Bildsegmentierung mit modellbasierten, aktiven Konturmodellen

F. Weiler, J. Dettmann

Lehrstuhl für Angewandte Mathematik insbesondere Informatik
RWTH Aachen, Ahornstr.55, D-52074 Aachen
email: weiler@informatik.rwth-aachen.de

Der Beitrag beschreibt eine Erweiterung des klassischen, aktiven Konturmodells. Durch die Integration von Form- und Szenewissen in die Energiegleichung ist es möglich, komplexere Segmentierungsszenarien mit mehreren Objekten, die in Relation zueinander stehen, zu bearbeiten. Damit realisiert der neue Algorithmus einen modellbasierten Segmentierungsansatz, dessen Möglichkeiten anhand zweier Beispiele aus dem Bereich der medizinischen Bildverarbeitung demonstriert werden.

Keywords: Aktive Konturmodelle, Segmentierung, Form- und Szenewissen, Snakes

1 Einleitung

Bildsegmentierung ist nach wie vor eines der wichtigsten ungelösten Probleme im Bereich der Bildverarbeitung. Sie ist dabei in vielen Fällen ein Vorverarbeitungschritt für weitere Aufgaben, wie zum Beispiel der Bildinterpretation. Klassische Ansätze liefern jedoch meist nur unzureichende Ergebnisse.

Bei pixelorientierten Verfahren z.B. ist die Segmentierung als Klassifikation realisiert. Für jedes Pixel wird aufgrund eines Merkmalvektors, der im einfachsten Fall nur aus dem Grauwert besteht, bestimmt, ob es zu einer homogenen Region gehört. Für gute Segmentierungsergebnisse müssen die verwendeten Merkmale optimal auf das Problem abgestimmt sein. Trotzdem ist es mit dieser Vorgehensweise fast unmöglich, räumliche Zusammenhänge in den Segmentierungsprozeß einzubringen.

Regionenorientierte Verfahren (Region Growing, Split/Merge Algorithmen) können solch eine Ortsinformation berücksichtigen. Räumlich zusammenhängende Bereiche werden mit diesen Verfahren korrekt erkannt. Das verwendete a-priori Wissen beschränkt sich allerdings meist auf Zusammenhangs- und Homogenitätsannahmen. In diesem Zusammenhang bietet sich eine Verbesserung der Segmentierung durch einen hybriden Ansatz wie er z.B. in [6] vorgestellt wird an. Dort findet sich auch eine Übersicht über die Standardsegmentierungsalgorithmen.

Die Modellierung des Segmentierungsszenarios ist bei den meisten dieser Algorithmen sehr einfach. Modellannahmen beziehen sich vielfach nur auf die Korrespondenz bestimmter Grauwerte mit abgebildeten Objekten oder deren Zusammenhang. Sehr häufig liefern die Problemstellungen jedoch weitaus mehr a-priori Information. Im Bereich der medizinischen Bilder kann man zum Beispiel davon ausgehen, daß Objektgrenzen stetig verlaufen und keine scharfen Kanten haben.

Verfahren, die weitergehendes Vorwissen in den Segmentierungsprozeß einbringen, sind die sogenannten aktiven Konturmodelle. Hierbei wird das Segmentierungsproblem als pseudo-physikalisches Energieminimierungsproblem formuliert. Über einer Objektkontur, die als Spline Funktion gegeben ist, wird eine Energiegleichung formuliert, die sowohl die Bildinformation als auch die Modellannahmen (a-priori Wissen) berücksichtigt.

Dieses erstmals von KASS ET.AL. in [4] vorgestellte Verfahren der aktiven Konturmodelle wurde von vielen anderen Autoren adaptiert und erweitert. Es bleiben jedoch weiterhin einige Kritikpunkte, die die Anwendung auf einfache Szenarien beschränkt. Läßt man z.B. die Bildinformation bei der Energiemodellierung außer acht, ist die Kontur minimaler Energie immer ein Kreis. Damit ist es sehr ungünstig, nicht konvexe Objekte zu segmentieren. Zudem beschränken sich die meisten Algorithmen auf nur eine Objektkontur.

Hier ist ein Ansatzpunkt für eine Erweiterung des aktiven Konturmodelles. Für viele Anwendungsszenarien, speziell im Bereich der medizinischen Bildverarbeitung, kennt man die ungefähre Form der Objekte im voraus. Zudem befindet sich auf einem Bild meist nicht nur ein Objekt, das segmentiert werden soll, sondern mehrere Objekte, die topologisch in Relation zueinander stehen. Das heißt, die Lage eines Objektes bestimmt implizit die Lage der anderen Objekte.

In diesem Artikel werden nun, nach der Vorstellung des klassischen aktiven Konturmodelles, Erweiterungen des Verfahrens vorgestellt, die eine Integration von a-priori Form- und Szenewissen in der Energiegleichung realisieren. Zudem wird anhand von Beispielen die Tauglichkeit des Algorithmus demonstriert.

2 Das aktive Konturmodell

Aktive Konturmodelle gehören zu den sequentiellen, kantenorientierten Segmentierungsalgorithmen, bei denen die zu segmentierenden Objekte durch ihre Umrißlinien repräsentiert werden. Eine Kontur wird dabei durch einen Prozeß festgelegt, der Bildpunkte mit maximaler, lokaler Grauwertänderung (Kantenpunkte) in einem vorgegebenen Bildausschnitt verbindet. Diese Definition von Objektgrenzen durch den Grauwertgradienten entspricht weitgehend der natürlichen Wahrnehmung.

Für einen Algorithmus birgt diese einfache Vorgehensweise zwei grundlegende Probleme: Zum einen ist die Verbindungsreihenfolge einer Menge von Kantenpunkte nicht eindeutig bestimmt, zum anderen führt die ausschließliche Verbindung der Punkte maximaler Grauwertänderung im allgemeinen zu einer stark gekrümmten und nicht geschlossenen Kontur. Ein Lösungsansatz besteht in Beachtung von gewünschten Kontureigenschaften innerhalb des Verbindungsprozesses. Einfache zu integrierende Eigenschaften sind die Geschlossenheit und Glattheit der Kontur.

Bei dem Verfahren der aktiven Konturmodelle, wie es in [4] vorgestellt wurde, wird die Festlegung einer einzelnen Kontur zur Suche nach einem Kompromiß zwischen den Kontureigenschaften und der maximalen Grauwertänderung, die beide innerhalb einer Energiefunktion modelliert werden. Die Energiefunktion wird dabei so konstruiert, daß ein lokales Energieminimum mit einem Objekt auf dem Bild korrespondiert.

Die Bildsegmentierung mit aktiven Konturmodellen besteht somit aus den folgenden zwei wesentlichen Komponenten: der Modellierung der Konturenergie und der Optimierung der Konturenergie. Nachfolgend wird zunächst die klassische Energiemodellierung erläutert und dann wird eine Weiterentwicklung des Algorithmus durch die Nutzung von a priori Wissen über die Objektform vorgestellt.

Eine Kontur v wird durch eine Menge von n 2-dimensionalen Punkten beschrieben:

$$v_i = (x_i, y_i) \quad i \in \{1, \ldots, n\} \tag{1}$$

Die Konturenergie ist durch die Summe zweier Teilenergien in allen Konturpunkten definiert:

$$E_{snake}(v) = \sum_{i=1}^{n} E_{intern}(v_i) + E_{extern}(v_i) \tag{2}$$

Der erste Teilterm E_{intern} modelliert die geforderten Kontureigenschaften (Modellannahmen), wohingegen der zweite Term E_{extern} die Bildeinflüsse auf die Kontur einbringt.

Die geforderten Konturcharakteristiken, Geschlossenheit und Glattheit, werden durch folgende Funktion gemessen:

$$E_{intern}(v_i) = \alpha_i \mid v_i - v_{i-1} \mid^2 + \beta_i \mid v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1} \mid^2 \tag{3}$$

Der erste Term approximiert die erste Ableitung in einem Konturpunkt durch eine finite Differenz. Die Existenz der ersten Ableitung in einem Punkt gewährleistet die Stetigkeit und damit auch deren Geschlossenheit. Der zweite Term ist die Approximation der zweiten Ableitung durch eine finite Differenz. Somit mißt er die Veränderung des Gradientenvektors in einem Konturpunkt. Damit stellt dieser Term ein Maß für die Glattheit der Kontur dar. Die Parameter α_i und β_i sind Wichtungen, die den Einfluß der entsprechenden Eigenschaft in den einzelnen Konturpunkten bestimmen und im allgemeinen für alle i gleich gewählt werden.

Der Bildeinfluß auf eine Kontur wird durch E_{extern} bestimmt. Sprunghafte Veränderungen des Grauwertes, die auf eine Objektgrenze hindeuten, zeigen sich im Betrag des Grauwertgradienten:

$$E_{extern}(v_i) = - \mid \nabla I(v_i) \mid^2 \tag{4}$$

Der eigentliche Segmentierungsvorgang besteht nun aus der Minimierung der Gesamtenergie E_{snake}. Ausgehend von einer Initialkontur, die interaktiv durch den Benutzer oder durch einen anderen Algorithmus vorgegeben wird, wird ein lokales Optimum berechnet. Geeignete Optimierungsalgorithmen sind z.B der Greedy Algorithmus von Williams und Shah [7] oder der dynamische Programmierungsansatz von Amini et al. [1]. Abbildung 1 zeigt dazu ein einfaches Segmentierungsbeispiel für ein synthetisches Testbild.

Abbildung 1: Orginalbild (links), Initialisierung (2. v. l.), einige Iterationen des Optimierungsverfahrens (3. - 6. Bild v. l.) und das Segmentierungsergebnis (rechts)

Das so definierte aktive Konturmodell integriert die Modellannahmen der Glattheit und Geschlossenheit durch die Approximation der ersten und zweiten Ableitung der Kontur innerhalb des internen Energietermes. Dies hat zur Folge, daß die Konturpunkte im Laufe des Optimierungsprozesses bestrebt sind, die Abstände zueinander zu minimieren und sich auf einem Kreis anzuordnen. Damit ist es fast unmöglich, nicht konvexe Objektkonturen korrekt zu erfassen.

Eine denkbare Weiterentwicklung des Verfahrens, die dem Rechnung trägt, besteht darin, eine bestimmte, vorgegebene Umrißform als Konturcharakteristik zu fordern. Dazu wird der interne Energieterm E_{intern} durch einen Energieterm E_{form} ersetzt, der die Übereinstimmung zwischen einer vorgegebenen Forminformation und der vorliegenden Kontur mißt und die Energiefunktion dahingehend modifiziert, daß für solche Konturformen die Energie minimal ist.

Verfahren, die dies versuchen wurden von Lai und Chin in [5] und von Gunn und Nixon in [3] vorgestellt. Bei beiden Ansätzen wird die Forminformation durch die Lage eines Konturpunktes zu seinen beiden Nachbarn auf der Kontur definiert.

Durch die rein lokale Kodierung der Forminformation durch die Nachbarn erweisen sich diese Modelle in vielen Fällen als nachteilig. Deshalb wird im folgendem Abschnitt nun eine alternative Formbeschreibung vorgestellt, die sich darüberhinaus eignet, topologisches Vorwissen über mehrere Objekte in einem Bild in die Energiegleichung zu integrieren.

3 Integration von Form- und Szenewissen

Die Ansätze von GUNN ET.AL. und LAI ET.AL. verwenden die nächsten Nachbarn auf der Kontur zur Festlegung der Forminformation. Dies führt jedoch zu Stabiltätsproblemen bei der Bewegung der Kontur während des Optimierungsprozesses. Kleine Fehler an einem Konturpunkt deformieren die ganze Kontur, obwohl der Beitrag zur Energie nur sehr klein ist. Dies tritt vor allem auf, wenn die Initialisierung der Kontur stark von der gewünschten Form abweicht. Durch die rein lokale Spezifikation über die Winkel benachbarter Kontursegmente wird das globale Konzept 'Form' nur unzureichend modelliert. Es ist daher notwendig, die Form eines Objektes globaler zu definieren, ohne jedoch die lokalen Eigenschaften des aktiven Konturmodelles zu stark einzuschränken.

Die naheliegenste Möglichkeit das Problem der Stabilität in den Griff zu bekommen ist eine neue Definition der Nachbarschaft eines Konturpunktes. Es sollen diejenigen Konturpunkte berücksichtigt werden, die in der Objektform räumlich benachbart sind. Eine solche Ausdehnung der Nachbarschaftsbeziehungen liefert eine Delauny Triangulation der Konturpunkte. Eine Delauny Triangulation verbindet zwei Punkte einer Punktwolke genau dann, wenn sie räumlich und abstandsmäßig zueinander nächstliegend sind. Abbildung 2 (links) zeigt die Triangulation eines Formprototypes des Corpus Callosum. Benachbarte Konturpunkte sind durch Linien verbunden.

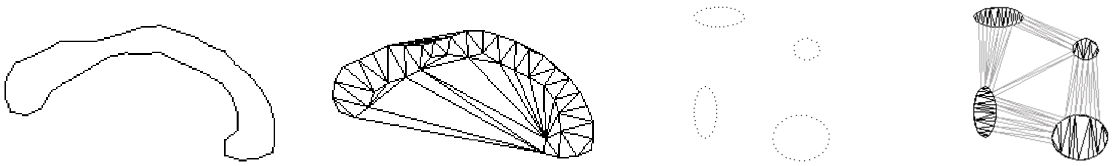

Abbildung 2: Prototypkontur und Delauny Triangulierung eines Corpus Callosum (links). Mehrere Konturpunktmengen und ihre Delaunytriangulationen (rechts)

Faßt man nun die Kanten der Triangulation als mechanische Federn auf und modelliert diese geeignet, ergeben sich Federkräfte für die Kontur, die formbewahrend und -erzeugend wirken. Zusätzlich zur Adjazenzmatrix der Konturpunkte und den Federlängen muß zur Erhöhung der Stabilität auch noch der Winkel der Dreieckskante zu einer Referenzgeraden berücksichtigt werden. Um eine weitgehende affine Invarianz zu erhalten, bietet sich als Referenzgerade die Hauptachse der Konturpunktwolke an.

Jede Kante der Triangulation definiert eine Sollposition für die beiden angrenzenden Konturpunkte, die sich einfach berechnen läßt. Für eine Triangulation DT der Konturpunkte v_i ergibt sich die Formenergie damit wie folgt:

$$E_{form} = \sum_{kante \in DT} \sum_{j=1,2} |v_{k_j}^{soll} - v_{k_j}|^2 \quad , \qquad v_{k_j} \in kante \tag{5}$$

Dieses Konzept läßt sich einfach auf die Integration von Szenewissen erweitern. Befinden sich mehrere Objekte im Bild, deren relative Lage zueinander bekannt ist, dehnt man die Triangulation auf die Gesamtmenge der Punkte der einzelnen Objektkonturen aus. Dies ist in Abbildung 2 (rechts) dargestellt. Dadurch ergeben sich neben den Federkräften für die Form entsprechende Federkräfte für das Szenewissen. Die Formulierung des Energietermes erfolgt wie bei der Formenergie. Eine ausführliche Darstellung der Vorgehensweise findet sich in [2].

4 Beispielanwendungen

Im folgenden werden zwei Beispielanwendungen vorgestellt, die beide die erfolgreiche Anwendungen des neuen Konzeptes zur Modellierung von Form- und Szenewissen auf unterschiedlichem Bildmaterial demonstrieren.

Im ersten Anwendungsfall, der die Integration von Formwissen demonstriert, soll ein bestimmter Hirnbereich aus einem MR Schnittbild segmentiert werden. Das Corpus Callosum bildet anatomisch die Verbindung zwischen den beiden Hirnhemisphären. Auf der MR Aufnahme ist es als helle Struktur im Zentrum des Kopfes zu erkennen. In den verwendeten Ansichten besitzt es eine bananenartige Form, wobei die im nachfolgenden Beispiel verwendete Forminformation in Abbildung 2 dargestellt ist. Abbildung 3 zeigt zwei Anwendungsfälle. Das jeweils linke Bild zeigt die Initialkontur, wohingen das Segmentierungsergebnis auf dem rechten Bildern dargestellt ist. Die Intialkontur wurde dabei manuell auf dem Bild eingezeichnet.

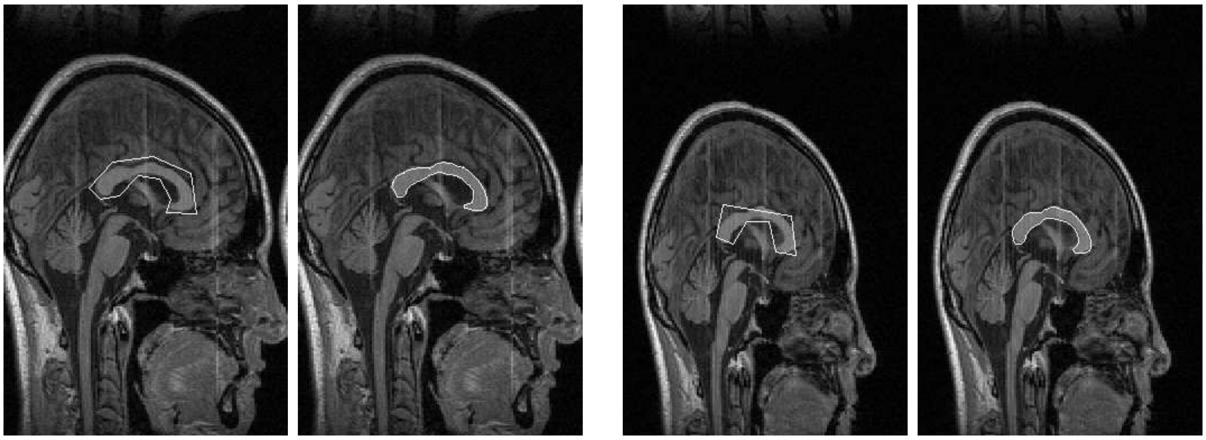

Abbildung 3: Beispielsegmentierung des Corpus Callosum mit Formwissen

Der verwendete aktive Konturalgorithmus besteht aus zwei verschiedenen Phasen. In der ersten Phase wird die Forminformation stärker berücksichtigt als die Bildinformation, während in einer zweiten Phase der Einfluß von Form und Bild gleich gewichtet ist. Damit wird zunächst die Initialkontur an die Forminformation angepaßt, wobei die Lokalitätsinformation der Initialisierung erhalten bleibt. In der zweiten Phase erfolgt die eigentliche Anpassung an das vorliegende Bild.

Die resultierende Segmentierung zeigt befriedigende Ergebnisse. Die geringen Fehler liegen im Bereich eines Pixels. Diese Fehler resultieren aus dem verwendeten Kantenbild. Das Beispiel zeigt den beachtlichen Nutzen der Integration von Formwissen in den Segmentierungsprozeß, da das stark konkave Corpus Callosum aus sehr groben Initialisierungen segmentiert wurde.

Eine Segmentierungsaufgabe, bei der Szenewissen verwendet wird, ist die Segmentierung von Handknochen aus Röntgenbildern. Nützliches Szenewissen bei dieser Aufgabe liefert das Skelett der Hand, das neben Formbeschreibungen auch Lageinformationen einzel-

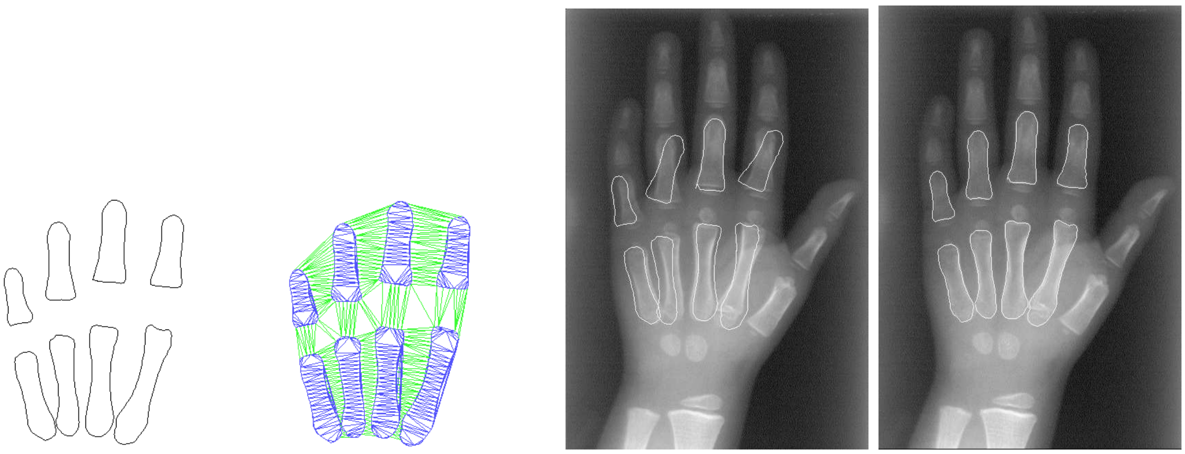

Abbildung 4: Skellettmodell mit den daraus abgeleiteten Kräften und Beispielsegementierung der Handknochen mit Szenewissen (2.v.rechts: Initialisierung, rechts: Endergebnis)

ner Knochen beinhaltet. Im nachfolgenden Beispiel soll eine Segmentierung der Phalanges- und Metacarpalknochen der linken Hand erfolgen. Abbildung 4 zeigt das verwendete Skelettmodell mit den daraus abgeleiteten Form- und Szenekräften, die Initialisierung und das Ergebnisbild.

Der im Beispiel verwendte Optimierungsalgorithmus basiert auf dem von Williams und Shah entwickelten Greedyalgorithmus, und benutzt zusätzlich einen adaptiven Wichtungprozeß, der den Einfluß von Form- und Szenewissen gegenüber dem Bildeinfluß steuert. Eine detailierte Beschreibung des adaptiven Wichtungsverfahrens findet sich in [2].

Danksagung

Wir danken Axel Klusmann (IZKF-ZNS, RWTH Aachen) und Frank Vogelsang (Klinik für Radiologische Diagnostik, RWTH Aachen) für die Zusammenarbeit und die Bereitstellung des Bildmaterials.

Literatur

[1] A.A. Amini, T.E. Weymoth, R.C. Jain: Using Dynamic Programming for Solving Variational Problems in Vision. PAMI, vol.12, no.9, 1990

[2] J. Dettmann: Bildsegmentierung mit aktiven Konturmodellen. Diplomarbeit, RWTH Aachen, Fachgruppe Informatik, 1996

[3] S.R. Gunn, M.S. Nixon: Improving Snake Performance Via a Dual Active Contour. Proceedings CAIP 95, LNCS 970, Springer Verlag, 1995

[4] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos: Snakes: Active Contour Models. Int. Journal of Computer Vision, vol.3, no.1, 1987, pp. 211-221

[5] K.F. Lai, R.T. Chin: Deformable Contours: Modeling and Extraction, Proceedings Computer Vision and Pattern Recognition, 601-608, 1994

[6] F. Weiler: Merkmalsextraktion aus Filmröntgenbildern zur Abschätzung der Dignität fokaler Knochenläsionen. Diplomarbeit, RWTH Aachen, Fachgruppe Informatik, 1993

[7] D.J. Williams, M. Shah: A Fast Algorithm for Active Contours and Curvature Estimation. CVGIP: Image Understanding, vol.55, no.1, 1992