

Atlasbasierte 3D-Segmentierung medizinischer Bilddaten mit Fast-Marching-Methoden

Michael Schwenke^{1,2}, Matthias Färber¹, Jan Ehrhardt¹, Andreas Plaß²,
Heinz Handels¹

¹Institut für Medizinische Informatik, Universitätsklinikum Hamburg-Eppendorf

²Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg

michaelschwenke@web.de

Kurzfassung. In diesem Beitrag wird ein automatisches atlasbasiertes 3D-Segmentierungsverfahren unter Verwendung von *Fast-Marching*-Verfahren vorgestellt. Nach einer affinen Registrierung des Atlas- auf den Patientendatensatz werden ausgewählte Punkte der Oberfläche der Atlassegmentierung mittels Korrelationsverfahren auf den Patientendatensatz übertragen. Ausgehend von dieser Punktwolke wird in einem zwei-stufigen *Fast-Marching*-Verfahren die Objektoberfläche berechnet. Zentraler Punkt des Verfahrens ist eine aus dem Patientenbild abgeleitete Kostenmetrik, die Konturpunkten geringe, anderen Bildpunkten hohe Kostenwerte zuweist. Die Kostenfunktion kann flexibel auf unterschiedliche Kanten justiert werden, um zu gewährleisten, dass das Verfahren für unterschiedliche medizinische Strukturen verwendet werden kann. Das Verfahren wird in diesem Beitrag beispielhaft zur automatischen Nierensegmentierung in 3D-CT-Datensätzen angewendet.

1 Einleitung

Die Bandbreite von Segmentierungsverfahren reicht von vollständig manuellen über semiautomatische bis hin zu vollautomatischen Verfahren. Probleme manueller Segmentierung sind der hohe Aufwand und große Inter-Observer-Variabilitäten. Automatische Segmentierungsverfahren führen in medizinischen Bilddaten oft zu nicht ausreichender Genauigkeit der Segmentierung.

Um eine robuste automatische Segmentierung zu ermöglichen muss Wissen über die zu segmentierende Struktur in das Verfahren eingebracht werden. Man unterscheidet zwei generelle Ansätze: Statistische Modelle sowie atlasbasierte Methoden [1]. Bei Ersteren wird durch statistische Auswertung einer Menge von Observationen ein mittleres Modell und Eigenmoden berechnet. Das Modell wird unter Verwendung der Eigenmoden deformiert und auf den Patientendatensatz angepasst. Dieser Ansatz ist flexibel, hat aber den Nachteil, dass zur Erstellung des Modells eine große Zahl bereits segmentierter Daten vorliegen muss. Bei der Segmentierung mit Hilfe von Atlanten wird von einem segmentierten Referenzdatensatz, dem Atlas, die Segmentierung auf den Patientendatensatz übertragen. Eine Möglichkeit hierfür bilden nicht-lineare Registrierungsverfahren [1]. Färber et al. stellen in [2] ein Verfahren auf Basis des Live-Wire-Verfahrens [3] vor, bei

dem nach affiner Registrierung einzelne Konturpunkte der Atlassegmentierung auf den Patientendatensatz übertragen werden. Zwischen den Punkten werden geschlossene Konturen berechnet. Lokale Formunterschiede werden somit anhand der Bilddaten ausgeglichen. Problematisch ist allerdings die schichtweise Betrachtung des Problems durch Verwendung des Live-Wire-Verfahrens. Fast-Marching-basierte Segmentierungsverfahren, wie vorgestellt in [4], ermöglichen hingegen die Berechnung von 3D-Oberflächen in Bilddaten.

Wesentlicher Fortschritt des vorgestellten Verfahrens liegt in der Automatisierung des Segmentierungsverfahrens aus [4] durch die automatische Übertragung ausgewählter Oberflächenpunkte vom Atlas- auf den Patientendatensatz. Dies ersetzt die im Allgemeinen aufwändige manuelle Initialisierung, wie sie in [4] vorgesehen ist.

2 Material und Methoden

2.1 Minimal-Pfad-basierte Berechnung von Oberflächen

Das Verfahren zur Berechnung der Oberflächen aus [4] baut auf dem Verfahren zur Berechnung minimaler Pfade aus [5] auf, bei dem minimale Pfade auf der Objektoberfläche über die Berechnung einer metrischen Distanzfunktion von einem Startpunkt und nachfolgendem Gradientenabstieg vom Endpunkt des Pfades zum Startpunkt bestimmt werden.

Sei $I : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ ein kontinuierlich definiertes Grauwertbild und $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^+$ eine von I abgeleitete Kostenfunktion. Der kostenminimale Pfad zwischen $p_1, p_2 \in \Omega$, ist der Pfad γ aus der Menge A_{p_1, p_2} aller Verbindungspfade, der das Funktional

$$E : A_{p_1, p_2} \rightarrow \mathbb{R}^+, E(\gamma) = \int_{\gamma} f(\gamma(s) + w) ds = \int_{\gamma} \tilde{f}(\gamma(s)) ds, \quad (1)$$

mit dem Pfadlängenparameter s , einem Regularisierungsterm $w > 0$ zur Glättung der Pfade und $\tilde{f} = (f + w)$ global minimiert. Die Lösung dieses Minimierungsproblems wird durch Berechnung einer metrischen Distanzfunktion $U : \overline{\Omega} \rightarrow \mathbb{R}^+$ erreicht. Diese Funktion ist für einen der beiden Endpunkte, hier p_1 , definiert durch:

$$\forall p \in \Omega, U_{p_1}(p) = \min_{\gamma \in A_{p_1, p}} \{E(\gamma)\}. \quad (2)$$

Die Funktion gibt folglich für jeden Punkt p des Bildes die integrierten Kosten entlang des minimalen Pfades vom Quellpunkt p_1 zum Punkt p an und erfüllt die Eikonalgleichung

$$\|\nabla U_{p_1}(p)\| = \tilde{f}(p), \quad p \in \Omega \quad \text{und} \quad U_{p_1}(p_1) = 0. \quad (3)$$

Die Segmentierung geschlossener Objekte erfolgt, indem die Berechnung der Distanzfunktion auf ein Band um die Oberfläche des Objekts beschränkt wird.

Die Distanzwerte werden ausgehend von mehreren Saatpunkten auf der Oberfläche des Objekts berechnet, bis die besuchte Region $\overline{\Omega}_F$ den Bilddefinitionsbereich $\overline{\Omega}$ global in das Innere des Objekts und den Bildhintergrund trennt. Es erfolgt anschließend die Berechnung einer implizierten Oberfläche nach einem Verfahren aus [6]. Die Oberfläche wird als Zero-Level-Set einer Funktion $\Psi : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ bestimmt, die durch Lösung des Anfangswertproblems

$$\begin{cases} \nabla \Psi(p) \cdot \nabla U + G \circ \Psi(p) = 0 & \text{falls } p \in \text{int}(\overline{\Omega}_F), \\ \Psi(p) = +k & \text{falls } p \in \partial \overline{\Omega}_F^{\text{Innen}}, \\ \Psi(p) = -k & \text{falls } p \in \partial \overline{\Omega}_F^{\text{Außen}}, \end{cases} \quad (4)$$

berechnet wird [4]. Die als konstant gesetzten Anfangswerte ($\pm k$) auf der inneren und äußeren Hülle der besuchten Region ($\partial \overline{\Omega}_F^{\text{Innen}}$ und $\partial \overline{\Omega}_F^{\text{Außen}}$) werden entlang des Gradienten der Distanzfunktion ∇U propagiert und die unterschiedlichen Vorzeichen kollidieren auf der gesuchten Oberfläche des Objekts, die somit als Nullschnitt extrahiert werden kann.

2.2 Die Kostenfunktion

In dieser Arbeit wird die Kostenfunktion aus vier Bildmerkmalen gebildet: dem Betrag des Sobel-Gradienten f_G , dem Deriche-Kantenmerkmal f_D , einem Laplace-Zero-Crossing f_L und einem Grauwert-Merkmal f_{G_w} . Die Merkmale werden nach Fensterung und Glättung auf den Wertebereich $[0, 1]$ normiert und bis auf das Grauwert-Merkmal invertiert. Die Wertebereiche des Sobel-Gradientenbetrags und des Grauwert-Merkmals werden Gauß-gewichtet, so dass die Kostenfunktion auf bestimmte Merkmalswertebereiche justiert werden kann. Mittelwert und Standard-Abweichung der Gaußfunktion für jedes Merkmal werden auf Basis der Merkmalswerte an den Saatpunkten im Patientenbild geschätzt. Die Kostenfunktion weist jedem Bildpunkt $p \in \overline{\Omega}$ unter Verwendung der Bewertungsfunktionen G_{G_w} für das Grauwert-Merkmal und G_G für das Gradienten-Merkmal und der Gewichte für jedes Merkmal (w_G, w_D, w_L, w_{G_w}) den Kostenwert zu:

$$f(p) = w_{G_w} \cdot G_{G_w}(f_{G_w}(p)) + w_G \cdot G_G(f_G(p)) + w_L \cdot f_L(p) + w_D \cdot f_D(p). \quad (5)$$

2.3 Beschränkung auf eine konvexe Region-Of-Interest

Zur Verhinderung des Überlaufens des Verfahrens auf benachbarte Strukturen und zur Verringerung des Rechenaufwands wird in dieser Arbeit das Verfahren mittels konvexer Region-Of-Interest beschränkt, die automatisch auf Basis der Saatpunktwolke bestimmt wird. Es wird dabei die konvexe Hülle der Wolke berechnet, die mit Bezug auf den Schwerpunkt der Wolke mit $\alpha > 1$ skaliert und als Region-Of-Interest verwendet wird.

2.4 Atlasbasierter Segmentierungsansatz

Das Verfahren gliedert sich in folgende Phasen: 1. Patienten- und Atlasdatensatz werden derselben Vorverarbeitung unterzogen. Der Atlasdatensatz wird affin auf den Patientendatensatz registriert; 2. Es werden einzelne äquidistante Konturpunkte der Atlassegmentierung ausgewählt; 3. Die Konturpunkte werden mittels Korrelationsverfahren auf den Patientendatensatz übertragen; 4. Das Kostenbild des Patientendatensatz wird berechnet; 5. Ausgehend von den übertragenen Saatpunkten wird das Segmentierungsverfahren durchgeführt.

2.5 Evaluation

In CT-Datensätzen wurden die Nieren durch einen medizinischen Experten semi-automatisch segmentiert. Diese Segmentierungen stellen den Goldstandard für die Bewertung der Güte des Verfahrens dar. Die Evaluation des Verfahrens zur automatischen atlasbasierten Segmentierung erfolgt durch drei Versuche: 1. *Test-Transfer*: Ein CT-Nierendatensatz wird durch Transformation und Hinzufügen von Rauschen verändert und dient als Atlas für den untransformierten Datensatz; 2. *Intrapatient-Transfer*: Es wird innerhalb eines Patienten die Segmentierung einer gespiegelten Niere auf die andere Niere übertragen; 3. *Interpatient-Transfer*: Es wird von einem Patientendatensatz die Segmentierung einer Niere auf einen anderen Patientendatensatz übertragen.

3 Ergebnisse

Tab. 1 stellt die Ergebnisse der Evaluation dar. In allen Versuchen wurden 50-70 Saatpunkte übertragen, die bis auf einige Outlier nur geringen Abstand zur Goldstandard-Segmentierung aufweisen. Der Vergleich der berechneten Segmentierungen mit dem Goldstandard zeigt in allen Versuchen Jaccard-Index-Werte ≥ 0.923 , mittlere Konturabstände ≤ 0.576 und Hausdorff-Distanzen ≤ 9.28 . Abb. 1 visualisiert die Segmentierungen in 3D.

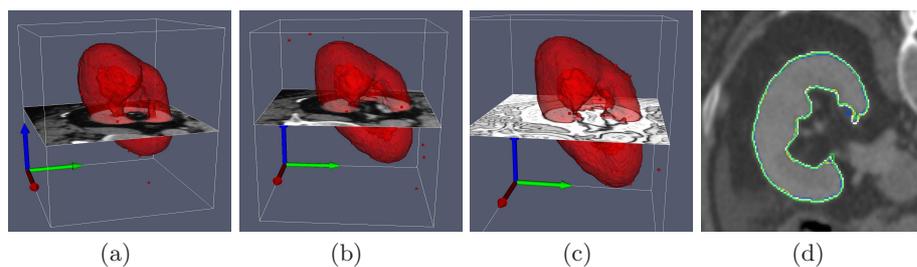


Abb. 1. Ergebnisse der automatischen atlasbasierten Segmentierung. a) Test-Transfer; b) Intrapatient-Transfer; c) Interpatient-Transfer mit Schnitt durch das Kostenbild; d) Patientenbild mit Segmentierungskonturen: Goldstandard (weiß), Test-Transfer (blau), Intrapatient-Transfer (gelb) und Interpatient-Transfer (grün).

Tabelle 1. Ergebnisse: Atlasbasierte Saatpunktübertragung und Vergleich der Segmentierung mit dem Goldstandard. Güte des Saatpunktetransfers: Abstände der Saatpunkte zur Goldstandard-Kontur (Mittelwert \bar{d} , Minimum d_{Min} und Maximum d_{Max} . Güte der Segmentierung: Jaccard Index $J(S, G)$, mittlerer Konturabstand $\bar{d}(S, G)$ und Hausdorff-Distanz $H(S, G)$ von Segmentierung S zum Goldstandard G .

Versuch	Anzahl Punkte	Distanzmaße		Anzahl Outlier	$J(S, G)$	$\bar{d}(S, G)$	$H(S, G)$
		\bar{d} [mm]	d_{Max} [mm]				
Test-Transfer	68	2.02	25.57	1	0.923	0.576	7.810
Intrapatient-Transfer	57	3.15	29.19	5	0.938	0.535	8.943
Interpatient-Transfer	51	2.20	13.42	1	0.955	0.415	9.276

4 Diskussion

Die Übertragung der Saatpunkte des affin auf den Patienten registrierten Atlasdatensatzes ist in der Regel erfolgreich gewesen. Dies zeigen die geringen mittleren Abstände zur Goldstandard-Segmentierung. Einige Ausreißer zeigt der maximale Abstand an. Diese wurden jedoch in allen Fällen, da sie weit von der Objektoberfläche entfernt detektiert wurden, vom Verfahren implizit verworfen: Sie waren nicht Teil der beiden Grenzkomponenten der besuchten Region und wurden nicht in die Berechnung der Oberfläche einbezogen. Die Güte der Segmentierung ist in allen Versuchen als sehr gut einzustufen. Das Verfahren zur atlasbasierten Segmentierung hat sich zur Segmentierung von Nieren als gut geeignet erwiesen und wird in weiteren Untersuchungen an weiteren Strukturen getestet.

Literaturverzeichnis

1. Ehrhardt J, Handels H, Plötz W, et al. Atlas-based recognition of anatomical structures and landmarks and the automatic computation of orthopedic parameters to support the virtual planning of hip operations. *Methods Inf Med.* 2004;43:391–397.
2. Färber M, Ehrhardt J, Handels H. Live-wire based segmentation using similarities between corresponding image structures. *Comput Med Imaging Graph.* 2007;31:549–560.
3. Mortensen E, Morse B, Barrett W, et al. Adaptive boundary detection using live-wire two-dimensional dynamic programming. *IEEE Computers Cardiol.* 1992; p. 635–638.
4. Benmansour F, Bonneau S, Cohen L. An implicit approach to closed surface and contour segmentation based on geodesic meshing and transport equation. *Proc RFIA.* 2008.
5. Cohen L, Kimmel R. Global minimum for active contour models: a minimal path approach. *Proc CVPR.* 1996; p. 666–673.
6. Ardon R, Cohen L, Yezzi A. Fast surface segmentation guided by user input using implicit extension of minimal paths. *J Math Imaging Vis.* 2006;25:289–305.