

Robuste Verzweigungserkennung von Gefäßen in CTA-Datensätzen zur modellbasierten Extraktion der Centerline

Thomas Beck^{1,2}, Dominik Fritz², Christina Biermann^{2,3}, Rüdiger Dillmann¹

¹Institut für Technische Informatik ITEC, Universität Karlsruhe (TH)

²Siemens Healthcare, Forchheim

³Abteilung für Diagnostische und Interventionelle Radiologie,
Eberhard-Karls-Universität Tübingen

`thomas.beck.ext@siemens.com`

Kurzfassung. Bei der Befundung und Visualisierung von Blutgefäßen ist deren Centerline von zentraler Bedeutung. Die Unterscheidung zwischen unverzweigten Abschnitten des Gefäßes und Verzweigungsbereichen ermöglicht den Einsatz spezialisierter und sehr effizienter Algorithmen zur modellbasierten Extraktion der Centerline. In diesem Artikel wird ein robustes Verfahren zur Verzweigungserkennung vorgestellt. Das Verfahren beruht auf einem Front-Propagation-Ansatz mit dynamisch angepassten Schwellwerten und einer anschließenden Clusteranalyse. Die vorgestellte Methode zur Verzweigungserkennung wurde als Komponente einer Architektur zur Extraktion der Centerline auf handannotierten Datensätzen getestet. Erste Ergebnisse sind sehr vielversprechend und ermöglichen auch bei pathologischen Gefäßen eine robuste Detektion von Gefäßverzweigungen.

1 Einleitung

Erkrankungen des Blutkreislaufs gehören zu den am weitesten verbreiteten Krankheiten in den Industrienationen. So starben alleine in Deutschland im Jahr 2001 insgesamt 290.000 Personen an Erkrankungen des Herz-Kreislauf-Systems und davon knapp 14.000 Personen an Atherosklerose [1]. Daher sind zuverlässige Diagnose-Systeme und eine Verbesserung bestehender Verfahren von großer Bedeutung.

Moderne Mehrschicht-CT-Scanner sind in der Lage, hochauflösende Abbildungen des menschlichen Körpers zu erstellen. Zur verbesserten Darstellung des Gefäßapparates wird dem Patienten Kontrastmittel appliziert. Durch die kontrastierte Abbildung wird eine automatische Segmentierung der Gefäße ermöglicht.

Die robuste Extraktion der Centerline von Gefäßen bildet die Grundlage zahlreicher Visualisierungen und ermöglicht eine präzise Vermessung zur quantitativen Gefäßuntersuchung. Durch den Einsatz modellbasierter Verfahren und die hierdurch ermöglichte Verwendung von Hintergrundwissen zur Bestimmung der

Centerline, lässt sich die Robustheit der Berechnung verbessern [2]. Eine differenzierte Modellierung von Verzweigungen erfordert eine zuverlässige Detektion verzweigter, beziehungsweise unverzweigter Abschnitte. In der Literatur finden sich hierfür verschiedene Verfahren, so untersuchen Flaque et al. die Durchstoßbereiche des Gefäßes durch eine lokale Bounding-Box [3]. Ein auf Region-Growing basierendes Verfahren auf MRT-Daten, das als Motivation des hier vorgestellten Verfahrens dient, beschreiben Eiho et al. [4]. Allerdings wird die Methode mit dem Ziel eingesetzt, den gesamten Gefäßbaum in einer Schädel-MRT zu segmentieren. Die benötigte Laufzeit von 5 Minuten verhindert jedoch den praktischen Einsatz der vorgeschlagenen Implementierung. In diesem Beitrag werden neben einer deutlichen Reduktion erforderlicher Zusammenhangsanalysen weitere Verbesserungen zur Erhöhung der Robustheit des Verfahrens von Eiho vorgestellt.

Eine effiziente Architektur zur modellbasierten Bestimmung der Centerline, in der das vorgestellte Verfahren integriert ist, beschreiben Beck et al. [5]. Iterative Segmentierungsverfahren dieser Art stellen das beabsichtigte Einsatzgebiet des hier vorgestellten Verfahrens zur Verzweigungserkennung dar.

2 Material und Methoden

Vor der Untersuchung eines Gefäßabschnitts auf eine vorliegende Verzweigung werden lokale Schwellwerte bestimmt. Hierdurch fließen lokale Informationen über die Homogenität des Hintergrunds bzw. des Vordergrunds ein, wodurch die Robustheit des Verfahrens verbessert wird. So wird beispielsweise erzielt, dass das anschließend durchgeführte Front-Propagation-Verfahren deutlich seltener in Umgebungsstrukturen ausläuft. Das vorgeschlagene Verfahren besteht aus zwei Schritten, der dynamischen Schwellwertanpassung und der anschließenden Untersuchung eines Gefäßabschnitts durch das Front-Propagation-Verfahren.

2.1 Dynamische Schwellwertanpassungen

Die Schwellwertanpassung verwendet ein lokales Histogramm, berechnet aus der aktuell zu untersuchenden Umgebung. Mit Hilfe eines Maximum-Likelihood-

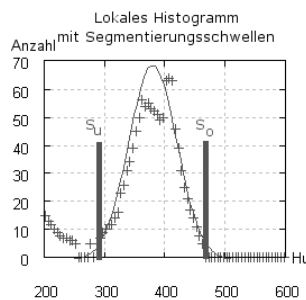


Abb. 1. Lokales Histogramm mit berechneter Normalverteilung und daraus extrahierten Schwellwerten s_u und s_o für die Segmentierung

Schätzers wird, wie in Abb. 1 dargestellt, eine Gaußkurve in das Histogramm eingepasst. Hierzu wird die Likelihood-Funktion aus Gl. 1 aufgestellt und, wie in Gl. 2 angegeben, deren Maximum bestimmt. Eine Beschränkung auf typische Histogrammbereiche von kontrastiertem Blut ermöglicht die vereinfachte Histogrammuntersuchung durch eine Normalverteilung (Abb. 1). Von der hierdurch bestimmten Normalverteilung wird angenommen, dass sie auftretende Hounsfield-Werte von kontrastiertem Blut der aktuellen Umgebung widerspiegelt. Für die Durchführung der Verzweigungserkennung werden daraus Schwellwerte s_u und s_o für die Segmentierung extrahiert (Gl. 3).

$$L(\mu, \sigma^2 | y) = \prod_{i=1}^N \left[\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(y_i - \mu)^2}{2\sigma^2}} \right] \quad (1)$$

$$= \left(\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \right)^N e^{-\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \mu)^2}{2\sigma^2}}$$

$$\Rightarrow \quad \hat{\mu} = \frac{\sum_{i=1}^N y_i}{N} \quad \hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{\mu})^2}{N} \quad (2)$$

$$\Rightarrow \quad s_u = \hat{\mu} - 2\hat{\sigma} \quad s_o = \hat{\mu} + 2\hat{\sigma} \quad (3)$$

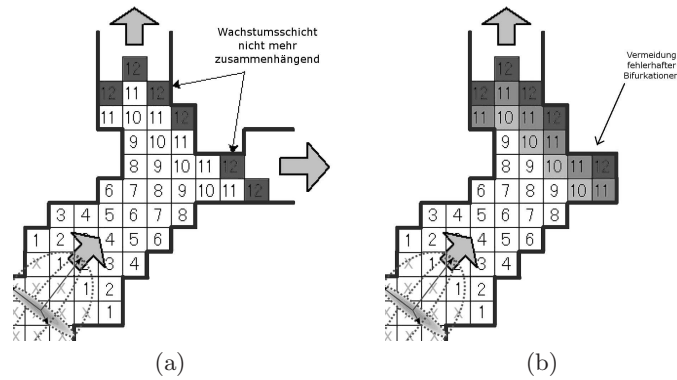
2.2 Verzweigungsdetektion innerhalb eines Gefäßabschnitts

Die zuvor extrahierten Schwellwerte bilden die Grundlage der nun folgenden Verzweigungsdetektion. In Abb. 3(a) mit Nummer "1" markierte Voxel stellen das Ende des bereits modellierten Gefäßabschnitts dar. Ausgehend von dieser Menge an Voxeln wird das Front-Propagation-Verfahren schichtweise fortgesetzt. Nach Erreichen einer gewünschten Wachstumstiefe (Voxel mit Nummer "12") wird eine Historie von mehreren Schichten auf Zusammenhang analysiert. Sind die äußeren Schichten zusammenhängend, so wird angenommen, dass sich im untersuchten Abschnitt keine Verzweigung befindet. Für eine robustere Verzweigungsdetektion werden extrahierte Zusammenhangskomponenten im Folgenden noch weiter untersucht.

Neben der Untersuchung einer Historie von Schichten wurde das Verfahren zur Erhöhung der Robustheit um zwei weitere Bedingungen erweitert. Zum Einen wird eine Mindestanzahl an Voxeln gefordert, damit eine extrahierte Zusammenhangskomponente als abzweigendes Gefäß erkannt wird. Zum Anderen ist ein Mindestabstand zwischen benachbarten Zusammenhangskomponenten (single linkage distance) erforderlich.

Zur Durchführung von Tests wurden 18 manuell annotierte CTA-Datensätzen verschiedener Körperregionen verwendet. Es handelte sich um Aufnahmen von Patienten, bei denen Stenosen, Aneurysmen oder auch Kalzifizierungen diagnostiziert wurden. Darüber hinaus waren in zwei Datensätzen deutliche sichtbare, strahlenförmige Bildartefakte durch Zahnimplantate enthalten. Das Verfahren dieses Beitrags wurde innerhalb der MeVisLab-Plattform [6] entwickelt und auch getestet.

Abb. 2. Untersuchung eines Gefäßabschnitts mit dem Front-Propagation-Verfahren. Die Zusammenhangsanalyse der äußeren Wachstumsschicht detektiert eine Verzweigung (a). Durch Verwendung einer Historie von Schichten können fehlerhaft detektierte Gefäßverzweigungen vermieden werden (b).



3 Ergebnisse

In Abb. 3 werden exemplarische Ergebnisse der Verzweigungserkennung dargestellt. Wird für die Zusammenhangsanalyse ausschließlich die äußere Schicht der Front-Propagation betrachtet, so ist das Verfahren sehr sensibel gegenüber Störungen. Diese können durch Unebenheiten der Gefäßwand, beziehungsweise Kalzifikationen oder Bildartefakte hervorgerufen werden.

Die Anzahl falsch positiv klassifizierter Verzweigungen lässt sich durch die Betrachtung mehrerer Schichten besonders im Bereich von Kalzifikationen sehr stark verringern. Die dynamische Anpassung der Schwellwerte wirkt sich bei

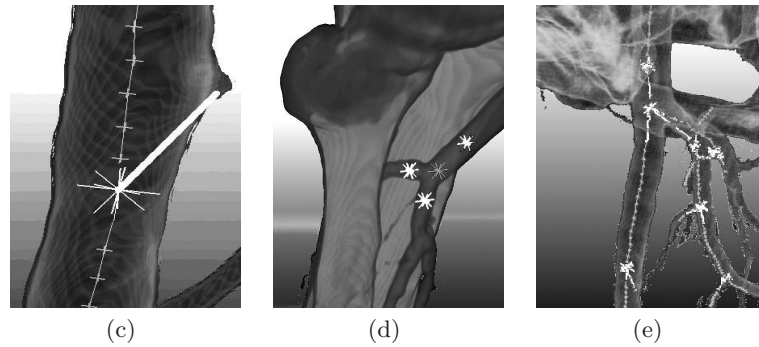


Abb. 3. Durch ausschließliche Betrachtung der äußeren Wachstumsschicht ist das Verfahren sehr sensibel (c). Für einen untersuchten Gefäßabschnitt liefert das Verfahren den Verzweigungsschwerpunkt und Centerlinepunkte angrenzender Gefäße (d). Der Einsatz des Verfahrens in einer modellbasierten Architektur zur Centerline-Extraktion ermöglicht eine Untersuchung des gesamten Gefäßbaums (e).

ungleichmäßiger Kontrastierung der Gefäße und in direkter Nähe zu Knochen positiv auf die Robustheit aus.

4 Diskussion

In diesem Beitrag wurde ein robustes Verfahren zur Detektion von Gefäßverzweigungen vorgestellt. Durch die Erweiterung eines Front-Propagation-Ansatzes mit einer dynamischen Schwellwertanpassung kann der Ansatz erfolgreich auf verschiedenen Bildern eingesetzt werden. Insbesondere bei der Untersuchung langer Gefäßabschnitte wie beispielsweise in RunOffs, aber auch wenn sich das Gefäß in direkter Nähe von schwer zu differenzierenden Bildbereichen befindet, lassen sich dadurch deutlich robustere Ergebnisse erzielen.

Bei der Detektion von Verzweigungen erweist sich eine ausschließliche Betrachtung der äußeren Wachstumsschicht als zu fehleranfällig (Abb. 3(c)). Die Robustheit des Verfahrens lässt sich durch vorgeschlagene Erweiterungen verbessern. Lediglich bei der Untersuchung dünner Gefäße werden hierdurch teilweise schlechtere Ergebnisse erzielt.

Bei der Bewertung der Testfälle erwiesen sich die Schwerpunkte der Zusammenhangskomponenten als zuverlässige Centerlinepunkte der angrenzenden Gefäße (Abb. 3d). Diese Beobachtung ist kein direkter Bestandteil der Verzweigungserkennung, jedoch lassen sich diese zusätzlichen Informationen für die Initialisierung der weiteren Gefäßsegmentierung verwenden.

Die durchgeführten ersten Tests haben gezeigt, dass durch das Verfahren eine robuste Detektion von Gefäßverzweigungen bei geringer Laufzeit erreicht werden kann. Darüber hinaus lassen sich aus der Lage von Gefäßverzweigungen und angrenzenden Gefäßen Informationen extrahieren, die eine weitergehende Untersuchung des Gefäßbaums ermöglichen. Für die nähere Zukunft ist es geplant, diese Komponente als Teil einer größeren Architektur zur Segmentierung und Interpretation des gesamten Gefäßbaums einzusetzen. Hierzu werden zunächst weitere quantitative und qualitative Tests durchgeführt.

Literaturverzeichnis

1. World Health Organization. Health Statistics and Health Information Systems; 2008. <http://www.who.int/>.
2. Lesage D, Angelini E, Bloch I, et al. A Review of 3D Vessel Segmentation Techniques: Models, Features and Extraction Schemes; 2006.
3. Flasque N, Desvignes M, Constans JM, et al. Accurate detection of 3D tubular tree structures. *IEEE Proc Image Process.* 2000;3.
4. Eiho S, Sekiguchi H, Sugimoto N, et al. Branch-based region growing method for blood vessel segmentation. *Proc ISPRS.* 2004.
5. Beck T, Biermann C, Fritz D, et al. Robust model-based centerline extraction of vessels in CTA data. *Proc SPIE.* 2009;7259:in press.
6. MeVis Research GmbH. MeVisLab: Medical Image Processing and Visualization; 2008. <http://www.mevislab.de>.