

Optimierte semi-automatische Segmentierung von 3D-Objekten mit Live Wire und Shape-Based Interpolation

Andrea Schenk, Guido Prause, Heinz-Otto Peitgen

MeVis - Centrum für Medizinische Diagnosesysteme und Visualisierung
Universitätsallee 29, 28359 Bremen
Email: schenk@mevis.de

Zusammenfassung. In diesem Beitrag stellen wir ein halbautomatisches Verfahren zur Segmentierung von Objekten in medizinischen Volumendaten vor. Unsere Methode kombiniert die benutzergesteuerte Definition von Objektkanten auf ausgewählten 2D-Schichten mit der automatischen Interpolation der noch fehlenden Konturen auf den Zwischenschichten. Zusätzlich entwickelte Optimierungsmethoden dienen der Verbesserung interpolierter Konturen durch Berücksichtigung lokaler Kontureigenschaften sowie der Reduktion der Rechenzeit durch Einschränkung der Kostenfunktion auf relevante Bereiche.

In einer Studie mit CT-Aufnahmen der Leber konnte gezeigt werden, dass sich mit Hilfe der Interpolation und Optimierung die zur Segmentierung benötigte Interaktion bei geringen Fehlerraten wesentlich reduzieren lässt.

1 Einleitung

Die Segmentierung von Objekten in medizinischen Volumendaten stellt ein wichtiges Aufgabengebiet der Bildverarbeitung dar. Segmentierungsergebnisse sind Voraussetzung für zahlreiche weitere Analysen, wie z.B. die Quantifizierung oder lokale Beurteilung von Gewebe, und sie sind Grundlage einer objektbezogenen 3D-Visualisierung mit selektiver Hervorhebung und Ausblendung einzelner Strukturen. Diese Art der Visualisierung kann z.B. zur Klärung von Lageverhältnissen zwischen verschiedenen anatomischen und pathologischen Strukturen sehr hilfreich sein.

In vielen Fällen ist eine vollautomatische Segmentierung aufgrund der Bild- oder Objekteigenschaften nicht möglich. Auch müssen oftmals die Ergebnisse von automatischen Verfahren korrigiert, oder sogar das Verfahren selbst mit modifizierten Parametern neu gestartet werden. Für Segmentierungen in Volumendaten, die sich für ein vollautomatisches Verfahren nur teilweise oder gar nicht eignen, haben wir eine effiziente halbautomatische Segmentierungsmethode entwickelt. Dieses Verfahren enthält einen interaktiven und sofort kontrollierbaren Segmentierungsvorgang auf 2D-Schichten, der durch eine automatische Interpolation und weitergehende Optimierungen ergänzt und wesentlich beschleunigt wird.

2 Methoden

Auf ausgewählten Schichten eines Volumendatensatzes wird mit dem *Live Wire*-Verfahren [1, 2, 3] - auch *Intelligent Scissors* [4, 5, 6] genannt - benutzergesteuert und in wenigen Sekunden das interessierende Objekt eingezeichnet. Dabei berechnet der Algorithmus jeweils zwischen einem interaktiv gesetzten Konturpunkt (Saatpunkt) und der aktuellen Mausposition einen sogenannten Pfad minimaler Kosten. Die Gesamtkosten eines Pfades ergeben sich dabei als Summe lokaler Kosten, die vorab über eine auf Bild- und Objekteigenschaften (Grauwert, Gradienten) abgestimmte Kostenfunktion definiert wurden. Wesentliche Eigenschaften des Verfahrens sind die Echtzeit-Interaktion, die sofortige Kontrolle des Segmentierungsergebnisses und die weitgehende Flexibilität gegenüber verschiedenen Objekten und Bildmodalitäten.

Da der Live Wire-Algorithmus schichtbasiert arbeitet, ist es angesichts der zunehmenden Schichtanzahl heutiger Volumendatensätze sinnvoll, die interaktive Segmentierung einzuschränken und einen Teil der Konturen automatisch bestimmen zu lassen. Bei unserem Ansatz erfolgt die Berechnung von Objektkonturen auf Schichten zwischen benutzer-definierten Konturen mit der sogenannten *Shape-Based Interpolation* [7, 8]. Dieses Verfahren kann insbesondere topologische Änderungen, wie die Aufzweigung einer Struktur in zwei Objektteile, verarbeiten und ist sehr effizient implementierbar [7, 9]. Die Kombination der beiden etablierten Verfahren (Abb. 1) führt zu sehr guten Segmentierungsergebnissen bei relativ geringem Interaktionsaufwand [10].

Ergänzend wurden von uns verschiedene Optimierungsansätze entwickelt, die zur Verbesserung der interpolierten Konturen, aber auch zur Reduktion der Bearbeitungszeit eingesetzt werden können [10, 11].

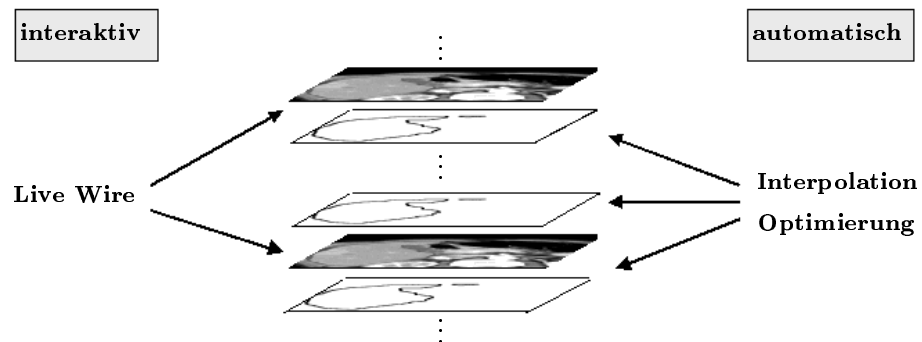


Abb. 1. Schema der Segmentierungsschritte: Zwischen interaktiv mit Live Wire bestimmten Konturen werden neue Objektkonturen automatisch durch Shape-based Interpolation berechnet und durch eine nachfolgende Optimierung verbessert.

Eines der Optimierungsverfahren besteht darin, auf die interpolierten Konturen die Kostenminimierung des Live Wire-Verfahrens anzuwenden. Dazu werden vorab auf den Pixeln der interpolierten Zwischenkonturen neue Saatpunkte definiert und der Konturrichtung folgend geordnet. Zwischen jeweils zwei Saatpunkten wird nach Berechnung der aktuellen Kostenfunktion eine Pfadoptimierung durchgeführt [10].

Ein weiterer Optimierungsansatz, die *lokale Optimierung* [11], hat zwei Ziele. Zum einen die Reduktion der Rechenzeit durch eine Beschränkung der Kostenfunktion auf einen lokalen, distanzabhängigen Bereich entlang der aktuell interpolierten Kontur, bzw. entlang der nächstgelegenen Kontur auf einer benachbarten Schicht. Zum anderen die Optimierung der Kostenfunktion selbst, indem bei der Bestimmung der aktuellen Kostenparameter lokale Eigenschaften benachbarter Konturen berücksichtigt werden. Die Kostenparameter des Objekt-randes werden dazu auf vorab segmentierten Schichten automatisch gelernt, und verringern anschließend durch die bessere, lokal angepasste Kostenfunktion den erforderlichen Interaktionsaufwand für den Benutzer.

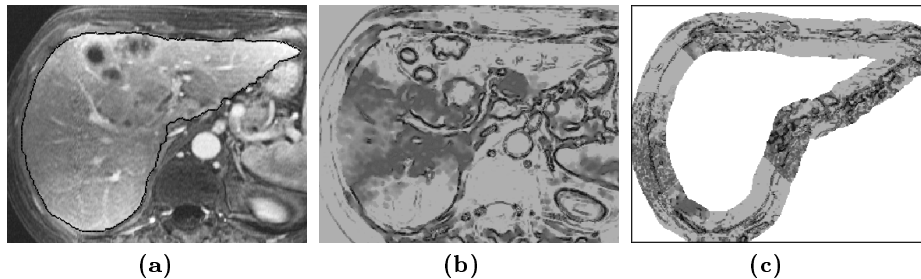


Abb. 2. Lokale Optimierung: (a) Leber-MRT mit Parenchymkontur. (b) Kostenbild der Nachbarschicht basierend auf globalen Kostenparametern, die anhand der Kontur in (a) bestimmt wurden. (c) Kostenbild der Nachbarschicht basierend auf regional angepassten Kostenparametern und mit einem stark reduzierten Berechnungsgebiet.

3 Ergebnisse

Das von uns entwickelte Segmentierungsverfahren wurde im Forschungsumfeld auf CT- bzw. MR-Daten verschiedener medizinischer Objekte (z.B. Herzventrikel, Leber, Gallenblase) erfolgreich angewandt. In der klinischen Routine wird es derzeit bei der Planung von Leberoperationen [12, 13, 14] zur Segmentierung des Leberparenchyms, aber auch zur Definition von Tumorgrenzen eingesetzt.

Ein systematischer Test wurde an fünf Leber-CTs aus drei Kliniken durchgeführt. Die Ergebnisse der Parenchymsegmentierung von drei Anwendern haben gezeigt, dass sich die benötigte Benutzer-Interaktion stark reduzieren lässt. So kann die Interaktionszeit im Vergleich zur interaktiven Segmentierung auf allen

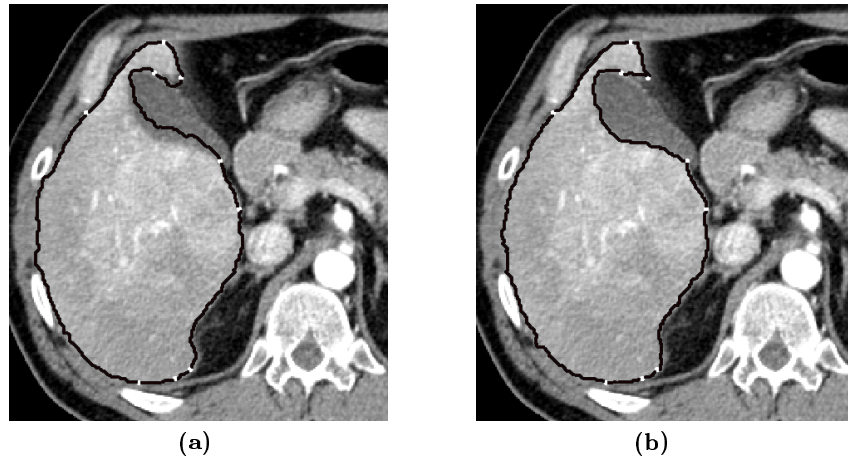


Abb. 3. Leber-CT mit segmentiertem Parenchym: **a)** Bild mit Shape-based interpolierter Kontur und Saatpunkten, die von den beiden umgebenden benutzerdefinierten Schichten approximiert wurden. Größere Abweichungen treten im Bereich der Gallenblase auf (dunkelgrau). **b)** Kontur nach der vollautomatischen Pfadoptimierung.

Schichten um mehr als 50% bei Shape-based Interpolation allein, und um mehr als 60% bei zusätzlicher Optimierung reduziert werden, wenn Fehlerraten im Bereich der Abweichungen zwischen verschiedenen Benutzern toleriert werden [10]. Diese bei Datensätzen mit 4 mm Abstand zwischen den einzelnen Bildern gewonnenen Einsparungen erhöhen sich entsprechend bei Datensätzen mit kleinerem Schichtabstand, wie sie u.a. beim Multislice-CT erzeugt werden können.

4 Diskussion

Aufgrund der Eigenschaften der beiden Basismethoden unseres Verfahrens, dem Live Wire-Algorithmus und der Shape-Based Interpolation, ist dieser Ansatz insbesondere für größere Objekte, bzw. für Strukturen mit relativ glatten Oberflächen gut geeignet. Für stark gewundene Strukturen, wie z.B. die graue oder weiße Gehirnmasse, sind regionenorientierte Verfahren zu bevorzugen.

Die erfolgreiche Anwendung schneller und vollautomatischer Verfahren ist der Ausnahmefall bei der Segmentierung von Objekten in medizinischen Volumendaten. Daher sind interaktive und semi-automatische Segmentierungsmethoden wichtige Werkzeuge für die klinische Routine. Das von uns vorgestellte halbautomatische Segmentierungsverfahren stellt mit seiner Kombination aus Live Wire, Shape-Based Interpolation und Optimierung eine Methode dar, die den Segmentierungsvorgang weitestgehend automatisiert und damit die Reproduzierbarkeit erhöht. Durch die einfache und intuitive Steuerung und die sofortige Kontrolle des Segmentierungsergebnisses ist dieser Ansatz in der klinischen Anwendung auf große Akzeptanz gestoßen.

5 Danksagung

Hiermit möchten wir uns herzlich bei unseren klinischen Partnern in Hannover, Krefeld und Hof für die gute Zusammenarbeit bedanken. Besonderer Dank gilt Prof. M. Galanski und seinen Mitarbeitern an der Medizinischen Hochschule Hannover.

Literatur

1. E. N. Mortensen, B. S. Morse, W. A. Barrett, and J. K. Udupa. Adaptive boundary detection using live-wire two-dimensional dynamic programming. *IEEE Computers in Cardiology*, Durham, North Carolina, IEEE Computer Society Press, pp. 635–638, 1992.
2. J. K. Udupa, S. Samarasekera, and W. A. Barrett. Boundary detection via dynamic programming. In *Visualization in Biomedical Computing '92*, Chapel Hill, North Carolina, pp. 33–39, 1992.
3. A. X. Falcao, K. Jayaram, J. K. Udupa, and Miyazawa F. K. An ultra-fast user-steered image segmentation paradigm: Live-wire-on-the-fly. *SPIE Medical Imaging*, vol. 3661, Newport Beach, CA, pp. 184–191, 1999.
4. E. N. Mortensen and W. A. Barrett. Intelligent scissors for image composition. *Computer Graphics (SIGGRAPH '95)*, Los Angeles, CA, pp. 191–198, 1995.
5. D. Stalling and H.-C. Hege. Intelligent scissors for medical image segmentation. *Digitale Bildverarbeitung für die Medizin*, Freiburg, pp. 32–36, 1996.
6. E. N. Mortensen and W. A. Barrett. Interactive Segmentation with Intelligent Scissors. *Graphical Models and Image Processing* 60(5), pp. 349–384, 1998.
7. S. P. Raya and J. K. Udupa. Shape-based interpolation of multidimensional objects. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 9(1), pp. 32–42, 1990.
8. G. T. Herman, J. Zheng, and Bucholtz C. A. Shape-based interpolation. *IEEE Computer Graphics and Applications* 12(3), pp. 69–79, 1992.
9. G. Borgefors. Distance Transformations in Arbitrary Directions. *Computer Vision, Graphics and Image Processing* 27(3), pp. 321–345, 1984.
10. A. Schenk, G. Prause, H.-O. Peitgen. Efficient semiautomatic segmentation of 3D objects in medical images. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2000*, Springer-Verlag, pp. 608–617, 2000.
11. A. Schenk, G. Prause, H.-O. Peitgen. Local cost computation for efficient segmentation of 3D objects with live wire. *SPIE Medical Imaging*, vol. 4322, to appear in February 2001.
12. D. Selle, T. Schindewolf, C. J. G. Everts, and H.-O. Peitgen. Quantitative analysis of CT liver images. *Computer-Aided Diagnosis in Medical Imaging*, Chicago, Elsevier, pp. 435–444, 1999.
13. D. Högemann, G. Stamm, H. Shin, K.-J. Oldhafer, H.J. Schlitt, D. Selle, and H.-O. Peitgen. Individuelle Planung leberchirurgischer Eingriffe an einem virtuellen Modell der Leber und ihrer Leitstrukturen. *Radiologe* 40, Springer-Verlag, pp. 267–273, 2000.
14. D. Selle, W. Spindler, A. Schenk, B. Preim, D. Böhm, K. J. Oldhafer, M. Galanski, J. H. D. Fasel, K. J. Klose, and H.-O. Peitgen. Computerized models minimize surgical risk. *Diagnostic Imaging Europe*, 12/2000, pp. 16–20, 2000.