Automatische Parameterwahl für Ballon-Modelle

Jörg Bredno, Thomas Lehmann und Klaus Spitzer

Institut für Medizinische Informatik
Rheinisch–Westfälische Technische Hochschule (RWTH), 52057 Aachen
Email: jbredno@mi.rwth-aachen.de

Zusammenfassung. Wir stellen eine automatische Methode vor, mit der auch Nutzer ohne technisches Wissen über Ballon–Modelle die nötige Parametrierung für Bildmaterial vornehmen können. Für das vorliegende Modell werden (1) die maximale Kantenlänge, (2) die Größe des Bildraums, aus dem externe Einflüsse gelesen werden, (3) Ursprung und (4) Steigung der Zuordnung von Bildwerten zu Bildpotentialen, (5) die Stärke der inneren Einflüsse und (6) die durch den Druck vorgegebene Richtung der Segmentierung aus einer einmaligen manuellen Segmentierung eines exemplarischen Bildes bestimmt. Die Methode wird sowohl für Grauwert– als auch für Farbbilder eingesetzt.

Schlüsselwörter: Aktives Konturmodell, Ballon–Modell, Segmentierung, Farbsegmentierung, Parametrierung, learning–from–examples

1 Einleitung

Aktive Konturmodelle werden häufig zur Segmentierung medizinischen Bildmaterials eingesetzt. Ballon–Modelle dienen insbesondere zur Detektion beliebig geformter morphologischer Strukturen [1]. Diese müssen jedoch für jede Segmentierungsaufgabe von einem Experten durch manuelle Interaktion passend parametriert werden. Damit ist der Nutzen der Modelle in der klinischen Routine und Forschung eingeschränkt.

Eine "learning–from–examples"–Methode kann die Parametrierung eines Ballon–Modells nach der Analyse eines exemplarischen Bildes und einer zugehörigen manuellen Segmentierung automatisch vornehmen. Im folgenden wird die Analyse der Einflußgrößen des Modells [2] mit einem genetischen Algorithmus kombiniert, der die bestmögliche Übereinstimmung zwischen automatischer und manueller Segmentierung auffindet [3]. Dabei können auch die Parameter zur Segmentierung von Farbbildern ermittelt werden.

2 Das verwendete Ballon–Modell

Das polygonale Modell wurde bereits zur Quantifizierung unterschiedlichen medizinischen Bildmaterials eingesetzt. Eine Form wird durch Knotenpunkte v_i und gerade Kanten e_j mit Längen im Bereich $[L_{\min}, L_{\max}]$ gebildet. Neben des für Ballon–Modelle charakteristischen treibenden Drucks p, der eine Kraft $\vec{F}^p$

normal zu Kanten ausübt, wird durch interne Einflüsse des Modells die zweite Ableitung der Kontur verringert. Eine Deformationskraft $\vec{F}^d$ zieht jeden Knoten mit justierbarer Stärke s_d zum Zentrum der Knoten in seiner Umgebung. Externe Bildeinflüsse wirken auf Kanten. In einer rechteckigen Umgebung jeder Kante wird die nicht–normierte Korrelation von Bildpotentialen Φ und eines normal zur Kante angelegten Filterkernels $k(h)$ bestimmt. Die Größe dieser Umgebung ist durch $h_{\min}$ und $h_{\max}$ beschränkt, der Filterkernel reflektiert die Breite und das Erscheinungsbild relevanter Gradienten. Der auf Kanten wirkende externe Einfluß wird unter Beachtung des Kraft– und Momentengleichgewichts auf stützende Knoten verteilt. Die Knoten bewegen sich proportional zur Summe der einwirkenden Kräfte und werden bei Kraftgleichgewicht stabilisiert. Die Kontur erstarrt nach und nach, bis ein Segmentierungsergebnis vorliegt (Abb. 1).

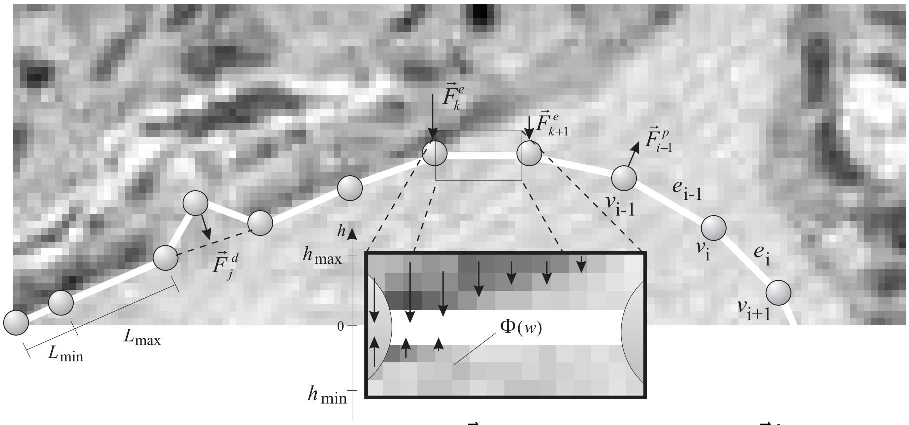

Abb. 1. Auf Knoten wirkt die Druckkraft $\vec{F}^p$, die Deformationskraft $\vec{F}^d$ und die externe Kraft $\vec{F}^e$.

3 Automatische Parameterwahl

Die Adaption des Ballon–Modells an Bildmaterial fordert eine Wahl der maximalen und minimalen Kantenlängen $L_{\max}$ und $L_{\min}$, der Breite relevanter Gradienten durch $h_{\min}$ und $h_{\max}$, deren Erscheinungsbild in $k(h)$, die Zuordnung von Bildpotentialen Φ zu Bildwerten w, die Stärke s_d der Deformationskraft sowie das Vorzeichen des Drucks und damit die Wahl einer wachsenden oder schrumpfenden Segmentierung. Zur automatischen Bestimmung dieser Parameter muß ein exemplarisches Bild mit einer manuelle Segmentierung vorliegen.

Zur Bestimmung der Kantenlängen wird iterativ eine Polygon–Approximation der manuellen Segmentierung erstellt [4]. Diese verfeinert eine Ausgangskontur aus nur zwei Knoten und Kanten so lange, bis kein Punkt des Polygons mehr als zwei Bildpunkte von der tatsächlichen Kontur entfernt liegt. Die resultierende Kontur hat eine ungleichmäßige Verteilung von Kantenlängen. Die maximale Kantenlänge $L_{\max}$ des Modells wird auf das 5%–Quantil aller Abstände von Knoten in der Polygon–Approximation gesetzt, die zwei Kanten voneinander entfernt liegen. Kanten dieser Länge müssen während des Segmentierungsvorgangs in zwei neue Kanten getrennt werden. Die minimale Kantenlänge wird auf $L_{\min} = \frac{2}{5} L_{\max}$ gesetzt.

Zur Bestimmung von $h_{\min}$ und $h_{\max}$ werden unterschiedliche Histogramme $H(d_1, d_2)$ auf der Außen– bzw. $H(-d_2, -d_1)$ auf der Innenseite der Kontur erstellt.

Der Abstand der erfaßten Bildpunkte zur polygon–approximierten Kontur liegt jeweils im Bereich $[d_1, d_2]$. Mit diesen Histogrammen wird dann eine optimale Schwellwertsegmentierung bestimmt, um Grauwerte auf der Innen– und Außenseite der Kontur voneinander zu unterscheiden. Diese Klassifikation gelingt jeweils mit einem Klassifikationsfehler $E_c(d_1, d_2)$. Im Bereich $1 \leq d_1 < d_2 \leq 5$ wird die Konstellation $\widehat{d_1}$, $\widehat{d_2}$ mit dem geringsten Klassifikationsfehler $\widehat{E_c}$ bestimmt. Zu den zugehörigen Bildbereichen auf der Innen– und Außenseite der Kontur werden dann die Kennwerte μ_{in}, σ_{in}, μ_{out} und σ_{out} berechnet.

Zwei verschiedene Varianten der Parametrierung werden bestimmt und anschließend miteinander verglichen. In der ersten Variante wird das Modell eingestellt, um unter positivem Druck das erste kohärente Auftreten von Grauwerten zu detektieren, die dem Äußeren der Kontur zugerechnet werden. Hierzu wird $h_{\min} = \widehat{d_1}$, $h_{\max} = \widehat{d_2}$ und $k(h) = 1 \, \forall \, h \in [h_{\min}, h_{\max}]$ gesetzt. Das Bildpotential wird so gewählt, daß das homogene Innere eines Objekts keinen Widerstand für die Kontur darstellt, Grauwerte außerhalb des Objekts hingegen die Kontur stoppen:

$$\Phi(w) = \begin{cases} \dfrac{S_p \cdot p}{(\mu_{\text{out}} - w_0)(\widehat{d_2} - \widehat{d_1} + 1)}(w - w_0) & \forall \quad w > w_0 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \tag{1}$$

Dabei wird eine Sicherheit $S_p = 2$ verwendet, damit die Kontur auch bei inhomogenem Bildmaterial an der vermuteten Objektgrenze stoppt. Der Punkt w_o, an dem das Plateau $\Phi(w) = 0$ in den linear ansteigenden Bereich übergeht, liegt an der Stelle:

$$w_o = \frac{\mu_{\text{in}} \cdot \sigma_{\text{out}} + \mu_{\text{out}} \cdot \sigma_{\text{in}}}{\sigma_{\text{in}} + \sigma_{\text{out}}} \tag{2}$$

Als zweite Variante werden statt der Grauwerte die Gradienten im Bereich einer Objektgrenze verwendet, um Gegenkräfte auf die Kontur auszuüben. Hierzu wird der Filterkernel $k(h)$ zur Differenzbildung von Grauwerten auf der Innen– und Außenseite der Kontur eingesetzt:

$$k(h) = \begin{cases} -1 & \forall \quad h \in [-\widehat{d_2}, -\widehat{d_1}] \\ 1 & \forall \quad h \in [\widehat{d_1}, \widehat{d_2}] \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \tag{3}$$

In diesem Fall werden die Bildpotentiale so gewählt, daß ein Grauwertsprung $\mu_{\text{out}} - \mu_{\text{in}}$ mit einer Sicherheit von $S_p = 2$ die Kontur stoppt:

$$\Phi(w) = \frac{S_p \cdot p}{(\widehat{d_2} - \widehat{d_1} + 1)(\mu_{\text{out}} - \mu_{\text{in}})} \cdot w \tag{4}$$

Die Deformationskraft soll die Kontur glätten und Knoten auch an undeutlichen Bereichen der Objektgrenze festhalten. Um die Stärke s_d dieser Kraft zu bestimmen, wird zunächst die Polygon–Approximation neu gesampelt, damit die Kantenlängen im Bereich $[L_{\min}, L_{\max}]$ liegen. Für diese Kontur wird dann ein einzelner Iterationsschritt unter Einfluß von Druck und externen Kräften durchgeführt, hierbei bewegen sich Knoten, bei denen $\vec{F}^p$ und $\vec{F}^e$ nicht im Gleichgewicht stehen. Für jeden Knoten wird dann individuell die Stärke s_d bestimmt, um die auf den Knoten einwirkende Summe aller Kräfte zu minimieren. Das dritte Quartil der individuell bestimmten s_d wird für die Gesamtkontur verwendet.

Neben den beiden beschriebenen Varianten werden zwei weitere Parametersätze bestimmt, in denen eine schrumpfende Segmentierung mit $p < 0$ durchgeführt wird. Alle vier Segmentierungsvarianten werden gestartet, jeweils wird die Anzahl an Pixeln N_e bestimmt, in denen ein Segmentierungsergebnis nicht mit der manuellen Segmentierung übereinstimmt. Die Variante mit kleinstem N_e wird im folgenden verwendet.

3.1 Evolutionäre Optimierung

Da die bisherigen Regeln nicht die in medizinischem Bildmaterial immer vorliegenden Inhomogenitäten widerspiegeln, wird mit einem genetischen Algorithmus nachfolgend die Anzahl an fehlsegmentierten Pixeln N_e verringert. Dabei wird in einem Suchraum, bestehend aus der maximalen Kantenlänge, dem Ursprung und der Steigung der Zuordnung von Bildwerten zu Potentialen und der Stärke der Deformationskraft, ein Optimum aufgefunden.

3.2 Farbbilder

Für Farbbilder wird der externe Einfluß im Modell ermittelt, indem in jedem Farbkanal einzeln eine Potentialzuordnung und die Wahl eines Filterkernels erfolgt. Sowohl diese Wahl als auch die Abstimmung der externen Einflüsse aus unterschiedlichen Kanälen kann auch durch einen erfahrenen Nutzer nicht ausgeführt werden. Die automatische Parameterwahl setzt die Parameter zunächst einzeln für jeden Farbkanal, auf die Kontur wirkt dann eine gewichtete Summe der einzelnen externen Einflüsse. Für diese Wichtung wird jedem Farbkanal c ein Qualitätsmaß $Q_c = 25 - 100 \cdot \widehat{E_c}$ zugewiesen, negative Qualitäten werden zu Null gesetzt. Die externen Einflüsse jedes Kanals werden in der Segmentierung mit dem Faktor $Q_c / \sum_i Q_i$ gewichtet.

4 Ergebnisse

Die Methode wurde beispielhaft für die Quantifizierung histologisch gefärbter Motoneurone eingesetzt [5]. Hierbei fand eine Segmentierung bisher mit manuell eingestellten Parametern statt. Mit der vorgestellten Methode wurde die selbe

Detektionsqualität erreicht, wie bei der zeitaufwendigeren manuellen Einstellung. Exemplarisch wurde in einer Serie von 137 Zellen das visuell überprüfte Segmentierungsergebnis für 127 Zellen (93%) akzeptiert.

Die Methode und das Modell werden weiterhin auf endoskopische Aufnahmen des Kehlkopfes angewendet, hier werden die Stimmlippen unter Stroboskop–Beleuchtung aufgezeichnet. Die Verwendung von Grauwerten führt nicht zu robusten Segmentierungen mit dem vorliegenden Modell. Untersuchungen in unterschiedlichen Farbkanälen ergeben, daß der Grün– und Blaukanal des RGB–Farbraums ebenso wie Farbton H und Sättigung S im HSV–Raum Qualitäten von $Q_c > 5$ erreichen, damit ist in allen Bildern einer Sequenz ein robustes Segmentierungsergebnis möglich (Abb. 2).

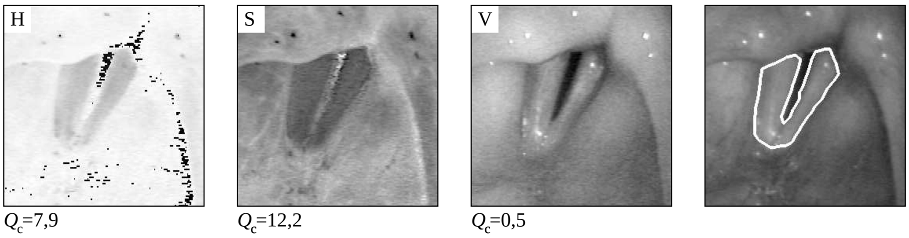

Abb. 2. Qualitäten Q_c der einzelnen Kanäle im HSV–Farbraum und Ergebnis der Farbsegmentierung.

5 Diskussion

Ein Ballon–Modell kann nur nach einer geeigneten Parametrierung zur Segmentierung medizinischen Bildmaterials eingesetzt werden. Diese bisherige Einschränkung im Nutzen von Ballon–Modellen in der medizinischen Routine ist mit der vorgestellten automatischen Parameterwahl nicht mehr gegeben. Mediziner können nun durch eine Handsegmentierung selbst eine Parametrierung des Modells vornehmen und so beispielsweise Quantifizierungsalgorithmen an verändertes Bildmaterial anpassen. Zusätzlich erlaubt die vorgestellte Methode, eine Segmentierung durch den Nutzen von Farbinformationen robuster zu gestalten. Die automatische Methode nimmt hier die selbst für erfahrene Nutzer nicht mögliche manuelle Parameterwahl vor.

Literatur

1. Metzler V, Bredno J, Lehmann T, Spitzer K: A deformable membrane for the segmentation of cytological samples. Proc. SPIE 3338, pp 1246–1257, 1998.
2. Horritt MS: A statistical active contour model for SAR image segmentation. Image and Vision Computing, 17(3–4), pp 213–224, 1999.
3. Cagnoni S, Dobrzeniecki AB, Poli R, Yanch JC: Genetic algorithm–based interactive segmentation of 3D medical images. Image and Vision Computing, 17(12), pp 881–895, 1999.
4. Jordan C, Ebrahimi, Kunt M: Compression for retrieval of binary images. Computer Vision and Image Understanding, 71(2), pp 198–212, 1998.
5. Bredno J, Metzler V, Nacimiento W, Lehmann T, Spitzer K: Detektion und Quantifizierung der Membranstrukturen von Nervenzellen. In Lehmann T et al. (Hrsg.) Bildverarbeitung für die Medizin 1998, pp 407-411, Springer–Verlag, Berlin, 1998.