

Registrierung im Fokus

Beschleunigung variationeller Methoden für die Bildregistrierung

Nils Papenberg, Jan Modersitzki, Bernd Fischer

Institut für Mathematik, Universität zu Lübeck, Wallstraße 40, 23560 Lübeck
papenber@math.uni-luebeck.de

Kurzfassung. In vielen praktischen Problemstellungen ist der Anwender nur in wenigen ausgezeichneten Bildbereichen an einer hochgenauen Registrierung interessiert. Dieser Umstand wird in der vorliegenden Arbeit konsequent umgesetzt. Es wird eine Multiresolutionsstrategie vorgestellt, die es dem Anwender erstmalig erlaubt, auf ausgewählte Bildbereiche zu fokussieren. Das Verfahren ist in einen variationellen Kontext eingebettet und bietet einen deutlichen Geschwindigkeitsvorteil gegenüber herkömmlichen Methoden. Neben der Herleitung wird die Wirkungsweise des Verfahrens beispielhaft illustriert und die Qualität der Ergebnisse diskutiert. Es zeigt sich, dass dieser neue Ansatz den problemangepassten Einsatz variationeller Methoden in zeitkritischen Anwendungen erlaubt.

1 Einleitung

Im Bereich der Bildregistrierung haben sich variationelle Methoden als erfolgreiches Werkzeug etabliert. Eine Eigenschaft dieser Methoden ist es, dass sie für jeden Voxel des einen Bildes (Referenzbild) seinen korrespondierenden Punkt im anderen Bild (Templatebild) bestimmen. Nachteilig ist dies bei hochaufgelösten drei- (oder höher-) dimensionalen Daten. So müssen im Falle der Registrierung zweier Volumen-Daten mit 512^3 Voxeln mehr als 400 Millionen Unbekannte bestimmt werden, um ein dichtes Deformationsfeld zu erhalten, das in der Auflösung der Daten liegt.

Nachteilig um so mehr, da in vielen Fällen nur die Registrierung bestimmter Bereiche für den Anwender von Interesse sind, beispielsweise für eine Operationsplanung die Umgebung eines Tumors. Registrierungsergebnisse andere Bildbereiche (wie entfernt liegende Organe oder Bildhintergrund) sind nicht benötigt, werden aber mit hohen Zeitkosten bestimmt. In dieser Arbeit stellen wir erstmalig ein Verfahren vor, dass diesen Nachteil behebt.

Wesentlicher Bestandteil ist eine neue Multiresolutionsstrategie. Bisherige variationelle Methoden lösen zuerst ein grob diskretisiertes Registrierungsproblem, dessen Lösung dann als Startwert auf einer feineren Diskretisierung genutzt wird, so iterierend, bis die gewünschte Diskretisierungsauflösung erreicht ist [1, 2]. Das neue Verfahren liefert ein Registrierungsergebnis nur für ein vom Anwender vorher bestimmtes Gebiet. Beginnend mit einem grob diskretisierten Problem strebt

die neue Multiresolutionsstrategie auf dieses Zielgebiet zu, in dem sie bei einem Wechsel der Diskretisierungsaufösung das zu registrierende Gebiet verkleinert, bis das Zielgebiet erreicht ist. Aus der Verkleinerung des Gebietes folgt, dass die Anzahl der Diskretisierungspunkte beim Wechsel der Gitter konstant und klein gehalten werden kann bei gleichzeitiger Verfeinerung der realen Auflösung im Zielgebiet.

2 Material und Methoden

Wir beschreiben das neue Verfahren in mehreren Schritten. Als erstes wiederholen wir kurz die Herleitung nicht-linearer Registrieralgorithmen. Im zweiten Schritt beschreiben wir den neuen Gitterwechsel und führen als Drittes diese Bausteine zu einem Algorithmus zusammen.

Der variationelle Ansatz basiert auf der Minimierung eines Funktionals \mathcal{J} bezüglich der gesuchten Transformation y :

$$\mathcal{J}(y) = \mathcal{D}(\mathcal{T}(y), \mathcal{R}) + \alpha \mathcal{S}(y) \xrightarrow{y} \min$$

Hierbei sind \mathcal{R}, \mathcal{T} die gegebenen d -dimensionalen Bilder, $\mathcal{T}(y)$ das transformierte Bild, \mathcal{D} ein Distanzmaß, \mathcal{S} ein Regularisierer und α ein Regularisierungsparameter (vergleiche [1]). Zur Ableitung eines Algorithmus verwenden wir einen Discretize-Optimize Ansatz [2]. Dafür wird das Gebiet $\Sigma \subset \mathbb{R}^d$ der Registrierung mittels eines Gitters $X \in \mathbb{R}^n$ diskretisiert. Gesucht ist nun das transformierte Gitter $y(X) = Y \in \mathbb{R}^n$. Nach Diskretisierung der Maße \mathcal{D} und \mathcal{S} erhalten wir ein diskretes Optimierungsproblem, das mit einem Gauß-Newton-Verfahren gelöst wird.

Wir erklären als nächstes den Kern des neuen Algorithmus: die Fokussierung von einem größeren Gebiet auf ein kleineres. Dazu betrachten wir zwei quaderförmige Gebiete Σ^o (*outer*) und Σ^i (*inner*) mit $\Sigma^i \subset \Sigma^o$, (Abb. 1, links). Beide Gebiete sind durch regelmäßige Gitter $X^o, X^i \in \mathbb{R}^n$ diskretisiert (Abb. 1, mitte). Eine Transformation $Y^o \in \mathbb{R}^n$ auf dem großen Gebiet wird zur Bestimmung einer

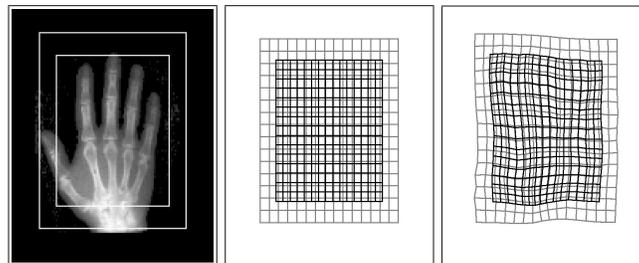


Abb. 1. Illustration des Gitterwechsels. *links*: Beispieldaten mit Gebieten Σ^o (außen) und Σ^i ; *mitte*: Diskretierungen der Gebiete X^o (hell) und X^i (dunkel); *rechts*: Deformiertes Gitter Y^o auf Σ^o (hell) und interpoliertes deformiertes Gitter Y^i auf Σ^i (dunkel)

Transformation auf dem kleinen Gebiet Σ^i verwendet, indem wir an den Punkten X^i eine Transformation Y^i bestimmen. Hierzu interpolieren wir die Werte der Transformation auf dem großen Gebiet Y^o . Bei diesem Vorgehen wird das Gebiet und die Diskretisierungsaufösung kleiner, jedoch bleibt die Anzahl der Gitterpunkte konstant und klein (Abb. 1, rechts).

Das eigentliche Verfahren nutzt nun beide Bausteine. Nach Festlegen des Zielgebietes durch den Anwender wird mittels des beschriebenen Registrierungsalgorithmus ein Deformationsfeld auf den grob diskretisierten Bilddaten bestimmt. Dieses Ergebnis wird nun als Startwert einer Registrierung auf einem kleineren Gebiet genutzt, in dem es auf dieses mittels des beschriebenen Gitterwechsels transferiert wird. Dieser Ablauf wiederholt sich, wobei die immer kleiner werdenden Gebiete sukzessiv auf das Zielgebiet zustreben. Das Verfahren endet, wenn für das Zielgebiet eine Deformation bestimmt ist.

Zwei Eigenschaften dieses Verfahrens sind hervorzuheben: Zum einen wird deutlich, dass bei der Bestimmung des Deformationsfeldes für das Zielgebiet globale Informationen einfließen, die durch den speziellen Gitterwechsel erhalten bleiben und auf das lokale Zielgebiet transferiert werden. Zum anderen, dass das zu wählende Zielgebiet nur im Referenzbild festgelegt werden muss, da der Algorithmus das hierzu korrespondierende Gebiet im Templatebild automatisch durch den beschriebenen Gitterwechsel bestimmt.

3 Ergebnisse

Zur Darstellung der prinzipiellen Arbeitsweise des Algorithmus wählen wir ein 2-dimensionales Beispiel, an 3-dimensionalen Daten illustrieren wir den zu erzielenden Zeitgewinn.

Das Referenzbild des 2d-Beispiels ist in Abb. 2, oben links, dargestellt, zusammen mit einem vom Anwender gewählten Bereich um den Daumen der dargestellten Hand. Für diesen Bereich ist weiterhin eine Diskretisierung dargestellt, dessen korrespondierendes Gitter im Templatebild automatisch gefunden werden soll. Desweiteren werden die einzelnen Gebiete gezeigt, auf denen der Algorithmus innerhalb der beschriebenen Multiresolutionsstrategie rechnet. Der Bildinhalt des Zielgebietes ist darunter in der Auflösung des Gitters gezeigt. Registrierungsergebnis ist das deformierte Gitter, das in Abb. 2, oben mitte, zusammen mit dem Templatebild gezeigt wird. Der vom Algorithmus gefundene, zum Zielgebiet im Referenzbild korrespondierende Ausschnitt ist darunter gezeigt. In jedem Level des Algorithmus wurde das aktuelle Gebiet mit 32×32 Punkten diskretisiert. Als Maße verwenden wir SSD und elastische Regularisierung. Als Vergleich sind die Daten mit einem herkömmlichen Verfahren [3] gerechnet worden. Der Zielausschnitt des Ergebnisses ist in gleicher Abbildung unten rechts gezeigt.

Die Stärke des Algorithmus zeigt sich bei 3-dimensionalen Daten. Um zu zeigen, um wie viel schneller der vorgestellte Algorithmus ist, vergleichen wir einen herkömmlichen Algorithmus [3] mit dem neu vorgestellten Verfahren. Wir nutzen als Testvolumen MR-Daten des Knies von Dr. J. Sénégas (Philips Research

Tabelle 1. Vergleich der Laufzeiten zwischen herkömmlicher Multiresolutionsstrategie und neuem Verfahren

Verfahren	gemittelte Laufzeit	relative Laufzeit
Herkömmliches Verfahren	12min 42sec	100.00%
Neuer Algorithmus (Zielgebiet: Gelenkköpfe)	44sec	5.72%
Neuer Algorithmus (Zielgebiet: Gelenkspalt)	10sec	1.31%

Europe - Hamburg) der Größe $128 \times 128 \times 64$ (Abb. 3). Als Zielgebiet wählen wir im Referenzbild den Bereich um den Gelenkspalt. Dies Gebiet wird so diskretisiert, dass es in der gleichen realen Auflösung liegt wie die Daten. Testrechner ist ein Intel Xeon 3Ghz mit 12GB Arbeitsspeicher, die Algorithmen sind in Matlab implementiert. Aus Platzgründen visualisieren wir die Ergebnisse nicht.. Der herkömmliche Algorithmus benötigt zur Registrierung der Daten 12min 42sec (gemittelt aus 5 Testläufen), der neu vorgestellte Algorithmus 44sec (ebenfalls gemittelt). Dies bedeutet eine Beschleunigung um Faktor 16. Wählen wir den Zielbereich enger um das Gelenk, bestimmt das neue Verfahren die Deformation in 10sec (5 Testläufe gemittelt), was $1/75$ der Ausgangszeit ist (Tabelle 1).

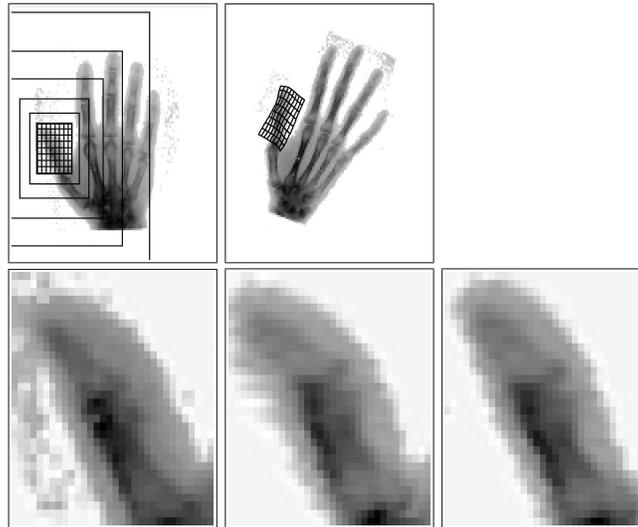
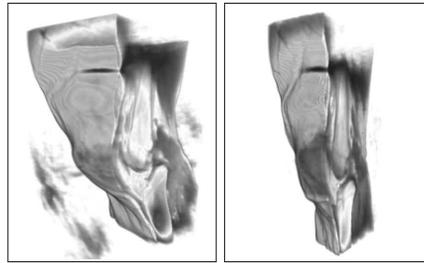


Abb. 2. Ergebnis 2d-Beispiel: *oben links*: Referenzbild mit Zielgebiet und Diskretisierungsgitter; *oben mitte*: Templatebild mit automatisch bestimmtem deformierten Gitter; *unten links*: Bildausschnitt im Referenzbild; *unten mitte*: Templatebild, ausgewertet auf deformiertem Gitter; *unten rechts*: Zielausschnitt, bestimmt mit herkömmlichem Verfahren

Abb. 3. Datensatz für 3d-Beispiel; *links*: Template; *rechts*: Referenz



4 Diskussion

Wir haben eine neue Strategie für ein Multiresolutionsverfahren im Bereich der variationellen Bildregistrierung vorgestellt, die es ermöglicht, die Registrierung großer Datenvolumen drastisch schneller als bisher durchzuführen, vorausgesetzt, dass der Anwender zuvor ein Zielgebiet, bsp. die Umgebung eines Tumors, bestimmte Gewebereiche etc, ausweist. Diese Strategie ist weitaus speicherplatz- und zeiteffizienter als herkömmliche Multiresolutionsstrategien. Dennoch sind die Ergebnisse qualitativ gleichwertig zu den bisher erzielten Resultaten.

In dieser Arbeit haben wir aufgrund der gebotenen Kürze den Algorithmus nur für die Wahl des SSD-Maßes und des elastischen Regularisierers vorgestellt. Das Nutzen anderer Maße, wie *normalized gradient field* [4] oder *mutual information* [5], und anderer Regularisierer ist möglich und bereits umgesetzt.

Wir können als Resümee festhalten, dass in Anwendungen, bei denen die Registrierung bestimmter Teilbereiche von Interesse ist, die vorgestellte Strategie eine deutliche Beschleunigung darstellt und es erstmalig ermöglicht, variationelle Methoden in zeitkritischen Anwendungsgebieten zu nutzen.

Literaturverzeichnis

1. Modersitzki J. Numerical Methods for Image Registration. Oxford University Press; 2004.
2. Haber E, Modersitzki J. A multilevel method for image registration. SIAM J Sci Comput. 2006;27(5):1594–607.
3. Papenberg N, Schumacher H, Heldmann H, et al. A fast and flexible image registration toolbox: Design and implementation of the general approach. Proc BVM. 2007.
4. Haber E, Modersitzki J. Intensity gradient based registration and fusion of multi-modal images. Lect Note Comp Sci. 2006;3216:591–98.
5. Viola PA. Alignment by Maximization of Mutual Information. MIT Press; 1995.