

Ein 2-Fronten-Feder-Masse-Modell zur Segmentierung von Lymphknoten in CT-Daten des Halses

Heiko Seim¹, Jana Dornheim¹ und Uta Preim²

¹Institut für Simulation und Graphik, Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg

¹Klinik für diagnostische Radiologie, Universitätsklinikum Magdeburg

Email: heiko.seim@gmx.de

Zusammenfassung. Mit dem Ziel, die präoperative Einschätzung der Operabilität von Hals-Lymphknoten-Ausräumungen (Neck Dissections) durch eine 3D-Darstellung zu verbessern, bedarf es einer Methode, um Lymphknoten effizient zu segmentieren. Hierzu wird in dieser Arbeit ein stabiles 3D-Feder-Masse-Modell präsentiert, welches eine direkte Integration in einen Visualisierungsprozess erlaubt. Dabei werden erstmals Grauwert-, Form- und Kanteninformationen in einem Modell kombiniert. Ergebnisse einer Evaluierung werden ebenfalls diskutiert.

1 Problemstellung

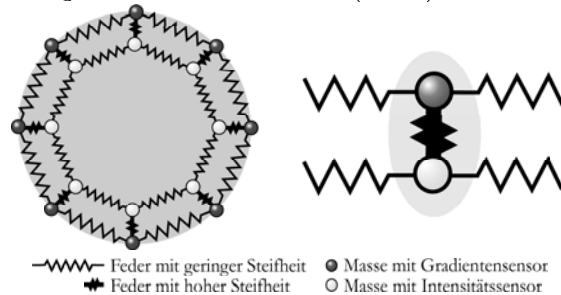
Bei einer Metastasierung der Lymphknoten im Bereich des Halses wird in vielen Fällen eine Hals-Lymphknoten-Ausräumung (Neck-Dissection) durchgeführt. Da zu deren Planung in den meisten Fällen lediglich eine Sichtung der 2D-Schichtbilder erfolgt, ist eine Einschätzung der anatomischen Topographie oft sehr schwierig.

Eine dreidimensionale Visualisierung relevanter Strukturen soll die präoperative Einschätzung der Operabilität des Patienten verbessern. Hierfür sind Segmentierungen der zu visualisierenden Strukturen notwendig. Die Lymphknoten-segmentierung ist dabei einer der zeitaufwendigsten Arbeitsschritte [1], der bisher nur auf manuellem Wege zuverlässig auszuführen war.

2 Stand der Forschung

Rogowska et al. [2] stellen nach der Analyse elementarer Segmentierungsverfahren (Wasserscheidentransformation, Schwellwertverfahren, Aktive Konturen) fest, dass die Lymphknoten-segmentierung nur mit einem hohen Maß an Modellwissen zuverlässig möglich ist. Eine Variante des Fast-Marching-Verfahrens wurde in [3] vorgestellt. Das bekannte Problem der Übersegmentierung durch Auslaufen konnte hierbei nur durch einen hohen Grad an Benutzerinteraktion (Setzen einer Barriere) gelöst werden. Komplexeres Modellwissen konnte in [4] in Form einer dreidimensionalen aktiven Oberfläche formuliert werden, die ausgehend von einem Startpunkt kontinuierlich wächst. Obwohl sich Objekte in stark

Abb. 1. Schematischer 2D-Querschnitt des 2-Fronten-Modells (links). Jeweils ein Masseknoten mit Gradientensensor und einer mit Intensitätssensor bilden durch eine sehr steife Federverbindung eine funktionelle Einheit (rechts).



idealisierten Phantomdaten erfolgreich segmentieren ließen, wurde eine Untersuchung auf realen Daten nicht vorgenommen, wodurch eine Prognose für einen praktischen Einsatz nicht möglich ist.

3 Methoden

Für das von uns entwickelte Verfahren kommen Stabile 3D-Feder-Masse-Modelle [5] (auch *Stable 3D-Mass-Spring-Models - SMSMs*) zum Einsatz, da sich mit ihnen das für die Lymphknotensegmentierung notwendige komplexe Modellwissen (Grauwertbereich, Kanteninformation, Formwissen) in einem einzigen Modell beschreiben lässt. Herkömmliche Feder-Masse-Modelle verfügen lediglich über Federkräfte, um über die Abstände verbundener Masseknoten die Ausgangsform zu beschreiben. Dadurch war es bisher nicht möglich, lokal vernetzte Feder-Masse-Netze zur stabilen Segmentierung in höheren Dimensionen zu verwenden. SMSMs bieten eine zusätzliche formerhaltende Modellkomponente, die bestrebt ist, die relativen Ruherichtungen aller Federn aufrecht zu erhalten (Torsionskräfte).

Um das stabile 3D-Feder-Masse-Modell den Bilddaten anzupassen, werden *Sensoren* verwendet. Jeweils ein Sensor ist räumlich mit einem Masseknoten verknüpft und erzeugt eine auf ihn wirkende Kraft, die sich aus den Bildmerkmalen ableitet. Für die Segmentierung von Lymphknoten bieten sich zwei Sensortypen an: richtungsgewichtete 3D-Gradientensensoren [6] zur Detektion der Lymphknotenkontur in den Bilddaten sowie Intensitätssensoren, die auf das homogene Innere von Lymphknoten reagieren.

3.1 Aufbau des 2-Fronten-Modells

Das entwickelte Modell besteht aus einer doppelten Kugelstruktur zweier identischer SMSMs, die sich lediglich in ihren Radien leicht unterscheiden [7]. Dadurch entstehen eine äußere Front, auf der Masseknoten mit Gradientensensoren angeordnet sind, und eine innere Front, die über Masseknoten mit Intensitätssensoren

Tabelle 1. Vergleich der Segmentierungsergebnisse der manuellen und der automatischen Segmentierung mit dem Goldstandard (mittlere Diskrepanz für alle Lymphknoten eines Datensatzes).

	Datensatz	1	2	3	4	5
Fehlsegmentierung (%)	Anwender 1	45,88	69,38	43,25	35,13	37,00
	Anwender 2	45,63	65,25	50,88	29,88	33,13
	Modell	44,38	50,75	51,38	51,75	38,88
Hausdorff-Distanz (mm)	Anwender 1	3,513	2,401	3,238	1,213	1,575
	Anwender 2	4,113	2,644	3,225	1,150	1,725
	Modell	3,913	2,350	3,825	1,700	1,925
Mittlere Randdistanz (mm)	Anwender 1	0,420	0,353	0,401	0,311	0,296
	Anwender 2	0,488	0,406	0,444	0,271	0,279
	Modell	0,421	0,309	0,596	0,583	0,416

verfügt (siehe Abb. 1). Durch die Kugelform des Modells wird darüber hinaus die kugelig bis ellipsoide Erscheinungsform der Lymphknoten modelliert. Gradientensensoren sind hierbei für eine Anpassung des Modells an die Lymphknotenkontur zuständig, während die Intensitätssensoren bestrebt sind, sich in Richtung lymphknotentypischer Grauwerte zu bewegen oder dort zu verweilen.

Zwischen den beiden Fronten wird eine enge Verknüpfung hergestellt, indem je ein Paar korrespondierender Gradienten- und Intensitätssensoren mit sehr steifen Federn verbunden wird. Das Resultat ist eine funktionelle Einheit von Gradienten- und Intensitätsknoten, die sowohl einen gerichteten Gradientenverlauf als auch das homogene Innere von Lymphknoten berücksichtigt. Die Steifheit der Federn zwischen Sensoren gleichen Typs wird nahe Null gewählt, um eine variable Größenanpassung des Modells zuzulassen. Das 2-Fronten-Modell bietet somit Formtreue (Torsionskräfte) bei hoher zu erreichender Größenvarianz (schwache Federsteifheit für Federn innerhalb einer Front).

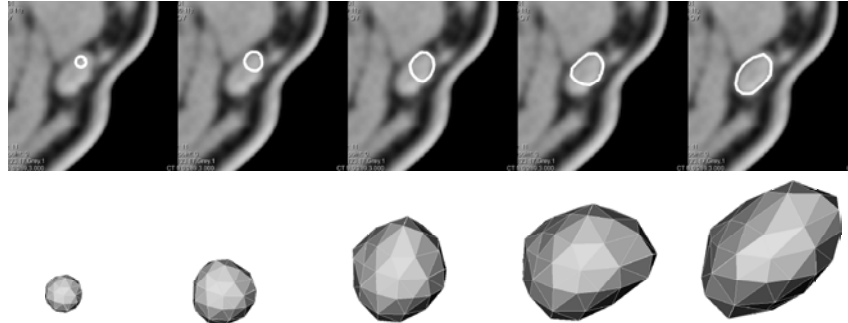
3.2 Ablauf der Segmentierung

Zur Segmentierung wird das Modell mit einem Initialdurchmesser von 3mm in den Daten platziert, da kleinere Lymphknoten klinisch nicht relevant sind. Hierzu kann der Anwender einen Punkt im Inneren des Lymphknotens markieren, an den das Modell verschoben wird. Um eine günstigere Startkonfiguration zu erhalten, ist es alternativ möglich, zwei gegenüberliegende Punkte auf der Lymphknotenkontur zu definieren. In diesem Fall wird das kugelige Modell zwischen diesen zwei Punkten positioniert, wobei der Punktabstand als Durchmesser gewählt wird. Anschließend wird der für den ausgewählten Lymphknoten typische Grauwert bestimmt. Hiermit kann für die Ausgangsdaten eine Fensterung des Intensitätsbereiches festgelegt werden.

4 Ergebnisse

Für die Evaluierung lagen uns 11 CT-Datensätze vor, in denen klinisch relevante Lymphknoten auftraten. In einer eingehenden qualitativen Analyse sollte geklärt werden, inwieweit die Modellkomponenten ihre Funktion im Segmentierungsprozess erfüllen. In einem zweiten quantitativen Evaluierungsschritt wurden in fünf

Abb. 2. Größenanpassung einer sehr ungenauen Initialisierung über die Zeit: Axiale Ansicht (oben) und zugehörige 3D-Ansicht (unten).



CT-Datensätzen Varianzen zwischen manuellen Segmentierungen von drei erfahrenen Anwendern und Segmentierungen des Modells untersucht. Hierzu ließ sich eine von einem Radiologen verifizierte Referenzsegmentierung als Goldstandard verwenden.

4.1 Qualitative Analyse

Es zeigte sich, dass die entwickelten Modellkomponenten nur in ihrer Gesamtheit ein stabiles Segmentierungsmodell ergeben. So liegt mit den Torsionskräften ein sehr wichtiger Faktor für die Formstabilität, variable Größenanpassung (siehe Abb. 2) sowie die organische Extrapolation fehlender Bildinformationen vor. Zusätzlich konnte gezeigt werden, dass die Verwendung von Intensitätssensoren die Ausdehnung in Strukturen mit anderem Grauwert verhindert, während die Einbeziehung der Gradientenrichtung Bilddaten reduziert, die das Modell zu stark ablenken können.

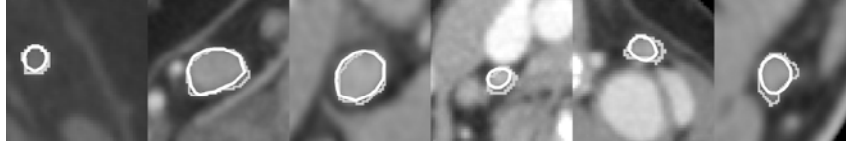
4.2 Quantitative Analyse

Für diese Untersuchung wurden aus jedem Datensatz acht Lymphknoten segmentiert, wobei jeweils zwei einer Problemklasse zugeordnet werden konnten: isoliert liegende Lymphknoten, Lymphknoten mit starken Gradienten in der direkten Umgebung, Lymphknoten mit Unterbrechungen im Konturverlauf (z.B. an Gewebe mit gleichem Grauwert) und stark deformierte Lymphknoten. Es zeigte sich eine starke Korrelation der Varianzen der Modellsegmentierung und der Segmentierungen der Testanwender (siehe Tab. 1). Die größten Diskrepanzen entstanden durch schichtübergreifende Fehlsegmentierungen. Dies galt sowohl für die 2-Fronten-Segmentierung, als auch für die manuelle Segmentierung. Für einzelne Problemklassen zeigten sich ebenfalls keine signifikanten Unterschiede.

5 Diskussion

Die starke Korrelation der Varianzen bei manueller und der Modell-Segmentierung lassen vermuten, dass mit dem 2-Fronten-Modell ein Verfahren ent-

Abb. 3. Lymphknotensegmentierungen mit dem 2-Fronten-Modell (weiße Kontur). Zusätzlich ist der Goldstandard eingblendet (hellgraue Kontur).



wickelt wurde, das eine zuverlässige semi-automatische Lymphknotensegmentierung ermöglicht (siehe Abb. 3). Die internen Modellkräfte garantieren eine hohe Formstabilität bei gleichzeitiger Flexibilität hinsichtlich der Modellgröße. Dadurch wird es möglich, mit einer sehr ungenauen Startinitialisierung den kompletten Lymphknoten zu segmentieren. Während der Evaluierung zeigte sich eine Tendenz des 2-Fronten-Modells zur Untersegmentierung gegenüber manuellen Segmentierungen. Dieses Verhalten konnte bereits in [5] beobachtet werden und bedarf einer klinischen Studie zur weitergehenden Untersuchung.

Nach abgeschlossener Segmentierung erlaubt das 2-Fronten-Modell durch seine geometrische Beschaffenheit eine direkte Integration in eine 2D- oder 3D-Visualisierung. Dabei bleibt die natürliche ellipsoide Form von Lymphknoten sehr gut erhalten. Eine nachträgliche Glättung ist nicht notwendig. Eine Ausdehnung der Methode auf andere Körperregionen z.B. Becken liegt nahe, da sich dort die Lymphknoteneigenschaften kaum unterscheiden.

Danksagung. Diese Arbeit ist Teil des von der DFG geförderten Schwerpunktprogramms „Medical Navigation and Robotics“ (1124, PR 660/3-1).

Literaturverzeichnis

1. Hintze J, Cordes J, Preim B, et al. Bildanalyse für die präoperative Planung von Neck Dissections; 2005. p. 11–15.
2. Rogowska J, Batchelder K, Gazelle G, et al. Evaluation of Selected Two-Dimensional Segmentation Techniques for Computed Tomography Quantitation of Lymph Nodes. *Investigative Radiology* 1996;13:138–145.
3. Yan J, Zhuang T, Zhao B, et al. Lymph node segmentation from CT images using fast marching method. *Comput Med Imaging Graph* 2004;28(1-2):33–38.
4. Honea D, Snyder WE. Three-Dimensional Active Surface Approach to Lymph Node Segmentation. In: *SPIE Medical Imaging*. vol. 3661; 1999. p. 1003–1011.
5. Dornheim L, Tönnies KD, Dornheim J. Stable Dynamic 3D Shape Models. In: *ICIP'05: International Conference on Image Processing*; 2005.
6. Dornheim L, Dornheim J, Seim H, et al. Aktive Sensoren: Kontextbasierte Filterung von Merkmalen zur modellbasierten Segmentierung; 2006.
7. Seim H. Modellbasierte Segmentierung von Lymphknoten in CT-Daten des Halses. Master's thesis. Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg; 2005.