

Verfahren zur merkmalsbasierten Analyse von Daten der Diffusions-Bildgebung

Thomas Schultz

University of Chicago
t.schultz@uchicago.edu

Abstract: Die Diffusions-Bildgebung ermöglicht eine Untersuchung der Nervenbahnen im menschlichen Gehirn, erfordert jedoch die visuelle Darstellung und Analyse komplexer Datensätze. Zu diesem Zweck extrahieren wir aus den Daten geometrische Merkmale wie Flächen und Kurven. Wir schaffen einerseits neue Methoden, etwa zur Diskretisierung von Faserverteilungen oder zur algorithmischen Nachbildung des Klingler-Präparationsverfahrens. Andererseits korrigieren wir auch Irrtümer in der Literatur, etwa zur Rolle der Tensorfeld-Topologie oder der so genannten Stromflächen in der Diffusions-Bildgebung. Schließlich stellen wir einen deutlich effizienteren Algorithmus für ein bereits bekanntes Problem vor, die Extraktion von Extremalflächen. Über die konkrete Anwendung hinaus illustrieren unsere Ergebnisse, wie wichtig es in der angewandten Informatik ist, gleichzeitig die mathematischen Grundlagen, die Algorithmik, und die Anforderungen der Anwendung im Blick zu behalten.

1 Einführung

Wer hätte nicht gern schon einmal einem seiner Mitmenschen in den Kopf geschaut? Bestimmte Berufsgruppen haben ein besonderes Interesse am Innenleben fremder Hirne: Neurochirurgen etwa, die über den besten Zugangsweg zu einem Hirntumor entscheiden sollen; Neurologen, die eine Diagnose für Krankheiten wie Alzheimer oder Multiple Sklerose stellen müssen; oder Kognitionswissenschaftler, deren Ziel es ist, den Zusammenhang zwischen Aufbau und Funktion des Gehirns besser zu verstehen.

In all diesen Bereichen steht immer häufiger eine neue Variante der Magnetresonanztomographie (MRT) zur Verfügung: Sie macht sich die natürliche Wärmebewegung von Wassermolekülen zunutze, die auch als “Diffusion” bezeichnet wird. Entlang der langgestreckten Nervenfasern bewegen sich die Moleküle sehr viel ungehinderter als quer zu ihnen. Durch Messung dieses Effekts macht es die Diffusions-Bildgebung erstmals möglich, sich ohne einen oder vor einem Eingriff ein Bild vom individuellen Verlauf größerer Nervenbahnen zu machen.

Ähnlich wie die herkömmliche MRT basiert die Diffusions-Bildgebung auf Schnittbildern, stellt jedoch in jeder einzelnen Schnittebene eine Vielzahl von Messungen mit unterschiedlichen Parametern an. Der resultierende Datensatz ist daher nicht nur deutlich größer, sondern auch ungleich schwieriger zu interpretieren, da die einzelnen Messungen nur im Verhältnis zueinander Aussagekraft besitzen.

Die in diesem Artikel vorgestellte Dissertation [Sch09] verfolgt einen merkmalsbasierten Ansatz zur Analyse dieser komplexen Daten: Eine automatische oder halbautomatische Vorverarbeitung extrahiert aus den Datensätzen Merkmale, die zur Beantwortung spezieller Fragestellungen relevant sind. Meistens handelt es sich dabei um geometrische Flächen oder Kurven.

Geometrische Merkmale bieten zunächst einen schnellen visuellen Überblick über bestimmte Aspekte der Daten. Zugleich ermöglichen sie jedoch auch einen Brückenschlag zur quantitativen Analyse, sei es durch eine direkte statistische Auswertung ihrer Eigenschaften wie Anzahl, Länge oder Fläche, sei es durch die Bereitstellung von Mannigfaltigkeiten, entlang derer Attribute des zugrundeliegenden Feldes betrachtet werden können.

2 Beiträge im Überblick

Relevante Merkmale lassen sich stets nur im Hinblick auf konkrete Anwendungen definieren. Aufgrund der vielfältigen Fragestellungen, zu deren Beantwortung die Diffusions-Bildgebung herangezogen wird, haben wir daher eine Reihe von Methoden entwickelt, die sich gegenseitig ergänzen und verschiedene Anwendungen abdecken. Sie fallen in die folgenden drei Kategorien:

1. Als *strukturelle Merkmale* bezeichnen wir die Umrisse der großen Nervenbahnen und ihre Zentralflächen. Ausgehend von topologischen Überlegungen gelangen wir zunächst zu einem Verfahren, das den Verlauf und die räumliche Ausdehnung der Faserbündel erfasst [STS07b]. Derartige Informationen sind besonders zur Operationsplanung wichtig.

Zentralflächen [STS10] spielen dagegen eher in neurologischen Gruppenstudien eine Rolle: Auch bei Einsatz moderner Registrierungsverfahren ist es aufgrund individueller anatomischer Unterschiede schwierig, die Faserbündel verschiedener Menschen zuverlässig zur Deckung zu bringen. Zum Vergleich zweier Populationen bieten Zentralflächen daher einen verlässlicheren Bezugspunkt.

2. Die *mathematische Bildanalyse* stellt wichtige Grundbausteine zur Merkmalsextraktion bereit. Durch regularisierte Eigenwert-Ableitungen [SS08b] ermöglichen wir eine differenzierte Kantenerkennung in den Diffusions-Daten. Zugleich bilden sie eine mathematische Grundlage der oben genannten Zentralflächen.

Zwei weitere Beiträge, auf die wir aus Platzgründen nicht im Detail eingehen werden, segmentieren Isoflächen der großen Nervenbahnen in anatomisch relevante Bereiche [STS07a] und bieten einen mathematischen Deskriptor der räumlichen Nachbarschaft eines Datenpunkts [SWS09].

3. Die *Faserrekonstruktion* erzeugt Kurven, die dem Verlauf der großen Nervenbahnen folgen. Diese sind ein sehr grundlegendes Merkmal, das in verschiedenen Anwendungen Verwendung findet. Wir stellen ein neues mathematisches Modell für kreuzende Faserbündel vor, das eine Rekonstruktion von Bahnen ermöglicht, die von bisherigen Verfahren nicht erfasst wurden [SS08a].

Die Ergebnisse der Faserrekonstruktion konnten bislang nur unzureichend im räumlichen Zusammenhang herkömmlicher MRT-Aufnahmen dargestellt werden. Wir beheben diesen Mangel, indem wir ein traditionelles Verfahren zur anatomischen Präparation von Gehirnen am Rechner nachbilden [SSA⁺08].

3 Die zentralen Beiträge im Detail

In der detaillierteren Darstellung konzentrieren wir uns auf die vier zentralen Aspekte der Arbeit: Erkenntnisse zur Bedeutung der Tensorfeld-Topologie in der Diffusions-Bildgebung [STS07b], die Ersetzung der schlecht definierten Stromflächen durch Extremalflächen und einen effizienten Algorithmus zu ihrer Extraktion [STS10], die Diskretisierung von Faserverteilungen, die zu einer verbesserten Faserrekonstruktion führt [SS08a], sowie die algorithmische Nachbildung des Klingler-Präparationsverfahrens [SSA⁺08].

3.1 Tensorfeld-Topologie in der Diffusions-Bildgebung

Diffusions-Daten werden häufig als Tensoren modelliert, symmetrische 3×3 -Matrizen, deren Eigenwerte ein Maß dafür bieten, wie ungehindert die Wassermoleküle sich in Richtung des zugehörigen Eigenvektors bewegen können [BMLB94]. Die Messungen führen somit zu einem Tensorfeld, das jedem Raumpunkt eine solche 3×3 -Matrix zuordnet.

In der merkmalsbasierten Vektorfeld-Analyse nehmen topologische Verfahren eine wichtige Stellung ein. Hierbei spielen kritische Punkte, Nullstellen der Vektornorm, eine zentrale Rolle: Sie stellen strukturell bedeutsame Quellen, Senken und Sattelpunkte dar. In Tensorfeldern sind degenerierte Punkte, an denen mindestens zwei der Eigenwerte gleich sind, aus mathematischer Sicht eine natürliche Verallgemeinerung.

Eine frühere Arbeit [ZPP05] hatte gezeigt, dass degenerierte Punkte in dreidimensionalen Tensorfeldern im Allgemeinen stabile Kurven bilden und die Hoffnung geäußert, dass diese als Merkmale in der Diffusions-Bildgebung dienen könnten. Bei Experimenten mit der Extraktion dieser Kurven stellten wir jedoch fest, dass ihr Verlauf keinen erkennbaren Zusammenhang zu anatomischen Strukturen besitzt und bereits durch leichtes Bildrauschen deutlich verändert wird.

Der Grund hierfür ist, dass Tensoren aus der Diffusions-Bildgebung aufgrund der Radialsymmetrie der Nervenfasern über größere Bereiche hinweg zwei nahezu gleiche Eigenwerte aufweisen: Ein Fall, der im Allgemeinen nicht zu erwarten ist und der in der theoretischen Arbeit [ZPP05] daher nicht berücksichtigt wurde.

Wir schlagen daher vor, die Grundidee der Vektorfeld-Topologie auf völlig unterschiedliche Weise auf Diffusions-Datensätze zu übertragen: Analog zur Gruppierung von Stromlinien, die aus derselben Quelle entspringen und in derselben Senke enden, fassen wir Nervenfasern zusammen, die dieselben anatomischen Strukturen verbinden. Um der Tatsache Rechnung zu tragen, dass die Endpunkte einer Nervenbahn aufgrund der Daten nicht mit

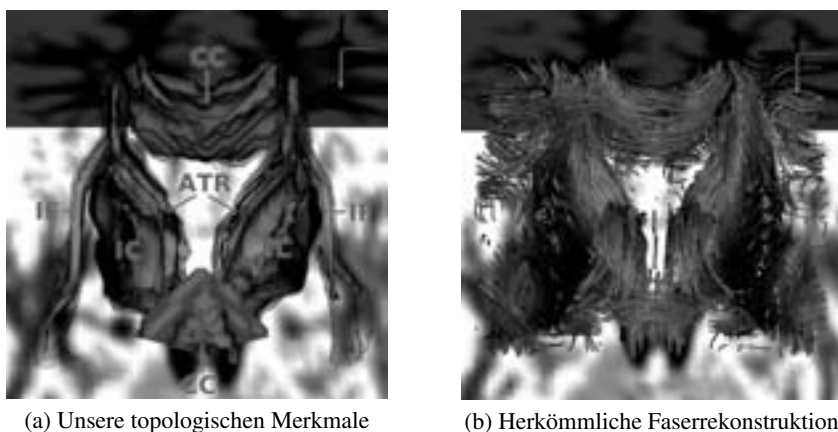


Abbildung 1: Unsere Verallgemeinerung der Vektorfeld-Topologie (a) zeigt den Verlauf großer Nervenbahnen. Halbtransparente Flächen vermitteln, wie stark das gezeigte Ergebnis von der Wahl eines Schwellwerts abhängt. Zum Vergleich zeigt (b) eine herkömmliche Faserrekonstruktion.

letzter Sicherheit festzustellen sind, stützen wir uns methodisch auf ein probabilistisches Verfahren, das eine Wahrscheinlichkeitsverteilung der Endpunkte ermittelt.

Letztlich führt unser Ansatz zu einem Verfahren, das den Verlauf und die räumliche Ausdehnung der Faserbündel zeigt (siehe Abbildung 1 (a)). Es zeichnet sich zudem dadurch aus, dass es dem Betrachter einen visuellen Eindruck davon vermittelt, mit welcher Sicherheit sich die Grenze eines Bündels aufgrund der Daten bestimmen lässt.

3.2 Extremal- und Stromflächen in Tensorfeldern

Lokale Extrema in Skalarfeldern sind im Allgemeinen isolierte Punkte. Eine Verallgemeinerung ihrer Definition führt jedoch zu Extremalkurven und -flächen. Wendet man diese auf eine Funktion an, die im Zentrum anatomischer Strukturen hohe Werte annimmt, werden derartige Extremalflächen zur Grundlage von Zentralflächen.

Entlang seiner Isoflächen nimmt ein dreidimensionales Skalarfeld denselben Wert an. Da Isoflächen gründlich erforscht sind, greifen die bestehenden Verfahren zur Extraktion von Extremalflächen auf Algorithmen aus diesem Bereich zurück [KTW07]. Unsere Arbeit weist darauf hin, dass dies nicht zu korrekten Ergebnissen führen kann, da Extremalflächen topologische Eigenschaften haben, die bei Isoflächen nicht auftreten: Insbesondere sind Isoflächen stets geschlossen und orientierbar, während Extremalflächen einen Rand besitzen können und nicht notwendigerweise orientierbar sind.

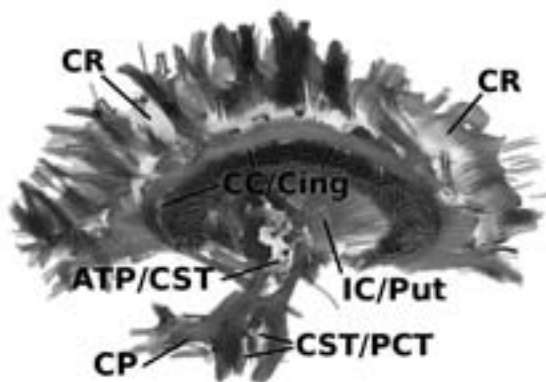
Bislang war es gängige Praxis, Extremalflächen auf einem Gitter zu extrahieren, dessen Auflösung deutlich über der Auflösung der Daten liegt. In unseren Versuchen stellte sich heraus, dass dies in erster Linie nötig war, um die Fehler der aus topologischer



(a) Bestehendes Verfahren



(b) Unser Verfahren



(c) Die gelben Zentralflächen zeigen anatomische Strukturen, die mit Hilfe eines Experten bestimmt wurden.

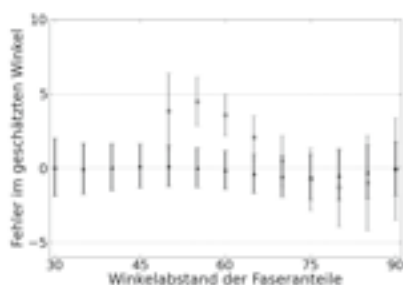
Abbildung 2: Im Gegensatz zu früheren Verfahren zur Extraktion von Extremalflächen (a) gelingt es uns, diese Flächen auch ohne Verfeinerung des Datengitters zu extrahieren (b). Dies bildet die Grundlage von Zentralflächen, die in (c) im Kontext einer Faserrekonstruktion dargestellt sind.

Sicht ungeeigneten Algorithmen zu reduzieren. Mit einem neuen Algorithmus, der die Besonderheiten von Extremalflächen berücksichtigt, konnten wir auf dem ursprünglichen Gitter arbeiten. Dies reduzierte die benötigte Rechenzeit in einigen Fällen um mehr als eine Größenordnung und vermeidet die Erzeugung unnötig feiner Dreiecksnetze zur Beschreibung der Fläche. Abbildung 2 vergleicht das Extraktionsergebnis eines bestehenden Verfahrens auf dem Originalgitter (a) mit dem Ergebnis unseres Verfahrens (b).

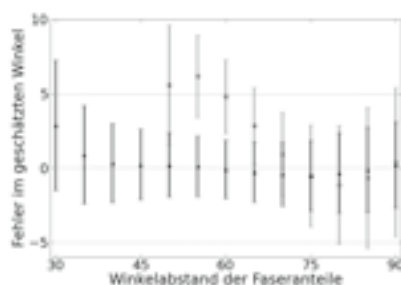
Obwohl sie sich in der Anwendung in Abschnitt 3.1 als nutzlos erwiesen hatten, spielen die Kurven, entlang derer Matrizen zwei identische Eigenwerte besitzen, in diesem Verfahren eine zentrale Rolle: Wendet man sie nicht auf die Diffusions-Tensoren an, sondern auf Hesse-Matrizen eines Skalarfelds, bilden sie gerade die Ränder von Extremalflächen.

Analog zu Stromlinien, die in jedem Punkt tangential zu einem Eigenvektorfeld verlaufen, wurden in [ZDL03] Stromflächen definiert, die in jedem Punkt tangential zu zwei orthogonalen Eigenvektorfeldern sind. Anders als Stromlinien existieren solche Flächen jedoch nur dann, wenn die beiden Vektorfelder eine bestimmte Integrabilitätsbedingung erfüllen. Obgleich drei voneinander unabhängige Gruppen über derartige Flächen in Tensorfeldern publiziert hatten, war diese Voraussetzung bisher nie geprüft worden.

In unseren Experimenten zeigte sich, dass Eigenvektorfelder aus realen Diffusions-Daten diese Voraussetzung in teils erheblichem Maße verletzen. Wir schlagen daher eine Funktion vor, deren Extremalflächen in vielen Fällen als wohldefinierte Alternative der Stromflächen dienen können. Abbildung 2 (c) zeigt ein mit anatomischen Annotationen versehenes Beispiel.



(a) Simulierte Kreuzung zweier Faserbündel



(b) Simulierte Kreuzung dreier Faserbündel

Abbildung 3: Unser Verfahren zur Bestimmung der Hauptrichtungen in Faserverteilungen (schwarze Dreiecke) erzeugt einen deutlich geringeren systematischen Fehler und funktioniert auch noch bei kleineren Winkeln als die herkömmliche Verwendung der Maxima (rote Kreise).

3.3 Diskretisierung von Faserverteilungen

Das in Abschnitt 3.1 eingeführte Diffusions-Tensor-Modell hat den Nachteil, dass es nur eine einzige Hauptrichtung erfassen kann. Da die räumliche Auflösung der Diffusions-Bildgebung im Vergleich zum Durchmesser der einzelnen Nervenfasern jedoch sehr gering ist, enthalten viele Volumenelemente benachbarte oder kreuzende Fasern, die in unterschiedlichen Richtungen verlaufen.

Kontinuierliche Faserverteilungen bieten in solchen Fällen ein exakteres Modell. Sie geben für jeden Punkt auf der Einheitskugel den Anteil der Fasern an, die in der jeweiligen Richtung verlaufen. Um auf Grundlage eines solchen Modells klar bestimmte Kurven erzeugen zu können, die dem Verlauf der Nervenbahnen folgen, müssen aus der Faserverteilung jedoch wieder diskrete Hauptrichtungen geschätzt werden.

Bisher war es üblich, lokale Maxima der Verteilungsfunktion als Hauptrichtungen heranzuziehen [TCGC04]. Dies lässt jedoch die begrenzte Winkelauflösung aller gängigen Modelle außer Acht. Einzelne Faseranteile können aufgrund dieser nicht durch perfekte Delta-Distribution dargestellt werden, sondern nur durch eine Punktantwort endlicher Breite. Durch die Überlagerung dieser Punktantworten stimmen die Maxima der Faserverteilung im Allgemeinen nicht mit den Richtungen der einzelnen Faseranteile überein.

Wir haben ein Verfahren entwickelt, das diesen Effekt modelliert und im Rahmen einer nichtlinearen Optimierung bei der Schätzung der Hauptrichtungen berücksichtigt. In Simulationen zeigte sich, dass unser Algorithmus systematische Fehler des bisherigen Verfahrens vermeidet und Faseranteile auch dann noch zuverlässig trennt, wenn ihr Winkelabstand so gering ist, dass sie in der gemeinsamen Faserverteilung nur noch ein einziges Maximum bilden (siehe Abbildung 3). In echten Daten fanden wir auf diese Weise Faseranteile, die mit der bekannten Anatomie übereinstimmen, mit bestehenden Verfahren jedoch nicht zuverlässig rekonstruiert werden konnten (siehe Abbildung 4).

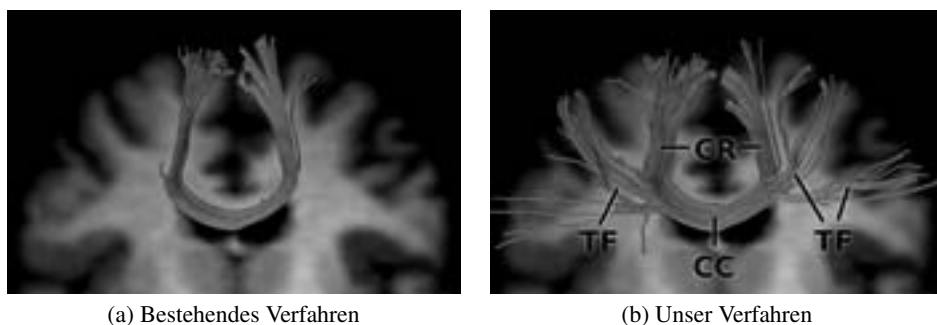


Abbildung 4: Im Gegensatz zu dem herkömmlichen Verfahren (a) ist es mit unserer Diskretisierung möglich, die aus der Anatomie bekannten transkallosalen Fasern (TF) zu extrahieren.

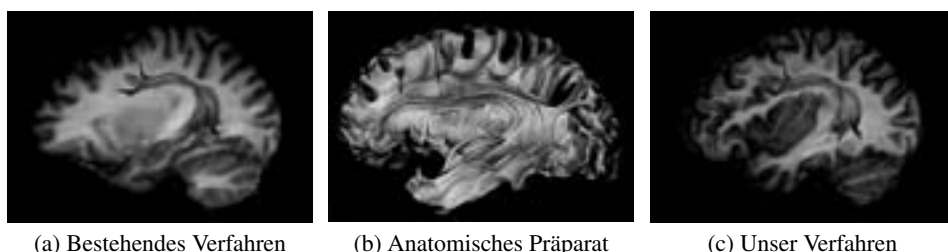


Abbildung 5: Im Vergleich zur gängigen Darstellung digitaler Faserrekonstruktionen (a) bieten anatomische Klingler-Präparate (b) einen genaueren Eindruck von der Umgebung eines Faserbündels. Daher ahmt unser Verfahren (c) diese Präparationstechnik algorithmisch nach.

3.4 Ein virtuelles Klingler-Verfahren

Um die im Zuge der Faserrekonstruktion erzeugten Kurven im Zusammenhang herkömmlicher MRT-Aufnahmen darzustellen, kommt zumeist eine Kombination von Standard-Techniken zum Einsatz: In der Regel werden die Kurven als dünne zylindrische Röhren vor dem Hintergrund einer achsenparallelen MRT-Schnittebene dargestellt (vgl. Abbildung 5 (a)). Unser Kooperationspartner am Max-Planck-Institut für Kognitions- und Neurowissenschaften bemängelte an diesem Verfahren, dass die Schnittebenen in solchen Bildern in der Regel nicht parallel zu den Kurven verlaufen, dass sie die dreidimensionale Struktur des umgebenden Gewebes nur unzureichend wiedergeben, und dass der räumliche Abstand zwischen Kurven und Fläche schwer zu erkennen ist.

Als Beispiel einer gelungenen Darstellung führte er Fotografien von anatomischen Präparaten an, die mit der so genannten Klingler-Technik angefertigt wurden. Dabei entfernt der Anatom in einem durch Chemikalien und mehrfaches Tiefgefrieren vorbehandelten Gehirn mit einem stumpfen Spatel das vor der zu untersuchenden Nervenbahn liegende Gewebe. Auf diese Weise kommen die Fasern in ihrer natürlichen anatomischen Umgebung zum Vorschein (siehe Abbildung 5 (b), entnommen aus [LK56]).

Um die Ergebnisse dieser Technik auf Grundlage von MRT-Daten nachzuahmen, haben wir in Zusammenarbeit mit dem Anwender ein Verfahren entwickelt, das zunächst mittels robuster statistischer Methoden eine Ebene bestimmt, die sich dem gegebenen Faserbündel optimal anschmiegt. In einem zweiten Schritt wurde die zunächst planare Fläche verformt, um weiter hinten liegende Fasern freizulegen und zugleich räumliche Strukturen im MRT-Datensatz hervortreten zu lassen. Ein Transparenzeffekt gibt einen zusätzlichen Hinweis, wenn eine Kurve sich sehr nah an der Fläche befindet. Ähnlich wie die reale Klingler-Präparation stellt dieses virtuelle Klingler-Verfahren die Faserbündel in ihren natürlichen anatomischen Kontext (Abbildung 5 (c)). In vielen Fällen erreicht bereits eine vollautomatische Variante brauchbare Ergebnisse. Optional ist jedoch auch eine benutzergesteuerte Korrektur möglich, etwa das manuelle “Wegkratzen” weiteren Gewebes mit der Maus.

4 Zusammenfassung

Die Analyse von Daten der Diffusions-Bildgebung bewegt sich in einem Dreieck zwischen mathematischen Grundlagen, algorithmischen Verfahren, sowie anatomischen und messphysikalischen Aspekten der Anwendung. Die hier vorgestellte Arbeit liefert einige Beispiele dafür, wie wichtig es in der angewandten Informatik allgemein ist, diese drei Ecken stets gleichzeitig im Blick zu behalten:

- Mathematische Erkenntnisse, die ohne sorgfältige Prüfung ihrer Annahmen angewandt werden, führen häufig zu irreführenden oder nutzlosen Ergebnissen.
Beispiele sind der Einsatz von Tensorfeld-Topologie (Abschnitt 3.1) oder Stromflächen (Abschnitt 3.2) im Kontext der Diffusions-Bildgebung.
- Algorithmen, die ihre mathematischen Grundlagen vernachlässigen, sind häufig inkorrekt oder ineffizient.
Ein Beispiel sind Algorithmen zur Extraktion von Extremalflächen, die deren Topologie außer Acht lassen (Abschnitt 3.2).
- In der Anwendung lassen sich komplexe Daten ohne neue Algorithmen und mathematische Modelle häufig nicht angemessen darstellen und korrekt interpretieren.
Beispiele sind die diskrete Modellierung von Faserverteilungen (Abschnitt 3.3) und die algorithmische Nachbildung des Klingler-Verfahrens (Abschnitt 3.4).

Diesen Leitsätzen folgend ist es uns nicht nur gelungen, eine ganze Palette merkmalsbasierter Verfahren zur Analyse von Daten der Diffusions-Bildgebung zu erschaffen, sondern auch einige Irrtümer in der Literatur aufzuklären und Beiträge zu leisten, die über unsere konkrete Anwendung hinaus relevant sind, etwa unser stark verbesserter Algorithmus zur Extraktion von Extremalflächen.

Obwohl die Anfänge der Diffusions-Bildgebung inzwischen über 20 Jahre zurückliegen [LBBL⁺86], ist sie sowohl seitens der Messprotokolle als auch der mathematischen Modelle und Anwendungen noch immer ein sehr aktives Forschungsgebiet, so dass sie weiterhin auch der Informatik spannende Herausforderungen bietet. Nach Abschluss meiner

Dissertation werde ich mich einerseits weiterhin diesen Herausforderungen stellen; auf der anderen Seite möchte ich mir mittels der im Rahmen der Promotion erworbenen Einsichten jedoch auch weitere Anwendungsfelder erschließen.

Danksagung

Mein besonderer Dank gilt meinen Betreuern Hans-Peter Seidel und Holger Theisel, sowie meinen Koautoren Alfred Anwander, Natascha Sauber und Joachim Weickert. Die hier vorgestellte Dissertation wurde im Rahmen des Max Planck Center for Visual Computing and Communication (MPC-VCC) gefördert. Ich danke der S. Karger AG (Basel) für die freundliche Erlaubnis, Abbildung 5 (b) aus dem Buch [LK56] zu übernehmen.

Literatur

- [BMLB94] Peter J. Basser, James Mattiello und Denis Le Bihan. Estimation of the Effective Self-Diffusion Tensor from the NMR Spin Echo. *Journal of Magnetic Resonance*, B(103):247–254, 1994.
- [KTW07] Gordon Kindlmann, Xavier Tricoche und Carl-Fredrik Westin. Delineating White Matter Structure in Diffusion Tensor MRI with Anisotropy Creases. *Medical Image Analysis*, 11(5):492–502, 2007.
- [LBBL⁺86] Denis Le Bihan, Eric Breton, Denis Lallemand, Philippe Grenier, Emmanuel Cabanis und Maurice Laval-Jeantet. MR Imaging of Intravoxel Incoherent Motions: Application to Diffusion and Perfusion in Neurologic Disorders. *Radiology*, 161(2):401–407, 1986.
- [LK56] E. Ludwig und L. Klingler. *Atlas cerebri humani*. S. Karger AG, Basel, 1956.
- [Sch09] Thomas Schultz. *Feature Extraction for Visual Analysis of DW-MRI Data*. Dissertation, Universität des Saarlandes, 2009.
- [SS08a] Thomas Schultz und Hans-Peter Seidel. Estimating Crossing Fibers: A Tensor Decomposition Approach. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics (Proc. IEEE Visualization)*, 14(6):1635–1642, 2008.
- [SS08b] Thomas Schultz und Hans-Peter Seidel. Using Eigenvalue Derivatives for Edge Detection in DT-MRI Data. In Gerhard Rigoll, Hrsg., *Pattern Recognition (Proc. DAGM)*, Lecture Notes in Computer Science 5096, Seiten 193–202. Springer, 2008.
- [SSA⁺08] Thomas Schultz, Natascha Sauber, Alfred Anwander, Holger Theisel und Hans-Peter Seidel. Virtual Klingler Dissection: Putting Fibers into Context. *Computer Graphics Forum (Proc. EuroVis)*, 27(3):1063–1070, 2008.
- [STS07a] Thomas Schultz, Holger Theisel und Hans-Peter Seidel. Segmentation of DT-MRI Anisotropy Isosurfaces. In Ken Museth, Torsten Möller und Anders Ynnerman, Hrsg., *Proc. Eurographics/IEEE-VGTC Symposium on Visualization (EuroVis) 2007*, Seiten 187–194, 2007.

- [STS07b] Thomas Schultz, Holger Theisel und Hans-Peter Seidel. Topological Visualization of Brain Diffusion MRI Data. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics (Proc. IEEE Visualization)*, 13(6):1496–1503, 2007.
- [STS10] Thomas Schultz, Holger Theisel und Hans-Peter Seidel. Crease Surfaces: From Theory to Extraction and Application to Diffusion Tensor MRI. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 16(1):109–119, 2010.
- [SWS09] Thomas Schultz, Joachim Weickert und Hans-Peter Seidel. A Higher-Order Structure Tensor. In David H. Laidlaw und Joachim Weickert, Hrsg., *Visualization and Processing of Tensor Fields – Advances and Perspectives*, Seiten 263–280. Springer, 2009.
- [TCGC04] J.-Donald Tournier, Fernando Calamante, David G. Gadian und Alan Connelly. Direct Estimation of the Fiber Orientation Density Function from Diffusion-Weighted MRI Data Using Spherical Deconvolution. *NeuroImage*, 23:1176–1185, 2004.
- [ZDL03] Song Zhang, Cagatay Demiralp und David H. Laidlaw. Visualizing Diffusion Tensor MR Images Using Streamtubes and Streamsurfaces. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 9(4):454–462, 2003.
- [ZPP05] Xiaoqiang Zheng, Beresford Parlett und Alex Pang. Topological Lines in 3D Tensor Fields and Discriminant Hessian Factorization. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 11(4):395–407, 2005.



Thomas Schultz wurde am 17. August 1980 in Iserlohn geboren und machte dort im Jahr 2000 sein Abitur. Nach Zivildienst, einem Vordiplom in Medizinischer Informatik an der Universität Heidelberg und Hochschule Heilbronn, sowie einer Zwischenstation an Linköpings Universität (Schweden) erwarb er 2006 mit einer Abschlussarbeit bei Prof. Joachim Weickert das Informatik-Diplom der Universität des Saarlandes. Seine Dissertation stellte er 2009 am Max-Planck-Institut für Informatik unter Betreuung von Prof. Hans-Peter Seidel und Prof. Holger Theisel (inzwischen Universität Magdeburg) fertig. Seit August 2009 forscht er im Rahmen eines DAAD-Postdoc-Stipendiums bei Prof. Gordon Kindlmann an der University of Chicago. Seine Forschungsinteressen sind Methoden der Wissenschaftlichen Visualisierung

und mathematischen Bildanalyse sowie ihre Anwendungen in Neurowissenschaften und Medizin. Zwei seiner Artikel erhielten wissenschaftliche Auszeichnungen und seine Visualisierungen illustrieren zahlreiche Zeitschriften und Fachbücher. Er ist Gutachter und Komitee-Mitglied internationaler Fachtagungen.