

# Semi-automatische Segmentierung von Risikoorganen mit Hilfe von aktiven Konturmodellen für die adaptive Therapieplanung

Gerhard Lechsel und Rolf Bendl

Abteilung für Medizinische Physik in der Strahlentherapie,  
Deutsches Krebsforschungszentrum, 69120 Heidelberg  
E-Mail: g.lechsel@dkfz-heidelberg.de

**Zusammenfassung.** In der vorliegenden Arbeit wurde ein aktives Konturmodell (Active Contour Model, ACM) für die semi-automatische Segmentierung relevanter Strukturen in medizinischen Bilddaten für die Therapieplanung implementiert. Eine vorgegebene Initialkontur, die innerhalb des zu segmentierenden Organs platziert wird, dehnt sich dreidimensional aus, bis sie durch Kanten in den Bilddaten gestoppt wird. Lücken in den Bilddaten werden durch eine Glattheitsbedingung ausgeglichen. Eine Änderung der Topologie der Kontur während der Ausdehnung wird durch ein Reparametrisierungsverfahren ermöglicht, der verwendete Algorithmus beruht auf dem von McInerney und Terzopoulos [1] vorgeschlagenen Verfahren der Zerlegung in affine Zellen (Affine Cell Image Decomposition, ACID).

## 1 Problemstellung

Die moderne Strahlentherapie ist ein wichtiger Bestandteil der Krebsbehandlung. Ihr Ziel ist es, eine therapeutisch wirksame Dosis am Tumor zu konformieren und gleichzeitig das umliegende Normalgewebe und die Risikoorgane so gering wie möglich zu belasten. Mit den neuen Behandlungsmethoden, wie der intensitätsmodulierten Strahlentherapie und der damit verbundenen inversen Bestrahlungsplanung, kann dieses Ziel verwirklicht werden. Vor Therapiebeginn werden mit bildgebenden Verfahren wie der Computertomographie oder der Magnetresonanztomographie Datensätze erstellt, anhand derer Tumor und Risikoorgane lokalisiert werden. In der klinischen Therapieplanung erfolgt die Segmentierung der therapielevanten Strukturen üblicherweise manuell und nur einmal unabhängig von der Anzahl der Fraktionen einer Strahlenbehandlung. Lageveränderungen der Organe aufgrund unterschiedlicher Füllung der Hohlorgane, Volumenveränderungen in Folge der Bestrahlung oder Positionierungsfehler werden durch zusätzliche Sicherheitsabstände bei der Segmentierung berücksichtigt. Eine weitere Präzisierung der Strahlentherapie soll künftig durch eine adaptive Planung erreicht werden. Hierzu soll kurz vor jeder Fraktion ein

3D-Bilddatensatz vom Patienten aufgenommen und die Planung an die veränderte Lage der Organe angepasst werden. Dafür steht nur ein sehr kurzes Zeitfenster zur Verfügung und es werden daher schnelle und robuste Segmentierungsverfahren benötigt.

## 2 Stand der Forschung

Modellbasierte Verfahren sollen diesen Vorgang beschleunigen und reproduzierbar machen. Vorwissen über Anatomie und Form des zu segmentierenden Objektes werden von diesen Verfahren genutzt, um unvollständige und verfälschte Bildinformationen wie Bildartefakte, die durch Rauschen und Partialvolumeneffekt verursacht werden, auszugleichen.

Bei den modellbasierten Ansätzen unterscheidet man im Wesentlichen zwischen top-down und bottom-up Verfahren [2]. Bei den ersteren beschreibt man die zu segmentierenden Strukturen global, wie z. B. bei den Active Shape Models ASM und Active Appearance Models bei Cootes und Taylor [3] durch ein statistisches Modell. Bei den letzteren Verfahren versucht man, aus den Bilddaten das gesuchte Objekt zu extrahieren.

Für einen flexiblen Einsatz der Segmentierung in der Therapieplanung sind bottom-up Verfahren geeigneter, da für deren Verwendung keine komplexen Modelle erstellt werden müssen. Die aktiven Konturmodelle (Active Contour Models, ACM), passen eine Oberfläche unter Berücksichtigung bestimmter Randbedingungen an die Bilddaten an. Zu diesen aktiven Konturmodellen zählen die von Kass et al. [4] entwickelten Snakes. Grundlage der Snakes-Technik ist die Minimierung eines Energiefunktionalen.

Diese klassischen Snakes haben eine feste Topologie. Neuere Methoden erlauben eine Änderung der Topologie während der Segmentierung. Malladi, Sethian und Vemuri [5] verwenden bei ihrem Level-Set Verfahren dazu eine implizite Formulierung der Oberfläche. Ein anderer Ansatz wird von McInerney und Terzopoulos [1] verfolgt. Das Reparametrierungsverfahren der topologischen Snakes (T-Snakes) erfolgt durch Schnitt der Kontur mit einem affinen Gitter (ACID).

## 3 Methoden

Ziel dieser Arbeit war es, ein robustes interaktives Werkzeug zur Beschleunigung der Segmentierung von Risikoorganen zu implementieren. Hierfür wurde der von McInerney und Terzopoulos [1] vorgestellte Ansatz der topologischen Snakes als Grundlage verwendet und erweitert, da dieses Verfahren für eine mögliche Erweiterung und eine Verbindung mit anderen Methoden durch seine explizite Darstellung besser geeignet ist als eine implizite Formulierung der Kontur durch ein Level-Set Verfahren.

Hierbei wird in der derzeitigen Implementierung eine Startkontur innerhalb des gesuchten Organs platziert. Entsprechend dem aktiven Konturmodell, dehnt sich die Startkontur unter Einfluss einer Inflationskraft  $\rho$  aus. Durch den Einfluss weiterer Kräfte, wie der Merkmalskraft  $\mathbf{f}$  (aus den Bildinformationen) und

einer inneren Energie der Kontur  $\mathbf{k}$  (Krümmung der Kontur), passen sich die Konturpunkte  $\mathbf{x}$  an die Objektgrenzen an:

$$\Delta \mathbf{x} = w_1 \boldsymbol{\rho} + w_2 \mathbf{f} + w_3 \mathbf{k} . \quad (1)$$

Die Parameter  $w_1$ ,  $w_2$  und  $w_3$  sind Wichtungsfaktoren. Die Kontur erreicht ihre endgültige Form, wenn die Inflationskraft durch die anderen Kräfte kompensiert wird.

Die Reparametrierung der Kontur während der Segmentierung erfolgt nach einer vorgegebenen Anzahl von Iterationen. Dabei werden die neuen Konturpunkte durch Schnitt mit einem Gitter ermittelt, das durch Zerlegung des Bildes in affine Zellen entsteht. Durch die Verwendung eines Simplex-Gitters ist diese Reparametrierung eindeutig.

#### 4 Wesentlicher Fortschritt durch den Beitrag

Innerhalb des am DKFZ verwendeten Planungssystems ist der Benutzer in der Lage, mit wenigen einstellbaren Parametern wichtige planungsrelevante Strukturen interaktiv über mehrere Schichten hinweg zu segmentieren. Besonderer Schwerpunkt bei der Implementierung lag auf der Bedienbarkeit des Verfahrens durch den Strahlentherapeut, d. h., das Verfahren muss nach einer Veränderung der Parameter durch den Benutzer das Ergebnis der Segmentierung möglichst schnell ermitteln und darstellen.

Zur Beschleunigung der Segmentierung kann durch einen zusätzlich vom Benutzer einstellbaren Parameter das Gitter für die Simplex-Zerlegung schrittweise verfeinert werden. Dadurch dehnt sich die Kontur zu Beginn schneller aus, da sie aus weniger Punkten besteht und die Schrittweite, die bzgl. des Gitters definiert ist, größer wird.

Mit zwei weiteren Parametern können die Wichtungsfaktoren für die Merkmalskraft  $w_2$  und die Krümmungskraft  $w_3$  der Bewegungsgleichung für das aktive Konturmodell eingestellt werden. Eine Veränderung dieser Parameter führt unmittelbar zu einer Anpassung des Segmentierungsergebnisses.

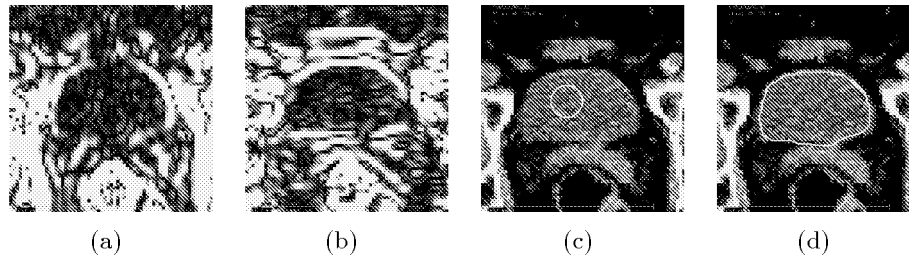
Die Ausdehnung einer Kontur wird vor allem durch die Merkmalskraft beeinflusst, die im Wesentlichen auf der Kanteninformation in den Bilddaten beruht. Für die Ausdehnung in einer Schicht werden die Merkmalsbilder für die Ausdehnung in  $x$ - bzw.  $y$ -Richtung getrennt berechnet.

Die innere Kraft  $\mathbf{k}_i$  in einem Punkt  $\mathbf{x}_i$  der Kontur wird mit der Formel

$$\mathbf{k}_i = \frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N (\mathbf{x}_{i+n} + \mathbf{x}_{i-n}) - \mathbf{x}_i \quad (2)$$

berechnet, wobei  $i$  der Index eines Punktes der Kontur ist und die Punkte geordnet sind. Anschaulich entspricht die Krümmung einem Vektor zum Mittelpunkt der  $2N$  nächsten Nachbarn. Für  $N = 1$  ist  $\mathbf{k}_i$  eine Näherung für die zweite Ableitung. Die innere Kraft wird für  $N > 1$  über einen größeren Bereich der Kontur berechnet. Dadurch werden eine ungleichmäßige Verteilung der Punkte,

**Abb. 1.** Segmentierungsbeispiel der Blase. Merkmalsbilder für Ausdehnung in (a)  $x$ -Richtung, (b)  $y$ -Richtung. (c) Startkontur. (d) Ergebnis nach 300 Iterationen.



die durch die Reparametrisierung entsteht, und größere Lücken in den Kanteninformationen besser ausgeglichen.

Die Ausdehnung in benachbarte Schichten muss aufgrund der geringeren Auflösung der Bilddaten in  $z$ -Richtung gesondert betrachtet werden. Eine Kontur dehnt sich in eine benachbarte Schicht aus, wenn die Grauwerte der inneren Voxel dieser Kontur zu den benachbarten Grauwerten keine zu große Abweichung haben. Die erlaubten Grauwertunterschiede werden dabei ebenfalls durch den Wichtungsfaktor für die Merkmalskraft vorgegeben.

## 5 Ergebnisse

Das implementierte Verfahren erfüllt die Erwartungen bezüglich Schnelligkeit und Robustheit. Das Ergebnis ist weitgehend unabhängig von der Position und Form der Startkontur innerhalb des zu segmentierenden Organs. Dadurch ist es möglich einfache Startkonturen zu verwenden, die vom Benutzer beliebig innerhalb des gesuchten Organs platziert werden können. Die Parameterwahl ist abhängig vom zu segmentierenden Organ, der Bildmodalität (CT oder MR), der Verwendung von Kontrastmittel während der Aufnahme und der Qualität des Datenmaterials.

Der Zeitbedarf für eine Segmentierung ist abhängig von der Größe des Organs und der Wahl der Startkontur. Die Segmentierung eines Organs dauert wenige Sekunden. In einem Datensatz mit 80 Schichten und einer Auflösung von  $256 \times 256$  Pixel benötigt der Algorithmus zur Segmentierung einer Blase (etwa 10 000 Voxel) ca. 2 000 Iterationen, wenn nur in einer einzelnen Schicht eine Startkontur (Kreis mit Durchmesser von 10 Voxel). Die Zellengröße für den Reparametrisierungsschritt wurde auf  $2 \times 2$  Voxel festgesetzt und die Krümmung jeweils über die vier nächsten Nachbarn bestimmt. Auf einem PC mit einem 3 GHz Pentium 4 Prozessor benötigt der Algorithmus dafür ca. 10 Sekunden. Der Zeitbedarf nimmt ab, je näher die Startkontur am Rand eines Organs liegt. Wird als Startkontur ein Zylinder mit gleichem Durchmesser definiert, der sich über alle relevanten Schichten erstreckt, sind nur 300 Iterationen notwendig, um ein vergleichbares Segmentierungsergebnis zu erhalten. Die Rechenzeit dafür beträgt ca. 3 Sekunden (Abb. 1).

Für das Merkmalsbilds hat sich die Verwendung eines schichtweise Gauss-geglätteten und mit einem Sobel-Operator erzeugten Gradientenbildes als gut erwiesen. Das Erlernen der Segmentierung mit diesem Tool ist intuitiv, da der Benutzer ein schnelles Feedback auf eine Veränderung der Parameter bekommt.

## 6 Diskussion

Das auf dem T-Snakes Model basierende Verfahren ist für den Einsatz in der Therapieplanung geeignet. Bei der Implementierung wurden die drei wesentlichen Kriterien (Genauigkeit, Reproduzierbarkeit, Effizienz) eines interaktiven Segmentierungsverfahrens, wie sie von Olabbarriaga und Smeulders [6] formuliert wurden, berücksichtigt.

Die separate Behandlung der Ausdehnung einer Kontur in  $z$ -Richtung trägt der meist geringeren Auflösung medizinischer Bilddaten zwischen den Schichten Rechnung. Durch die Mittelung der Krümmung über mehr als nur die beiden nächsten Nachbarn eines Punktes, wie bei McNerney und Terzopoulos [1] vorgeschlagen, sollen größere Lücken in den Bilddaten besser ausgeglichen werden. Auch die getrennte Berechnung der Merkmalsbilder für die Ausdehnung in  $x$ - bzw.  $y$ -Richtung trägt zu einer verbesserten Genauigkeit der Segmentierung bei.

Die interaktive Segmentierung erhöht zudem die Reproduzierbarkeit. Im Gegensatz zu einer manuellen Segmentierung ist durch die Verwendung einstellbarer Parameter und der weitgehenden Unabhängigkeit des Ergebnisses von der Startkontur eine verbesserte Objektivität der Segmentierung erreichbar.

Die Effizienz eines interaktiven Segmentierungsverfahrens ist dadurch gegeben, dass der Benutzer ein unmittelbares Ergebnis einer Parameterveränderung erhält. Die Schnelligkeit des Verfahrens erlaubt eine angemessene Antwortzeit des Algorithmus auf eine Interaktion. Dabei ist die Bedeutung der Parameter für einen Benutzer verständlich und eine Bedienung dadurch einfach erlernbar.

Eine umfangreichere Auswertung steht noch aus. Insbesondere der Einfluss der Merkmalsbilder auf die Segmentierung soll noch näher untersucht werden.

## Literaturverzeichnis

1. McNerney T, Terzopoulos D: T-snakes: Topology adaptive snakes. *Med Image Anal* 4(2):73–91, 2000.
2. McNerney T, Terzopoulos D: Deformable models in medical image analysis: a survey. *Med Image Anal* 1(2):91–108, 1996.
3. Cootes TF, Taylor CJ: Statistical models of appearance for medical image analysis and computer vision. *Proc SPIE Med Img*: 236–248, 2001.
4. Kass M, Witkin A, Terzopoulos D: Snakes: Active Contour Models. *Int J Comput Vis* 1(4):321–331, 1988.
5. Malladi R, Sethian JA, Vemuri BC: Shape Modeling with Front Propagation: A Level Set Approach. *IEEE Trans on Pattern Anal and Machine Intell* 1995.
6. Olabbarriaga SD, Smeulders AWM: Interaction in the segmentation of medical images: A survey. *Med Image Anal* 5:127–142, 2001.