

Semiautomatische Segmentierung dreidimensionaler Strukturen des Gehirns mit Methoden der dynamischen Programmierung

Lars Wischniewski¹ und Gudrun Wagenknecht¹

¹Zentralinstitut für Elektronik, Forschungszentrum Jülich GmbH, 52425 Jülich
Email: l.wischniewski@fz-juelich.de

Zusammenfassung. Dieser Beitrag stellt ein semiautomatisches Segmentationsverfahren basierend auf dem Live-Wire-Algorithmus vor. Zur effizienten Pfadbestimmung im dreidimensionalen Suchraum wird für die Graphsuche ein Fibonacci-Heap eingesetzt. Die verwendete Merkmalsextraktion wird anhand von 2D-Phantomen getestet. Auf Basis von 3D-Phantomen werden die Laufzeiteigenschaften der Pfadsuche untersucht.

1 Einleitung

Die Segmentierung dreidimensionaler Strukturen in MRT- oder PET-Bilddaten ist eine wesentliche Voraussetzung für morphologische und funktionelle Analysen des Gehirns. Automatische Segmentierungsverfahren ermöglichen die Abgrenzung komplexer Strukturen in dreidimensionalen Volumendaten des Gehirns.

Ein wichtiger Anwendungsbereich automatischer Segmentierungsverfahren ist die Generierung dreidimensionaler Hirnatlanten auf der Basis kernspintomographischer Bilddaten [1]. Um in Abhängigkeit von der medizinischen Fragestellung weitere interessierende 3D-Regionen („Regions of Interest“) segmentieren zu können, soll eine Methode entwickelt werden, die eine hohe Flexibilität mit einem hohen Automatisierungsgrad verbindet. Eine solche semiautomatische Segmentierung kann auf Basis der dynamischen Programmierung realisiert werden und dient der Ergänzung automatischer Methoden.

2 Stand der Forschung

Der Live-Wire-Algorithmus ist ein bildgetriebenes, semiautomatisches Segmentierungsverfahren. Die Interaktion des Anwenders beschränkt sich auf die sukzessive Bestimmung von Konturpunkten, die als Startpunkte in den automatischen Teil des Algorithmus eingehen. Dieser besteht aus der merkmalsabhängigen Berechnung einer lokalen Kostenfunktion sowie einer graphbasierten Pfadsuche auf Basis der dynamischen Programmierung. Die Kostenfunktion wird meist durch eine Linearkombination von Gradientenfiltern realisiert. Ausgehend von einem Startpunkt wird der optimale Pfad zur aktuellen Cursorposition im Bild in Echtzeit berechnet.

In der Literatur wird der Live-Wire-Algorithmus zur Segmentierung geschlossener Objektkonturen im zweidimensionalen Bildbereich in ausgewählten Schichten des vorliegenden Datensatzes eingesetzt [2,3]. In [4] wird ein erweiterter Ansatz vorgestellt, der es ermöglicht, dreidimensionale Strukturen zu extrahieren. Hierzu wird der Live-Wire-Algorithmus in aufeinander folgenden Schritten in zwei zueinander orthogonalen Schichtorientierungen angewendet. Im zweiten Schritt gehen bereits berechnete Oberflächenpunkte als Start- und Endpunkte in die Konturberechnung ein. Zur Suchraumbegrenzung werden in [5,6] Fenster um den Startpunkt bzw. die aktuelle Cursorposition definiert und die Pfadsuche auf das Fenster beschränkt. Eine weitere Möglichkeit, die Komplexität des Suchraums zu reduzieren, besteht darin, in einem Vorverarbeitungsschritt den Suchgraphen auszudünnen [7].

3 Ziele

Zweidimensionale Pfadsuchtechniken berücksichtigen nicht die komplexe dreidimensionale Topologie des Gehirns. Bei der Extraktion dreidimensionaler Strukturen mittels zweidimensionaler, schichtweise extrahierter Objektkonturen müssen entweder alle Schichten segmentiert werden, oder fehlende Zwischenschichten interpoliert werden [8]. Dadurch erhöht sich der Segmentationsaufwand drastisch oder es werden Segmentierungsfehler durch die Interpolation in Kauf genommen. Durch die Erweiterung des Live-Wire-Algorithmus zum echt dreidimensional arbeitenden Verfahren können diese Nachteile vermieden werden. Eine wichtige Anwendung, die erst durch ein solches 3D-Verfahren realisiert werden kann, ist die semiautomatische Segmentierung von 3D-Regionen auf Basis der Hirnoberfläche.

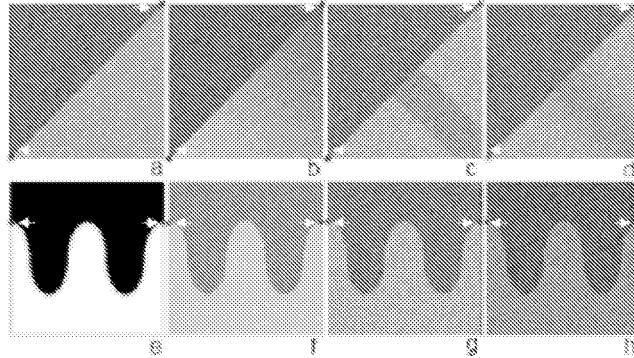
4 Methoden

Zur Extraktion dreidimensionaler Strukturen des Gehirns wird das Live-Wire-Verfahren auf den dreidimensionalen Fall erweitert. Der für die Kostenfunktion notwendige Merkmalsextraktionsschritt wird durch dreidimensionale Gradientenfilter (z.B. Sobel- und Laplaceoperator) realisiert. Die lokalen Kosten $l(p)$ des Voxels p werden als Linearkombination des extrahierten Gradientenbetrags l_G und der Nulldurchgangslinien der zweiten Ableitung l_Z berechnet:

$$l(p) = \omega_G \cdot l_G(p) + \omega_Z \cdot l_Z(p) \quad (1)$$

Für eine robuste und genaue Segmentierung von Objektstrukturen ist es erforderlich, verschiedene Pixelnachbarschaften bei der Pfadsuche zu berücksichtigen. Als Nachbarschaften kommen im Dreidimensionalen die 6er-, 18er- und 26er-Nachbarschaft in Frage. Um die semiautomatische Segmentierung auch im dreidimensionalen Fall in Echtzeit zu ermöglichen, spielt die effiziente Implementierung des Pfadsuchalgorithmus eine große Rolle. Hierzu wird ein sogenannter Fibonacci Heap, eine Prioritätswarteschlange, verwendet, wodurch die Laufzeit

Abb. 1. Obere Reihe: mit Gaußischem Rauschen (σ_g 42) überlagertes Phantom (I) mit künstlich generierter Grauwertvariation; Untere Reihe: Phantom (II) mit unterschiedlichem Rauschniveau ($\sigma = 0, \sigma_g$ 21, σ_g 42, σ_g 63). Die Pfeile geben die Start- und Endpunkte an.



der Graphensuche in einem Graphen mit n Knoten und m Kanten auf $O(m+n \log n)$ reduziert wird. Auf Basis des Algorithmus von Dijkstra [2] wurde eine Graphensuche implementiert, die flexibel im zwei- bzw. dreidimensionalen Fall eingesetzt werden kann.

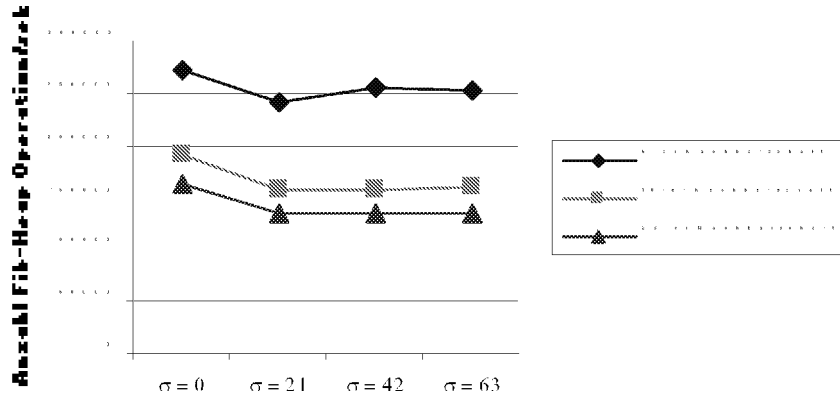
5 Ergebnisse

Das entwickelte Verfahren wurde hinsichtlich der Merkmalsextraktion und der Laufzeit der Pfadsuche anhand von generierten Phantomdatensätzen untersucht. Für die Evaluation der Merkmalsextraktion wurden 2D-Phantome (256er Matrix) eingesetzt. Neben dem Einfluss von Rauschen auf das Segmentationsergebnis lag der Fokus der Analyse auf dem Verhalten des Live-Wire-Algorithmus bei Variation des Kontrastes entlang der zu extrahierenden Objektkontur. Zum Einsatz kamen zwei unterschiedlichen Typen von Phantomen (Abb. 1). Neben örtlich konstantem Grauwertverlauf (Abb. 1a, e-h) wurde das Bildmaterial mit einer linear abfallenden Funktion (Abb. 1b), einer Stufenfunktion (Abb. 1c) und einer geglätteten Stufenfunktion (Abb. 1d) manipuliert, um den Kontrast zu variieren. Die Phantome wurden mit einem Mittelwert von $m_1 = 85$ und $m_2 = 170$ für die zu segmentierenden Regionen generiert und mit Gaußischem Rauschen unterschiedlicher Standardabweichungen verrauscht.

Zur quantitativen Analyse des Segmentationsergebnisses wurden Diskrepanzmetriken zur Fehlerbewertung eingesetzt. Neben der mittleren Abweichung der extrahierten Kontur und der Fehlerwahrscheinlichkeit fehlklassifizierter Vordergrund- und Hintergrundpixel wurde der Hausdorff-Abstand verwendet [9]:

$$d_{Hausdorff}(A, B) = \max \left(\max_i \{d(a_i, B)\}, \max_j \{d(b_j, A)\} \right) \quad (2)$$

Abb. 2. Laufzeiteigenschaften der Pfadsuche im Dreidimensionalen für unterschiedliche Nachbarschaft quantifiziert durch die Anzahl der Fibonacci-Heap-Operationen pro Sekunde.



mit A und B Konturen des segmentierten Bildes und der Referenzkontur und

$$d(a_i, B) = \min_j \|b_j - a_i\| \quad (3)$$

Bei der Evaluation des Live-Wire-Algorithmus gingen nur ein Start- und ein Endpunkt als Startparameter für das Verfahren ein (s. Abb. 1). Während der Algorithmus für das einfachere Phantom (I) bei hohem Rauschniveau gute Ergebnisse lieferte, stellte sich bei dem komplexeren Phantom (II) eine wesentliche Verschlechterung der Segmentierung ein, sobald das Bild mit Rauschen überlagert wurde. Durch günstigere Wahl der Startparameter für das Live-Wire-Verfahren bei dem komplexeren Phantom lässt sich das Ergebnis in der Praxis verbessern. Die Ergebnisse der Evaluation zeigt Tabelle 1.

Die Laufzeiteigenschaften der Graphsuche im Dreidimensionalen wurde auf vier 256x256x128 Phantomdatensätzen vom Typ I mit unterschiedlichem Rauschniveau überprüft. Die Ergebnisse sind in Abb. 2 dargestellt. Bei unverrauschten und verrauschten Phantomem hängt die Laufzeit deutlich von der verwendeten Nachbarschaft ab. Bei verrauschtem Bildmaterial wirkt sich die Veränderung des Rauschniveaus demgegenüber nur geringfügig aus.

6 Ausblick

Die Methodik liefert für den dreidimensionalen Fall Linienketten im Bilddatensatz. Für die Generierung dreidimensionaler Strukturen auf Basis der Kortexoberfläche ist geplant, das in [10] vorgestellte Verfahren mit der eigenen Methodik zu kombinieren. Hierbei werden die extrahierten Linienketten durch eine automatische Oberflächengenerierung zu Regionen zusammengefasst.

Tabelle 1. Ergebnis der Phantomsegmentierung: Phantom (I) und Phantom (II)

Phantom	Mittlere Distanz / Hausdorff	Fehlklassifikation Vorder-/ Hintergrund
I-a	0,45 / 1,41	0,01 / 0,35
I-b	0,47 / 1	0,02 / 0,35
I-c	0,57 / 1	0 / 0,46
I-d	0,32 / 1	0 / 0,26
II-e	0,53 / 1	0 / 0,86
II-f	13,1 / 108,08	0 / 37,82
II-g	13,6 / 111,8	0,02 / 38,93
II-h	13,47 / 71,85	8,35 / 27,4

Literaturverzeichnis

1. Wagenknecht G., Kaiser, H.J., Büll, U. et. al.: MRT-basierte individuelle Regionennatlanten des menschlichen Gehirns- Ziele, Methoden, Ausblick. In: Wittenberg T, Hastreiter P, Hoppe U, Handels H, Horsch A, Meinzer HP (Hrsg.). Bildverarbeitung für die Medizin 2003. Buchreihe Informatik Aktuell. Berlin: Springer-Verlag, 2003: 378–382
2. Mortensen, E.N., Barrett, W.A.: Interactive Segmentation with Intelligent Scissors, Graphical Models and Image Processing 60: 349–384, 1998
3. Falcao, A.X., Udupa, J.K., Miyazawa, F.K.: An Ultra-Fast User Steered Image Segmentation Paradigm: Live wire on the fly, IEEE Trans Med Imaging, Vol. 19, No 1, 2000
4. Falcao, A.X., Udupa, J. K.: Segmentation of 3D-Objects using Live Wire, SPIE Proc. of Medical Imaging: 228–235, 1997
5. Falcao, A.X., Udupa, J.K., Samarasekera, S., Sharma, S.: User-Steered Image Segmentation Paradigms: Live Wire and Live Lane, Graphical Models and Image Processing 60: 233–260, 1998
6. Kang, H.W., Shin, S.Y.: Enhanced Lane: interactive image segmentation by incremental path map construction, Graphical Models 64 (2003): 282–303, 2003
7. Wong, K. C., Siu, T.Y., Heng, P.A., Wong, T.T.: Accelerating Intelligent Scissors using slimmed graphs, Journal of Graphics Tools, 5(2): 1–13, 2000
8. Schenk A., Prause G., Peitgen H.O.: Optimierte semi-automatische Segmentierung von 3D-Objekten mit Live Wire und Shape-Based Interpolation, Bildverarbeitung für die Medizin – Algorithmen–Systeme–Anwendungen, Lübeck, 2001
9. Chalana, V., Kim, Y.: A Methodology for Evaluation of Boundary Detection Algorithms on Medical Images, IEEE Trans Med Imaging. 16(5): 642–652, 1997
10. Haenselmann T., Effelsberg, W.: Wavelet-based semi-automated live-wire segmentation: SPIE Human Vision and Electronic Imaging VII: 260–269, San Jose, 2003