

Variationeller Ansatz für eine integrierte Segmentierung und nicht-lineare Registrierung

Alexander Schmidt-Richberg^{1,2}, Jan Ehrhardt¹, Heinz Handels¹

¹Institut für Medizinische Informatik, Universitätsklinikum Hamburg-Eppendorf

²Institut für Künstliche Intelligenz, Technische Universität Dresden
s3704637@inf.tu-dresden.de

Kurzfassung. Vierdimensionale tomographische Bilddaten ermöglichen neuartige Therapie- und Diagnoseverfahren in der medizinischen Praxis. Voraussetzung dafür sind oft die räumlich-zeitliche Segmentierung anatomischer Strukturen in den 4D- Daten und die Bestimmung ihrer dynamischen Eigenschaften durch Schätzung der 3D-Bewegungsfelder mittels nicht-linearer Registrierungsverfahren. In dieser Arbeit wird ein Ansatz vorgestellt, mit dem sich Level-Set-Segmentierung und diffusive, nicht-lineare Registrierung unter Berücksichtigung ihrer wechselseitigen Abhängigkeiten integriert lösen lassen. Die Aufgabe wird als Energieminimierung formuliert und ein variationelles Lösungsverfahren angegeben. Anschließend wird der Ansatz an Phantom- und CT-Patientendaten am Beispiel der Leber validiert.

1 Einleitung

Mit der Entwicklung tomographischer räumlich-zeitlicher Bilddaten, wie 4D-CT oder dynamischer MRT, wurden Voraussetzungen für die Erstellung vierdimensionaler Organmodelle und die Analyse derer Bewegungen geschaffen. In der Strahlentherapie zur Behandlung thorakaler Tumore werden solche Modelle beispielsweise genutzt, um durch Prädiktion der Atembewegung eine zeitlich modellierte Bestrahlung zu ermöglichen [1]. Dabei treten hauptsächlich zwei Problemstellungen auf: Zum einen ist die Abgrenzung (Segmentierung) der relevanten Organe in den 4D-Daten erforderlich, zum anderen die Analyse der Organbewegung mittels nicht-linearer Registrierung der einzelnen Bilder der Sequenz.

In vielen bestehenden Ansätzen werden diese Aufgaben separat betrachtet und gelöst, z.B. [2]. Weitere Arbeiten zielen hingegen auf die Ausnutzung der wechselseitigen Abhängigkeiten beider Verfahren ab, also die Verwendung der Segmentierungsinformationen zur Verbesserung der Bewegungsanalyse und gleichzeitig die Erleichterung der Segmentierung durch Einbeziehung der Registrierungsergebnisse. Viele dieser Ansätze sind jedoch nicht für die Segmentierung und Bewegungsanalyse von 4D-Bilddaten geeignet, da sie affine Bewegungsmodelle voraussetzen [3, 4], nur Deformationen der Objektflächen erlauben [5] oder spezifische Atlasinformationen erfordern [6], die oft nicht vorliegen.

In dieser Arbeit wird ein neuer Ansatz zur simultanen Segmentierung und Registrierung räumlich-zeitlicher Bildfolgen präsentiert.

2 Material und Methoden

Ziel des vorgeschlagenen Verfahrens ist zum einen die Level-Set-Segmentierung der relevanten anatomischen Strukturen (Leber, Lunge, Tumor, etc.) in den Bildern einer räumlich-zeitlichen Sequenz, zum anderen die Bewegungsschätzung durch nicht-rigide Registrierung der Bilder der Folge mit einem Referenzbild.

Ausgegangen wird von einer bekannten Segmentierung des Objektes im Referenzbild. Die Segmentierungen der weiteren Bilder der Sequenz (Ziel- oder Target-Bilder) können damit auf zwei unterschiedlichen Wegen berechnet werden: Zum einen ist eine direkte Segmentierung des Zielbildes denkbar, zum Beispiel mithilfe des Level-Set-Verfahrens. Zum anderen ist es möglich, das Referenzbild mit dem Target-Bild zu registrieren und mit dem berechneten Bewegungsfeld die bekannte Referenzsegmentierung auf das Target-Bild zu übertragen.

Die daraus deutlich werdende Abhängigkeit der beiden Verfahren voneinander soll für eine wechselseitige Verbesserung der Ergebnisse von Registrierung und Segmentierung genutzt werden. Zu diesem Zweck werden beide Verfahren verknüpft, indem zusätzlich eine Konformität der Ergebnisse gefordert wird, d.h. eine Übereinstimmung der direkten Segmentierung mit der entsprechend des Bewegungsfeldes transformierten Initialsegmentierung.

Nachfolgend werden zunächst die verwendeten Methoden für die Level-Set-Segmentierung und die nicht-rigide Registrierung erläutert. Im Anschluss wird auf die Verknüpfung der Verfahren eingegangen und eine numerische Lösung skizziert.

2.1 Variationelle Level-Set-Segmentierung

Für die Segmentierung wurde ein Level-Set-Ansatz gewählt [7, 8], d.h. die Oberfläche des Objektes wird implizit mithilfe einer Level-Set-Funktion $\phi(x) : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$ mathematisch beschrieben. Die Funktion ϕ , die das Objekt bestmöglich beschreibt, wird dabei durch Minimierung des Energiefunktionals

$$\mathcal{J}_{Seg}[\phi] := \mathcal{I}[\phi] + \mathcal{E}[T; \phi] = \min!$$

ermittelt. Dieses Funktional besteht aus der Internen Energie

$$\mathcal{I}[\phi] := \int_{\Omega} \delta_{\alpha}(\phi(x)) \|\nabla\phi(x)\| dx$$

die eine Glättung der Segmentgrenze bewirkt, und der Externen Energie

$$\mathcal{E}[T; \phi] := \int_{\Omega} H_{\alpha}(\phi(x)) \cdot \log p_{\text{out}}(T(x)) + (1 - H_{\alpha}(\phi(x))) \cdot \log p_{\text{in}}(T(x)) dx$$

welche die Segmentgrenze in Richtung der Objektfläche im Bild lenkt. Dabei bezeichnet $\delta_{\alpha}(x)$ eine stetige Approximation der Dirac-Distribution und $H_{\alpha}(x)$ die approximierte Heaviside-Funktion [8]. Die Wahrscheinlichkeitsdichten der Grauwerte p_{in} bzw. p_{out} werden anhand der bekannten Segmentierung des Referenzbildes geschätzt.

2.2 Variationelle nicht-rigide Registrierung

Ziel der Registrierung ist die Bestimmung eines Vektorfeldes $u(x)$, das die Bewegung der Bildpunkte von Bild R nach T wiedergibt, so dass $R(x - u(x))$ in möglichst großem Ausmaß $T(x)$ ähnelt. Das hierfür zu minimierende Energiefunktional [9] lautet

$$\mathcal{J}_{Reg}[u] := \mathcal{D}[R, T; u] + \mathcal{S}[u] = \min!$$

Dabei bewertet das Distanzmaß

$$\mathcal{D}[R, T; u] := \frac{1}{2} \int_{\Omega} (R(x - u(x)) - T(x))^2 dx$$

die Ähnlichkeit von Target-Bild und transformiertem Referenzbild, während die diffusive Regularisierung

$$\mathcal{S}[u] := \frac{1}{2} \sum_{i=1}^d \int_{\Omega} \|\nabla u_i\|^2 dx$$

für eine Glättung des Vektorfeldes sorgt und so Unstetigkeiten vermeidet.

2.3 Integrierung von Segmentierung und Registrierung

Die Segmentierung des Target-Bildes und die Registrierung von Referenz- und Target-Bild werden verknüpft, indem zusätzlich eine möglichst große Übereinstimmung der transformierten Referenzsegmentierung $\hat{\phi}(x - u(x))$ mit der direkten Segmentierung $\phi(x)$ gefordert wird. Zu diesem Zweck wird ein Shape-Prior-Term eingeführt, durch den der SSD-Abstand der Level-Set-Funktionen berücksichtigt wird:

$$\mathcal{P}[\hat{\phi}; \phi, u] := \frac{1}{2} \int_{\Omega} \delta_{\alpha}(\phi(x)) (\hat{\phi}(x - u(x)) - \phi(x))^2 dx$$

Damit kann ein gemeinsames Energiefunktional für die integrierte Segmentierung und Registrierung definiert werden:

$$\mathcal{J}[u, \phi] := \mathcal{D}[R, T; u] + \mathcal{S}[u] + \mathcal{I}[\phi] + \mathcal{E}[R; \phi] + \mathcal{P}[\hat{\phi}; u, \phi] = \min! \quad (1)$$

Die numerische Umsetzung der Energieminimierung erfolgt über einen variationellen Ansatz. Durch ein Zeitschrittverfahren erhält man schließlich ein Iterationsschema, mit dem Segmentierung und Registrierung abwechselnd und in Wechselwirkung schrittweise berechnet werden können. Eine effiziente Implementierung wurde durch Verwendung von Sparse-Field-Level-Sets [10] und Additive Operator Splitting (AOS) [9] realisiert.

2.4 Methodik der Evaluation

Der vorgeschlagene Ansatz wurde durch Gegenüberstellung der Ergebnisse von drei Algorithmen evaluiert. Das Ergebnis der herkömmlichen Level-Set-Segmentierung nach Abschnitt 2.1 (Alg. I) und die mit dem integrierten Verfahren (Alg.

III) ermittelte Segmentierung wurden mit der manuellen Segmentierung eines Spezialisten (Goldstandard) verglichen. Dabei wurde der Überlappungs-Koeffizient $\frac{A \cap B}{A \cup B}$ der Segmentierungen als Gütemaß herangezogen. Die Güte der Ergebnisse der herkömmlichen (Abschnitt 2.2, Alg. II) und der integrierten Registrierung (Alg. III) wurde durch den Vergleich der mit dem berechneten Bewegungsfeld transformierten Referenzsegmentierung mit dem Goldstandard bewertet.

3 Ergebnisse

Mit den beschriebenen Algorithmen wurden Segmentierung und Registrierung an den synthetischen Daten eines Software-Phantoms des menschlichen Thorax und an vier 4D-CT-Patientendatensätzen am Beispiel der Leber berechnet und die Ergebnisse einander gegenübergestellt.

In allen Fällen belegt eine Untersuchung des Überlappungs-Koeffizienten eine Verbesserung der Ergebnisse durch den integrierten Ansatz (Abb. 1). Weitere untersuchte Metriken wie die mittlere Oberflächendistanz (Verbesserung der Seg. im Mittel um 1,8% bzw. der Reg. um 16,3%), der maximale Abstand (Seg. um durchschnittlich 7% bzw. Reg. um 22,8%) und das MSD-Maß der Registrierung (im Mittel um 1,9%) bestätigen diese Resultate.

4 Diskussion

Die Ergebnisse belegen eine Verbesserung der Resultate sowohl der Segmentierung, als auch der Registrierung. Besonders signifikant sind die Verbesserungen bei der Registrierung, da diese durch den geringen Grauwertunterschied zwischen Leber und umliegendem Gewebe erschwert ist und deutlich von der Kenntnis der Segmentierung profitiert (Abb. 2). Bei der Segmentierung kann hauptsächlich ein Auslaufen in benachbarte Strukturen und durch die Glättung bedingte Fehlklassifizierungen schlanker Strukturen vermieden werden.

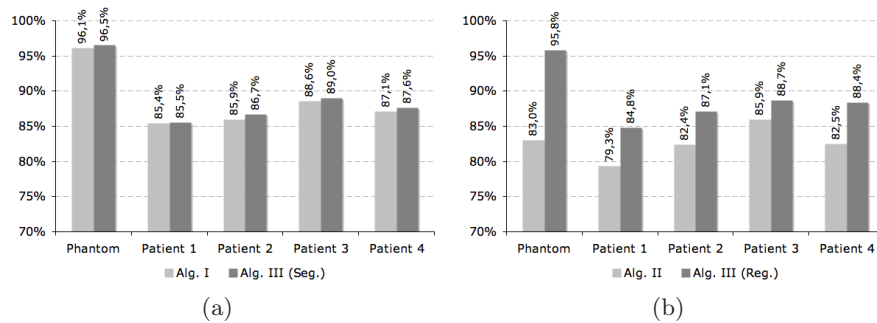
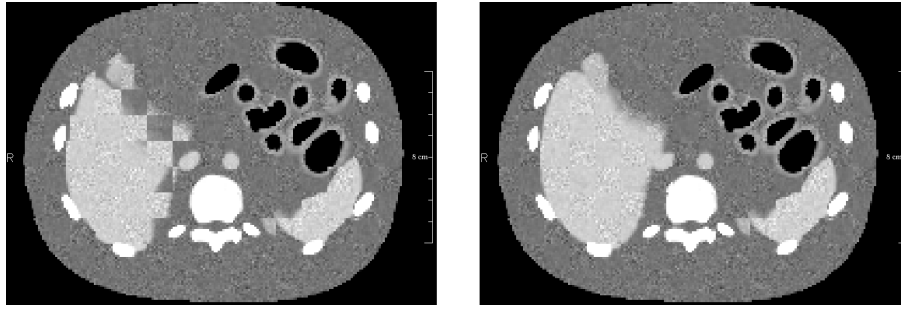


Abb. 1. Evaluation der Segmentierung: (a): Überlappungs-Koeffizient der Segmentierungen nach Alg. I und Alg. III mit dem Goldstandard und des Goldstandards mit der mit Alg. II bzw. Alg. III transformierten Referenzsegmentierung

Abb. 2. Checkerboard-Darstellung des Target-Bildes mit dem transformierten Referenzbild nach Alg. II (links) und Alg. III (rechts)



Als aufwändig stellt sich die geeignete Wahl der fünf Modellparameter dar, wobei auch bei der separaten Segmentierung und Registrierung drei der Parameter benötigt werden. In dieser Arbeit wurden die Werte empirisch bestimmt.

Der vorgeschlagene Ansatz erwies sich in allen untersuchten Fällen als geeignet für die integrierte Segmentierung und Registrierung thorakaler CT-Daten.

Danksagung. Ich danke Herrn PD Dr. Boris Flach für viele fruchtbare Diskussionen.

Literaturverzeichnis

1. Sarrut D, Boldea V, Ayadi M, et al. Nonrigid registration method to assess reproducibility of breath-holding with ABC in lung cancer. *Int J Radiat Oncol Biol Phys.* 2005;61(2):594–607.
2. Ehrhardt J, Werner R, Säring D, et al. An optical flow based method for improved reconstruction of 4D CT data sets acquired during free breathing. *Med Phys.* 2007;34(2):711–21.
3. Paragios N, Rousson M, Ramesh V. Knowledge-based registration and segmentation of the left ventricle: A level set approach. *Proc IEEE Comput Graph Appl.* 2002; p. 37–42.
4. Yezzi A, Zollei L, Kapur T. A variational framework for integrating segmentation and registration through active contours. *Med Image Anal.* 2003;7(2):171–85.
5. An JH, Chen Y, Huang F, et al. A variational PDE based level set method for a simultaneous segmentation and non-rigid registration. *Proc MICCAI.* 2005; p. 286–93.
6. Ashburner J, Friston KJ. Unified segmentation. *NeuroImage.* 2005;26(3):839–51.
7. Sethian JA, Osher S. *Level Set Methods and Fast Marching Methods.* Cambridge University Press; 2002.
8. Chan TF, Vese LA. Active contours without edges. *IEEE Trans Image Process.* 2001;10(2):266–77.
9. Modersitzki J. *Numeric Meth Image Regist.* Oxford University Press; 2004.
10. Whitaker RT. A level-set approach to 3D reconstruction from range data. *Int J Comp Vis.* 1998;29(3):203–31.