

# Automatische Segmentierung der zerebralen Gefäße aus 3D-TOF-MRA-Bildsequenzen mittels Fuzzy-Methoden

Nils Daniel Forkert<sup>1</sup>, Dennis Säring<sup>1</sup>, Karolin Wenzel<sup>2</sup>, Jens Fiehler<sup>2</sup>,  
Till Illies<sup>2</sup>, Dietmar Möller<sup>3</sup>, Heinz Handels<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Institut für Medizinische Informatik, Universitätsklinikum Hamburg-Eppendorf

<sup>2</sup>Klinik und für Neuroradiologie, Universitätsklinikum Hamburg-Eppendorf

<sup>3</sup>AB Technische Informatiksysteme, Department Informatik, Universität Hamburg

`n.forkert@uke.uni-hamburg.de`

**Kurzfassung.** Im Rahmen dieses Beitrages wird eine automatische Methode zur Extraktion des zerebralen Gefäßsystems aus 3D-Time-of-Flight (TOF)-MRA-Bildsequenzen vorgestellt. Hierbei wird zunächst in einem Vorverarbeitungsschritt das Gehirn von den nicht-zerebralen Gewebeklassen befreit. In einem weiteren Schritt wird aus dem TOF-Datensatz ein Vesselness- und Maximum-Parameterbild berechnet. Diese werden dann unter Verwendung eines Fuzzy-Inferenzsystems mit dem TOF-Datensatz kombiniert. In dem daraus resultierenden Datensatz heben sich sowohl kleine als auch pathologisch veränderte Gefäße deutlicher vom restlichen Gewebe ab. Abschließend wird das Gefäßsystem unter Verwendung des Fuzzy-Connectedness-Regionenwachstums extrahiert. Eine erste Evaluation der vorgestellten Methode zeigte, dass sich die Ergebnisse im Bereich des Inter-Observer-Vergleichs befinden.

## 1 Einleitung

Bei Vorliegen einer zerebralen Gefäßmissbildung ist ein genaues Verständnis der individuellen Gefäßanatomie von großer Bedeutung für Diagnose, Risikoeinschätzung und Therapie. Zerebrale Gefäße stellen ein äußerst komplexes System dar, dessen Verständnis durch eine schichtweise Darstellung von 3D-Angiographie Bilddaten ein hohes Maß an räumlichem Vorstellungsvermögen sowie anatomisches Fachwissen verlangt. Eine 3D-Darstellung des zerebralen Gefäßsystems ermöglicht eine verbesserte und einfachere visuelle Beurteilung. Eine detaillierte Segmentierung erlaubt, gegenüber Volume-Rendering Techniken, nicht nur eine verbesserte Visualisierung mittels Oberflächenmodellen, sondern darüber hinaus auch eine Quantifizierung von pathologischen Veränderungen der Gefäße.

Zur Segmentierung des zerebralen Gefäßsystems wurde eine Vielzahl von Methoden publiziert. Für einen umfassenden Überblick wird an dieser Stelle auf die Arbeit von Suri et al. [1] verwiesen. Viele vorgeschlagene Methoden zeichnen sich dadurch aus, dass Modellwissen in Form von typischen Grauwertverteilungen [2] oder typischen Eigenschaften der Gefäßtopologie [3] verwendet wird. Bei

pathologischen Veränderungen der Gefäße, wie z.B. bei der arteriovenösen Malformation, ist das verwendete Modellwissen jedoch nicht mehr zwingend erfüllt und kann daher zu Segmentierungsfehlern führen.

## 2 Material und Methoden

### 2.1 TOF-MRA-Bildsequenzen und Vorverarbeitung

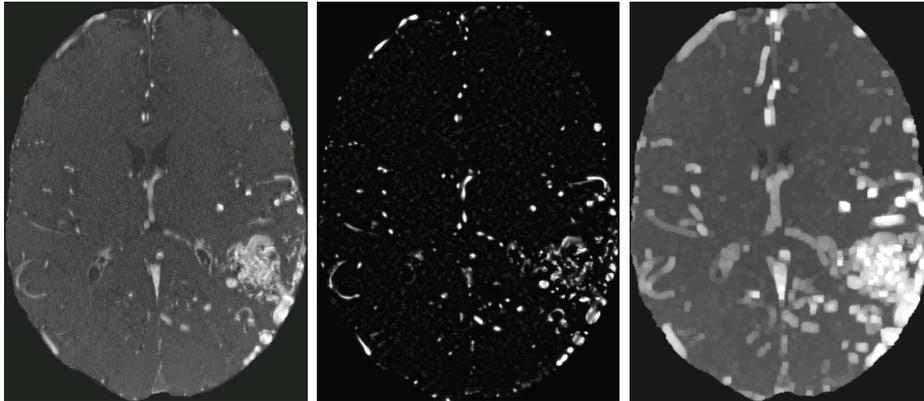
Die zur Verfügung stehenden MRA-Datensätze wurden mit einem 3 Tesla Trio Scanner der Firma Siemens aufgenommen. Die verwendeten TOF-Bildsequenzen weisen 156 Schichten mit einer Voxelgröße von  $0,47 \times 0,47 \times 0,5 \text{ mm}^3$  auf.

Time-of-Flight-MRA-Daten werden häufig überlappend blockweise aufgenommen (Multi-Slab-Aufnahmetechnik). Im Bereich der Überschneidungen der einzelnen Schichtblöcke kommt es jedoch häufig zu einem Abfall der Amplitude (Slab Boundary Artefakt). Da dieses bei einer intensitätsbasierten Weiterverarbeitung zu Problemen führt, wurden diese Intensitätsinhomogenitäten automatisch mittels dem von Kholmovski et al. [4] vorgestellten Verfahren reduziert.

Nicht-zerebrale Gewebeklassen, wie Fett und Knochenmark, weisen eine der Gefäße ähnliche Intensitätsverteilung auf und können bei der Weiterverarbeitung zu Übersegmentierungen führen. Daher werden diese in einem abschließenden Vorverarbeitungsschritt nach der Methode von Forkert et al. [5] ausgeschlossen.

### 2.2 Fuzzy Gefäßsegmentierung

Zur Segmentierung des zerebralen Gefäßsystems wird auf Basis des TOF-MRA-Datensatzes  $T$  zunächst ein Parameterbild  $V$  unter Verwendung des von Sato et al. [6] vorgeschlagenen Vesselnessfilters generiert. Hierbei wird jedem Voxel,

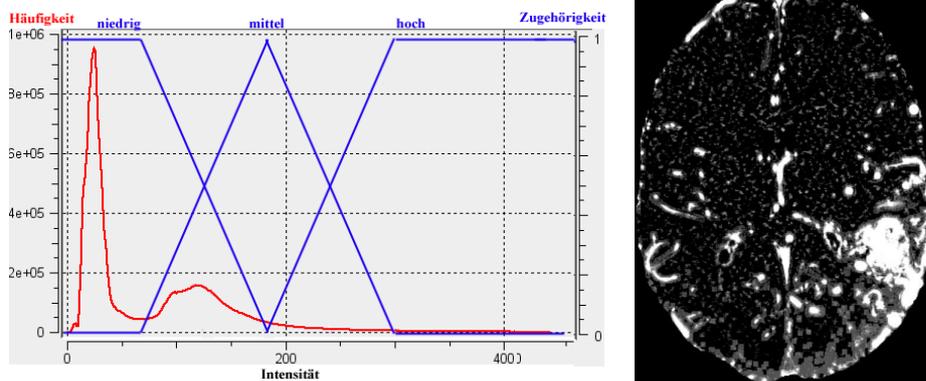


**Abb. 1.** Schicht aus einem TOF-Datensatz (links), Ergebnis des Vesselnessfilter (Mitte), Ergebnis des Maximum-Filter (rechts).

unter Berücksichtigung einer typischen Gefäßtopologie, ein Wert für dessen Gefäßähnlichkeit zugewiesen. Dieses führt dazu, dass auch kleine Gefäße, die sich durch geringe Intensitäten auszeichnen, durch den Filter gegenüber dem Hintergrund hervorgehoben werden. Auf Grund der implizit verwendeten Forminformation führt der Vesselnessfilter bei pathologischen Gefäßveränderungen jedoch zu unbefriedigenden Ergebnissen (Abb. 1 (mitte)). In einem weiteren Schritt wird ein zweites Parameterbild  $M$  unter Verwendung eines Maximalwertfilters generiert (Abb. 1 (rechts)). Hierbei wird jedem Voxel der maximal auftretende Intensitätswert innerhalb einer definierten 3D-Nachbarschaft zugeordnet. Dieser Datensatz dient im Folgenden dazu, Intensitätsinformationen der Nachbarschaft eines Voxels mit in die Fuzzy-Kombination einzubeziehen.

Nach Berechnung der Parameterbilder können diese unter Verwendung eines Fuzzy-Inferenzsystem mit dem TOF-MRA-Datensatz voxelweise kombiniert werden. Wesentlicher Vorteil eines Fuzzy-Inferenzsystems ist, dass eine nicht-lineare Kombination der einzelnen Parameter möglich ist. Darüber hinaus kann so unsicheres Wissen in den Inferenzmechanismus integriert werden. Für eine ausführliche Einführung in Fuzzy-Inferenzsysteme sei an dieser Stelle auf [7] verwiesen.

Der erste Schritt der Kombination der Parameter mittels eines Fuzzy-Inferenzsystems besteht darin, die scharfen Eingangswerte zu fuzzyfizieren. Im Rahmen dieser Arbeit wurden die auftretenden Signale der drei Eingänge durch jeweils 3 Zugehörigkeitsfunktionen fuzzyfiziert. Hierbei wurden Dreiecksfunktionen als Zugehörigkeitsfunktionen für die linguistischen Terme „niedrig“, „mittel“ und „hoch“ verwendet. Abbildung 2 zeigt die Zugehörigkeitsfunktionen exemplarisch für die auftretenden Signale eines TOF-Datensatzes. Der jeweils obere und untere Schwellwert der Zugehörigkeitsfunktionen wird dabei datensatzspezifisch für jeden Parameter auf Basis der dazugehörigen Histogramme extrahiert.

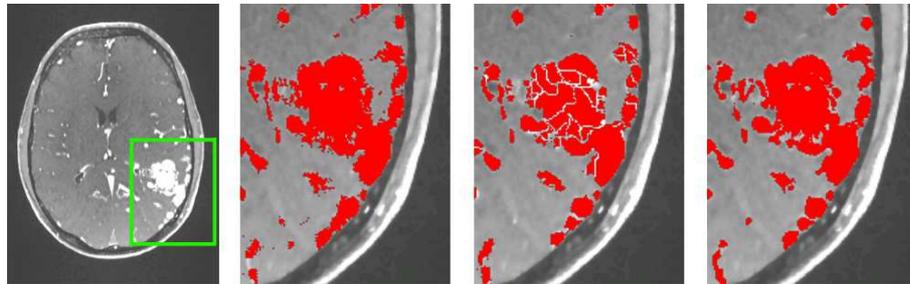


**Abb. 2.** Histogramm des TOF-Datensatz (rot) und Fuzzyfizierung (blau) des TOF-Eingangs (links), Ergebnis der Fuzzy-Kombination (rechts).

Für die Fuzzy-Inferenz wurde eine Regelbasis mit insgesamt 27 (3 Eingänge mit je 3 linguistischen Termen) empirisch bestimmten Regeln definiert. Diese Regeln ordnen jeder Kombination von linguistischen Termen eine von 5 Konklusionen (Gefäßwahrscheinlichkeit: sehr gering, gering, mittel, hoch, sehr hoch) zu, welche wiederum durch Dreiecks-Zugehörigkeitsfunktionen beschrieben wurden. Die Fuzzy-Inferenz wurde im Rahmen dieser Arbeit durch einen Maximum-Operator für die Akkumulation und einen Minimum-Operator für die Implikation implementiert. Das Ergebnis der Auswertung aller Regeln für ein Voxel durch den Inferenzmechanismus liefert eine Fuzzymenge. Um hieraus den benötigten scharfen Ausgabewert für das Fuzzy-Parameterbild zu gewinnen (Defuzzifizierung) wurde die Center-of-Gravity Methode [8] verwendet.

Die Idee bei der Definition der 27 Regeln war es, bei der Wahl der Konklusion die Antwort des Vesselnessfilter stärker zu gewichten, wenn der Maximumfilter nur eine schwache Antwort geliefert hat und den TOF-Eingang stärker, wenn der Maximumfilter ein starkes Signal ausgegeben hat. Das Resultat der Fuzzy-Kombination ist ein Datensatz, in dem sich sowohl kleine als auch pathologische Gefäße deutlich vom umliegenden Gewebe abheben (Abb. 2).

Um das Gefäßsystem aus dem Fuzzy-Parameterdatensatz zu extrahieren, wird zunächst eine Schwellwertoperation mit nachfolgender Zusammenhangsanalyse auf diesen angewendet. Für jede extrahierte Komponente werden dann Mittelwert und Standardabweichung für die dazugehörigen Fuzzy-Werte berechnet. Abschließend wird das von Udupa vorgeschlagene Fuzzy-Connectedness-Regionenwachstum [8] verwendet, um das Gefäßsystem, unter Verwendung der zuvor bestimmten Parameter, aus dem Fuzzy-Parameterdatensatz zu segmentieren. Als Saatpunkt hierfür dient das Voxel der jeweiligen Komponente mit dem höchsten Fuzzy-Wert. Die Segmentierungsergebnisse der einzelnen Komponenten werden abschließend mittels Disjunktion zu einem Endergebnis verknüpft.



**Abb. 3.** Ergebnis der Segmentierungen im grün dargestellten Bereich für eine TOF-Schicht (links): Manuelle Segmentierungen von 2 Experten (mitte) und Fuzzy-Segmentierung (rechts).

### 3 Ergebnisse

Zur ersten Evaluation der vorgeschlagenen Methode zur Segmentierung des zerebralen Gefäßsystems stand ein TOF-Datensatz von einem Patienten mit einer zerebralen arteriovenösen Malformation zur Verfügung. Als Goldstandard dienten Segmentierungen von zwei medizinischen Experten, die unabhängig voneinander unter Verwendung von Volume Growing und manueller Nachkorrektur das zerebrale Gefäßsystem extrahiert haben. Zur quantitativen Evaluation wurde der Dice-Koeffizient [5] verwendet, wobei Werte nahe 1 auf eine gute Übereinstimmung hinweisen. Ein Vergleich der beiden manuellen Segmentierungen ergab einen Dice-Koeffizient von 0.8154. Bei dem Vergleich der automatischen zu den manuellen Segmentierungen ergab sich ein Dice-Koeffizient von 0.8116 und 0.8219 ( $\varnothing$  0.8168). Das gute quantitative Ergebnis wurde durch eine visuelle Begutachtung von erfahrenen Neuroradiologen bestätigt (Abb. 3). Im Gegensatz zur manuellen Segmentierung, für die, je nach Komplexität des Gefäßsystems, zwischen 6 und 10 Stunden benötigt werden, beträgt die Berechnungszeit für die automatische Segmentierung ca. 1 Stunde, währenddessen keine Benutzerinteraktion nötig ist.

### 4 Diskussion

Im Rahmen dieses Beitrages wurde ein Ansatz, basierend auf Fuzzy-Methoden, zur Segmentierung des zerebralen Gefäßsystems aus TOF-MRA-Bildsequenzen vorgestellt. Eine erste Evaluation anhand eines vollständig segmentierten Datensatzes ergab, dass die vorgestellte Methode gute Ergebnisse im Bereich des Inter-Observer-Vergleichs erzielt. Eine visuelle Begutachtung zeigte, dass sowohl gesunde als auch missgebildete Gefäße, sofern sie sich hinreichend gut vom Hintergrund abheben, durch das vorgestellte Verfahren extrahiert werden konnten.

Eine weitergehende Evaluation der Fuzzy-Gefäßsegmentierung anhand einer größeren Anzahl an Datensätze ist derzeit in der Vorbereitung. In diesem Rahmen soll auch ein quantitativer Vergleich mit anderen bereits etablierten Methoden zur Gefäßsegmentierung erfolgen.

**Danksagung.** Diese Arbeit wurde von der Deutschen Forschungsgemeinschaft gefördert (Ha2355/10-1).

### Literaturverzeichnis

1. Suri J, Liu K, Reden L, et al. A review on MR vascular image processing algorithms: Skeleton versus nonskeleton approaches: Part II. *IEEE Trans Inf Technol Biomed.* 2002;6(4):338–350.
2. Hassouna MS, et al. Cerebrovascular segmentation from TOF using stochastic models. *Med Image Anal.* 2006;10(1):2–18.
3. Lorigo L, et al. Curves: Curve evolution for vessel segmentation. *Med Image Anal.* 2001;5:195 – 106.

4. Kholmovski E, Alexander A, Parker D. Correction of slab boundary artifact using histogram matching. *J Magn Reson Imaging*. 2002;15:610–617.
5. Forkert N, et al. Fully automatic skull-atripping in 3D time-of-flight MRA image sequences. In: *Visual Computing for Biomedicine*; 2008. p. 159 –165.
6. Sato Y, et al. Three-dimensional multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images. *Med Image Anal*. 1998;2(2):143–168.
7. Tizhoosh H. *Fuzzy Bildverarbeitung - Einführung in Theorie und Praxis*. Springer; 1998.
8. Udupa JK, Samarasekera S. Fuzzy connectedness and object definition: Theory, algorithms, and applications in image segmentation. *Graph Models*. 1996;58(3):246–261.