

Robuste Bifurkationsdetektion für das Tracking von Koronararterien

Xin Wang¹, Tobias Heimann¹, Henning Steen², Florian Andre²,
Hans-Peter Meinzer¹, Ingmar Wegner¹

¹Abteilung für Medizinische und Biologische Informatik, DKFZ Heidelberg,

²Abteilung für Innere Medizin, Krehl-Klinik Heidelberg

xin.wang@dkfz-heidelberg.de

Kurzfassung. Das Verfolgen von tubulären Strukturen aus 3D medizinischen Bilddaten ist essentiell für viele computergestützte medizinische Anwendungen. In diesem Beitrag wird ein Algorithmus zur automatischen Detektion der Verzweigungen für das statistische Tracking der Koronararterien vorgestellt. Basierend auf einem zylindrischen Modell wird ein Maß für die Erkennung der Verzweigungen entwickelt. Dieser Ansatz vermeidet aufwendiges Suchen der Bifurkationen in jedem Iterationsschritt und ist somit effizient. Für die Detektion der Verzweigungen wird das gleiche geometrische Modell wie für das Tracking der Gefäße verwendet. Die erste Evaluation auf 8 CTA-Datensätzen von Koronararterien zeigt, dass 91.7 % der Hauptzweige und 87.5 % der Seitenzweige korrekt detektiert werden können.

1 Einleitung

Die Segmentierung von Blutgefäßen aus volumetrischen Bilddaten ist essentiell für viele medizinische Anwendungen, wie zum Beispiel die Diagnose-, die Therapieunterstützung und die Operationsplanung. Die Gefäße sind dünne, annähernd röhrenförmige Strukturen mit variablen Durchmessern und Krümmungen. Sie sind oft mehrfach verzweigt und eingebettet in andere komplexe Organe. Dadurch ist die akkurate Segmentierung von Gefäßen eine große Herausforderung. Bisher wurde eine Vielzahl von Verfahren in diesem Gebiet veröffentlicht [1]. Ein vielversprechender Ansatz ist das statistische Tracking der Gefäßzentralinie. Die Vorteile dieser Methode liegen darin, dass multiple Hypothesen verfolgt und komplexe Modelle in den Trackingprozess integriert werden können. Die meisten publizierten Arbeiten für das Tracking der Koronararterien konzentrieren sich auf das Tracking von Einzelgefäßen [1]. Um hiermit einen kompletten Gefäßbaum zu erstellen, wird intensive Benutzerinteraktion benötigt. Das Verfahren von Florin et al. [2] verwendet einen Clustering-Algorithmus zur automatischen Erkennung der Bifurkationen. Allerdings ist es begrenzt auf die Detektion der Hauptzweige. Die Methode von Zambal et al. [3] selektiert in jeder Iteration des Trackingvorgangs einen Bifurkationskandidaten. Zur Evaluation der Kandidaten wird der Trackingprozess von jedem Kandidaten aus drei Schritte fortgeführt. Das Verfahren wird an dem besten Kandidaten rekursiv fortgesetzt. Unsere Methode

basiert auf diesem Ansatz und erweitert ihn um einen Algorithmus zur automatischen Detektion von Bifurkationskandidaten. Hierbei wird ein Maß mit Hilfe eines zylindrischen Modells für die Erkennung der Verzweigungen entwickelt. Die Anzahl der Kandidaten ist im Vergleich zur Arbeit von Zambal et al. [3] deutlich reduziert und der Trackingprozess ist somit effizienter.

2 Material und Methoden

2.1 Tracking eines Einzelgefäßes

Das Tracking eines Einzelgefäßes wird durchgeführt, indem ein Form- und Erscheinungsmodell schrittweise an das Bild angepasst wird. Hierbei wird die Bayes'sche Regel für das statistische Tracking angewandt [4]. Wir integrieren Vorwissen über Radii, Krümmungen und Grauwertintensitäten der Gefäße in die a-priori-Wahrscheinlichkeit und entwickeln die Likelihood-Funktion mit einer gradientenflussbasierten Eigenschaft.

Die Hypothese eines Röhrensegments in Iteration t kann durch einen Zustandsvektor $\omega = (p_t, v_t, r_t, I_t)$ beschrieben werden. Dabei bezeichnet p_t die Position, v_t die Orientierung, r_t den Radius und I_t die Grauwertintensitäten des Segments. Eine Röhrenkonfiguration wird durch den Vektor $\omega_{0:t} \equiv \{\omega_0, \dots, \omega_t\}$ dargestellt. Basierend auf den Beobachtungen $z_{0:t}$ von Iteration 0 zu t wird die Posteriori-Wahrscheinlichkeit einer Konfiguration mit der Bayes'schen Regel berechnet [4]

$$p(\omega_{0:t}|z_{0:t}) \propto p(\omega_t|\omega_{t-1})p(z_t|\omega_t)p(\omega_{0:t-1}|z_{0:t-1}) \quad (1)$$

Gegeben ein 3D Bildvolumen ergibt sich das Trackingergebnis aus der Röhrenkonfiguration $\omega_{0:t}$, welche $p(\omega_{0:t}|z_{0:t})$ maximiert.

Für die Schätzung der Likelihood-Wahrscheinlichkeit wird ein zylindrisches Modell verwendet (Abb. 1a). An den Schnittebenen wird die Zylinderoberfläche in N gleichmäßig verteilte Punkten diskretisiert. Zur Definition der Likelihood-Funktion verwenden wir den minimalen Gradientenfluss [5]

$$\text{MFlux}(p, v, r) = \frac{2}{N} \sum_{i=1}^{\frac{N}{2}} \min(\langle \nabla I(x_i), u_i \rangle, \langle \nabla I(x_i^\pi), u_i^\pi \rangle) \quad (2)$$

und erweitern ihn um den Term $G(I_t, I_{t-1})$:

$$p(z|\omega_t) = \text{MFlux}(p, v, r)G(I_t, I_{t-1}) \quad (3)$$

Dabei bezeichnet $\nabla I(x_i)$ den Gradientenvektor am Punkt x_i und $u_i = \frac{p-x_i}{|p-x_i|}$ den korrespondierenden radialen Vektor (Abb. 1a). Das Paar (x_i, x_i^π) beschreibt die diametral gegenüberliegenden Punkte auf der Schnittebene für eine gerade Anzahl von Punkten N . Der Term $G(I_t, I_{t-1})$ bestraft große Intensitätsdifferenzen zwischen zwei unmittelbar aufeinanderfolgenden Röhrenkonfigurationen ω_{t-1} und ω_t . Dadurch wird vermieden, dass die Röhrenkonfiguration aufgrund von Kalzifikationen im Gefäß hyperintense Grauwertbereiche verfolgt.

2.2 Detektion von Bifurkationen

Zur Erkennung der Verzweigungen wurde ein Maß mit Hilfe des zylindrischen Modells (Abb. 1a) entwickelt. Da ein zylindrisches Modell der Geometrie von verzweigten Gefäßsegmenten nicht entspricht, existiert keine perfekte Anpassung (Abb. 1b). Die Werte der radialen Gradienten weisen große Unterschiede auf: Sie sind hoch in Richtung des Gefäßaußenrandes und niedrig in Richtung der Verzweigungen. Da die radialen Gradienten bei den Gefäßsegmenten ohne Verzweigungen nahezu homogene Werte haben, kann die inhomogene Wertverteilung für die Detektion der Bifurkationen genutzt werden. Wird der Zylinderrand gleichmäßig in eine gerade Anzahl von Abschnitten aufgeteilt, kann der Gradientenfluss an Seite s als

$$\text{Flux}(s) = \frac{1}{w_s h} \sum_{i=1}^{w_s} \sum_{j=1}^h \langle \nabla I(x_i), u_i \rangle \quad (4)$$

definiert werden. In den realen Bilddaten weisen niedrige Werte von $\text{Flux}(s)$ jedoch nicht eindeutig auf Bifurkationen hin. Abbildung 1c zeigt eine leichte Verschiebung des Modells bezüglich des Gefäßsegments. In diesem Fall hat $\text{Flux}(s)$ einen niedrigen Wert auch für das nicht verzweigte Segment. Um beide Situationen zu unterscheiden, betrachten wir die mittlere Intensitätsdifferenz zwischen Seite s und der gegenüberliegenden Seite s^π

$$D(s) = \frac{(I_s - I_{s^\pi})}{\sigma} \quad (5)$$

Dabei bezeichnet σ die Standardabweichung der Intensitätsdifferenz zwischen zwei gegenüberliegenden Seiten. Das Maß $D(s)$ hat einen höheren Wert im Fall von Abb. 1c aufgrund der asymmetrischen Beiträgen der Intensitäten und einen

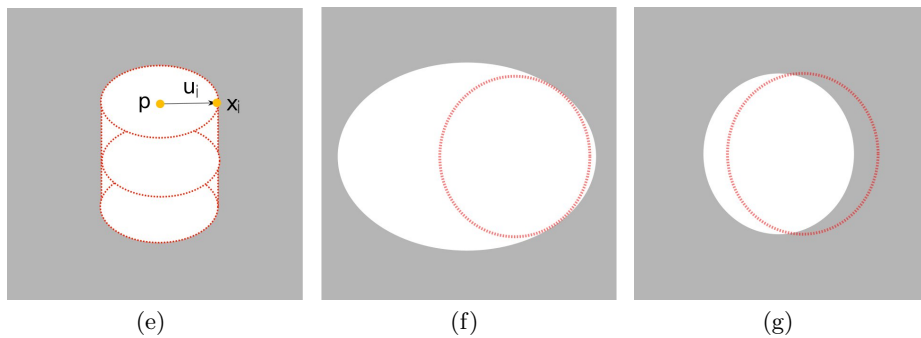


Abb. 1. Zylindermodell (rote Linie) und Querschnitt eines Gefäßsegments (weißes Objekt). (a) Zylinder Modell; (b) Querschnitt des Zylindermodells am Bifurkationssegment; (c) Querschnitt des leicht verschobenen Zylindermodells im Vergleich zum Gefäßsegment.

niedrigeren Wert im Fall von Abb. 1b. Das Maß für die Erkennung der Bifurkationen ist eine konjunktive Kombination von (4) and (5)

$$B(s) = \min(\text{Flux}(s))D(s) \quad (6)$$

Nach diesem Maß sind die Bifurkationskandidaten durch lokale Minima definiert.

2.3 Tracking von Gefäßbäumen

Der Algorithmus für das Tracking eines Gefäßbaumes besteht aus vier Schritten (Abb. 2):

1. Tracking eines Einzelgefäßes mit der Bayes'schen Regel bis zur Terminierung;
2. Selektion der Bifurkationskandidaten mit Hilfe des Maßes $B(s)$;
3. Evaluierung der Bifurkationskandidaten durch weiteres Tracking jedes Zweiges um drei Schritte;
4. Rekursive Fortsetzung des Trackings an den besten Kandidaten.

3 Ergebnisse

Die Methode wurde auf 8 CTA-Datensätzen der Koronararterien evaluiert. Die Daten stammen von der „Coronary Artery Tracking Challenge“ (CATC) [6]. Sie sind repräsentativ für den klinischen Alltag bezüglich der Bildqualität und der Präsenz von Kalziumablagerungen in Gefäßen. Die Referenzen enthalten vier Koronararterien: RCA, LAD, LCX und einen Seitenzweig einer Hauptkoronararterie. Die anderen feinen Gefäße sind nicht in den Referenzen enthalten, können aber von unserem Algorithmus detektiert werden. Die zusätzlich gefundenen Gefäße wurden von einem medizinischen Experten evaluiert. Hierbei traf der Experte anhand der Bildinformation eine Aussage, ob das zu beobachtende Gefäß

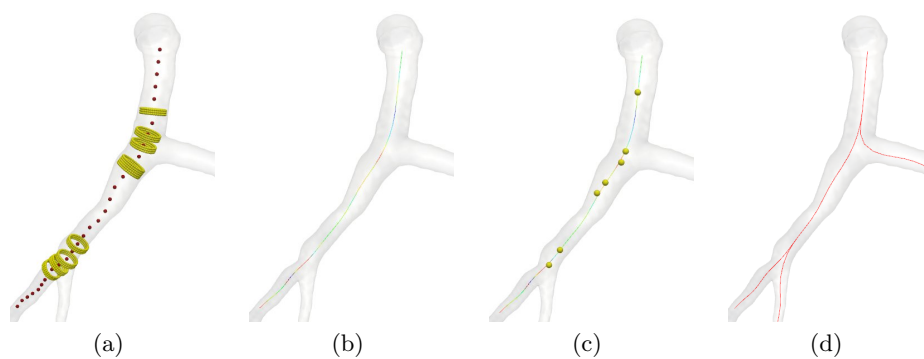


Abb. 2. Workflow für die Bifurkationsdetektion: (a) Gefäßzentralinie und Zylindermodell; (b) Messwerte zur Erkennung der Bifurkationen (rot für Minima, violett für Maxima); (c) Bifurkationskandidaten; (d) Trackingergebnis.

Tabelle 1. Detektionsergebnisse auf 8 CTA-Datensätze der Koronararterien.

	#Zweige in Ref.	#Zweige in Erg.	Richtig Positiv	Falsch Positiv
Hauptzweige	24	22	91.7 %	0 %
Seitenzweige	8	24	87.5 %	0 %

falsch positiv ist. Die Detektionsergebnisse sind in Tabelle 1 dargestellt. Von den 24 Seitenzweigen sind nur 7 Zweige in den Referenzdaten enthalten. Die anderen 17 Zweige wurden durch den Algorithmus zusätzlich gefunden.

4 Diskussion

In diesem Beitrag präsentieren wir einen Algorithmus zur automatischen Detektion von Verzweigungen für das statistische Tracking eines Gefäßbaumes. Mit diesem Verfahren können die Bifurkationskandidaten effizient selektiert werden. Hierbei wird kein zusätzliches geometrisches Modell für die Erkennung der Verzweigungen benötigt. Zukünftige Arbeitspakete beinhalten eine intensive Evaluation des Verfahrens auf den von CATC online zur Verfügung gestellten Testdatensätzen.

Danksagung. Die Arbeit wurde von der Deutschen Forschungsgemeinschaft im Rahmen des Forschungsschwerpunkts „Protektive Beatmungskonzepte (PAR)“ gefördert.

Literaturverzeichnis

1. Lesage D, Angelini ED, Bloch I, et al. A review of 3D vessel lumen segmentation techniques: models, features and extraction schemes. *Med Image Anal.* 2009;13(6):819–45.
2. Florin C, Paragios N, Williams J. Particle filters, a quasi-Monte-Carlo-solution for segmentation of coronaries. *Med Image Comput Comput Assist Interv.* 2005;8:246–53.
3. Zambal S, Hladuvka J, Kanitsar A, et al. Shape and appearance models for automatic coronary artery tracking. *Insight J.* 2008.
4. Schaap M, Manniesing R, Smal I, et al. Bayesian tracking of tubular structures and its application to carotid arteries in CTA. *Med Image Comput Comput Assist Interv.* 2007;10:562–70.
5. Lesage D, Angelini ED, Bloch I, et al. Design and study of flux-based features for 3D vascular tracking. In: *Proc IEEE ISBI; 2009.* p. 286–9.
6. Schaap M, Metz CT, van Walsum T, et al. Standardized evaluation methodology and reference database for evaluating coronary artery centerline extraction algorithms. *Med Image Anal.* 2009;13(5):701–14.