

# Kantenerhaltende Glättung medizinischer Bilddaten zur Optimierung automatischer Segmentierungsverfahren

Jürgen Braun, Marius Laumans, Klaus Haarbeck und Thomas Tolxdorff

Institut für Medizinische Informatik, Biometrie und Epidemiologie  
Charité - Universitätsmedizin Berlin, Campus Benjamin Franklin  
Email: juergen.braun@medizin.fu-berlin.de

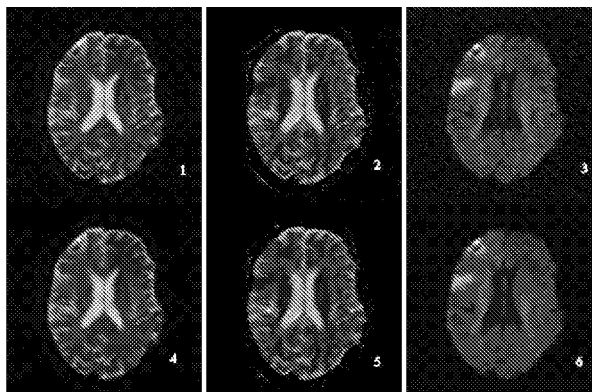
**Zusammenfassung.** Klinisches Bildmaterial für ein zur Diagnoseunterstützung eingesetztes automatisches, histogrammbasiertes Segmentierungsverfahren wurde mit Hilfe eines kantenerhaltenden Glättungsfilters vorverarbeitet, um die Qualität der Segmentierung zu optimieren. Die Adaption der Filtereinstellungen erfolgte anhand ausgewählter Datensätze, die eine größtmögliche Variation der zu analysierenden Pathologie wiedergaben. Nachfolgende Segmentierungen zeigten für vorverarbeitetes Bildmaterial gegenüber der Verwendung ungefilterter Daten eine verbesserte Gewebezunordnung aufgrund einer verringerten Zahl physiologisch nicht sinnvoller Unterstrukturen. Nach Glättung konnten pathologische Strukturen mit vergleichbarer Sensitivität und unverändert hoher Spezifität segmentiert werden.

## 1 Einleitung

Als Folge der stetigen Entwicklung neuer und immer schnellerer Aufnahmemethoden in der Magnetresonanztomographie (MRT) zur Ermittlung funktioneller oder physiologischer Eigenschaften, wachsen die anfallenden Datenmengen stark an. Den Radiologen obliegt im allgemeinen die Aufgabe, die stetig steigende Informationsmenge objektiv zu analysieren.

Zur Diagnoseunterstützung wurden daher eine Vielzahl halbautomatischer und automatisierter Segmentierungsverfahren entwickelt [1,2,3]. Trotz der Verwendung von zusätzlichen Verschmelzungsalgorithmen [4] besteht ein oftmals nicht ausreichend gelöstes Problem dieser Verfahren in der Übersegmentierung, d.h. der Ermittlung einer physiologisch nicht sinnvollen Zahl unterschiedlicher Gewebetypen. Für ein zur Diagnoseunterstützung eingesetztes automatisches Segmentierungsverfahren [5] wird gezeigt, daß die Anzahl übersegmentierter Gewebe durch Anwendung eines auf anisotroper Diffusion (AID) basierenden Verfahrens [6] zur kantenerhaltenden Glättung reduziert werden und die Qualität der Segmentierung verbessert werden kann.

**Abb. 1.** (1) T<sub>2</sub>w-Bild, (2) ADC-Map und (3) DW-Bild eines Cortexinfarktes vor Filterung. (4)-(6) dieselben Bilder nach Filterung mit  $t = 5$ ,  $\sigma = 3$  [(4) T<sub>2</sub>w-Bild ( $K = 4$ ), (5) ADC-Map ( $K = 8$ ) und (6) DW-Bild ( $K = 2$ )].



## 2 Methoden

Zur kantenerhaltenden Glättung wurde ein auf anisotroper Diffusion beruhender Filter nach Perona und Malik [6] implementiert. Die Optimierung der Filterparameter  $\sigma$  (Gauss'scher Weichzeichner),  $K$  (Kantenparameter) und  $t$  (Anzahl der Iterationen) wurde getrennt für jeden Eingabebildtyp durchgeführt. Als Bildmaterial diente eine Kombination von MRT-Bildern von Schlaganfallpatienten. Dazu zählten T<sub>2</sub>-gewichtete (T<sub>2</sub>w), diffusionsgewichtete (DW), und berechnete Bilder des apparenten Diffusionskoeffizienten (ADC) [7]. Um der Variabilität in der Erscheinung von Hirninfarkten Rechnung zu tragen, erfolgte die Optimierung von  $\sigma$ ,  $K$  und  $t$  an einem (1) Cortexinfarkt, (2) einem kleinflächigen zusammenhängenden Infarkt, (3) einem kleinflächigen verstreuten Infarkt, (4) einem ausgedehnten Mediainfarkt und (5) einem akuten Hirninfarkt bei gleichzeitig vorliegendem chronischen Infarkt.

Zur Segmentierung wurde ein automatisches, histogrammbasiertes Verfahren [5] eingesetzt. Der Goldstandard für die Analyse der Infarktgebiete wurde von einem Radiologen durch manuelle Segmentierung festgelegt. Die Güte der Seg-

Komb.	Diffusionskonstante $K$	Clusterzahl	Sensitivität	Spezifität
<i>I</i>	$K_{T2w}=4, K_{ADC}=8, K_{DWI}=2$	$15.40 \pm 1.52$	$0.81 \pm 0.24$	$0.99 \pm 0.01$
<i>II</i>	$K_{T2w}=4, K_{ADC}=16, K_{DWI}=2$	$13.80 \pm 1.92$	$0.69 \pm 0.40$	$0.99 \pm 0.01$
<i>III</i>	$K_{T2w}=4, K_{ADC}=16, K_{DWI}=2$	$14.60 \pm 1.82$	$0.74 \pm 0.31$	$0.99 \pm 0.01$
-	ohne Filterung mit AID	$20.60 \pm 6.35$	$0.80 \pm 0.25$	$0.99 \pm 0.01$

**Tabelle 1.** Ergebnisse der Optimierung der Filterparameter an 5 unterschiedlich ausgeprägten Hirninfarkten. Vergleichend sind die Segmentierungsergebnisse nach Filterung mit drei verschiedenen Kombinationen von  $K$  und die Ergebnisse ohne Filterung mit AID dargestellt.

**Tabelle 2.** Vergleich der Segmentierungsergebnisse ohne und mit Filterung durch AID.

	Clusterzahl	Sensitivität	Spezifität
Segmentierung <i>ohne</i> Filterung	$19.66 \pm 5.62$	$0.58 \pm 0.22$	$1 \pm 0.01$
Segmentierung <i>mit</i> AID-Filter	$16.15 \pm 2.82$	$0.56 \pm 0.22$	$1 \pm 0.01$

mentierung für die Infarktregionen wurde mit und ohne Filterung durch AID anhand von Spezifität und Sensitivität gegen den Goldstandard quantifiziert.

Aus Tabelle 1 folgt, daß Kombination *I* die besten Ergebnisse liefert. Damit konnte bei nahezu unveränderter Sensitivität und Spezifität die Anzahl segmentierter Gewebe um 25 % reduziert werden. Abbildung 1 zeigt am Beispiel des Cortexinfarktes das Ergebnis der AID-Filterung für einen Datensatz bestehend aus  $T_2w$ -, ADC- und diffusionsgewichteten Bildern. Es wurden insgesamt 27 Patienten, 13 weibliche und 14 männliche, an einem 1,5 T Magnetom Vision Tomographen (Siemens, Erlangen) mit einer Standardkopfspule untersucht. Das Untersuchungsprotokoll bestand aus  $T_1$ -,  $T_2$ - und diffusionsgewichteten Bildern. Die Untersuchungsdauer betrug 15 min. Das Durchschnittsalter der Patienten beim Infarkteintritt betrug  $65 \pm 13.5$  Jahre. Das durchschnittliche Infarktalter  $4.14 \pm 3.26$  Tage. Für die Untersuchungen lag die Einwilligung der Ethikkommission vor, die Einwilligung der Patienten erfolgte schriftlich nach umfassender Aufklärung.

### 3 Ergebnisse

Zur individuellen Anpassung an  $T_2w$ , DW und ADC Bilder fand eine Optimierung der AID-Filterparameter mit der Zielsetzung statt, eine Glättung unter Kantenerhalt zu ermöglichen ohne Gewebegrenzen zu verwischen. Die Optimierung unter Berücksichtigung von Wirkung und Wechselwirkungen der einzelnen Parameter erfolgte durch bildgestützte Auswertung der erzielten Segmentierungsergebnisse gegenüber dem von einem Radiologen definierten Goldstandard.

Mit  $\sigma$  wurde die vor der AID stattfindende Glättung der Bilder mit Hilfe eines Gauß'schen Weichzeichners gesteuert.  $\sigma$  zeigte in einem Bereich von  $2 \leq \sigma \leq 20$  einen geringen Einfluß auf das Ergebnis und wurde auf 3 gesetzt.

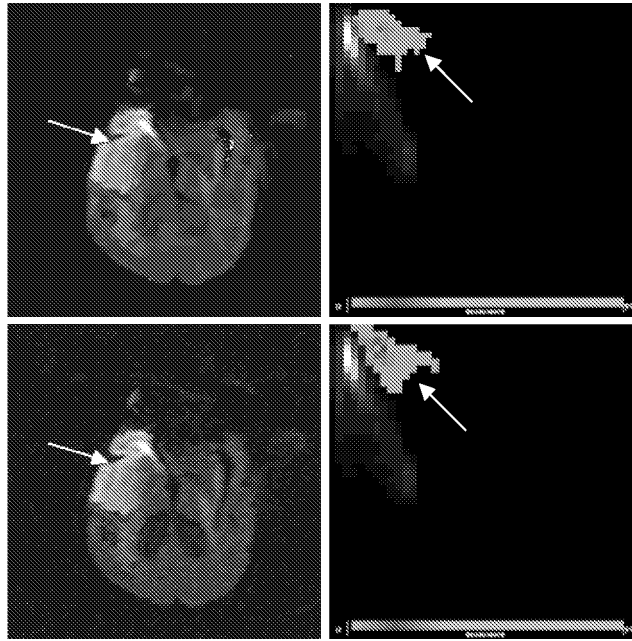
Für das zur Verfügung stehende EPI-Bildmaterial erwies sich für die Iterationszahl ein Wert von  $t=7$  als optimal, um eine gute Glättung bei gleichzeitigem Erhalt von Unterstrukturen zu gewährleisten.

Den größten Einfluß auf das Ergebnis der AID zeigte der Kantenparameter  $K$ , der abhängig von der Aufnahmetechnik des zu filternden Bildes optimiert werden mußte. Die genaue Bestimmung wurde mit drei Kombinationen von  $K$  bei konstantem  $t=5$  und  $\sigma=3$  für die  $T_2w$ -, ADC- und DW- Bilder der fünf unterschiedlichen Infarktverteilungen durchgeführt.

Tabelle 1 zeigt zusammenfassend die Ergebnisse für die Segmentierungen mit unterschiedlichen Kombinationen von  $K$  anhand der Kriterien (1) Reduktion von durch Clustern repräsentierte Gewebetypen, (2) Sensitivität und (3) Spezifität.

Tabelle 2 zeigt zusammenfassend die Ergebnisse für die automatische Segmentierung [5] von Hirninfarkten aller untersuchten Patienten ohne und mit

**Abb. 2.** Oben: links das DW-Bild eines Mediainfarkts (Pfeil) mit AID Filterung, rechts das Segmentierungsergebnis im Histogrammraum (Pfeil). Als Eingabe für die automatische 3D-Segmentierung dienten ein T2w-, ein DW-Bild und eine ADC-Map (Filterparameter:  $t = 5$ ,  $\sigma = 3$  und Parameterkombination I für K). Unten: korrespondierende Bilder ohne Filterung.



Filterung durch AID unter Verwendung von Parameterkombination *I* ( $K_{T2w} = 4$ ,  $K_{ADC} = 8$  und  $K_{DWI} = 2$ ,  $\sigma = 3$  und  $t = 5$ ). Insgesamt wurden 82 Schichten gegen den vom Radiologen definierten Goldstandard ausgewertet. Mit Filterung durch AID konnte mit vergleichbarer Sensitivität und Spezifität die Anzahl segmentierter Gewebe um 20 % gesenkt werden.

Abbildung 2 zeigt exemplarisch ein DW-Bild für einen Mediainfarkt mit und ohne Filterung durch AID und korrespondierende Segmentierungsergebnisse für den Infarkt im Histogrammraum. Cluster, die das Infarktgewebe im Histogrammraum repräsentieren, werden durch die Glättung mit AID kompakter und besitzen eine engere Werteverteilung.

## 4 Diskussion

Die AID ist vorteilhaft bei verrauschtem Bildmaterial, wie den vorgestellten, mit EPI-Aufnahmetechniken akquirierten MR-Bilddaten anzuwenden. Ein weiterer Vorteil dieser Methode ist die effiziente Implementierung des AID-Algorithmus.

Die Ergebnisse der Segmentierung von Infarktgebieten in 82 Schichten zeigten nach Filterung mit AID eine Stabilisierung der Ergebnisse durch die deutlich

reduzierte Anzahl segmentierter Gewebe bei Verringerung der zugehörigen Standardabweichung unter Erhalt von Sensitivität und Spezifität.

Ein Vergleich mit veröffentlichten AID-basierten Methoden zur Filterung und Segmentierung von medizinischem Bildmaterial gestaltet sich aufgrund des unterschiedlichen Datenmaterials schwierig. Simmons et al. [8] verglichen drei Verfahren zur Segmentierung von Hirngewebe auf der Grundlage von MR-Bildmaterial. In diesem Fall wurde gezeigt, daß eine schwellwertbasierte Segmentierung nur durch Anwendung eines AID-Filters erfolgreich durchgeführt werden konnte. Zingale et al. [9] verbesserten mit AID-Filterung ihre Ergebnisse zur automatischen Segmentierung von Hirnkonturen in MR-Bildern. In einer Arbeit zur Charakterisierung von Hirntumoren im Menschen und im Hamstermodell [10], wurden die zugrundeliegenden MR-Bilder ebenfalls mit einem AID-Filter vorverarbeitet. Die anschließende Segmentierung basierte auf dem *k-nearest neighbor* Algorithmus. Die Vorgehensweise dieser Arbeit ist der hier vorgestellten ähnlich, jedoch wurden die Filterergebnisse nicht validiert.

Insgesamt zeigt sich, daß die Filterung mit AID eine effektive Methode zur Vorverarbeitung von medizinischem Bildmaterial ist und durch ihre Anwendung die Ergebnisse von Bildverarbeitungsverfahren verbessert werden können.

## Literaturverzeichnis

1. Clarke LP, Velthuizen RP, Camacho MA, Heine JJ, Vaidyanathan M, Hall LO, Thatcher RW, Silbiger ML: MRI segmentation: methods and applications. *Magn Reson Imaging* (13): 343–368, 1995.
2. Atkins MS, Mackiewich BT: Fully automatic segmentation of the brain in MRI. *IEEE Trans Med Imaging* (17): 98–107, 1998.
3. Lemieux L, Hagemann G, Krakow K, Woermann FG: Fast, accurate, and reproducible automatic segmentation of the brain in T1-weighted volume MRI data. *Magn Reson Med* (42): 127–135, 1999.
4. Handels H: Automatic 3D segmentation and characterization of brain tissues in multiparametric MR image sequences. *Medinfo*: 696–700, 1995.
5. Braun J, Bernarding J, Koennecke HC, Wolf KJ, Tolxdorff T: Feature-based, Automated Segmentation of Cerebral Infarct Patterns Using T2- and Diffusion-weighted Imaging. *Comput Methods Biomech Biomed Engin* (5): 411–420, 2002.
6. Perona P, Malik J: Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion, *IEEE Trans. PAMI* (12): 629–639, 1990.
7. Bernarding J, Braun J, Hohmann J, Mansmann U, Hoehn-Berlage M, Stapf C, Wolf KJ, Tolxdorff T: Histogram-based characterization of healthy and ischemic brain tissues using multiparametric MR imaging including apparent diffusion coefficient maps and relaxometry. *Magn Reson Med* (43): 52–61, 2000.
8. Simmons A, Arridge SR, Barker GJ, Cluckie AJ, Tofts PS: Improvements to the quality of MRI cluster analysis. *Magn Reson Imaging* (12): 1191–1204, 1994.
9. Zingale R, Zingale A: Detection of MRI brain contour using isotropic and anisotropic diffusion filter. A comparative study. *J Neurosurg* (42): 111–114, 1998.
10. Vinitiski S, Gonzalez C, Andrews D, Knobler R, Curtis M, Mohamed F, Gordon J, Khalili K: In vivo validation of tissue segmentation based on a 3D feature map using both a hamster brain tumor model and stereotactically guided biopsy of brain tumors in man. *J Magn Reson Imaging* (8): 814–819, 1998.