Interaktive Segmentierung von zweidimensionalen Datensätzen mit Hilfe von Aktiven Konturen

Tobias Kunert, Marc Heiland, Hans-Peter Meinzer

Deutsches Krebsforschungszentrum, Abt. MBI / H0100
Im Neuenheimer Feld 280, 69120 Heidelberg
Email: T.Kunert@dkfz.de

Zusammenfassung. In der klinischen Routine werden Segmentierungsverfahren benötigt, die sich leicht bedienen lassen, einen geringen Interaktionsaufwand besitzen und sich für viele medizinische Fragestellungen einsetzen lassen. Es wird ein semi-automatisches Verfahren vorgestellt, das den Forderungen sehr nahe kommt. Es besitzt alle Vorzüge einer manuellen Segmentierung, die bereits alle Forderungen bis auf die zweite erfüllt. Um den Interaktionsaufwand zu senken, basiert das Rechenverfahren auf einem Modell einer Aktiven Kontur. Gegenüber einer manuellen Segmentierung können die Punkte nun sehr viel weiter auseinander gesetzt werden.

1 Einleitung

Für viele medizinische Fragestellungen ist eine automatische Segmentierung nicht möglich. Da die manuelle Konturierung der relevanten anatomischen Strukturen mit einem sehr großen Aufwand verbunden ist, sind interaktive oder semiautomatische Verfahren sehr wichtig. Im Gegensatz zu einer automatischen Segmentierung ist der medizinische Experte mit Hilfe verschiedener Interaktionsformen in der Lage, auf das Ergebnis Einfluß zu nehmen. In [1] werden die wichtigsten Arten einander gegenübergestellt.

Aktive Konturen stellen einen modellbasierten Ansatz dar und ermöglichen es dem Experten in besonderer Weise, sein Wissen in den Segmentierungsprozeß zu integrieren. Einen Überblick über die existierenden Modelle gibt [2]. Das bekannteste Modell sind die Snakes [3]. In dem Modell kann zum einen die Form der anatomischen Struktur berücksichtigt werden. Zum anderen sind Interaktionen möglich, die eine Korrektur des Segmentierungsergebnisses zulassen [3, 4, 5].

Dennoch haben sich die Aktiven Konturen in der klinischen Routine noch nicht durchsetzen können. Ein Grund dafür ist, daß die Interaktion das Segmentierungsergebnis nur indirekt beeinflußt, da sie meist auf physikalischen Modellen beruht. Desweiteren kann sie sich auf das gesamte Ergebnis auswirken, auch wenn im allgemeinen nur eine lokal begrenzte Korrektur erforderlich ist.

2 Benutzerschnittstelle

Ob ein Segmentierungsverfahren vom medizinischen Anwender akzeptiert und eingesetzt wird, hängt zu einem großen Teil von der Benutzerschnittstelle ab. Da diese bei sehr vielen Verfahren unzureichend ist, werden in der klinischen Routine medizinische Aufnahmen häufig noch manuell segmentiert. Die anatomische Struktur wird dazu mit einem geeigneten Eingabegerät, beispielsweise einer Maus oder einem Graphiktablett, eingezeichnet. Auch wenn der Interaktionsaufwand dabei sehr groß ist, ist diese Vorgehensweise für den medizinischen Anwender sehr attraktiv. Zum einen ist die Art der Interaktion für ihn leicht nachvollziehbar, zum anderen erlaubt sie, sein Expertenwissen in das Segmentierungsergebnis miteinfließen zu lassen.

2.1 Reduktion des Interaktionsaufwands

Aus den oben genannten Gründen haben wir uns entschieden, die Art der Interaktion im wesentlichen beizubehalten, deren Umfang aber deutlich zu reduzieren. Ein erster Schritt besteht darin, zwischen einzelnen Punkten, die der Benutzer entlang der Kontur setzt, zu interpolieren. Je nachdem, wie komplex die anatomische Struktur ist, sind sehr viele Interaktionen notwendig, um die Aufnahme zufriedenstellend zu segmentieren. Der nächste Schritt führt von einer manuellen Segmentierung weg, hin zu einem semi-automatischen Verfahren. Die Segmentierung erfolgt nun zwischen den einzelnen Punkten automatisch. Dazu wurden von uns Aktive Konturen verwendet, die einen zum Teil sehr großen Abstand der Punkte zulassen. Die beiden Methoden werden in Abb. 1 miteinander anhand eines Beispiels verglichen.

2.2 Korrektur und Feedback

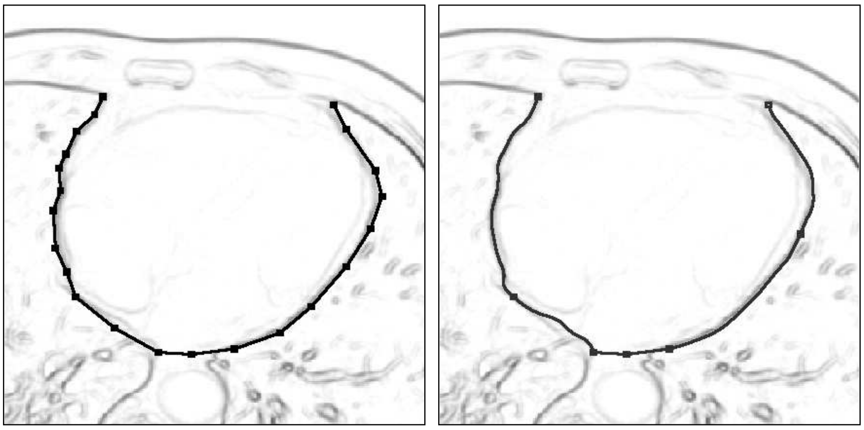
Da der Benutzer unter Umständen mit der automatisch durchgeführten Segmentierung nicht einverstanden ist, sind Mittel notwendig, mit denen er korrigierend eingreifen kann. Es lassen sich daher jederzeit weitere Punkte einfügen. Falls der Benutzer bereits gesetzte Punkte nachbearbeiten möchte, ist auch dies möglich. Einzelne Punkte lassen sich verschieben oder auch ganz entfernen.

Die Interaktion wird dem Benutzer vor allem dadurch erleichtert, daß er, ganz ähnlich zu der manuellen Segmentierung, nach jeder Interaktion als Feedback das Segmentierungsergebnis erhält. Das Ergebnis wird dabei nahezu in Echtzeit berechnet, so daß der Benutzer mit dem Verfahren zügig interagieren kann.

3 Rechenverfahren

Damit das Segmentierungsergebnis so schnell aktualisiert werden kann, werden die Abschnitte zwischen den gesetzten Punkten voneinander unabhängig betrachtet. Da von einer Interaktion höchstens zwei Abschnitte betroffen sind, ist es ausreichend, nur diese neu zu segmentieren. Dazu wurde für einen einzelnen Abschnitt ein Modell einer Aktiven Kontur erstellt, das seinen Ursprung in den Snakes [3] hat.

Abb. 1. Vergleich des Interaktionsaufwand am Beispiel eines Transversalschnittes des Herzens: Die manuelle Segmentierung (a) benötigt gegenüber dem semi-automatischen Verfahren (b) wesentlich mehr Punkte, um die Aufnahme zufriedenstellend zu segmentieren.



(a) (b)

3.1 Modell

Die Kontur wird im Gegensatz zu den Snakes nicht mit Hilfe einer parametrischen Kurve modelliert, sondern durch einen funktionalen Zusammenhang beschrieben. Sie wird durch eine gerade Linie initialisiert, die durch die beiden gesetzten Punkte bestimmt ist. Die funktionale Beschreibung ergibt sich daraus, daß nur eine eindimensionale Variation der Kontur senkrecht zur Initialisierung zugelassen wird.

Um die innere Energie der Kontur zu bestimmen, wurde ähnlich wie bei den Snakes auf Dehnungs- und Krümmungsmaße zurückgegriffen. Für die äußere Energie wurde dagegen ein neues Maß entwickelt, daß die vom Benutzer gesetzten Punkte berücksichtigt. Es wird angenommen, daß sich klein gewählte Umgebungen der Punkte, die die anatomischen Struktur in dem betrachteten Abschnitt begrenzen, sich in ihren Grauwerten nur gering voneinander unterscheiden. Die Umgebung der Punkte, die der Benutzer gesetzt hat, stellen nun Muster bereit, mit denen sich die dazwischenliegenden Punkte durch einen Vergleich ihrer Umgebung finden lassen. Die äußere Energie wird mit Hilfe der Grauwertabstände dieses Vergleichs definiert. Als Umgebung wird ein eindimensionales Grauwertprofil mit einer festen Länge verwendet. Es wird symmetrisch zum betrachten Konturpunkt und senkrecht zur Initialkontur gewählt.

3.2 Algorithmus

Die Minimierung der Energie geschieht auf Basis des Greedy-Algorithmus [4]. Der Algorithmus wurde von uns um den in [6] vorgestellten Ziplock-Mechanismus erweitert, so daß die initiale Kontur von der Lösung auch weiter entfernt liegen kann.

4 Ergebnisse

Um den Nutzen des semi-automatischen Verfahrens zu untersuchen, wurden klinische Aufnahmen verschiedener Modalität von unserer Arbeitsgruppe segmentiert. Dazu hatten sich acht Mitarbeiter zur Verfügung gestellt, an denen die Interaktion sowohl mit dem manuellen als auch mit dem semi-automatischen Verfahren beobachtet werden konnte. Als Aufnahmen wurden einzelne Schnittbilder der Modalitäten CT, MR und US verwendet. Vor Beginn der Segmentierung wurde allen Teilnehmern die Gelegenheit gegeben, sich mit den Verfahren vertraut zu machen.

Für das manuelle Segmentierungsverfahren wurde eine lineare Interpolation verwendet. Daher mußten insbesondere an stark gekrümmten Abschnitten sehr viele Punkte von den Teilnehmern gesetzt werden. Einmal gesetzte Punkte wurden nur sehr selten korrigiert. Mit dem semi-automatischen Verfahren wurden dagegen sehr viel weniger Punkte benötigt (Abb. 2). Diese konnten in einem weitaus größeren Abstand voneinander gesetzt werden. Allerdings waren zusätzliche Interaktionen notwendig, um die Lage der Punkte zu korrigieren, da das zugrundeliegende Rechenverfahren für diese sehr empfindlich ist. Der Interaktionsaufwand der beiden Verfahren war damit ungefähr gleich groß.

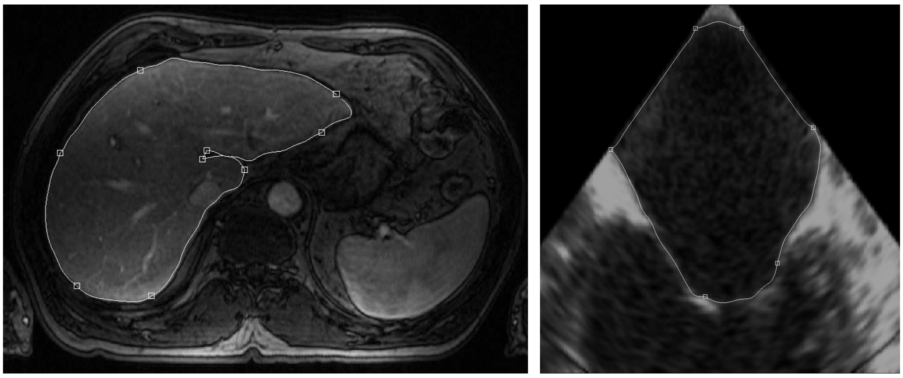
Alle Aufnahmen konnten mit einer für den Benutzer ausreichenden Genauigkeit segmentiert werden. Die Ergebnisse des semi-automatischen Verfahrens wurden von den Teilnehmern allerdings subjektiv als genauer wahrgenommen. Insbesondere konnten die Bereiche, die in der Aufnahme visuell nur schwer differenzierbar waren, mit dem semi-automatischen Verfahren leicht und zufriedenstellend segmentiert werden.

5 Diskussion

Die semi-automatische Segmentierung verlangt von dem Benutzer wesentlich weniger Punkte. Allerdings wird der Aufwand für die Interaktion durch häufige Korrekturen erhöht. Diese sind notwendig, da das zugrundeliegende Modell eine sehr genaue Positionierung der Punkte von dem Benutzer erwartet. Aus diesem Grund wird eine Unterstützung des Benutzers angestrebt, mit der viele Korrekturen vermieden werden könnten. Es ist zu erwarten, daß diese zu einem gegenüber der manuellen Segmentierung deutlich geringeren Aufwand für die Interaktion führt. Daneben erhoffen wir uns auch von unseren klinischen Partnern Anregungen, um die Benutzerinteraktion weiter zu verbessern.

Das Modell der Aktiven Kontur hat zu einem sehr robusten Rechenverfahren geführt. Da sich die Segmentierung weder auf eine bestimmte Modalität noch eine bestimmte anatomische Struktur beschränkt, kann das Verfahren für ganz unterschiedliche, medizinische Fragestellungen eingesetzt werden.

Abb. 2. Zwei Ergebnisse der semi-automatischen Segmentierung anhand einer MR-Aufnahme der Leber (a) und einer Ultraschall-Aufnahme des linken Vorhofs (b).



(a) (b)

6 Danksagung

Diese Arbeit wird von der Deutschen Forschungsgesellschaft im Rahmen des Sonderforschungsbereiches 414, Informationstechnik in der Medizin – Rechner- und sensorgestützte Chirurgie, gefördert.

Literatur

1. Olabarriaga SD: Human-computer interaction for the segmentation of medical images. Dissertation, Universität Amsterdam, 1999.
2. McInerney T, Terzopoulos D: Deformable models in medical image analysis: a survey. Medical Image Analysis, 1(2):91–108, 1996/7.
3. Kass M, Witkin A, Terzopoulos D: Snakes: Active Contour models. International Journal of Computer Vision, 1(4):321–331, 1988.
4. Williams DJ, Shah M: A fast algorithm for active contours and curvature estimation. CGIP-Image Understanding, 55(1):14–26, 1992.
5. McInerney T, Terzopoulos D: T-snakes: Topology adaptive snakes. Medical Image Analysis, 4(2):73–91, 2000.
6. Neuenschwander W, Fua P, Székely G, Kübler O: From Ziplock Snakes to Velcro Surfaces. Ascona95, 105–114, April 1995.