

# Parametrisierung evolutionärer Strategien für die Registrierung von Wirbelknochen in Ultraschall und CT-Daten

Susanne Winter<sup>1</sup>, Bernhard Brendel<sup>2</sup>, Bernd Illerhaus<sup>3</sup>,  
Amir Al-Amin<sup>3</sup>, Helmut Ermert<sup>2</sup> und Kirsten Schmieder<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Institut für Neuroinformatik, Ruhr-Universität Bochum, 44801 Bochum,

<sup>2</sup>Institut für Hochfrequenztechnik, Ruhr-Universität Bochum, 44801 Bochum,

<sup>3</sup>Neurochirurgische Universitätsklinik, Ruhr-Universität Bochum, 44892 Bochum

Email: Susanne.Winter@neuroinformatik.rub.de

**Zusammenfassung.** Ein zentrales Problem der bildgestützten, navigierten Chirurgie stellt die Registrierung präoperativer Bilddaten mit dem Koordinatensystem des Operationssaals dar. Bei der rigiden Registrierung werden sechs Parameter benötigt, um die korrekte Transformation eines Koordinatensystems in ein anderes zu bestimmen. Diese Parameter werden mit einem Optimierungsverfahren ermittelt. Das Ergebnis einer Optimierung hängt von der Parametrisierung der Optimierungsstrategie ab und die Wahl dieser Hyperparameter muss in Abhängigkeit von dem zu lösenden Problem getroffen werden.

Anhand zweier repräsentativer realer Datensätze (jeweils 3-dimensionale CT- und Ultraschall Datensätze) wurden verschiedene Einstellungen der Hyperparameter getestet.

## 1 Einleitung

Um bei der intraoperativen Registrierung höhere Genauigkeiten als mit markerbasierten Verfahren zu erreichen werden intraoperative Bildgebungsverfahren eingesetzt. Intraoperative CT- und MR-Bildgebung liefern gute Registrierungsergebnisse, sind jedoch mit hohem Aufwand verbunden. Diagnostischer Ultraschall hingegen hat den Vorteil einfacher intraoperativer Anwendbarkeit. Allerdings ist die Ultraschallbildung am Knochen stark eingeschränkt und von der Schallrichtung abhängig, da an Knochenoberflächen eine Totalreflexion der Schallwelle auftritt. Volumen-Volumen-Registrierungsverfahren sind daher nicht anwendbar.

Zur Zeit werden von verschiedenen Gruppen Ansätze entwickelt, welche Knochenstrukturen in Ultraschall und CT-Daten registrieren [1–5]. Diese setzen eine Segmentierung der Knochenoberfläche in den Ultraschalldaten voraus und registrieren Oberflächen mit Oberflächen.

Der von uns entwickelte Algorithmus [6, 7] leistet eine Ultraschall-CT-Registrierung von Knochenstrukturen ohne Segmentierung der Ultraschalldaten mit einem Oberflächen-Volumen-Registrierungsverfahren. Dies hat den Vorteil geringerer intraoperativer Rechenzeit.

Algorithmen der bildbasierten Registrierung ermitteln die optimale Koordinatentransformation eines Bilddatensatzes auf einen zweiten Bilddatensatz. Bei der rigiden Registrierung werden dazu drei Rotationsparameter und drei Translationsparameter benötigt. Aufgrund des hohen Rechenaufwandes kann der optimale Parametersatz nicht explizit berechnet werden, er muss mittels Optimierungsverfahren bestmöglich ermittelt werden. Die am häufigsten verwendeten Verfahren sind gradientenbasiert [8]. Evolutionäre Verfahren weisen allerdings meist eine größere Reichweite auf, wobei sich der Rechenaufwand in der Regel erhöht. In ersten Tests haben sich evolutionäre Verfahren für unser Problem als geeignet erwiesen [7].

Optimierungsverfahren benötigen eine Reihe von initialen Parametern, welche auch Hyperparameter genannt werden. Hierzu gehören Strategieparameter wie z.B. Populationsgrößen oder Parameter, die die Variationsbreite der zu optimierenden Parameter beschreiben. Das Ergebnis einer Optimierung hängt von der Wahl dieser Hyperparameter ab, die in Abhängigkeit von dem zu lösenden Problem getroffen werden muss.

Wir stellen eine Analyse der Robustheit dieses Algorithmus bei unterschiedlicher Parametrisierung einer evolutionären Optimierungsstrategie vor.

## 2 Methoden

Der Algorithmus registriert eine aus einem Spiral-CT-Datensatz extrahierte Menge von Oberflächenpunkten mit einem Ultraschall-Volumendatensatz (ca. 250 x 250 x 250 Voxel). Die Untersuchung erfolgt anhand von realen klinischen Datensätzen.

Als Optimierungsstrategie wurde ein Algorithmus vom Typ CMA (Covariance Matrix Adaptation) [9] implementiert, dieser ist der Gruppe der evolutionären Algorithmen zuzuordnen. Im Vergleich dazu wurde ein schneller und effizienter, gradientenbasierter Ansatz, das Rprop-Verfahren (Resilient-Backpropagation) [10], umgesetzt. Als Optimierungskriterium dient die Summe der Grauwerte der Ultraschalldatenpunkte, welche von den in den Ultraschalldatensatz projizierten CT-Oberflächenpunkten abgedeckt werden [6].

Zur Evaluierung wurde die Knochenoberfläche zunächst manuell vorregistriert, von dort aus wurde mittels lokaler Optimierung die Zielposition festgelegt. Eine Position wird dann als Zielposition definiert, wenn sie zwei Kriterien erfüllt: sie stellt erstens ein lokales Maximum innerhalb einer bestimmten Umgebung dar und zweitens erscheint sie in der visuellen Beurteilung eines Experten als richtig.

Es wurde eine Reihe mit 5000 zufällig verteilten Startpositionen generiert. Als Maß für die Distanz einer Startposition von der Zielposition dient der mittlere Pixelabstand aller zu registrierenden Oberflächenpunkte zu ihrer jeweiligen Zielposition, dieser Wert wird als Startdistanz bezeichnet. Weitere Versuche wurden mit jeweils 100 zufällig verteilten Startpositionen mit der gleichen Startdistanz durchgeführt. Ein Registrierungsergebnis wird anhand seiner Distanz zur Zielposition beurteilt. Bis zu einem Schwellwert von 2mm gilt eine Registrierung als

erfolgreich. Es wurden eine Reihe von Tests mit den selben Startpositionen an zwei repräsentativen Datensätzen durchgeführt. Die Hyperparameter, die variiert wurden sind: die Startvarianzen,  $Var_r$  für drei Rotationswinkel und  $Var_t$  für drei Translationen, die Anzahl der Nachkommen je Generation  $\lambda$  und die Anzahl der unabhängigen Populationen  $P_u$ .

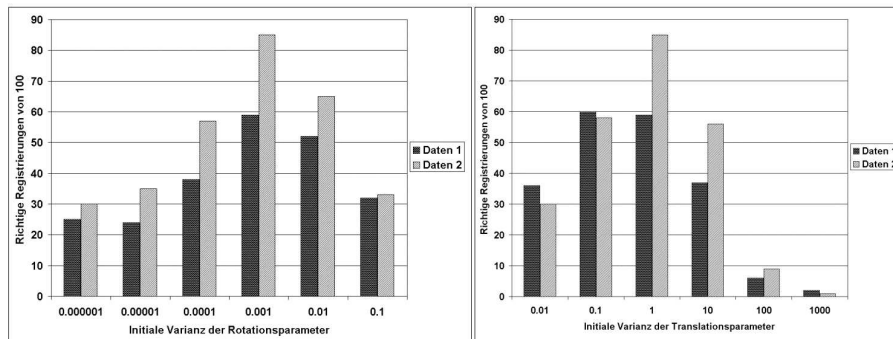
### 3 Ergebnisse

Als Rechenzeiten für die Registrierung eines einzelnen Wirbelknochens ergeben sich durch Implementierung in C++ beim Gradientenverfahren ca. 0.2 sec. und beim Evolutionären Algorithmus ca. 0.5 sec (AMD Athlon 1600+).

Die Variation der Startvarianzen erfolgte separat für  $Var_r$  und  $Var_t$ . Es zeigt sich, dass von 100 Registrierungen mit Startdistanzen von 10mm, bei  $Var_t = 1$  die besten Ergebnissen mit Werten von  $Var_r = 0.001$  erreicht werden (Abb. 1 links). Bei festem  $Var_r = 0.001$  und Variation von  $Var_t$  liegen die maximalen Registriererfolge bei  $Var_t = 1$  (Abb. 1 rechts).

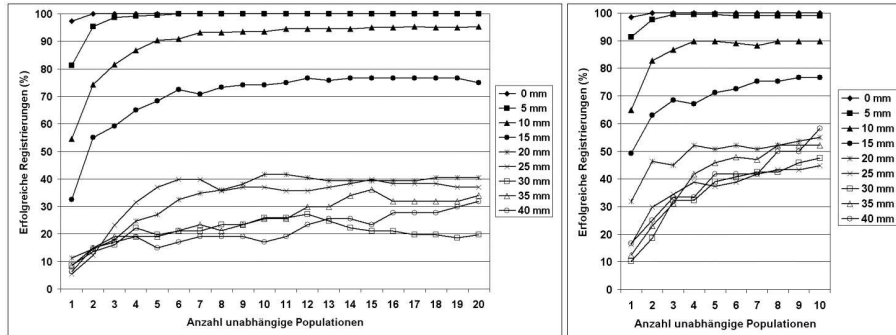
Für dieselben Datensätze wird bei Erhöhung der Anzahl unabhängiger Populationen  $P_u$  eine Verbesserung der Ergebnisse erzielt. Abbildung 2 zeigt links die Ergebniss für einen Datensatz bei Variation von  $P_u$  bis 20 und rechts für einen anderen Datensatz  $P_u$  bis 10. Von den insgesamt 5000 zufällig verteilten Startpositionen wurde die Zahl der richtigen Registrierungen in Prozent für verschiedene Startdistanzen aufgetragen. Im Vergleich hierzu ist der Anteil erfolgreicher Registrierungen mittels Gradientenverfahren für den ersten Datensatz bis 1mm bei 100%, bis 5mm bei 62%, bis 10mm bei 33% und bis 15mm bei 11%.

Bei Variation von  $\lambda$  ( $Var_r = 0.001$ ,  $Var_t = 1$  und  $P_u = 1$ ) verbessert sich die Anzahl richtiger Registrierungen (Abb. 3 links), wobei die Zahl der Rechenschritte linear mit  $\lambda$  steigt (Abb. 3 rechts). Es wurden jeweils 100 Registrierungen mit einer Startdistanz von 10mm durchgeführt.

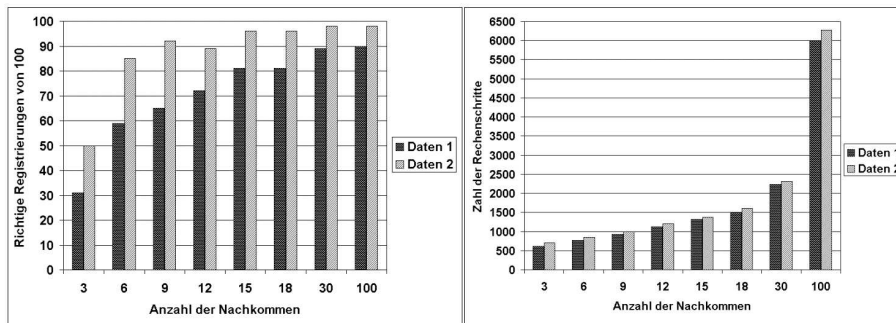


**Abb. 1.** Variation der initiale Varianzen, links  $Var_r$  bei  $Var_t = 1$ , rechts Variation von  $Var_t$  bei  $Var_r = 0.001$ ,  $P_u = 1$ ,  $\lambda = 6$ , jeweils für zwei Datensätze.

**Abb. 2.** Variation der Anzahl unabhängiger Populationen, links für einen, rechts für einen anderen Datensatz, für Registrierungen mit verschiedenen Startdistanzen.



**Abb. 3.** Variation der Anzahl der Nachkommen ( $Var_r = 0.001$ ,  $Var_t = 1$  und  $P_u = 1$ ), links richtige Registrierungen von 100, rechts die benötigten Rechenschritte.



## 4 Diskussion

Die Ergebnisse der Registrierung mittels CMA-Algorithmus variieren abhängig von den Hyperparametern der Optimierungsstrategie. Für die Startvarianzen zeigen sich Werte als geeignet, die aufgrund der Auflösung des Datensatzes als sinnvoll erscheinen. So bedeutet  $Var_r = 0.001$  und  $Var_t = 1$  eine Standardabweichung der Variation um ca. 1 Grad und 1 Pixel (= 0.5 mm).

Werden die Startvarianzen klein gewählt, so erfolgt die Optimumsuche sehr lokal, ähnlich dem gradientenbasierten Verfahren. Je größer die Startvarianzen gesetzt werden, desto globaler erfolgt die Optimumsuche. Dies hat eine größere Reichweite zur Folge, kann aber auch zur Detektion unerwünschter entfernt liegender Nebenmaxima und damit zur Fehlregistrierung führen.

Bei einer Erhöhung von  $P_u$  ergibt sich bis auf 7 eine deutliche Verbesserung der Ergebnisse, bei einer weiteren Erhöhung bis 20 ist der Unterschied nur noch

gering. Die Zahl der Rechenschritte und damit die Rechenzeit erhöht sich proportional zu  $P_u$ . Bei noch größeren Werten kann sich das Ergebnis aufgrund von ausgeprägten Nebenmaxima wieder verschlechtern. Ähnliches gilt für die Erhöhung von  $\lambda$ .

Die Ergebnisse sind stark von der Güte der Ultraschalldaten abhängig, wobei die Güte hinsichtlich der Darstellung der Knochenoberfläche zu verstehen ist. In den Ultraschall-Datensätzen treten starke Inhomogenitäten auf, so dass hohe Nebenmaxima existieren und eine globale Maximumsuche bei der Registrierung nicht erwünscht ist.

Die Versuche zeigen, dass die Variation der Parameter bei zwei qualitativ sehr unterschiedlichen Datensätzen die selben Effekte bei den Registrierungsergebnissen hervorrufen. Aufgrund der Variabilität der Ergebnisse müssen die Parameter zur Generalisierung an unabhängigen Testdatensätzen verifiziert werden. Bei der Wahl von  $\lambda$  und  $P_u$  muss das Registrierungsergebnis der Erhöhung der Rechenzeiten gegenübergestellt werden.

Diese Arbeit ist im Rahmen des Kompetenzzentrum Medizintechnik Ruhr (KMR) entstanden und wird gefördert vom BmBF (Az. 13N8079) und der Siemens AG.

## Literaturverzeichnis

1. Carrat L, Tonetti J, Lavalée S, Merloz P, Pittet L und Chirossel JP: Treatment of Pelvic Ring Fractures: Percutaneous Computer Assisted Iliosacral Screwing. In Proc. MICCAI 84-91, 1998.
2. Amin DV, Kanade T, DiGioia AM, Jaramaz B, Nikou C und LaBarca RS: Ultrasound based registration of the pelvic bone surface for surgical navigation: CAOS-International, Davos, Switzerland, 2001.
3. Muratore DM, Dawant BM and Galloway RL: Vertebral surface extraction from ultrasound images for technology-guided therapy. In Proc. SPIE 3661 Medical Imaging, 3661:1499–1510, 1999.
4. Weber PK, Peter L, Voss G, Schlegel JC und Harland U: A System for Ultrasound-Based Intraoperative Navigation in Spine Surgery. In Proc. IEEE Int. Ultrasonics Symp. 1361–1364, 2001.
5. Ioppolo J, Kowal J und Nolte LP: Ultrasonic Registration Techniques, CAOS-International, Santa Fe (NM), USA, 2002.
6. Brendel B, Winter S, Rick A, Stockheim M, Schmieder K und Ermert H: Registration of 3D CT- and ultrasound-datasets of the spine using bone structures. *Comp Aid Surg* 7:146–155, 2002.
7. Winter S, Brendel B, Rick A, Stockheim M, Schmieder K und Ermert H: Registration of bone surfaces, extracted from CT-datasets, with 3D-ultrasound. *Biomedizinische Technik* 47(1):57–60, 2002.
8. Maintz JBA und Viergever MA: An Overview of Medical Image Registration Methods. *Med Image Anal*, 1:1–36, 1998.
9. Hansen N und Ostermeier A: Completely Derandomized Self-Adaptation in Evolution Strategies. *Evol Comput*, 9(2):159–195, 2001.
10. Riedmiller M und Braun H: A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm. In Proc. IEEE Int. Conf. on Neural Networks, 586–591, 1993.