Registrierung von Knochen in 3D-Ultraschall- und CT-Daten: Vergleich verschiedener Optimierungsverfahren

Susanne Winter[1], Bernhard Brendel[2], Christian Igel[1]

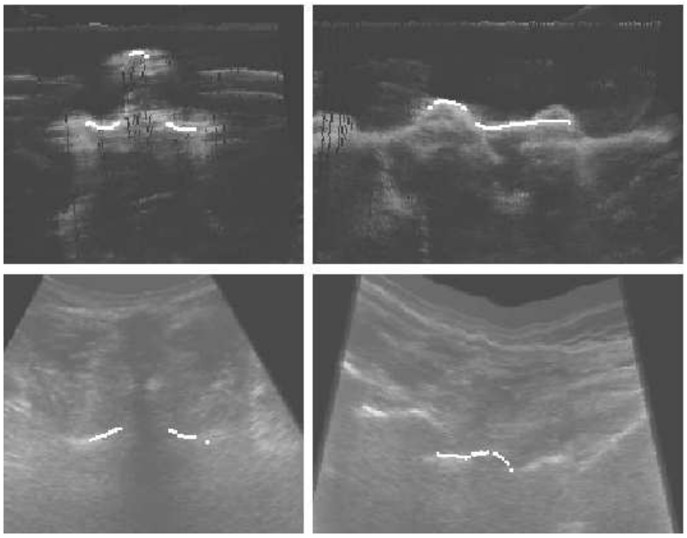
[1]Institut für Neuroinformatik, Ruhr-Universität Bochum, 44780 Bochum,
[2]Lehrstuhl für Hochfrequenztechnik, Ruhr-Universität Bochum, 44780 Bochum,
Kompetenzzentrum Medizintechnik Ruhr (KMR) Bochum
Email: Susanne.Winter@neuroinformatik.rub.de

Zusammenfassung. Ein zentrales Problem in der bildgestützten, navigierten Chirurgie ist die exakte Registrierung präoperativer CT/MR-Daten im Koordinatensystem des Operationssaales. Um die Nachteile einer landmarkenbasierten Registrierung zu umgehen, dient bei unserem Ansatz 3-dimensionaler, intraoperativer Ultraschall zur Registrierung. Ein automatischer Registrieralgorithmus leistet die Abbildung der Knochenstrukturen aus einem präoperativen CT in den Ultraschalldatensatz. Gegenstand unserer Untersuchungen ist die Umsetzung der Registrierung, die Robustheit des Registrieralgorithmus und die intraoperativ benötigte Rechenzeit. Das Zielgebiet ist exemplarisch die Lendenwirbelsäule; die Datensätze stammen von einem Phantom mit 3 Plastikwirbeln und von einem Patienten.

1 Einleitung

In den letzten Jahren ist das Interesse an der Registrierung verschiedener medizinischer Bildgebungsmodalitäten stark gestiegen [1]. Ein wichtiges Einsatzgebiet für die Bildregistrierung ist die navigierte Chirurgie. Die Nutzung von Ultraschall zur intraoperativen Bildgebung hat verglichen mit intraoperativem CT oder MR den Vorteil niedrigerer Kosten und geringeren Platzbedarfs. Außerdem sind Ultraschallsysteme bei Freihandführung des Schallkopfes einfach und flexibel einsetzbar. Während Ultraschall seine Stärken bei der Weichteildarstellung hat und hier auch eine Reihe von Ansätzen mit Volumen-Registrierverfahren existieren, gewinnt auf Grund der genannten Vorteile zunehmend die Registrierung von Knochenstrukturen mittels intraoperativem Ultraschall an Bedeutung [2–5]. Von Nachteil ist hier, dass der Ultraschall nur einen geringen Teil der Knochenoberfläche abbildet und darunter liegende Strukturen auf Grund der so genannten Abschattung nicht abbildbar sind. Die in der Literatur beschriebenen Ansätze zur Registrierung von Knochenstrukturen in Ultraschalldaten und CT/MR-Daten basieren auf Oberflächen-Oberflächen-Registrierung, wozu die Knochenoberfläche in beiden Modalitäten segmentiert werden muss. Der von uns entwickelte Ansatz [6, 7] basiert auf einer Oberflächen-Volumen-Registrierung,

Abb. 1. Knochenoberfläche jeweils eines Wirbels nach Registrierung; oben Ultraschallbilder des Phantomdatensatzes (links axial, rechts sagittal), unten Schichtbilder des Patientendatensatzes (links axial, rechts sagittal).



bei der die Knochenoberfläche nur in den präoperativen Daten segmentiert wird und die Ultraschalldaten als Grauwert-Volumendatensatz belassen werden.

Die Registrierung von Bilddatensätzen ist ein Optimierungsproblem, bei dem diejenige Koordinatentransformation gesucht wird, die eine optimale Abbildung des einen Datensatzes auf den anderen leistet. Die unterschiedlichen existierenden Registrierverfahren nutzen verschiedene Optimierungsstrategien [8]. Ein Großteil der Verfahren verwendet gradientenbasierte Algorithmen. Es existieren aber auch einige Ansätze mit evolutionärer Optimierung [9–12]. Ein Nachteil ist häufig die Einstellung der Parameter der einzelnen Optimierungsverfahren, die vom Benutzer vorgenommen werden muss.

2 Material und Methoden

Es wurden 3D-Ultraschall- und CT-Datensätze von einem Phantom, bestehend aus drei Kunststoffwirbeln im Wasserbad, aufgenommen. Außerdem wurde von einem Patienten, der ein Spiral-CT der Lendenwirbelsäule erhalten hatte, 3D-Ultraschall dieser Region erhoben. Aus allen Datensätzen wurden zu Beginn isotrope Datensätze mit einer Auflösung von $0{,}5 \times 0{,}5 \times 0{,}5\,\mathrm{mm}^3$ erstellt. Aus den Phantomdaten ließen sich 3 Wirbel, aus den Patientendaten 2 für die Registrierung verwenden.

Für jeden Wirbel wurde aus den CT-Daten mittels Schwellwertverfahren und einer einfachen Prüfung der relativen Lage der Oberfläche zum Schalleinfall die

Tabelle 1. Anzahl der richtigen Registrierungen von 1000 bei Verwendung verschiedener Optimierungsstrategien; Startdistanzen bis 32 mm; links 3 Phantomwirbel, rechts 2 Patientenwirbel.

	LWK2	LWK3	LWK4	ØPhantom	LWK3	LWK4	ØPatient
BFGS	268	278	232	259,3	266	57	161,5
CG	367	396	302	355,0	331	241	286,0
iRprop$^+$	497	498	470	488,3	398	206	302,0
CMA	604	735	539	626,0	412	459	435,5
CMA_5	797	924	785	835,3	619	634	626,5

relevante Knochenoberfläche extrahiert. Im nächsten Schritt wurde die optimale Position dieser Oberfläche in den Ultraschalldaten ermittelt. Dies geschieht unter der Annahme, dass das lokale Optimum, welches unter visueller Kontrolle als plausibel erscheint, auch das globale Optimum ist. In Abbildung 1 ist die Lage der Oberfläche jeweils eines Wirbels an seiner optimalen Position im Ultraschalldatensatz dargestellt (oben: Phantomdaten, unten: Patientendaten). Für den Phantomdatensatz kann ein Vergleich mit einem punktbasierten Registrierungsverfahren herangezogen werden, der eine Abweichung von < 2 mm zwischen den beiden Registrierungen ergibt [13]. Hierbei überlagern sich allerdings die Fehler durch die punktbasierte Registrierung mit den Fehlern durch die ultraschallbasierte Registrierung.

Als Optimierungskriterium der Registrierung diente die Summe der Ultraschallgrauwerte, die mit den projizierten CT-Knochenoberflächenpunkten zur Deckung kamen. Optimierungsparameter waren für die rigide Registrierung 3 Verschiebungs- und 3 Rotationsparameter. Es wurden verschiedene Optimierungsverfahren implementiert: Liniensuche in Richtung konjugierter Gradienten (CG) [14], das Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno Quasi-Newton Verfahren (BFGS) [14], improved Resilient Backpropagation (iRprop$^+$) [15, 16] und die Covarianz-Matrix-Adaptation Evolutionsstrategie (CMA) [17, 18]. Alle Verfahren wurden mit den in der Literatur beschriebenen Standardparametern verwendet.

3 Ergebnisse

Für jeden der 3 Plastik- und 2 Patientenwirbel wurden mit jedem der implementierten Optimierungsverfahren jeweils 1000 Registrierungen mit verschiedenen Startpositionen durchgeführt. Der mittlere Abstand aller Oberflächenpunkte eines Wirbels zu ihrem jeweiligen Zielpunkt betrug für die verschiedenen Startpositionen maximal 32 mm, wobei die Verschiebung zwischen 0 und 30 mm gleichverteilt über alle Raumrichtungen und die Rotation zwischen 0 und 20 Grad variierte.

Als richtig registriert wurden die Versuche gewertet, die nach der Registrierung einen mittleren Punktabstand zum definierten Optimum kleiner als 1 mm hatten. Die folgenden Zahlen gelten für die Phantomdaten, die in Klammern stehenden für die Patientendaten: Bei Verwendung des BFGS wurden 25,9 %

Tabelle 2. Anzahl der richtigen Registrierungen von 1000 bei Verwendung verschiedener Optimierungsstrategien; Startdistanzen bis 15 mm; links 3 Phantomwirbel, rechts 2 Patientenwirbel.

	LWK2	LWK3	LWK4	ØPhantom	LWK3	LWK4	ØPatient
BFGS	499	556	431	495,3	510	123	316,5
CG	653	745	570	656,0	685	489	587,0
iRprop$^+$	883	888	803	858,0	795	501	648,0
CMA	972	988	964	974,7	906	884	895,0
CMA$_5$	1000	1000	1000	1000,0	975	993	984,0

(16,2 %) richtig registriert, mittels CG 35,5 % (28,6 %), iRprop$^+$ lieferte 48,8 % (30,2 %) richtige Registrierungen und die CMA 62,6 % (43,6 %). Die Ergebnisse der einzelnen Wirbel sind in Tabelle 1 aufgezeigt. Weitere 1000 Registrierungen wurden mit eingeschränkteren Startpositionen durchgeführt (siehe Tabelle 2). Die Verschiebung variierte dabei von 0 bis 15 mm und die Rotation von 0 bis 11 Grad. Die Ergebnisse waren wie folgt: BFGS 49,5 % (31,7 %); CG 65,6 % (58,7 %); iRprop$^+$ 85,8 % (65,2 %); CMA 97,5 % (89,5 %). Die mittleren Rechenzeiten für eine Registrierung (AMD Athlon 1600+) lagen für den BFGS bei 3,68 s; CG 10,8 s; iRprop$^+$ 1,4 s; CMA 4,3 s.

Da die Evolutionsstrategie ein stochastisches Verfahren ist, kann ihre Leistungsfähigkeit durch mehrfache parallele Ausführung gesteigert werden. Bei fünffacher Ausführung erreichte die CMA ein Ergebnis von 83,5 % (62,7 %) für Startwerte bis 32 mm bzw. 100 % (98,4 %) für Startwerte bis 15 mm.

4 Diskussion

Der iRprop$^+$-Algorithmus ist ein sehr schnelles gradientenbasiertes Verfahren, das unter Verwendung von Standardparametern im Vergleich mit den beiden anderen, etablierten gradientenbasierten Verfahren bei wesentlich geringeren Rechenzeiten das beste Registrierungsergebnis lieferte. Die CMA-Evolutionsstrategie erreichte das beste Ergebnis insgesamt, wobei die Zahl der Rechenschritte höher war als mit iRprop$^+$ und CG, aber niedriger als mit BFGS. Bei der CMA konnte das Registrierungsergebnis durch Evolution unabhängiger Populationen weiter verbessert werden. So gelang es, bei nur wenigen Sekunden Rechenzeit, die Phantomdaten mit Startdistanzen bis zu 1,5 cm zu 100 % zu registrieren.

Die Versuche mit den Patientendaten zeigten, dass es noch Probleme durch ausgeprägte Nebenmaxima in den Ultraschalldaten gibt, aber bei Einschränkung der Startpositionen und des Suchraumes auf maximal 1,5 cm konnte auch hier in über 98 % der Fälle richtig registriert werden.

Diese Arbeit ist im Rahmen des Kompetenzzentrum Medizintechnik Ruhr (KMR) Bochum entstanden und wird gefördert vom BMBF (Az. 13N8079) und der Siemens Medical Solutions, Erlangen.

Literaturverzeichnis

1. Pluim, J., Fitzpatrick, J.: Image registration. IEEE Trans Med Imaging **8** (2003) 1341–1343
2. Ault, T., Siegel, M.: Frameless patient registration using ultrasonic imaging: A preliminary study. J Image Guid Surg **1** (1995) 94–102
3. Amin, D., Kanade, T., DiGioia III, A., Jaramaz, B., Moody, J., Nikou, C., LaBarca, R., Levison, T.: Minimally invasive registration techniques for surgical navigation using intraoperative ultrasound. In: Procs CAOS. (2002) 103–105
4. Carrat, L., Tonetti, J., Merloz, P., Troccaz, J.: Percutaneous computer assisted iliosacral screwing: Clinical validation. In: Procs MICCAI. (2000) 1229–1237
5. Ioppolo, J., Kowal, J., Nolte, L.P.: Ultrasonic registration techniques. In: Procs CAOS. (2002) 295
6. Brendel, B., Winter, S., Rick, A., Stockheim, M., Schmieder, K., Ermert, H.: Registration of 3D CT- and ultrasound-datasets of the spine using bone structures. Comput Aided Surg **7** (2002) 146–155
7. Winter, S., Brendel, B., Rick, A., Stockheim, M., Schmieder, K., Ermert, H.: Registration of bone surfaces, extracted from CT-datasets, with 3D-ultrasound. Biomed Tech (Berl) **47** (2002) 57–60
8. Maintz, J., Viergever, M.: A survey of medical image registration. Medical Image Analysis **2** (1998) 1–36
9. Rouet, J.M., Jacq, J.J., Roux, C.: Genetic algorithms for a robust 3-D MR-CT registration. IEEE Trans Inf Technol Biomed **4** (2000) 126–136
10. Kagadis, G., Delibasis, K., Matsopoulos, G., et al.: A comparative study of surface- and volume-based techniques for the automatic registration between CT and SPECT brain images. Medical Physics **29** (2002) 201–13
11. Wachowiak, M., Smolíkova, R., Zheng, Y., Zurada, J., Elmaghraby, A.: An approach to multimodal biomedical image registration utilizing particle swarm optimization. IEEE Trans Evol Comput **8** (2004) 289–301
12. Winter, S., Brendel, B., Illerhaus, B., Al-Amin, A., Ermert, H., Schmieder, K.: Parametrisierung evolutionärer Strategien für die Registrierung von Wirbelknochen in Ultraschall und CT-Daten. In: Procs BVM. (2004) 304–308
13. Brendel, B., Winter, S., Ermert, H.: In vivo Evaluierung und in vitro Genauigkeitsmessung für einen Algorithmus zur Registrierung von Ultraschall- und CT-Datensätzen. In: Procs BVM. (2005)
14. Press, W., Teukolsky, S., Vetterling, W., Flannery, B.: Numerical Recipes in C. Cambridge University Press (1995)
15. Riedmiller, M.: Advanced supervised learning in multi-layer perceptrons - from backpropagation to adaptive learning algorithms. Computer Standards and Interfaces (1994) 265–278
16. Igel, C., Hüsken, M.: Empirical evaluation of the improved Rprop learning algorithm. Neurocomputing **50** (2003) 105–123
17. Hansen, N., Ostermeier, A.: Completely derandomized self-adaptation in evolution strategies. Evol Comput **9** (2001) 159–195
18. Hansen, N., Kern, S.: Evaluating the CMA evolution strategy on multimodal test functions. In Yao, X., et al., eds.: Parallel Problem Solving from Nature (PPSN VIII). Volume 3242 of LNCS., Springer (2004) 282–291