

Wahl eines gewichteten Distanzmaßes für monomodale Bilder in der nicht-parametrischen Registrierung

Hanno Schumacher¹, Konstantin Ens^{1,2}, Astrid Franz², Bernd Fischer²

¹Universität zu Lübeck, Institut für Mathematik, Wallstraße 40, 23560 Lübeck

²Philips Technologie GmbH Forschungslaboratorien, Röntgenstr. 24, 22335 Hamburg

Email: schumaha@math.uni-luebeck.de

Zusammenfassung. In der Bildregistrierung ist es häufig notwendig, die Methoden den speziellen Problemanforderungen der zu bearbeitenden Bilder anzupassen. Ein Weg, um zusätzliches Wissen in eine Registrierung einzubringen, ist die Nutzung gewichteter Distanzmaße, um damit die Bedeutung ausgewählter Bildbereiche zu verstärken, abzuschwächen oder auszublenden. Im Fall der parameterfreien Registrierung sind zwei gewichtete Distanzmaße, SSD^{mix} und MI^{add} , bekannt. Diese beiden Distanzmaße werden hier gegenübergestellt und ihre Wirkung auf monomodalen Bildern verglichen. Zusätzlich wird SSD^{mix} mit ungewichteter MI verglichen. Die Ergebnisse verdeutlichen, dass SSD^{mix} und MI^{add} bessere Ergebnisse als SSD und MI liefern. Weiterhin zeigt sich, dass SSD^{mix} und MI^{add} für monomodale Bilder gleichmächtig sind.

1 Einleitung

Medizinische Bildregistrierung bestimmt eine Transformation zwischen zwei oder mehreren Bildern, um korrespondierende Strukturen abzugleichen [1, 2, 3]. Die gesuchte Transformation \mathbf{u} , auch Verrückungsfeld genannt, kann dabei durch eine Linearkombination von vorgewählten Basisfunktionen beschrieben werden. Dies wird als parametrischer Ansatz betrachtet. Eine weitere Möglichkeit ist es, das Verrückungsfeld als Lösung einer zugehörigen partiellen Differenzialgleichung zu bestimmen. Dieser parameterfreie Ansatz wird hier verwendet. Dabei wird für ein Referenzbild \mathbf{R} und ein zu transformierendes Templatebild \mathbf{T} das Funktional

$$J(\mathbf{u}; \mathbf{R}, \mathbf{T}) = \alpha S(\mathbf{u}) + D(\mathbf{u}; \mathbf{R}, \mathbf{T}) \quad (1)$$

minimiert, wobei S als Glätter oder Regularisierer bezeichnet wird, D ein Distanzmaß ist und α als Steuerungsparameter zur Regelung des Einflusses von Glätter und Distanzmaß dient. Der Glätter gibt dabei vor, welche Art von Deformation zulässig ist, während das Distanzmaß die Ähnlichkeit von \mathbf{R} und \mathbf{T} misst. Die Wahl von S und D ist dabei von der Aufgabenstellung und den zugrunde liegenden Bildern abhängig. Eine typische Wahl für S ist ein elastischer, diffuser oder auf Krümmung basierender Glätter [1]. Beispiele für das Distanzmaß D sind die Summe der quadrierten Grauwertdifferenzen (SSD) für monomodale

oder Mutual Information (MI) [4] für multimodale Bilder. In einigen Anwendungen reichen diese Distanzmaße nicht aus, um gute Ergebnisse zu erzielen. Ein Beispiel sind CT-Aufnahmen des Abdominalbereichs des Menschen. Durch eine unterschiedliche Lage zu verschiedenen Aufnahmezeitpunkten müssen Gewebeübergänge angepasst werden, die sich nur gering im Grauwert unterscheiden (Abb. 2). Solche Fälle erfordern die Einbindung zusätzlichen externen Wissens. Eine Möglichkeit, Vorwissen zu integrieren, sind gewichtete Distanzmaße. Bekannt sind dabei zwei Ansätze, eine gewichtete Summe der quadrierten Grauwertdifferenzen (SSD^{mix}) [5], und eine gewichtete Mutual Information (MI^{add}) [6]. In dieser Arbeit werden diese gewichteten Maße gegenübergestellt und gleichzeitig mit ihren ungewichteten Varianten verglichen, wobei im Fokus monomodale Bilder stehen. Die Verfahren werden hinsichtlich der Verbesserung des Ergebnisses und dem dazu benötigten Aufwand bewertet.

2 Stand der Forschung und Fortschritt durch den Beitrag

Distanzmaße in einer Registrierung, die nicht speziell auf die Problematik angepasst sind, liefern oft ungenügende Ergebnisse. Dies motivierte die Entwicklung verschiedene Ansätze zur Integration von Vorwissen in eine parameterfreie Registrierung [5, 6]. Hier werden nun zum ersten Mal unterschiedliche gewichtete Distanzmaße gegenübergestellt und hinsichtlich der Verbesserung des Ergebnisses und des dazu benötigten Aufwands verglichen. Die so gewonnen Erkenntnisse helfen bei der Auswahl eines Distanzmaßes für die Registrierung.

3 Methoden

Wir beschränken uns hier auf die Wahl des elastischen Glätters

$$S(\mathbf{u}) = \int_{\Omega} \frac{\mu}{4} \sum_{j,k=1}^2 (\partial_j u_k(\mathbf{x}) + \partial_k u_j(\mathbf{x}))^2 + \frac{\lambda}{2} (\text{div } \mathbf{u}(\mathbf{x}))^2 \text{d}\mathbf{x} \quad (2)$$

mit den materialabhängigen Lamé-Parametern λ und μ und dem zu untersuchenden Gebiet Ω . Um nun das Funktional (1) mit dem elastischen Glätter zu minimieren, betrachten wir die Gâteaux-Ableitung. Dies führt zu einer partiellen Differentialgleichung

$$\alpha(\mu \Delta \mathbf{u}(\mathbf{x}) + (\lambda + \mu) \nabla \text{div } \mathbf{u}(\mathbf{x})) = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}(\mathbf{x})) \quad (3)$$

die zu lösen ist, wobei der Term \mathbf{f} allein durch die Ableitung des Distanzmaßes bestimmt wird. Als Distanzmaße werden SSD, MI und die beiden gewichteten Maße SSD^{mix} und MI^{add} benutzt, auf die hier im folgenden näher eingegangen wird. Das Distanzmaß

$$\text{SSD}^{\text{mix}}(\mathbf{u}) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} [(\mathbf{T}(\varphi(\mathbf{x})) - \mathbf{R}(\mathbf{x}))(\mathbf{M}_{\mathbf{T}}(\varphi(\mathbf{x})) - \mathbf{M}_{\mathbf{R}}(\mathbf{x}))\mathbf{M}_{\mathbf{A}}(\mathbf{x})]^2 \text{d}\mathbf{x} \quad (4)$$

mit $\varphi(\mathbf{x}) = \mathbf{x} - \mathbf{u}(\mathbf{x})$ gewichtet die Differenz zwischen Referenz und Template. Die Gewichtungsfaktoren werden dabei durch die Masken $\mathbf{M}_{\mathbf{T}}$, $\mathbf{M}_{\mathbf{R}}$ und $\mathbf{M}_{\mathbf{A}}$ festgelegt, deren Informationen durch Subtraktion zusätzlich kombiniert werden. Die Masken sind wie folgt definiert: Seien $B_{\mathbf{T}}^{(i)}, B_{\mathbf{R}}^{(i)} \subset \Omega, i = 1, 2, \dots, m$ korrespondierende zusammenhängende Gebiete in \mathbf{T} und \mathbf{R} mit $B_{\mathbf{T}}^{(i)} \cap B_{\mathbf{R}}^{(j)} = \emptyset$ für $i \neq j$. Weiterhin sei $b_i \geq 0$ der Gewichtungsfaktor für $B_{\mathbf{T}}^{(i)}$ und $B_{\mathbf{R}}^{(i)}$. Somit folgt die Definition

$$\mathbf{M}_{\mathbf{T}}(\mathbf{x}) = \begin{cases} b_i & : \mathbf{x} \in B_{\mathbf{T}}^{(i)} \\ 1 & : \text{sonst} \end{cases}, \quad \mathbf{M}_{\mathbf{R}}(\mathbf{x}) = \begin{cases} b_i + 1 & : \mathbf{x} \in B_{\mathbf{R}}^{(i)} \\ 0 & : \text{sonst} \end{cases}$$

und

$$\mathbf{M}_{\mathbf{A}}(\mathbf{x}) = \begin{cases} 0 & : \mathbf{x} \in B_{\mathbf{R}}^{(i)} \wedge b_i = 0 \\ 1 & : \text{sonst} \end{cases}$$

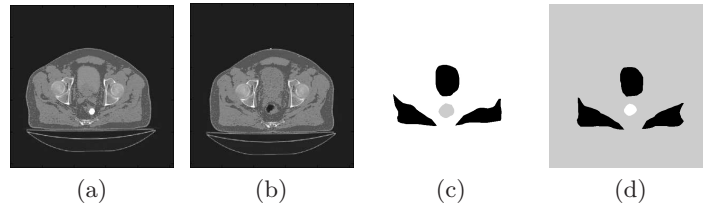
Die Gewichtungsfaktoren werden dabei dem Registrierungsproblem angepasst gewählt. Allgemein können die Masken für SSD^{mix} nach einem einfachen Schema gewählt werden: Ein Bereich wird durch den Faktor 0 ausgeblendet. Für eine Gewichtung wird die Höhe der Grauwertdifferenz zwischen einem zu gewichtenden Bereich und seiner Umgebung mit einem Faktor multipliziert. Somit geht dieser Bereich im Vergleich zu anderen Bildstrukturen stärker oder schwächer in die externen Kräfte der Registrierung ein. Im Unterschied zu SSD^{mix} gewichtet das Distanzmaß

$$\text{MI}^{\text{add}}(\mathbf{u}) = - \int_{\mathbb{R}^2} \rho(\mathbf{r}, \mathbf{t}) \log \frac{\rho(\mathbf{r}, \mathbf{t})}{(p_{\mathbf{R}}(\mathbf{r}) + p_{\mathbf{m}_{\mathbf{R}}}(\mathbf{r}))(p_{\mathbf{T}}(\mathbf{t}) + p_{\mathbf{m}_{\mathbf{T}}}(\mathbf{t}))} d\mathbf{r} d\mathbf{t} \quad (5)$$

die Kullback-Leibler-Distanz zwischen den Bildern [4] mit $\rho(\cdot, \cdot) := p_{\mathbf{RT}}(\cdot, \cdot) + p_{m_{\mathbf{RT}}}(\cdot, \cdot)$. Dabei sind $p_{\mathbf{R}}(\cdot)$ und $p_{\mathbf{T}}(\cdot)$ Histogramme (Verteilungsdichten der Grauwertintensitäten) der Bilder \mathbf{R} und \mathbf{T} , $p_{\mathbf{RT}}(\cdot, \cdot)$ das gemeinsame Histogramm (Verbundverteilungsdichte der Grauwertintensitäten) der Bilder \mathbf{R} und \mathbf{T} und $p_{\mathbf{m}_{\mathbf{R}}}(\cdot)$, $p_{\mathbf{m}_{\mathbf{T}}}(\cdot)$ und $p_{m_{\mathbf{RT}}}(\cdot, \cdot)$ spezielle Gewichtungsfunktionen oder Masken. Die Masken sind in MI^{add} wie folgt definiert. Sei \mathbf{I} ein Bild auf Ω und n die maximale mögliche Anzahl der Grauwerte in Ω . Die Gewichtungsmaske für \mathbf{I} ist dann $p_{\mathbf{m}_{\mathbf{I}}} : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$. Die Maske wird in diesem Fall auf das Histogramm des Bildes angewendet. Da die additive Masken in Histogrammbereich mit den additiven Masken im Bildbereich gleichmächtig sind [6], können die Masken im Histogrammbereich durch entsprechend nachgebildeten Masken im Bildbereich dargestellt werden. Dadurch wird ein visueller Vergleich mit den SSD^{mix} -Masken ermöglicht. Die Anwendung der Maske ist hier rein additiver Natur. Man beachte, dass die Resultate nach Anwendung einer Gewichtungsmaske die Normierung der Verteilungsdichte sowie der Verbundverteilungsdichte nicht verletzen dürfen

$$\int_{\mathbb{R}^2} p_{m_{\mathbf{RT}}}(\mathbf{r}, \mathbf{t}) d\mathbf{r} d\mathbf{t} = \int_{\mathbb{R}} p_{m_{\mathbf{R}}}(\mathbf{r}) d\mathbf{r} = \int_{\mathbb{R}} p_{m_{\mathbf{T}}}(\mathbf{t}) d\mathbf{t} = 0 \quad \text{und} \\ \int_{\mathbb{R}^2} |p_{m_{\mathbf{RT}}}(\mathbf{r}, \mathbf{t})| d\mathbf{r} d\mathbf{t}, \int_{\mathbb{R}} |p_{m_{\mathbf{R}}}(\mathbf{r})| d\mathbf{r}, \int_{\mathbb{R}} |p_{m_{\mathbf{T}}}(\mathbf{t})| d\mathbf{t} \leq 1$$

Abb. 1. CT Aufnahme des Abdomen. Das Referenzbild (a) beinhalten im Vergleich zum Template (b) große Differenzen in Bereichen mit geringen Grauwertunterschieden. Die notwendigen Masken sind in (c) und (d) zu sehen. Durch die Masken werden die Bereiche mit geringem Kontrast verstärkt

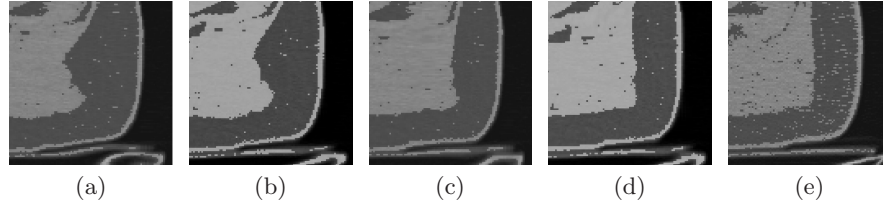


Das heißt, dass für die einzelnen Einträge auch negative Werte zugelassen sind. Die Masken für MI^{add} werden am besten direkt über die Differenz zwischen gegebenem und gesuchtem Grauwert gewählt. Ein Bereich wird in diesem Fall durch Addition von Grauwertdifferenz zwischen dem Bereich selbst und seiner Umgebung ausgeblendet oder durch Addition mit einem Wert im gesamten Gebiet gewichtet. Weiterhin ist eine Veränderung der externen Kräfte der Bildregistrierung durch additives Einfügen bestimmter Muster möglich. Diese Möglichkeit wird hier aufgrund ihrer Komplexität nicht näher betrachtet (mehr dazu in [6]).

4 Ergebnisse

Die oben vorgestellten Distanzmaße wurden mit 18 CT-Aufnahmen des Abdominalbereichs eines Patienten getestet. Eine Aufnahme wurde dazu als Referenz gesetzt, die restlichen als Template. Die Grauwerte der Bilder gehen dabei von 0 bis 3895. Alle 17 Registrierungen wurden jeweils mit SSD, MI, SSD^{mix} und MI^{add} als Distanzmaß berechnet und den elastischen Parametern $\mu = 10$ und $\lambda = 135$. Ein Beispiel mit den notwendigen zu gewichtenden Bildbereichen zeigt Abb. 1, wobei eine spezielle Farbdarstellung gewählt wurde, um die Gewebeübergänge zu verdeutlichen. Die zu registrierenden monomodalen Bilder sind dabei durch unterschiedliche Grauwerte im Darmbereich und geringe Grauwertdifferenzen zwischen einigen Bereichen problematisch für eine ungewichtete Registrierung. Aus Platzgründen gehen wir hier nur auf einen Bereich mit geringen Grauwertunterschieden ein, in dem eine ungenügende Transformation im Template deutlich ist (Abb. 3(a)). Das Ziel des Vergleichs ist es, ein optimales Distanzmaß für solche Problemfälle zu finden. Ein erster Versuch mit MI behebt dabei die Probleme nicht (Abb. 3(b)). Beide gewichteten Distanzmaße hingegen können durch eine Gewichtung, bei SSD^{mix} durch den Faktor 7 und bei MI^{add} durch den Wert 1000, eine deutlich bessere Übereinstimmung der Gewebereiche bewirken (Abb. 3(c) und 3(d)). Dabei ist der Aufwand, in den sowohl der Berechnungsaufwand des Distanzmaßes als auch die Schwierigkeiten bei der Maskenaufstellung eingehen, für SSD^{mix} geringer als für MI^{add} .

Abb. 2. Ergebnisse des rechten unteren Bereichs aus Abb. 1 im Vergleich zur Referenz (e). Bei einer Registrierung mit SSD (a) und MI (b) stimmen die Gewebeübergänge nicht überein. Durch die Wahl von SSD^{mix} (c) oder MI^{add} (d) kann dies erreicht werden



5 Diskussion

In manchen Fällen der monomodalen Bildregistrierung sind weder SSD noch MI als Distanzmaß ausreichend. Hier ist es notwendig, auf gewichtete Distanzmaße zurückzugreifen. Wir haben dazu zwei Distanzmaße, SSD^{mix} und MI^{add} , verglichen. Beide sind im Fall einer monomodalen Bildregistrierung gleich gut geeignet, die Registrierungsergebnisse zu verbessern, wobei zwei Punkte für die Anwendung von SSD^{mix} sprechen: Zum einen ist die Wahl der Masken für SSD^{mix} intuitiver als für MI^{add} , zum anderen ist der Rechenaufwand für SSD^{mix} vergleichbar zu SSD und damit geringer als für MI oder MI^{add} . Nächste Schritte sind weitere Untersuchungen zur Wahl der Masken, gerade für MI^{add} , um Strategien für einen effizienten Maskenaufbau zu entwickeln.

Literaturverzeichnis

1. Modersitzki J. Numerical Methods for Image Registration. Oxford University Press; 2003.
2. Hajnal JV, Hill DLG, Hawkes DJ. Medical Image Registration. CRC Press, Boca Raton; 2001.
3. Maintz JBA, Viergever MA. A survey of medical image registration. Medical Image Analysis 1998;2(1):1–36.
4. Viola PA, Wells III WM. Alignment by maximization of mutual information. In: Fifth International Conference on Computer Vision, IEEE; 1995. 16–23.
5. Schumacher H, Fischer B, Franz A. Weighted non-rigid image registration. submitted 2006.
6. Ens K, Schumacher H, Franz A, Fischer B. Improved elastic medical image registration using mutual information. Procs SPIE 2007.