

Automatische Generierung dynamischer 3D-Modelle zur Segmentierung des linken Ventrikels in 3D-SPECT-Daten

Lars Dornheim und Klaus D. Tönnies

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

Zusammenfassung. Zur anatomischen Segmentierung des linken Ventrikels (LV) in 3D-SPECT-Daten ist gerade bei einer Infarktschädigung des LV Modellwissen erforderlich, um die vorhandenen Lücken in den funktionellen Daten zu überbrücken. Die Segmentierung mit *dynamischen 3D-Modellen* setzt ein entsprechendes Modell voraus, dessen manuelle Erstellung zu aufwändig wäre. Wir stellen ein mehrstufiges Verfahren vor, mit dem erstmals innerhalb weniger Sekunden dynamische 3D-Modelle aus (z. B. handsegmentierten) Beispielen beliebiger anatomischer Strukturen erzeugt werden können. Mittels verschiedener Generierungsparameter (Sensor-Dichte, Vernetzungsgrad, etc.) kann direkt Einfluss auf die Modellerzeugung genommen werden, so dass verschiedene Arten von Modellen generiert werden können. Diese automatisch generierten Modelle ermöglichen eine robuste, exakte und schnelle Segmentierung des LV in pathologischen 3D-SPECT-Daten.

1 Einführung

Zur quantitativen Bestimmung der Infarktschädigung des linken Ventrikels (LV) können 3D-SPECT-Aufnahmen verwendet werden, indem ein geeignetes Modell der Anatomie an die funktionelle Information angepasst wird. Gerade bei pathologischen Veränderungen gibt es jedoch große Diskrepanzen zwischen den funktionellen Bildern und der Anatomie des LV, was durch ein geeignetes Modell der Geometrie des LV ausgeglichen werden muss (Abb. 2(a)). Modelle, die Bildanpassung, Glattheitsbedingungen und strukturelle Eigenschaften integrieren, könnten die Suche nach solchen Strukturen, die nur teilweise durch die Daten gestützt sind, adäquat unterstützen.

Die Generierung eines solchen 3D-Modells ist jedoch aufwändig und mußte bisher, wie Pohle in [1] ausführt, durch Benutzerinteraktion erfolgen, weshalb in der Regel nur verhältnismäßig einfache Modelle verwendet wurden, deren Anpassung an die Daten oft ungenau oder fehlerhaft war.

2 Stand der Forschung

Es gibt kaum automatische modellbasierte 3D-Ansätze zur Segmentierung. Sie basieren durchweg auf *impliziten Modellen* (z. B. [2]) oder *einfachen 3D-Oberflächen* (z. B. [3]), die wenig mit der zu modellierenden Anatomie zu tun haben.

Eine automatische Generierung von 3D-Modellen beschränkt sich auf die initiale Anpassung reiner Oberflächennetze an zu segmentierende bzw. zu rekonstruierende Objekte in Volumendaten (z. B. [4]). Dabei wird kein Modellwissen dauerhaft in den Modellen verankert, auf das auch bei der Segmentierung anderer, ähnlich gearteter Strukturen zurückgegriffen werden könnte.

3 Automatische Modellgenerierung

Unser generiertes dynamisches 3D-Modell ist ein um Richtungs- und Winkelinformationen erweitertes Feder-Masse-Modell, das von Dornheim in [5] eingeführt wurde. Es bleibt im Gegensatz zu herkömmlichen Feder-Masse-Modellen bei guter Performanz auch im 3D-Fall schon mit sehr wenigen Federverbindungen stabil und kollabiert auch bei stärksten Störungen nicht. Daher muß die Modellerzeugung auch nicht unter der Maßgabe einer starken Vernetzung erfolgen.

Das Modell kann aus verschiedenen Gruppen von vernetzten Sensoren gleichen Typs bestehen, die zusammenhängende Teilstrukturen der zu modellierenden Struktur darstellen. Diese Teilstrukturen können Begrenzungen der Struktur oder innere und äußere Bereiche ähnlicher Intensität sein.

Für den LV in SPECT-Daten werden 3 Teilstrukturen benötigt:

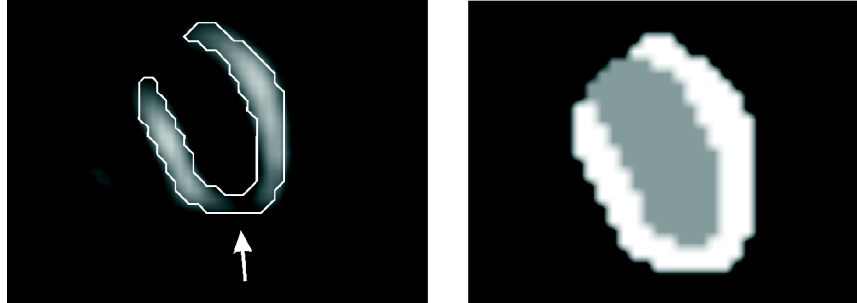
1. die helle Wand des LV (durchblutete Muskeln)
2. der dunkle Bereich im Inneren des LV
3. die Begrenzung der hellen Wand des LV

Das Modell wird aus einer vorgegebenen Segmentierung (z. B. händisch gewonnen) automatisch erzeugt. Da in dieser Segmentierung nur die Strukturen für die helle LV-Wand bzw. deren Rand erkennbar sind, muss der innere Bereich des segmentierten LV markiert werden. Das geschieht durch Subtraktion des LV von seiner konvexen Hülle (Abb. 2(b)).

Die Sensorgruppen für die einzelnen Teilstrukturen werden separat erzeugt.

Zunächst werden im jeweiligen Segment (Teilstruktur 1 bzw. 2) die als *Intensitätssensoren* wirkenden Massepunkte mit erhöhter Dichte gleichmäßig verteilt. Nach ihrer Generierung werden die Sensoren solange jeweils in den Schwerpunkt aller Sensoren einer vorgegebenen Umgebung um sie verschoben und mit gleich positionierten Sensoren verschmolzen, bis keine weitere Veränderung eintritt. Die Größe dieser Umgebung hängt von der vorgegebenen Sensordichte ab.

Die so erzeugten Sensoren werden räumlich Delaunay-trianguliert, wobei die Kanten der Triangulation die späteren Federn sind. Anschließend wird die viel zu hohe Zahl dieser Federn so reduziert, dass nur noch Sensoren miteinander verbunden sind, die sich in unmittelbarer räumlicher Nachbarschaft (spezifiziert

Abb. 1. LV-SPECT-Daten und Handsegmentierung

(a) LV-SPECT-Daten mit Handsegmentierung (weißer Umriß) und infarktbedingter Lücke (Pfeil)

(b) Handsegmentierung (weiß) mit markiertem Inneren (grau)

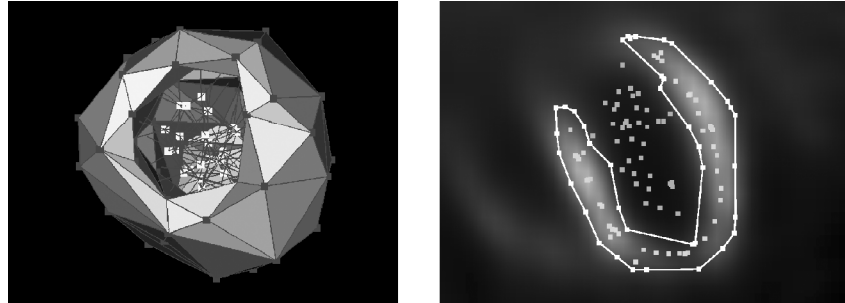
durch eine obere Abstandsschranke) zueinander befinden. Dem liegt die Annahme zugrunde, dass die Korrelation zwischen dem Verhalten zweier Sensoren mit ihrem Abstand abnimmt.

Die *Begrenzungssensoren* werden ausgehend von der Iso-Oberfläche der zu modellierenden Struktur erzeugt. Die Iso-Oberfläche ist ein trianguliertes Polygonnetz aus Sensoren und Federn, sowie den von ihnen eingeschlossenen Randflächen und wurde aus der vorgegebenen Segmentierung erzeugt.

Das Polygonnetz der Iso-Oberfläche enthält jedoch zu viele Sensoren und Federn und muß möglichst formerhaltend vereinfacht werden. Eine der zur Zeit vielversprechendsten Methoden für diesen Zweck ist die formerhaltende Polygonnetzvereinfachung mittels Quadric Error Metrics nach [6].

Das Polygonnetz der Iso-Oberfläche wird dieser Vereinfachung wiederholt unterzogen, bis sich die gewünschte minimale Sensordichte einstellt. Da diese Methode zu Visualisierungszwecken konzipiert wurde, können in ebenen Bereichen der Randfläche starke Inhomogenitäten (große Lücken) im Sensorgitter entstehen, die durch Einfügen zusätzlicher Sensoren in den Schwerpunkt zu großer Randflächen mit daran anschließender Retriangulierung dieser Bereiche bis zur minimalen Sensordichte wieder aufgefüllt werden.

Die Sensorgruppen werden entsprechend den durch sie dargestellten Bereichen der Struktur räumlich angeordnet und lokal untereinander durch $1:n$ -Verbindungen vernetzt. Beim Modell des LV werden dabei alle Intensitätssensoren der LV-Wand mit den jeweils n nächsten Intensitätssensoren des LV-Inneren und alle LV-Rand-Sensoren mit den m nächsten Intensitätssensoren der LV-Wand vernetzt. Für andere zu modellierende Strukturen sind auch andere Arten der lokalen Vernetzung verschiedener Sensorgruppen denkbar, so dass z. B. nur räumlich benachbarte äußere Sensoren der verschiedenen Gruppen miteinander verknüpft werden.

Abb. 2. Automatisch generiertes Modell

(a) 3D-Ansicht eines automatisch generierten LV-Modells

(b) LV-Segmentierung mittels automatisch generiertem Modell

Zum Schluß werden die Ruhelängen und relativen Richtungen der Federn bestimmt. Sie ergeben sich aus ihrer Länge und Richtung zu diesem Zeitpunkt.

4 Ergebnisse und Diskussion

Mittels des vorgestellten Verfahrens konnten dynamische 3D-Modelle aus einer einzigen Handsegmentierung innerhalb sehr kurzer Zeit (z. B. einige Sekunden für einige Hundert Sensoren) erstellt werden.

Durch solch ein aus einer Handsegmentierung eines LV generiertes Modell wurde die anatomische Struktur des LV adäquat modelliert (Abb. 3(a)) und daraus resultierend erfolgreich automatisch in einer Serie von 3D-SPECT-Daten verschiedener Patienten segmentiert (37 Aufnahmen von 21 verschiedenen Personen). Dabei wurden insbesondere auch große, infarktbedingte Lücken in den Herzwänden automatisch durch das Modell anatomisch ausreichend genau rekonstruiert. Gleichzeitig war das Modell in der Lage, sich dort lokal den Daten anzupassen, wo Anatomie und Funktion übereinstimmten. Abb. 3(b) zeigt die erfolgreiche Anpassung eines automatisch generierten Modells in einer Schicht.

Zur quantitativen Beurteilung unserer Ergebnisse lagen uns von 3 Datensätzen Handsegmentierungen (z. B. Abb. 2(a)) als Goldstandard vor. Tabelle 1 zeigt verschiedene Evaluierungsmaße unserer Segmentierungsergebnisse auf diesen Datensätzen im Vergleich zum Goldstandard. Datensatz 3 ist dabei der Datensatz, auf dem das für alle drei Datensätze verwendete Modell generiert wurde.

In praktischen Experimenten war eine 1:1-Sensor-Verknüpfung im Bereich der Sensorgruppenvernetzung (statt der oben genannten 1:n-Verknüpfung) für die Modellstabilität hinreichend. Diese Tatsache ist direkt in der Verwendung der erweiterten, stabilen Feder-Masse-Modelle aus [5] begründet. Somit wiesen die Modelle eine minimale Komplexität auf, die zur hohen Geschwindigkeit der kompletten Segmentierung (unter einer Minute auf Standard-PCs) beitrug.

Tabelle 1. Segmentierungsgüte bezüglich des Goldstandards

Datensatz	Übersegmentierung	Untersegmentierung	Hausdorff-Abst.	Mittl. Oberfl.-Abst.
1	14,58 %	13,65 %	2,24 Voxel	0,46 Voxel
2	20,73 %	8,06 %	2,24 Voxel	0,41 Voxel
3	10,26 %	21,35 %	2,83 Voxel	0,43 Voxel

Die guten Segmentierungsergebnisse hängen eng mit der Qualität des dynamischen Modells zusammen. Es beschreibt die zu segmentierenden Strukturen mit nur sehr wenigen Elementen (Sensoren und Federn) formgenau und räumlich ausgewogen. Dadurch bietet es gegenüber vergleichbar leistungsfähigen, manuell erzeugten Modellen neben der bedeutend schnelleren und für den Benutzer einfacheren Generierung auch eine vermutlich simplere, aber doch adäquate Strukturbeschreibung, des zu segmentierenden Objektes.

Im Verlauf der Arbeiten hat sich herausgestellt, dass diese Modellerzeugung sehr allgemein anwendbar ist, da sie kaum Anforderungen an die Art der zu segmentierenden Strukturen stellt. Aus beliebigen 2D- oder 3D-Beispielsegmentierungen können schnell passende Modelle für beliebige Strukturen erzeugt werden.

Zukünftig ist neben der Untersuchung des Einflusses der automatischen Modellgenerierung auf die Segmentierung anderer Strukturen vor allem von Interesse, wie das Modellwissen aus verschiedenen Beispielen der gleichen Klasse von Objekten in einem automatisch generierten Modell zusammengefaßt werden kann, so dass neben der grundlegenden Form der Klasse auch die Varianzen der Form der Objekte innerhalb der Klasse modelliert werden.

Literaturverzeichnis

1. Pohle R. Computerunterstützte Bildanalyse zur Auswertung medizinischer Bilddaten. Habilitationsschrift. Fakultät für Informatik, Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg; 2004.
2. Pohle R, Wegner M, Tönnies KD, Celler A. Segmentierung des linken Ventrikels in 4D-dSPECT-Daten mittels Frei-Form-Deformation von Superellipsoiden. In: Proc. of the BVM. vol. 116 of Informatik Aktuell. Springer; 2004.
3. McInerney T, Terzopoulos D. A Finite Element Model for 3D Shape Reconstruction and Nonrigid Motion Tracking. In: Proc. of the ICCV'93; 1993.
4. Delingette H. Initialization of Deformable Models from 3D Data. In: Proc. of the ICCV'98; 1998.
5. Dornheim L. Generierung und Dynamik physikalisch basierter 3D-Modelle zur Segmentierung des linken Ventrikels in SPECT-Daten. Diplomarbeit. Fakultät für Informatik, Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg; 2005.
6. Garland M, Heckbert PS. Surface Simplification Using Quadric Error Metrics. Computer Graphics 1997;31(Annual Conference Series):209–216.