-Tuned Resonant Markers for iMRI using Aerosol Deposition on Polymer Catheters, *Progress in biomedical optics and imaging* vol. 11, 2010

KLT Tracking zur schnellen Bewegungskorrektur auf Knochenoberflächen

A. Kuleschow¹, T. Bergen¹, T. Wittenberg¹, C. Münzenmayer¹.

¹ Fraunhofer-Institut für Integrierte Schaltungen IIS, Erlangen, Germany

Kontakt: andreas.kuleschow@iis.fraunhofer.de
Christian.Muenzenmayer@iis.fraunhofer.de

Abstract:

Der Kanade-Lucas-Tomasi (KLT) Tracker ist ein etabliertes Verfahren zur Bewegungsanalyse bzw. Bewegungskorrektur einer Kamera auf Oberflächen. Derartige Systeme, die auf dem KLT Tracker beruhen, finden vermehrt auch in medizintechnischen Szenarien ihren Einsatz. So ist die Frage wichtig, ob diese Methode auch auf relativ kontrastarmen Oberflächen wie menschlichem Gewebe, und hier insbesondere Knochen sowie bei einer komplizierten Beleuchtung durch z.B. eine Laserlichtquelle, funktionieren kann. Im Rahmen dieses Beitrags wurden Probleme untersucht, die unter diesen speziellen Randbedingungen auftreten können und Lösungen zur Verbesserung der Tracking-Charakteristik vorgeschlagen. Speziell eine geeignete Vorverarbeitung des Kamerabildes kann die Genauigkeit der Bewegungserkennung bei der Verfolgung von Punkten unter Laserbeleuchtung von knöchernem Gewebe wesentlich verbessern.

Schlüsselworte: Neurochirurgie, Assistenzsysteme, KLT Tracker, Bewegungskorrektur, Laserbeleuchtung

1 Motivation

In jüngster Zeit werden immer neue Werkzeuge für die minimal-invasive Chirurgie vorgeschlagen bzw. entwickelt. Speziell die Nutzung von hochenergetischen Pikosekundenlasern für das Schneiden von knöchernem Material wie dem Schädelknochen [1,2] zum Ablösen der Kalotte bilden dabei eine interessante und spannende Forschungsrichtung. Eine solche Ablation der Schädeldecke durch Laserstrahlpulse besitzt das Potential für wesentlich feinere und sauberere Schnitte als herkömmliche mechanische Geräte (sog. Kraniotome) und verspricht zudem ein geringeres Verletzungsrisiko während des Eingriffs sowie kürzere Liegedauern nach der Operation. Im Unterschied zu einem mechanischen Kraniotom ist ein solcher Laserstrahl allerdings nicht a-priori in der Schnittfuge fixiert und kann bei unwillkürlichen Handbewegungen des Arztes (Zittern o.ä.) vom Ziel abweichen. Solche Abweichungen können einerseits zum ungeplanten Knochenabtrag außerhalb des Fugenbereichs führen, andererseits ist die Effizienz des Laserabtrags damit deutlich vermindert. Als weitere Randbedingung eines solchen Systems soll sich der Laserstrahl zudem äußerst schnell und genau bewegen, um Karbonisierung und Nekrose des Gewebes zu vermeiden. Diese technologischen Schwierigkeiten sind bekannt und haben u.a. zur Entwicklung einer roboterunterstützten Osteotomie [3,4] geführt. Geräte, die dagegen eine manuelle, laserbasierte Osteotomie ermöglichen, müssen unfreiwillige Handbewegungen automatisch erkennen und geeignet kompensieren.

Als eine Möglichkeit, Abweichungen des Lasers während des Schneidens von der Schnittfuge zu erkennen, zu vermessen und durch rechtzeitiges Entgegensteuern des Laserstrahls zu korrigieren, wurde ein optisches Überwachungssystem entwickelt. Wesentliche Anforderungen dieses Systems sind die Echtzeitfähigkeit mit einer hohen Bildrate von über 100 Bilder/Sek sowie eine hohe Genauigkeit für die Korrektur des Schnittes. Da die Schnittfuge selbst als optisches Merkmal sehr volatil und immer in Veränderung ist, muss das Messsystem natürliche Merkmale auf der Knochenoberfläche benutzen, um Bewegungen zu erkennen und zu korrigieren. Bei der Abtragung des Knochens entwickelt sich ein sehr starkes Plasmaleuchten, daher ist in das Bilderfassungssystem eine Diodenlaser als Lichtquelle vorgesehen. Dementsprechend muss das Bildverarbeitungssystem in der Lage sein die Nachteile des Laserlichts, insbesondere das Speckle-Rauschen, zu tolerieren.

2 Methoden

Als Basis für die Bewegungskorrektur wird ein Trackingverfahren nach Kanade-Lucas-Tomasi (KLT Tracker) eingesetzt [5-7]. Der KLT Tracker ist für den Einsatz unter den eingangs beschriebenen Anwendungsbedingungen gut geeignet:

- Er ist schnell, d.h. die Berechnungen für zehn und mehr Merkmale benötigen auf einem Rechner für ein Sichtfeld von 200x200 Pixel weniger als 10 ms,
- Er findet eigenständig Merkmale zum Verfolgen und ersetzt unsichere bzw. verlorene Merkmale automatisch,
- Er besitzt Subpixel-Genauigkeit, und
- Er verfügt über eine intrinsische Glättungsfunktion und kann auf diese Weise das Speckle-Rauschen des Lasers deutlich reduzieren.

Das Verfahren nach Shi & Tomasi [7] wählt automatisch optimale Merkmale in einem vorgegebenen Bereich aus und versucht diese über den Verlauf der Bildsequenz zu verfolgen. Die Grundidee dabei ist, dass nur solche Merkmale verwendet werden, die sich gut verfolgen lassen. Entsprechend werden die beiden Schritte der Merkmalsselektion und der Merkmalsverfolgung nicht als getrennte Schritte, sondern als integrativer Prozess betrachtet. Ein Merkmal wird dabei als „gut“ betrachtet, wenn es starke Kontraste in beide Richtungen aufweist, wie sie beispielsweise an sog. „Eckpunkten“ auftreten. Die Selektion der zu verfolgenden Merkmale geschieht dabei durch eine Untersuchung des kleinsten Eigenwertes des 2×2 Strukturtenors, der Änderungen der Intensitäten im untersuchten Bildausschnitt beschreibt. Ein potentieller Kandidat für ein Merkmal wird akzeptiert, wenn der kleinste Eigenwert einen Schwellwert überschreitet und ein Mindestabstand zu anderen Punkten eingehalten wird. Die Kandidaten für potenzielle Merkmale werden bezüglich ihres kleinsten Eigenwerts in eine Liste sortiert, und daraus die N besten ausgewählt. Zur Bewertung von Merkmalen einer bestimmten Position in zwei aufeinanderfolgenden Einzelbildern einer Bildsequenz wird ein Ähnlichkeitsmaß verwendet, das auch affine Transformationen des Bildausschnittes erkennt.

Zu Testzwecken wurde ein prototypischer Aufbau des Aufnahmegeräts für Laborzwecke zusammengestellt, das ein Aufnahme- und ein Beleuchtungssystem enthält, vgl. Abb. 1. Dieser Aufbau wurde so konstruiert, dass ein Teil der Optik gemeinsam mit dem Abtragungslaser benutzt werden kann, der durch einen Strahlteiler angekoppelt wurde. Das Beleuchtungssystem besteht aus einem Lichtformungssystem an der Spitze des Geräts, das mit Faserleitungen mit einer entfernten Lichtquelle gekoppelt wurde. Als Lichtquelle kann sowohl eine Kaltlichtquelle, eine LED-Quelle, oder ein Diodenlaser angekoppelt werden. Für die Bildaufnahme wurde eine Kamera JAI CM-030 PMCL-RH mit einer maximalen Aufnahmegeschwindigkeit von 120 Bildern/sek und abgetrenntem Kamerakopf (17x46 mm) ausgewählt. Alle Berechnungen wurden auf einem PC mit Intel Core 2 Duo CPU E8400 mit einer Taktfrequenz von 3,0 GHz durchgeführt.

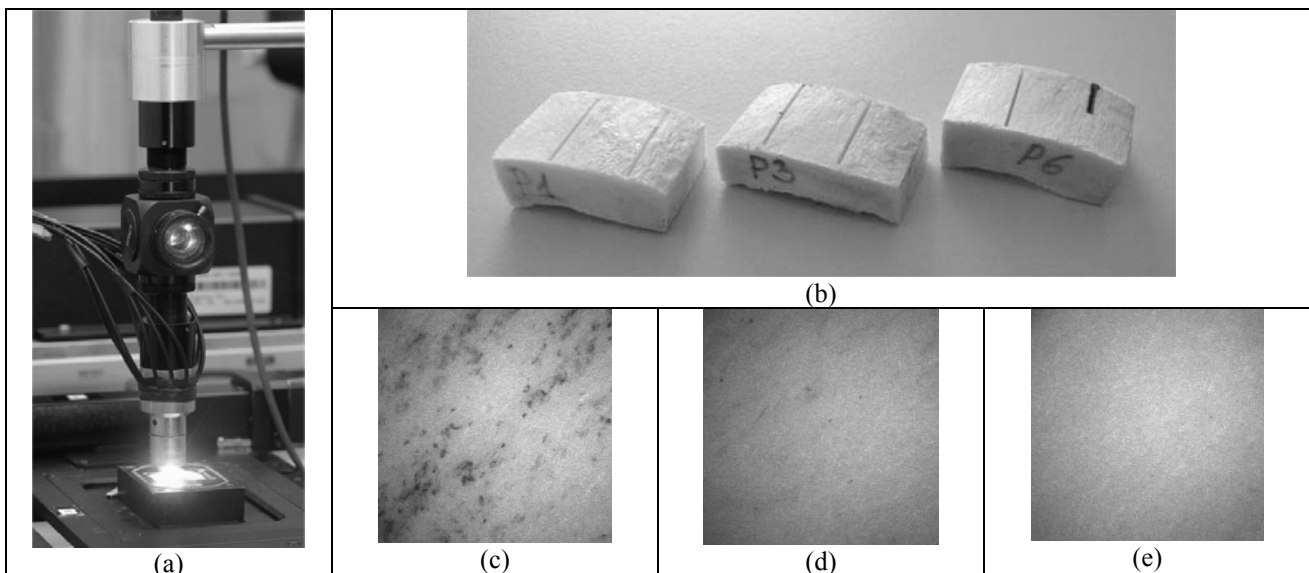


Abb.1: (a) Laborprototyp des Aufnahmegeräts mit Kamerakopf, Strahlteiler und fasergestützter Lichtführung. Aufnahme während des Abtrags, d.h. der Strahl des Abtragslasers wird über den Strahlteiler eingekoppelt. (b) Beispiele der Knochenmuster und unterschiedliche Typen von Knochenoberflächen: (c): kontrastreiches Fragment, (d): durchschnittlich kontrastreiches Fragment, (e): kontrastarmes Fragment.

Für die bildbasierte Bewegungskorrektur dient eine freie Implementierung des KLT Trackers [8]. Der Tracker dient hauptsächlich zur Erkennung und Korrektur von Abweichungen des Laserstrahls durch unwillkürliche Handbewegun-

gen des Operators. Bei planmäßigen Fortbewegungen des Geräts nach dem Knochenabtrag eines bestimmten Abschnittes wird der Tracker wieder neu initialisiert. Allerdings stellt die Genauigkeit des Trackers, insbesondere in Falle einer Laserbeleuchtung mit einem sehr hohen Specklerauschen, eine entscheidende Randbedingung für den Einsatz eines solchen Gerätes dar.

Für die Experimente wurde als Lichtquelle eine Laserdiode vom Typ JOLD-30-FC-12-808 verwendet. Für die experimentellen Untersuchungen der Bewegungskompensation an einem präparierten und gesäuberten Tierphantom wurden drei typischen Knochenbereiche von einem Schweineschädel mit unterschiedlichen Oberflächenbeschaffenheiten ausgewählt (vgl. Abb. 1,b-e). Die Messungen an dem Tierphantom fanden zunächst ohne einen gleichzeitigen Knochenabtrag statt, allerdings unter Verwendung der zur Unterdrückung der Laserstrahlung sowie zur Reduktion des Plasmaleuchtens eingesetzten Laserlichtquelle.

Zur Ermittlung der Genauigkeit des Trackers wurden Bildsequenzen der Schnittfugen der verschiedenen Präparate aufgenommen während die Knochenmuster mittels eines Koordinatentischs unter der Kamera verschoben wurden. Die Bewegungen der Muster wurden zuerst visuell ausgewertet und für jedes Einzelbild ein absoluter Versatz bezüglich des Startbilds ermittelt. Anschließend wurden die Verschiebungsvektoren mit dem KLT Tracker aus den Bildsequenzen automatisch berechnet und mit den manuell erfassten Sollwerten verglichen. Bei der automatischen Auswertung der Sequenzen wurde der Glättungsparameter σ zwischen den Werten $\sigma = 0,05$ (praktisch keine Unschärfe) und $\sigma = 0,50$ (sehr starke Unschärfe) variiert. Da der Tracker standardmäßig die globale Verschiebung zwischen zwei aufeinanderfolgenden Bildern liefert, wurden diese partiellen Daten akkumuliert, um die Gesamtbewegung über die Länge der Bildsequenzen zu berechnen.

3 Ergebnisse

Abb. 2.a zeigt die ermittelten Ergebnisse des verwendeten KLT Trackers mit unterschiedlichen Einstellung für den Glättungsparameter σ sowie die manuell ermittelte Referenzbewegung des Knochenstücks. Auf der Abszisse ist die Nummer der Sequenzbilder abgebildet. Da die Kamera eine sehr hohe Aufnahmezeit besitzt und die Knochenpräparate nur langsam verschoben wurden, genügte es lediglich jedes zehnte Bild aus den Bildsequenzen zu verwenden (d.h. die Abszissennummer 100 entspricht Bild 1000 in der zugehörigen Bildsequenz). Die dünne Linie in Abb. 2.a zeigt die manuell ermittelten Referenzkoordinaten, die beiden anderen Linien stellen die mit dem KLT Tracker ermittelten Trajektorien auf den Knochenstücken mit kontrastreichen Strukturen besser als die Trajektorien auf kontrastarmen Knochenbereichen.

Aus Abb. 2.a ist ersichtlich, dass bei der Ermittlung der Verschiebung des Knochens ein systematischer Fehler des KLT Trackers entsteht, der sich über die Messreihe aufkumuliert und zudem mit dem Anstieg des Glättungsparameters σ größer wird. Zur Kompensation dieses Fehlers wurden zwei Methoden untersucht: Eine intrinsische Funktion des KLT Trackers um die Toleranz gegenüber der inhomogenen Beleuchtung zu erhöhen; und eine Vorverarbeitung des Bildes zur Verminderung der inhomogenen Beleuchtung (sog. Shading-Korrektur). Die Shading-Korrektur wurde dabei mit einer Referenzmaske durchgeführt, die anhand der Bilder von einem kontrastarmen Knochenbereich erstellt wurde, die der Intensitätsverteilung der Beleuchtung am ehesten entsprechen. Keines der beiden Verfahren zeigte einen messbaren Einfluss auf die Verarbeitungsgeschwindigkeit des Gesamtprozesses. Ein Vergleich der beiden Korrekturansätze ist in Abb. 2b für den Parameter σ mit der bestmöglichen Genauigkeit dargestellt. Die dünne Linie zeigt die ermittelte Abweichung der KLT Trajektorie ohne eine Korrektur, die gepunktete Linie die Kompensation mit der KLT-intrinsischen Korrektur, und die dicke Linie die Verbesserung auf Grund der Shading-Korrektur. Eine Kombination beider Korrekturmechanismen führte zu keinerlei messbaren Verbesserungen gegenüber einer einzelnen Korrekturvariante. Der vorgegebene tolerierbare Grenzwert einer Abweichung ist mit $50\ \mu\text{m}$ spezifiziert und wird ohne Fehlerkompensation nach einer Strecke von 70 Pixeln erreicht. Bei der Nutzung der KLT-intrinsischen Funktion erhöht sich die Strecke auf 110 Pixel, durch die Shading-Korrektur auf 120 Pixel.

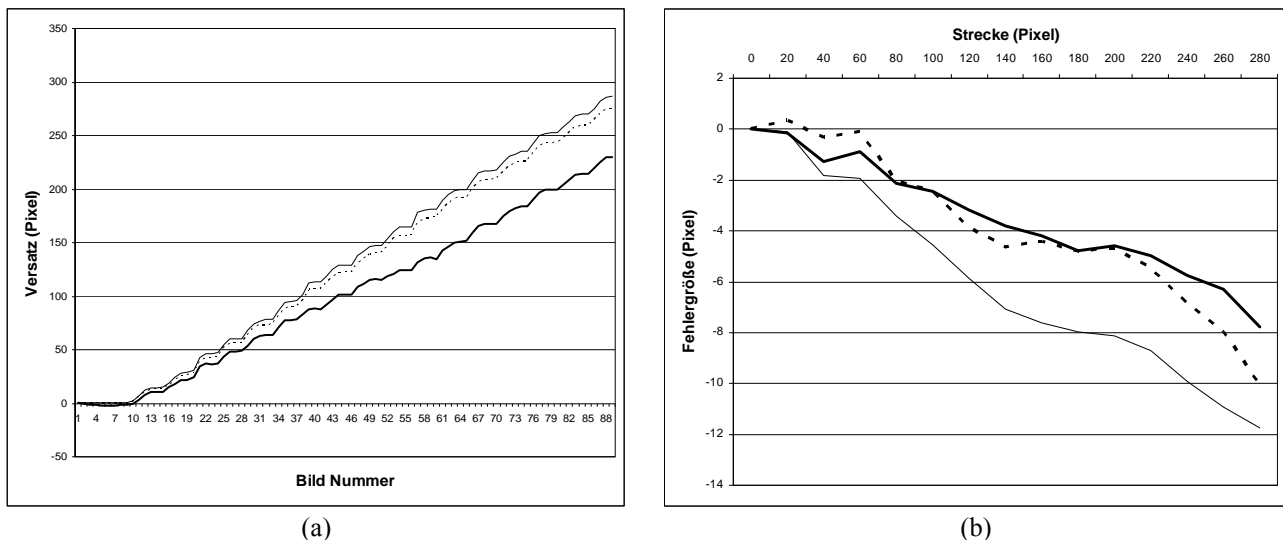


Abb. 2(a): Vergleich der automatisch ermittelten mit den manuell erfassten Bewegungskordinaten (in Pixel). Dünne Linie: tatsächliche Koordinate, gepunktete Linie: mit dem KLT Tracker berechnete Koordinate bei $\sigma = 0,1$; dicke Linie: berechnete Koordinate bei $\sigma = 0,2$. (b) Kompensation des systematischen Fehlers mit unterschiedlichen Methoden. Dünne Linie: Ergebnis ohne Verbesserung, gepunktete Linie: Verbesserung mit KLT-intrinsischer Korrektur, dicke Linie: Verbesserung mit Shading-Korrektur.

4 Diskussion

Wie eingangs erwähnt, ist es vorgesehen, den KLT Tracker für die Ermittlung von Abweichungen des Laserkraniotoms von der Schnittfuge einzusetzen. In diesem Sinne sind die Ergebnisse dieser Untersuchung zufriedenstellend. Bei den vorgegeben Randbedingungen der Anwendung mit einem Sichtfeld von 200x200 Pixel, einem Pixelpitch von 17 μm pro Pixel und einem tolerierbaren Koordinatenfehler 50 μm kann durch den untersuchten KLT-Tracker eine ausreichend genaue Bewegungsverfolgung über das gesamte Sichtfeld gewährleistet werden. Durch die beiden untersuchten Verfahren zur Kompensation des ermittelten systematischen Messfehlers lässt sich der Bereich mit ausreichender Genauigkeit noch erweitern. Weitergehende Arbeiten werden sich mit den Fragen auseinandersetzen, wie der ermittelte systematische Fehler im KLT Tracker entsteht (z.B. Kumulation von Subpixel Ungenauigkeiten) sowie Untersuchungen, welchen Einfluss die Knochenbeschaffenheit (hoch bzw. niedrig texturiert) besitzen. Zudem sind Messungen an unpräparierten Schädelphantomen geplant, um den Einfluss von Knochenmehl und Blut auf die Trackinggenauigkeit zu ermitteln.

5 Referenzen

- [1] L. Kahrs: "Bildverarbeitungsunterstützte Laserknochenablation am humanen Felsenbein", Dissertation, Karlsruher Institut für Technologie, 2009.
- [2] H. Wörn, M. Aschke, L. Kahrs: „New augmented reality and robotic based methods for head surgery". Int. J. of Medical Robotics & Computer Assisted Surgery, pp. 49-66, 2005
- [3] H. Wörn, H. Peters, M. Ivanenko, und P. Hering: „LASER based Osteotomie with surgical Robots". Biomedizinische Technik, Vol. 50, Suppl. 1. pp. 25-26, 2005
- [4] H. Wörn und U. Brinkschulte: „Echtzeitsysteme" Springer 2005.
- [5] B.D. Lucas, T. Kanade, "An Iterative Image Registration Technique with Application to Stereo Vision", Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence, pp. 674-679, 1981.
- [6] C. Tomasi, T. Kanade, Detection and Tracking of Point Features, Technical Report CMU-CS-91-132, 1991.
- [7] J. Shi, C. Tomasi, Good features to track. IEEE Conf. on Computer Vision & Pattern Recognition (CVPR), pp. 593-600, 1994
- [8] KLT: An Implementation of the Kanade-Lucas-Tomasi Feature Tracker, <http://www.ces.clemson.edu/~stb/klt/>

Landmark-based Feature Tracking for Endoscopic Motion Analysis

S. Friedl^{1,2}, B. Morgus¹, A. Kage¹, C. Münzenmayer¹, T. Wittenberg¹, T. Bergen¹

¹ *Fraunhofer Institute for Integrated Circuits IIS, Erlangen, Germany*

² *University Hospital Erlangen, Germany*

Contact: sven.friedl@iis.fraunhofer.de

Abstract:

Automated image analysis and interpretation within computer assisted minimally invasive surgery (MIS) most often depend and rely on manually defined landmarks, visible in endoscopic views. More specific, within many types of applications, such landmarks must be tracked automatically during the intervention. Typical feature tracking approaches are able to track slightly changing landmarks over time, as they occur in endoscopic image sequences, but are originally most often designed to track automatically detected salient points. In this contribution an approach is presented, where the advantages of feature descriptors and corresponding matchers can be used to track manually defined landmarks. Based on such initiated landmark points, local feature detection and tracking utilizing SURF or KLT features as descriptors, is executed. Within the region of interest as a constraint, movements of the detected features can be used to approximate the original landmark movements.

Keywords: *Feature Tracking, Anatomical Landmarks, SURF, KLT*

1 Problem

In various clinical scenarios, as e.g. minimally invasive surgery (MIS), endoscopy-based diagnostics in the upper and lower GI tract or clinical motion analysis of organs, the view onto the site is usually restricted by endoscopic apertures. Nevertheless, computer based (surgical) assistance systems often rely on manually defined and initiated landmarks, which must be tracked during the intervention. A typical application of this type is for example the tracking of landmarks on the beating heart within open or minimal invasive heart surgery to enable the augmentation of the view with matched and warped pre-operative image data [1,2,3,4]. Also for clinical motion analysis as the determination of movements of heart valves, manually defined landmarks have to be tracked [5,6]. Nevertheless, due to the slight but constant change of the underlying anatomical structure as well as changes of endoscopic orientation and illumination, classic template matching approaches such as correlation or SSD are neither stable nor sufficient [1,2] for such applications. Alternatively, feature tracking methods are used to determine movements in similar image data [7,8]. The literature dealing with tracking of medical image data from monocular image sequences describes such approaches, which are designed to automatically detect newly appearing local features in the scene and are hence not designed to deal with externally provided landmarks. To solve this problem and to exploit the advantages of combining robust feature descriptors with manually defined landmark points, a local feature tracking approach for endoscopic motion analysis is presented and evaluated on various types of endoscopic imagery.

2 Methods

Robust feature descriptors and the corresponding matching algorithms are well known and established methods to identify and track prominent identical points in sequences of consecutive image frames. These methods have been optimized to track feature points with specific characteristics in monocular image sequences. In contrast, manually initiated landmarks for tracking are unlikely to coincide with optimal (in the sense of feature tracking) features. Thus, depending on the visibility of interesting anatomical structures or landmarks and their movement and velocity within an endoscopic image sequence, a region of interest (ROI) can be defined around a manually initiated landmark point. As one side condition the ROIs must be defined sufficiently small and in such a way that clearly visible landmarks and the interrelated anatomy lies within the region and independent movements of adjacent ROIs do not interfere with each other. Additionally, the ROIs have to be large enough to cover the possible displacements of consecutive image frames based on the occurring movements. Now, within each manually initiated region, local feature detection and tracking is applied using well-established feature tracking approaches, which are promising for clinical (real-time) applications: the *Kanade-Lucas-Tomasi* (KLT) feature tracker [9,10] and *speeded up robust features* (SURF) [11]. SURF tracking is realized by descriptor comparison within the ROI.

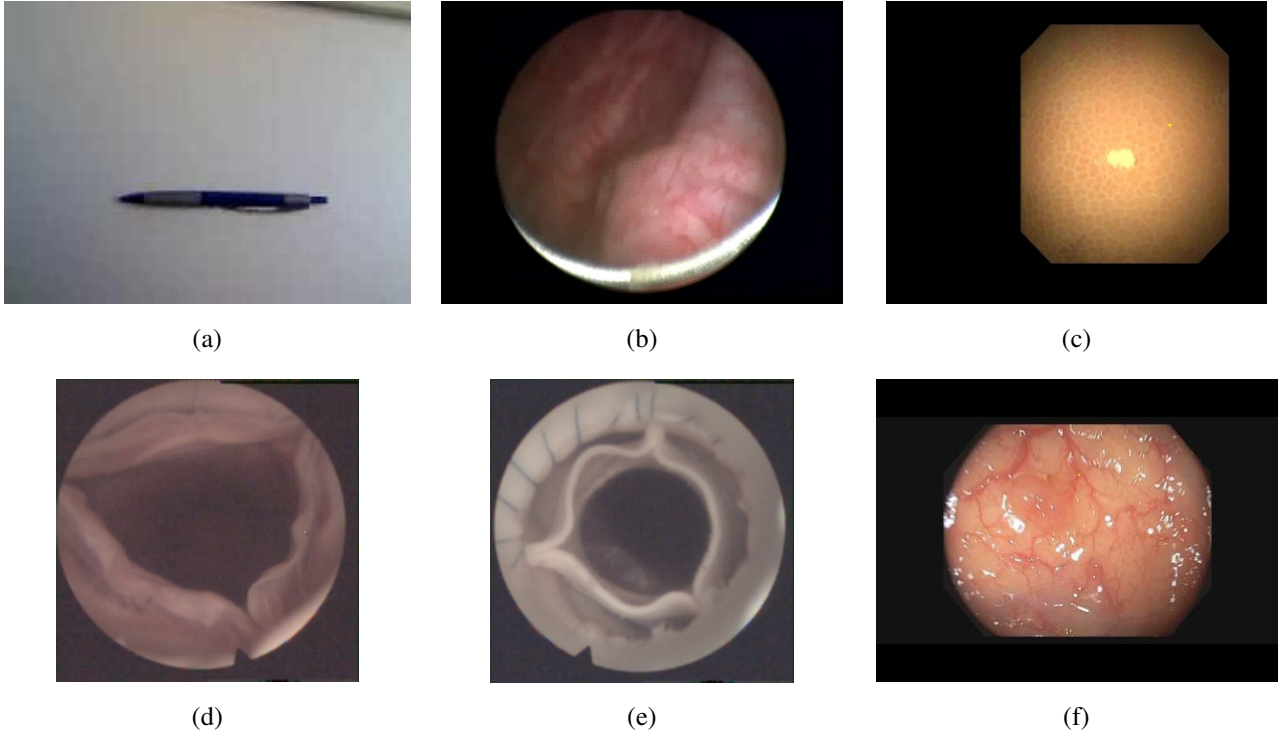


Figure 1: Typical images from experimental monocular data sets: ball-pen test sequence (a), view inside a bladder (b), surface of a liver (c), native heart valve (d), artificial heart valve (e), and colon tissue (f).

Within our evaluation framework, these matching algorithms are applied to the manually selected and initiated ROIs to recognize corresponding feature points in consecutive frames. Assuming that detected feature points vary from the given landmarks, but still describe the surrounding anatomic region of interest, the resulting movements can be used to estimate the movement of the original landmark.

3 Results

To evaluate the proposed approach, it has been applied to five monocular endoscopic video image sequences of different organs. These image sequences cover the surface of a human liver, the view into the human bladder, tissue of the colon, a native and as well as an artificial heart valve, cf. Figure 1. The movements within those sequences vary from almost pure translation of the endoscope (e.g. liver) up to complex deformations of the organ (e.g. heart valves). To prove the principal concept and the correctness of the implementation, a well-behaving test sequence with only one moving item (a ball-pen) was recorded. Specifically, this rigid object being different from the organic structures and being displaced over time with a constant and stable background has been chosen to be independent from application related restrictions in the tracking task, where several movements of landmarks, organs and tissue background are overlaying each other. As ground truth data for comparison and evaluation, the selected landmarks have been labeled manually in all frames of the sequences and the corresponding coordinates have been stored. Due to the intention to estimate the movement of a certain anatomical structure and not to track the exact landmark, the spatial distance between the ground truth points and the tracked features has not been considered as a meaningful error measure. Instead, the movement m of the tracked Points Tr in frame i , relative to the initial key frame, is determined as

$$m = \sqrt{(Tr_{xi} - Tr_{x0})^2 + (Tr_{yi} - Tr_{y0})^2} [Pixel].$$

For each of the endoscopic image sequences, the movement of the ground truth (GT) was compared to the detected motion using both the SURF as well as the KLT descriptors. The resulting trajectories of all six sequences are shown in Figure 2. Ideal tracking with respect to the manually labeled ground truth data would result in identical trajectories. The more parallel the trajectories of the tracking approaches are, compared to the trajectory of the ground truth, the better the result can be regarded.

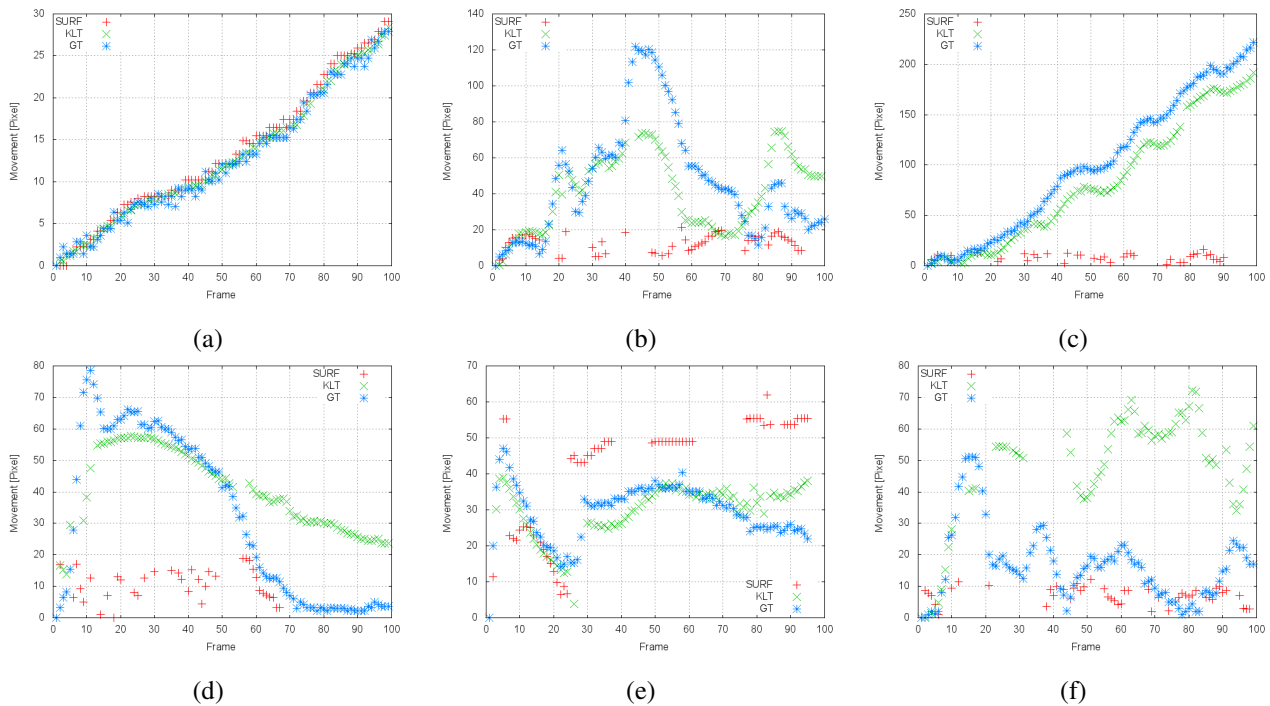


Figure 2: Trajectories of the movements for the six evaluated recordings for *Speeded Up Robust Features* (SURF, +), *Kanade-Lucas-Tomasi* (KLT, ×), and the annotated ground truth (GT, *): ball-pen test sequence (a), view inside a bladder (b), surface of a liver (c), native heart valve (d), artificial heart valve (e), and colon tissue (f).

	KLT	SURF
Ball pen	100 %	100 %
Bladder	32 %	14 %
Liver	75 %	5 %
Native heart valve	4 %	9 %
Artificial heart valve	25 %	0 %
Colon	13 %	29 %

Table 1: Manually rating of the consistency of the evaluated feature tracking methods

In addition, both tracking approaches were evaluated by manually rating the consistency of feature tracking. For each sequence, we counted the number of frames, in which the organic structure (i.e. initially selected feature) was tracked correctly, independently of the pixel based ground-truth distance. Table 1 depicts the results obtained.

4 Discussion

As can be seen in Figure 2(a), as well as in Table 1, upper row, the movements within the reference ball-pen test sequence could be tracked with only small deviations. Thus, the principle approach of exploiting robust feature descriptors for manually defined and initiated landmarks seems to be promising. However, applying the proposed tracking method to real medical endoscopic image data, the results differ. For the liver (Fig. 2(c)) and both heart valve sequences (Fig. 2(d+e)), the movements of the manually selected landmarks can only be roughly estimated. In the case of the bladder (Fig. 2(b)), the difference between the ground truth and the tracked movement is increasing, while for the colon (Fig. 2(f)), the original movement is hardly identified in the tracking trajectories. Interestingly, in some sequences (bladder, native heart valve) the KLT tracker yields closer results to the ground truth while in other sequences (colon, artificial heart valve) the SURF features seem better. The rating depicted in Table 1 confirms these results. Although none of the approaches yielded better results throughout all image sequences, the KLT approach showed better stability than the SURF approach in most cases. Dealing with medical image data leads to various possible sources of error, e.g. low contrast images with significant noise, substantial organ deformations, as well as structured surfaces and specular highlights.

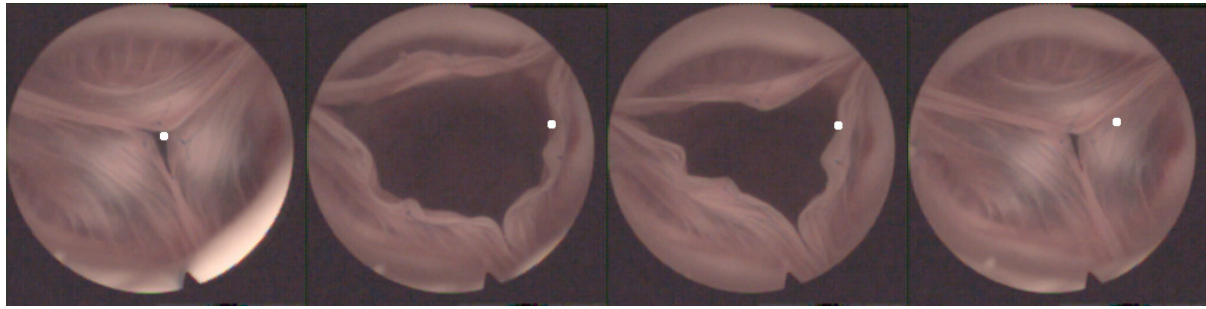


Figure 3: Example frames for a tracking result of native heart valves applying the KLT approach. Shown is each 25th frame of a consecutive sequence. The total distance of movement is approx. 125 pixel and approx. 5 to 10 pixel between each frame of the sequence.

Figure 3 shows an example for a tracking result applying the KLT tracker to a recording of a native heart valve. As can be seen, the cusps are tracked during the opening phase of the heart valve but lost while closing the orifice. Even though the proposed approach is a promising concept and a good start for further research, a clinical use of landmark based tracking in medical monocular endoscopic image data will demand substantial further improvements. Besides applying and evaluating enhanced tracking and correspondence methods for landmark tracking in monocular endoscopic images, a technical alternative for such scenarios could be the use of stereoscopic endoscopes [12]. Nevertheless, such stereoscopic imaging has much larger diameters and can thus not be applied for all applications, and are currently only available as rigid endoscopes.

References

- [1] S. Friedl, T. Wittenberg, M. Kondruweit. Interactive registration and visualization of cardiac video and angiography. In IFMBE Proc. Vol. 25/IV, World Congress on Med. Physics & Biomedical Engineering, pp. 468-471, 2009
- [2] T. Ortmaier, M. Gröger, and G. Hirzinger. Multisensorielle Schätzung der Herzbewegung in der minimal invasiven Chirurgie CURAC-Jahrestagung, October 4-5, 2002, Leipzig – Germany
- [3] T. Ortmaier, M. Groeger, and G. Hirzinger: Robust Motion Estimation in Robotic Surgery on the Beating Heart. Proc's Computer Assisted Radiology & Surgery (CARS), June 26-29, 2002, Paris – France, pp. 206-211.
- [4] T. Wittenberg, K. Drechsler, D. Kaltenbacher, S. Friedl, C. Reis, G. Sakas, J. Stallkamp, C. Rotinat, Y. Perrot, M. Kondruweit. 'MISS heart': Assisting systems for minimal invasive smart suturing in cardiac surgery? A conceptually closed loop approach. In IFMBE Proc. Vol. 25/IV, World Congress Med. Physics & Biomed. Eng., pp. 445-448, 2009
- [5] A.P. Condurache, T. Hahn, U.G. Hofmann, M. Scharfschwerdt, Martin Misfeld, Til Aach. Automatic measuring of quality criteria for heart valves. Med. Imaging 2007: Image Processing, SPIE, San Diego, CA., 17-22.2.2007
- [6] T. Wittenberg, R. Cesnjevar, S. Rupp, M. Weyand, M. Kondruweit. High-Speed-Camera Recordings and Image Sequence Analysis of Moving Heart-Valves: Experiments and First Results. In T. Buzug, D. Holz, S. Weber, J. Bongartz, M. Kohl-Bareis, U. Hartmann (Eds), Advances in Med. Engineering, Springer Proc's in Physics 114, pp. 169-174. Workshop, 7.-9.3.2007 in Remagen, Springer, Heidelberg, 2007.
- [7] T. Bergen, S. Ruthotto, C. Münzenmayer, S. Rupp, D. Paulus, C. Winter. Feature-based real-time endoscopic mosaicking. In Proc. 6th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis, pp. 695-700, 2009
- [8] T. Bergen, A. Schneider, C. Münzenmayer, F. Knödgen, H. Feussner, T. Wittenberg, C. Winter. Echtzeit-Stitching endoskopischer Bilder für eine erweiterte Sicht in chirurgischen Eingriffen. Endoskopie Heute, 24(1):60-61, 2011
- [9] B.D. Lucas and T. Kanade. An iterative image registration technique with an application to stereo vision. In Proc. 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence, pp. 674-679, 1981
- [10] J. Shi and C. Tomasi. Good features to track. In Proc IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 593-600, 1994
- [11] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, L. Van Gool. SURF: Speeded Up Robust Features. Computer Vision and Image Understanding, Vol. 110, No. 3, pp. 346-359, 2008
- [12] W. Lau, N. Ramey, J. Corso, N. Thakor, G. Hager. Stereo-Based Endoscopic Tracking of Cardiac Surface Deformation. In C. Barillot, D.R. Haynor, and P. Hellier (Eds.): MICCAI 2004, LNCS 3217, pp. 494–501, 2004.

Towards interactive exploration of DTI data

F. Weiler, J. Klein, H. K. Hahn

Fraunhofer MEVIS, Bremen, Germany

Contact: `florian.weiler@mevis.fraunhofer.de`

Abstract:

Fiber tracking is a powerful technique to analyze Diffusion Tensor Imaging (DTI) data of the brain. It allows tracing paths through the dataset that relate to the primary pathways of white matter axonal structures. The typical approach to do this is to place a region-of-interest (ROI) inside the dataset, and subsequently visualize all paths running through the ROI. Consequently, the resulting fiber structure is highly sensitive to the location and shape of the chosen ROI. Small variations of the ROI can sometimes lead to drastic changes in the resulting fiber tract.

To address this problem, we present a novel approach to interact with DTI data, which allows for an explorative analysis of this highly complex data. It is based on a combination of real-time fiber tracking with an interactive method to generate anatomically meaningful ROIs. ROIs are created and modified interactively in both shape and size, while the effects of these modifications to the resulting fiber tracts are visualized on-the-fly.

Keywords: Interaction, DTI, Fiber Tracking

1 Purpose

Analysis of DTI data is a challenging task. On the one hand, DTI allows insight into tissue properties of the white matter of the brain, with the possibility to reconstruct pathways of axonal fiber structures non-invasively. On the other hand, these reconstructions are based on a cascade of model assumptions, beginning with the measurement of Brownian motion as a surrogate for axonal pathways, continuing on to the noisy process of MR image acquisition, continuing on to the fitting of a tensor model as an attempt to explain the measured diffusion properties, and finally on to the reconstruction of individual fiber bundles by tracing pathways through the tensor field, which are then interpreted as white matter fiber tracts. Unsurprisingly, the notion of uncertainty is inextricably linked to the field of DTI analysis.

Nevertheless, DTI has become a popular tool in various clinical contexts, including neurosurgery and neurology. Especially in neurosurgery, fiber tracking has become a widely used tool to visualize structures in proximity to a target structure during pre-operative planning, or, where available, during intraoperative resection control. In such settings, uncertainty is typically masked away from the user, or handled by simplistic means such as static security-margins around the reconstructed fibers. While a reduction of complexity in both interaction requirements and interpretability of results is an obvious necessity for clinical use, the desire for a manageable presentation and possibility to evaluate and explore DTI uncertainty even in such settings is well-founded [1,2].

One approach to do so is to estimate uncertainty analytically and search for suitable means to visualize it [3]. Another, with respect to clinical integration possibly more feasible approach is to let the user explore the dataset interactively [4]. During the last years, different approaches to real-time fiber tracking have been proposed [5, 6], which appear to be promising tools for this purpose. However, the question of intuitive interaction with such techniques has been rarely addressed. Typically, simple geometric objects like spheres or boxes are defined, which can be moved freely through 3D-space. These, however, cannot produce anatomically plausible tracking results.

To overcome this problem, we propose a novel interaction scheme for DTI fiber tracking that allows for interactive exploration of the dependency between the shape and size of the ROI used for tracking and the resulting fiber bundle. We do this, by combining real-time fiber selection with a method for interactive generation of anatomically meaningful ROIs. ROIs are created and modified interactively in both shape and size, based on the diffusion properties of the underlying region. Like this, contours can be generated, that resemble those that a radiologist would create when drawing manually. These contours are used to interactively update and visualize fibers from a pre-computed whole-brain fiber tracking. As a result, the relationship between the shape of the ROI and the resulting fiber bundle becomes immediately apparent, allowing the user to interactively explore the variations of a given fiber bundle. In contrast to precise definition of accurate ROIs, the user can explore a low-dimensional parameter space interactively and observe the impact to the resulting fiber bundle in real-time.

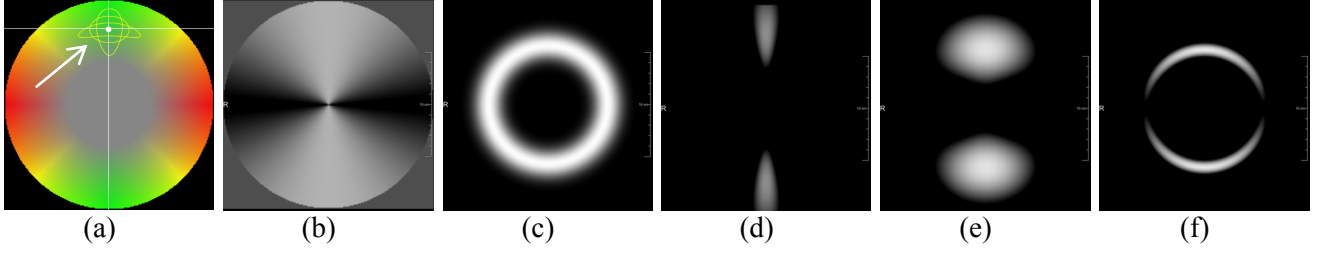


Fig. 1: Illustration of the similarity maps used for the ROI tool. The white arrow indicates the reference position. Some resulting contours are indicated in yellow (a). The angular similarity map (b). The magnitude similarity map (c). Differently weighted combinations of both similarity maps (d-f) allow for varying shapes of the generated contours.

2 Methods

Our method combines an algorithm for interactive generation and modification of anatomically meaningful ROIs for DTI, with a technique for real-time whole-brain fiber selection. Here, we will give a brief overview of both techniques and how they are combined to an interactive exploration tool. A more detailed description of the ROI tool can be found in [7]. Our whole-brain fiber selection method is based on the approach described in [8].

2.1 The ROI wizard

The algorithm for generating anatomically meaningful ROIs is based on the observation that individual white matter fiber bundles can be identified easiest in areas where a large amount of axons runs mostly parallel through the dataset. In the standard color-coded 2d-visualization, which maps the primary diffusion direction and level of anisotropy as a 3d vector into RGB space, such areas appear as blobs of the same color, which helps a radiologist to identify these bundles. Consequently, a useful ROI for fiber tracking should be placed around a group of neighboring voxels with similar diffusion properties. We have implemented a method that allows calculating such contours using a single mouse-click. With this, the user defines a point of reference, for which voxels with similar diffusion properties shall be grouped. Based on this point of reference, two similarity maps are calculated, and combined using a weighting function. First, the angular similarity map φ , measuring the similarity in diffusion direction, and second the magnitude similarity map m , measuring the similarity in fractional anisotropy.

$$\varphi(x; v_{ref}, \sigma_\varphi) = e^{-\frac{\arccos(v(x)^T v_{ref})^2}{\sigma_\varphi^2}} \quad m(x; \lambda_{ref}, \sigma_m) = e^{-\frac{|\lambda(x) - \lambda_{ref}|^2}{\sigma_m^2}}$$

For each voxel x of the DTI dataset, $\lambda(x)$ gives the largest eigenvalue and $v(x)$ gives the associated normalized eigenvector of the underlying diffusion tensor. λ_{ref} and v_{ref} denote the largest eigenvalue and eigenvector of the user defined point of reference. Both φ and m calculate the similarity between each voxel and the voxel of reference. The similarity is used as an argument for a Gaussian shaped function, which maps all values into the range $[0, 1]$. σ_φ and σ_m individually control the width of the Gaussian envelope. Figs. 1(b) and 1(c) demonstrate this.

Next, a weighted similarity map w is calculated by multiplying m and φ , while interpolating the sigma value in such a way that it is either small for the angular and large for the magnitude similarity, vice-versa, or something in-between. This allows to continuously adjust the weighting between angular and magnitude similarity, thereby allowing to control the shape of the generated contour. Consequently, the blending parameter σ can be more intuitively described as a shape-parameter. F_φ and F_m are constant factors the correct for the individual domains of φ and m .

$$w(x; v_{ref}, \lambda_{ref}, \sigma) = \varphi(x; v_{ref}, \sigma F_\varphi) \times m(x; \lambda_{ref}, (1 - \sigma) F_m)$$

Finally, the desired contour is calculated using a marching-squares algorithm on the weighted similarity map. The required threshold responds to the level of similarity. A higher value results in higher similarity of the clustered voxels, while a lower value will also include voxels with less similar diffusion properties. As a result, the threshold parameter for the marching-squares algorithm can be interpreted as a size-parameter for our contour.

To allow for interactive modification of these two parameters, they are mapped to the x- and y- axis of the mouse. The user can modify them after definition of the point-of-reference, by keeping the mouse button pressed. This gives him interactive control of the shape and size of the generated ROI. Upon releasing the mouse button, the contour is finalized. As all computations only need to be carried out on a single visible slice, interactive updates of the calculated contours can be achieved in real-time. Figure 1 illustrates the algorithm on a simple spherical DTI phantom.

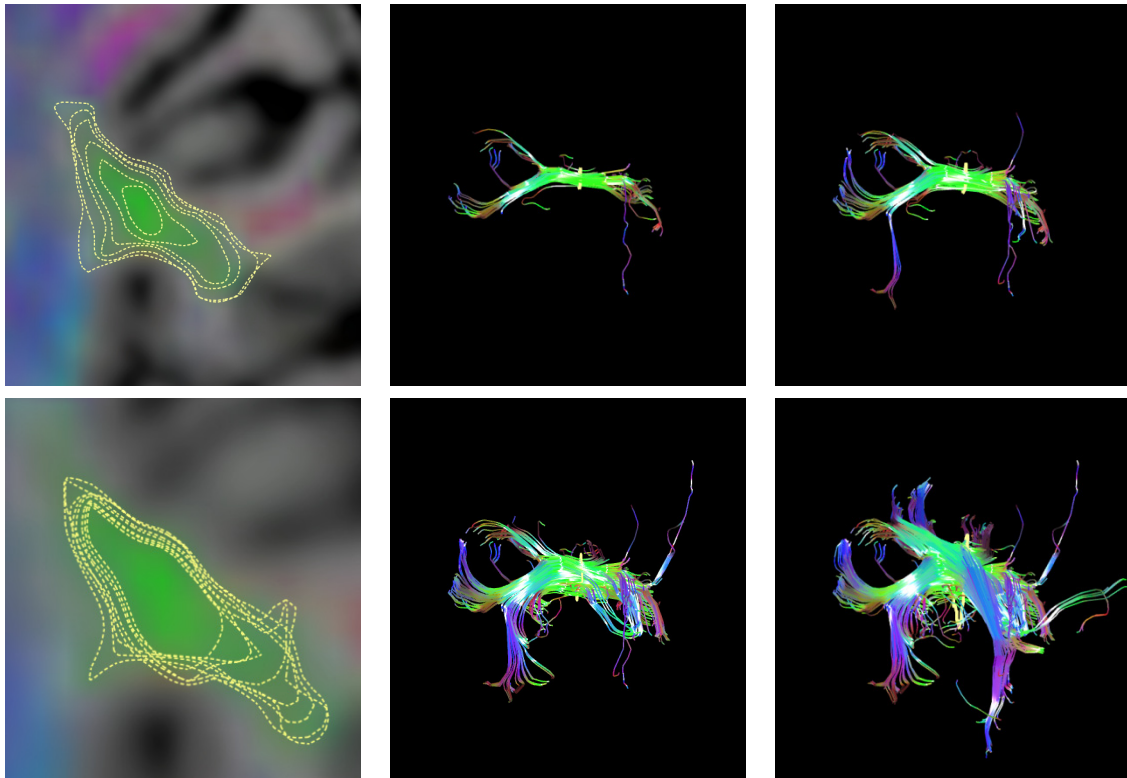


Fig. 2: Relation between contours and resulting fiber bundles, demonstrated for the superior longitudinal fasciculus (SLF). The first column shows multiple contours, all generated for the same point-of-reference. Note how both size and shape of the contours vary. Second and third columns show some corresponding tracking results.

2.2 Real-time fiber selection

In order to allow for interactive visualization of the fibers passing through the generated ROI, the contour is used to query a pre-computed fiber-set stored in a *fibertree*. The fibertree is based on a kD-tree, a space-partitioning data-structure commonly used for efficient range-queries in 3d-space. In addition to a conventional kD-tree, the fibertree optimizes this data-structure with respect to the known geometry of fibers. This is achieved by enclosing segments of fibers inside oriented bounding boxes, which are then sorted into the kD-tree. As a result, the required number of intersection checks for a given input query could be reduced in comparison to a kD-tree.

The fibertree is calculated in a pre-processing step. First, a whole-brain fiber tracking is performed, using all voxels with an FA-value above a definable threshold ($t_{FA} > 0.2$ for our implementation) as seed points. Depending on the density of the seed-point grid, approximately 20.000 to 100.000 fibers are calculated, and sorted into the fibertree. Afterwards, filter queries can be performed in two steps. First, the tree is queried for the bounding rectangle of the contour. The resulting sub-set of fibers is then again filtered with the exact area covered by the contour.

3 Results

We have implemented our method using the freely available rapid-prototyping platform MeVisLab. Interactive update rates were achieved on a mid-level current generation PC (*Intel Core2 Duo T9500, 2.6GHz*), using a seed-point grid of *3mm*. For the datasets used during our tests, this corresponded to approximately 18.000 to 22.500 fibers in total. The time required for performing the whole brain fiber tracking and setting up the fibertree is ~ 18 seconds on the same machine. For a finer grid size, the preprocessing time may increase up to one minute. This, however, is not considered critical, as it only needs to be performed once per dataset.

So far, we have not evaluated our method extensively, but rather have used it to qualitatively assess the impact of minor modifications of the ROI to the resulting fiber bundle. We compared the stability of tracking results for the pyramidal tract as well as the superior longitudinal fasciculus (SLF). For the pyramidal tract, we chose a reference point inside the internal capsule using an axial view on the data. The ROI for the SLF was defined on a coronal slice, lateral to the pyramidal tract. Figure 2 shows a selection of ROIs that could be used for tracing the SLF, in combination with some of the resulting fiber bundles. In general, the direct feedback received during the definition of the ROI appeared very helpful. Even a relatively short exploration time of several seconds for the parameter space of the ROI algorithm proved

beneficial to create a mental model of the relationship between the borders of the ROI and the resulting fiber bundle. Especially for structures less clear to delineate, the possibility to explore the dataset in an interactive way was helpful with respect to creating a tracking result corresponding to the expected shape of the fiber bundle.

4 Discussion

In this paper, we presented a novel approach for interactive exploration of fiber tracking based analysis of DTI data. The central idea is to combine real-time fiber tracking with a method to generate and modify ROIs in an anatomically meaningful manner. This allows for interactive exploration of the influence of variations of the defining ROI to the resulting white matter fiber bundle. The generation of ROIs is based on the assumption that a meaningful ROI should cluster voxels with similar diffusion properties. In the color coded 2d representation of DTI data, such areas correspond to blobs of similar color and intensity. When manually delineating a ROI, a radiologist would typically use these blobs as an orientation aid to draw the contour. One should note that although our current implementation is based on real-time fiber-selection, the underlying idea would work equally well when used in combination with real-time fiber-tracking, which would open further options for manipulating parameters of the fiber-tracking algorithm itself.

Our approach allows for creating ROIs based on similarities with respect to a user chosen reference position. The shape and size of the contour can be manipulated interactively by mapping these two parameters to the x- and y-axis of the mouse. This yields an intuitive interaction scheme that not only allows for interactive optimization of the desired ROI, but also reduces interaction time, if compared to the manual process of drawing accurate contours.

The explorative character of our approach is grounded in the interactive update of tracking results based on dynamically changing input parameters. This idea is not necessarily linked to the input ROI alone. Depending on the chosen approach for real-time fiber tracking, one could also consider to interactively manipulate parameters of the tracking algorithm.

An extensive evaluation of the clinical value of our method remains to be done. As such, we are careful with positioning our approach against alternative, currently established approaches to fiber tracking interaction. Our preliminary evaluation has however caused positive expectations. Especially for situations where interaction time is a limiting constraint, such as e.g. during intraoperative resection control, we expect that our method can contribute to make utilization of DTI fiber tracking more reliable and help to establish it as an indispensable tool in clinical environments.

5 References

- [1] R. Brecheisen, A. Vilanova Bartoli, B. Platel, B.M. ter Haar Romenij, "Parameter Sensitivity Visualization for DTI Fiber Tracking", In IEEE: Transaction on Visualization and Computer Gr, 15(6), 1441-1448, 2009.
- [2] F. Weiler, H. K. Hahn, A. Koehn, O. Friman, J. Klein, H.-O. Peitgen, „Dealing with Inaccuracies in Multimodal Neurosurgical Planning - A Preliminary Concept. Proc. of the 22nd Internal Congress and Exhibition of Computer Assisted Radiology and Surgery (CARS), 2008.
- [3] M. Bauer, S. Barbieri, J. Klein, J. Egger, D. Kuhnt, H.K. Hahn, B. Freisleben, C. Nimsky, "A Ray-based Approach for Boundary Estimation of Fiber Bundles derived from Diffusion Tensor Imaging", International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery, Vol. 5(1), pp. 47-48, Springer, Berlin Heidelberg, 2010
- [4] J. Blaas, C.P. Botha, B. Peters, F.M. Vos, F.H. Post, "Fast and Reproducible Fiber Bundle Selection in DTI Visualization," Proc. of IEEE Visualization 2005, 59-62, 2005.
- [5] Köhn, A., Klein, J., Weiler, F., and Peitgen, H.-O, "A gpu-based fiber tracking framework using geometry shaders," Proc. of SPIE Medical Image Processing, 72611J-72611J10, 2009.
- [6] A. Mittmann, T. Nobrega, E. Comunello, J. Pinto, P. Dellani, P. Stoeter and A. von Wangenheim, "Performing Real-Time Interactive Fiber Tracking," Journal of Digital Imaging, 1-13, 2010.
- [7] F. Weiler, H. K. Hahn, „An interactive ROI tool for DTI fiber tracking“, Proc. of SPIE Medical Image Processing, 7964, 796437, 2011.
- [8] J. Klein, M. Scholl, A. Köhn, H. K. Hahn, „Real-time fiber selection using the Wii remote“, Proc. of SPIE Medical Image Processing, 7625, 76250N, 2010.