

Graphen- und Level-Set-basierte Nachverarbeitung von 3D-Gefäßsegmentierungen

Nils Daniel Forkert¹, Alexander Schmidt-Richberg¹, Dennis Säring¹,
Jens Fiehler², Till Illies², Dietmar Möller³, Heinz Handels¹

¹Institut für Medizinische Informatik,

²Klinik und Poliklinik für Neuroradiologische Diagnostik und Intervention,
Universitätsklinikum Hamburg-Eppendorf, 20246 Hamburg

³Arbeitsbereich Technische Informatiksysteme, Universität Hamburg
`n.forkert@uke.uni-hamburg.de`

Kurzfassung. Die Ergebnisse von automatischen Verfahren zur Segmentierung von zerebralen Gefäßen benötigen in der Regel eine Nachverarbeitung. Ein häufig auftretendes Problem sind Unterbrechungen in den Gefäßsegmentierungen, meistens hervorgerufen durch geringe Intensitäten der Gefäße. Diese Unterbrechungen wirken sich häufig negativ auf nachfolgende bildgestützte Analysen aus. In diesem Beitrag wird ein automatisches Verfahren zur Korrektur von Unterbrechungen in Gefäßsegmentierungen vorgestellt. Hierbei wird zunächst auf Basis der Gefäßsegmentierung das 3D-Skelett berechnet, welches im Folgenden dafür verwendet wird, Gefäßendpunkte zu detektieren. Auf Basis des Vesselness-Bildes wird ein kantengewichteter Graph konstruiert, der zur Detektion möglicher Verbindungen zwischen den Gefäßendpunkten verwendet wird. Nach einer Konsistenzprüfung werden übrig gebliebenen Pfade abschließend verwendet, um mittels eines Level-Set-Ansatzes die finale Segmentierung zu generieren. Zur Evaluation wurde ein synthetischer Datensatz sowie ein klinischer Datensatz verwendet. Die Ergebnisse zeigen, dass die vorgestellte Methode Unterbrechungen finden und korrigieren konnte. Durch die vorgestellte Methode kann die Genauigkeit von Gefäßsegmentierungen für nachfolgende Analysen deutlich verbessert werden.

1 Einleitung

Eine genaue Segmentierung von Gefäßen, basierend auf hochauflösenden 3D-Angiographie-Bildsequenzen ist für viele Anwendungen von hoher Bedeutung. So variiert z.B das Ergebnis von FEM-Blutfluss-Simulationen [1] zum Teil erheblich mit der Genauigkeit der Gefäßsegmentierung. Zur Gefäßextraktion aus medizinischen Bildsequenzen wurde eine Vielzahl an Methoden vorgestellt, für eine detaillierte Übersicht sei an dieser Stelle auf die Arbeit von Suri et al. [2] verwiesen. Ein Problem, das sich bei vielen insbesondere intensitätsbasierten Ansätzen ergibt, sind Unterbrechungen in der finalen Segmentierung. Obwohl einige Segmentierungsansätze einen Nachverarbeitungsschritt integrieren (z.B. [3]), ist ein genereller Ansatz für dieses Problem den Autoren nicht bekannt. In diesem

Beitrag wird eine Methode zur automatischen Detektion und Verbindung von Unterbrechungen in Gefäßsegmentierungen vorgestellt.

2 Material und Methoden

2.1 Detektion von Gefäßenden

Zur Korrektur von Unterbrechungen in einer bestehenden Gefäßsegmentierung müssen zunächst die korrespondierenden Gefäßenden detektiert werden. Hierzu wird das 3D-Skelett von der Segmentierung berechnet. Im Rahmen dieser Studie wurde hierzu das Verfahren von Lee und Kashyap [4] verwendet. In dieser Darstellung lassen sich die Gefäßenden leicht über eine Nachbarschaftsanalyse bestimmen, wobei ein Gefäßende dadurch charakterisiert ist, dass ein Voxel des Skeletts genau einen Skelettvoxel als Nachbarn aufweist.

2.2 Graphenbasierte Verbindung der Gefäßenden

Um die detektierten Gefäßenden zu detektieren, wurde ein gerichteter Kostengraph $G(V, E)$ konstruiert, wobei die Knoten v_i aus der Knotenmenge V des Graphen die Voxel des Bildes definieren. Die Knoten von im Bildraum benachbarten Voxeln werden dabei mit Kanten aus der Kantenmenge E verbunden. Zur Zuweisung der Kantenkosten kann zum Beispiel das Vesselness-Parameterbild [5] verwendet werden. Der Vesselnessfilter hat hierbei den Vorteil insbesondere kleine Gefäße, die sich meist durch geringe Intensitäten im Originalbild auszeichnen und von intensitätsbasierten Segmentierungsverfahren nicht erkannt werden, gegenüber dem Hintergrund hervorzuheben. Da bereits segmentierte Gefäßvoxel für die nachfolgende Analyse nicht von Interesse sind, wird das Kostenbild mit der invertierten Gefäßsegmentierung maskiert. Das entstandene Bild wird nun mit einem Schwellwertfilter bearbeitet, so dass Werte mit einem höheren Wert als I auf I gesetzt werden. Einzelne sehr hohe Vesselnesswerte können in der nachfolgenden graphenbasierten Analyse zur Detektion von Pfaden durch nicht-vaskuläre Gewebe führen. Die Schwellwertfilterung dient dazu die Anzahl solcher Pfade zu reduzieren. Da das Problem Gefäßunterbrechungen zu finden nachfolgend als Kürzester-Pfad-Problem betrachtet wird, wird das verarbeitete Kostenbild abschließend noch invertiert und dann dazu verwendet die Kantenkosten des Graphen zu definieren. Das Problem, eine Verbindung zwischen den Knoten von korrespondierenden Gefäßenden im Graphen zu finden, kann als Kürzester-Pfad Problem beschrieben werden. Ein Pfad p ist dabei eine Folge von Knoten $\langle v_0, v_1, \dots, v_k \rangle$ im konstruierten Graphen $G(V, E)$, wobei die Kanten (v_i, v_{i+1}) in der Kantenmenge E vorkommen. Das Gewicht w eines Pfades ist dabei die Summe der Gewichte aller im Pfad vorkommenden Kanten

$$w(p) = \sum_{i=0}^{k-1} w(v_i, v_{i+1}) \quad (1)$$

Der kürzeste Pfad von einer Menge an möglichen Pfaden zwischen zwei Knoten v_0 und v_k ist definiert als der Pfad, der die geringsten Kosten aufweist. Zur Berechnung der kürzesten Pfade wurde in dieser Arbeit der Algorithmus von Dijkstra's verwendet. Ausgehend vom ersten gefunden Gefäßende können nun die minimalen Kosten vom korrespondierenden Knoten v_s im Graphen zu allen weiteren Gefäßenden v_{s+1}, \dots, v_n berechnet werden, wobei n die Anzahl der Gefäßenden darstellt. Die erhaltenen Kosten können mittels der Pfadlängen normiert werden, um so Pfade unabhängig von ihrer Pfadlänge gleichberechtigt zu analysieren. Falls die Pfadkosten unter einem definierten Schwellwert λ liegen, wird dieser Pfad als eine Gefäßverbindung definiert. Auf diese Weise werden ausgehend von einem Gefäßende mehrere Verbindungen erlaubt, was im Falle von Bifurkationen hilfreich ist.

2.3 Level-Set-Segmentierung

Um die extrahierten Pfade an die Gefäße anzupassen, wurde ein variationeller Level-Set-basierter Segmentierungsansatz verwendet [6]. Die optimale Level-Set-Funktion wird durch die Minimierung des Energiefunktional

$$\mathcal{J}[\phi] := \mathcal{I}[\phi] + \mathcal{E}[V; \phi] \quad (2)$$

wobei $V(x)$ das Vesselness Parameterbild ist. Das Funktional besteht aus zwei Termen: der internen Energie \mathcal{I} , welche dazu dient die Grenzen glatt zu halten und einem Regionen-basierten äußeren Energieterm

$$\mathcal{E}[V; \phi] := \int_{\Omega} H(\phi(x)) \cdot \log p_{\text{out}}(V(x)) + (1 - H(\phi(x))) \cdot \log p_{\text{in}}(V(x)) dx \quad (3)$$

wobei H die Heavyside-Funktion bezeichnet, welche dazu verwendet wird, das Innere und Äußere des Objektes zu beschreiben. Mittels (3) kann a-priori Wissen über die Intensitätsverteilung innerhalb p_{in} und außerhalb p_{out} der Gefäße einbezogen werden. Basierend auf der vorhandenen Segmentierung und dem Vesselness-Parameterbild können diese Verteilungen mittels einer Parzen-Window Strategie abgeschätzt werden.

Für die Initialisierung wird auf Basis der detektierten Pfaden p zunächst ein Binärbild generiert. Eine anschließende Dilatation um ein Voxel dient dazu, den Verlust von dünnen Strukturen zu verhindern.

2.4 Experimente

Die vorgestellte Methode wurde zunächst anhand synthetischer Daten getestet, um die generelle Funktionsweise zu testen. Hierbei wurde ein synthetischer 3D-Datensatz einer Spirale generiert, wobei die Intensität einzelner Abschnitte schrittweise verringert worden ist. Da klinische Datensätze meistens Rauscharfakte beinhalten wurde der synthetische Datensatz mit Rauschen überlagert, um so realitätsnähere Verhältnisse zu schaffen. Abschließend wurden die hohen

Intensitäten des Datensatzes mittels Schwellwertfilter extrahiert. In einem weiteren Experiment wurde auf Basis eines realen 3D Time-of-Flight (TOF) MRA Datensatzes zunächst das Gefäßsystem mittels dem von Chapman et al. [7] vorgestellten Volume-Growing basierten Z-Buffer Segmentierung extrahiert und dann die vorgestellte Methode auf diese Segmentierung angewendet. Die Evaluation erfolgte dabei von medizinischen Experten, indem die gefundenen Verbindungen hinsichtlich der Plausibilität qualitativ untersucht wurden. Als Schwellwerte wurden bei beiden Experimenten die Parameter $I = 25$ und $\lambda = 4$ verwendet.

3 Ergebnisse

Abb. 1 zeigt die Ergebnisse der einzelnen Schritte des vorgestellten Verfahrens basierend auf dem generierten synthetischen Datensatz mit den Unterbrechungen mit unterschiedlichen Intensitäten. Hierbei zeigt sich, dass mittels der graphen und Level-Set-basierten Methode alle Unterbrechungen gefunden und korrigiert werden konnten.

Abb. 2 zeigt das Oberflächenmodell eines segmentierten TOF-Datensatzes, in dem sich die ursprüngliche Segmentierung rot und die neu hinzugekommenen Verbindungen türkis darstellen. Hierbei wurden 207 Gefäßenden und 45 Verbindungen gefunden. Die visuelle Inspektion durch medizinische Experten ergab, dass es sich bei allen der 45 gefundenen Verbindungen um korrekte Gefäßverbindungen handelt. Es zeigte sich jedoch auch, dass einige Gefäßverbindungen nicht detektiert werden konnten, wobei die Anzahl nicht eindeutig quantifizierbar war.

4 Diskussion

Im Rahmen dieser Arbeit wurde ein Verfahren zum Finden und Nachverarbeiten von Unterbrechungen von Gefäßsegmentierungen vorgestellt. Die qualitative Plausibilitätsprüfung ergab, dass nicht nur kurze Unterbrechungen korrigiert wurden, sondern auch sehr lange Gefäßabschnitte detektiert werden konnten.

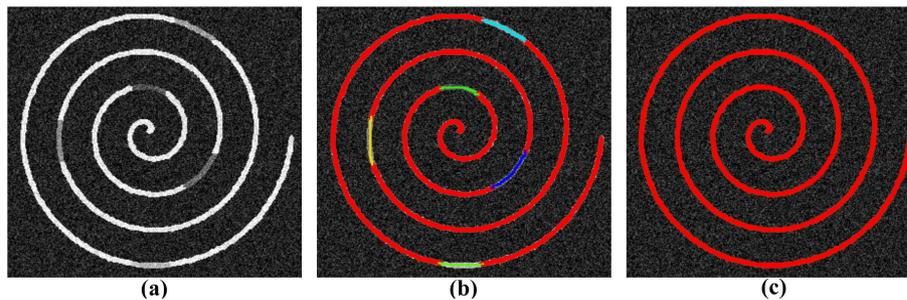
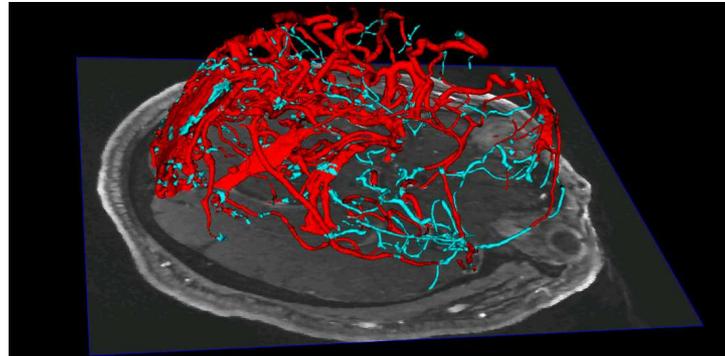


Abb. 1. Synthetischer 3D-Datensatz mit Abschnitten verringerter Intensität (a), Schwellwertbasierte Segmentierung (rot) und gefundene dilatiertere Verbindungen von Gefäßenden (b) und finale korrigierte Segmentierung (c).

Abb. 2. 3D-Visualisierung des segmentierten Gefäßsystems: Initiale Z-Buffer Segmentierung (rot) und gefundene und korrigierte Gefäßunterbrechungen (türkis).



Zur weiteren Evaluation des vorgestellten Verfahrens sind weitere Datensätze notwendig. Zusätzlich ist eine Evaluation der verwendeten Parameter geplant, um die Ergebnisse der vorgestellten Methode zu optimieren. So könnte eine Verminderung der gewählten Schwellwerte dazu führen mehr Gefäßunterbrechungen zu korrigieren, jedoch auch zu falsch-positiven Ergebnissen.

Zusammenfassend kann das vorgestellte Verfahren die Qualität von Gefäßsegmentierungen und nachfolgende Analysen deutlich erhöhen.

Literaturverzeichnis

1. Jialiang C, Shengzhang W, Wei Y, et al. Computational fluid dynamics modeling of intracranial aneurysms. In: *Int Conf Biomed Eng Inform*; 2008. p. 566–9.
2. 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):338–50.
3. Hassouna MS, Farag A, Hushek S, et al. Cerebrovascular segmentation from TOF using stochastic models. *Med Image Anal.* 2006;10(1):2–18.
4. Lee T, Kashyap R, Chu C. Building skeleton models via 3D medial surface/axis thinning algorithms. *Graph Models Image Process.* 1994;56(6):462–78.
5. Sato Y, Nakajima S, Shiraga N, et al. Three-dimensional multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images. *Med Image Anal.* 1998;2(2):143–68.
6. Schmidt-Richberg A, Handels H, Ehrhardt J. Integrated segmentation and non-linear registration for organ segmentation and motion field estimation in 4D CT data. *Methods Inf Med.* 2009;48(4):344–9.
7. Chapman B, Stapelton J, Parker D. Intracranial vessel segmentation from time-of-flight MRA using pre-processing of the MIP Z-buffer: accuracy of the ZBS algorithm. *Med Image Anal.* 2004;8(2):113–26.