

Interaktive Segmentierung von Hirninfarkten mittels Snake-Verfahren

Karsten Ehrig, Jürgen Braun und Thomas Tolxdorff

Institut für Medizinische Informatik, Biometrie und Epidemiologie,
Charité – Universitätsmedizin Berlin, Campus Benjamin Franklin
Email: {karsten.ehrig,juergen.braun}@charite.de

Zusammenfassung. Klinisches Bildmaterial wurde zur Diagnoseunterstützung mit zwei unterschiedlichen, interaktiven Snake-Verfahren verarbeitet, um die Eignung des Verfahrens für Standard MR-Bilddaten zu quantifizieren. Hierzu wurden beide Snake-Verfahren in das Bildverarbeitungs- und -analyseprogramm ImageJ integriert. Die Adaptation der Parameter erfolgte anhand ausgewählter Datensätze, die eine größtmögliche Variation der zu analysierenden Pathologie wiedergaben. Die Quantifizierung erfolgte für alle Datensätze durch statistische Auswertungen mit Hilfe von Referenzdaten, die unabhängig durch manuelle Segmentierung von einem Spezialisten festgelegt wurden. Im Vergleich der Snake-Verfahren mit einer automatischen, histogrammbasierten Segmentierung zeigte sich eine hoch signifikant bessere Sensitivität bei unveränderter Spezifität.

1 Einleitung

Als Folge der stetigen Entwicklung neuer und 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 zu analysieren. Zur Diagnoseunterstützung wurden in der vorliegenden Arbeit erstmals Snake-Verfahren zur interaktiven Segmentierung von Hirninfarkten auf der Grundlage klinischen MRT-Bildmaterials eingesetzt. Es handelt sich um ein klassisches, auf dem ursprünglichen Algorithmus von Kass et al. basierendes Verfahren [1] und ein auf kubischen Splines beruhendes Snake-Verfahren (SplineSnake, [2]). Die Validierung erfolgte mit Hilfe eines von einem unabhängigen Spezialisten für die umfangreichen Daten definierten Referenzdatensatzes und statistischen Auswertungen. Dies ermöglichte einen objektiven Vergleich zwischen den Snake-Verfahren und den auf identischem Datenmaterial beruhenden Ergebnissen eines automatischen Segmentierungsverfahrens [3].

2 Problemstellung

Die Problemstellung beruht in der Verbesserung der Segmentierung von Hirninfarkten mittels interaktiver Snake-Verfahren auf der Grundlage von umfangreichem, unter klinischen Bedingungen aufgenommenem MRT-Bildmaterial, der

Validation und dem objektiven Vergleich der Ergebnisse mit anderen Segmentierungsverfahren.

3 Stand der Forschung

Zur Diagnoseunterstützung wurden eine Vielzahl halbautomatischer (interaktiver) und automatisierter (benutzerunabhängiger) Segmentierungsverfahren entwickelt [4, 5, 6, 7]. Der klinische Hintergrund der vorliegenden Arbeit besteht in der diagnoseunterstützenden Segmentierung humaner Hirninfarkte, für die erstmals interaktiv steuerbare Snake-Verfahren eingesetzt werden. Die Grundlagen für Snake-Verfahren wurden 1988 von Kass et al. beschrieben [1]. 1994 wurden erste Anwendungen von Snake-Verfahren zur medizinischen Bildanalyse von Porrill et al. durchgeführt [8]. Verschiedene klinische Anwendungen folgten unter anderem in der Sonographie [9], Kardiologie [10] und Radiologie [11]. Um einen erfolgreichen praktischen Einsatz im klinischen Umfeld zu gewährleisten, stehen bei der vorgestellten Anwendung hohe Sensitivität und Spezifität gegen einen von einem Experten unabhängig definierten Referenzdatensatz, gepaart mit minimaler Nutzerinteraktion, im Vordergrund.

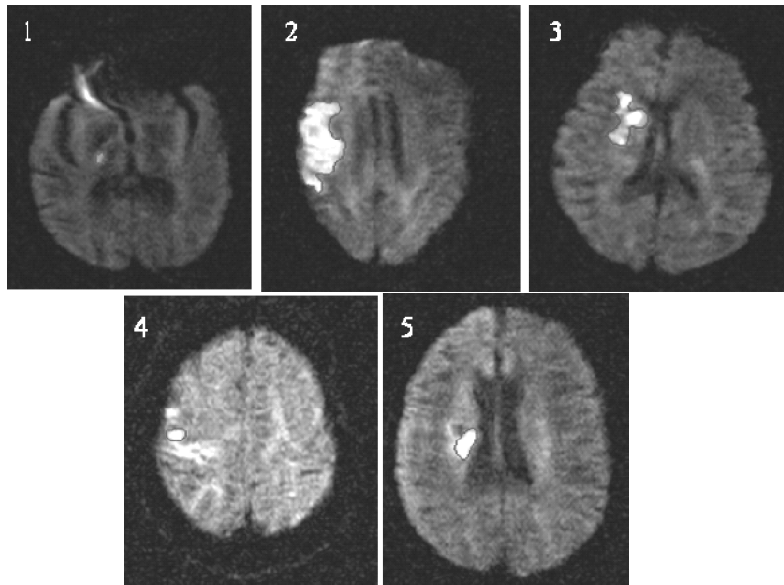
4 Wesentlicher Fortschritt durch den Beitrag

Auf der Grundlage umfangreichen, klinisch relevanten Datenmaterials, für den unabhängig von einem Spezialisten durch manuelle Segmentierung ein Referenzdatensatz für Hirninfarktregionen definiert wurde, konnten interaktive und automatische Segmentierungsverfahren validiert, objektiv miteinander verglichen, und erste Konsequenzen für den praktischen Einsatz abgeleitet werden.

5 Methoden

Zur Segmentierung mit Snake-Verfahren wurden das klassische Snake-Verfahren nach von Kass et al. [1] und ein modifiziertes, auf kubischen Splines (SplineSnake) beruhendes Snake-Verfahren [2] implementiert. Als Programmplattform zur Integration beider Snake-Verfahren mit einer universellen Plug-in Technologie diente das Java Programm ImageJ [12]. Das Bildmaterial bestand aus T2-gewichteten und diffusionsgewichteten (DW) MRT-Bildern sowie daraus berechneten Bildern des apparenten Diffusionskoeffizienten (ADC). Die Optimierung des klassischen Snake-Verfahrens auf die Bilddaten wurde anhand der Snake-Parameter Linienbildenergie und Kantenbildenergie durchgeführt. Beim SplineSnake-Verfahren erfolgte die Optimierung über die Wichtung von gradientenbasierter und regionenbasierter Bildenergie. Die Ermittlung von universell auf das gesamte Bildmaterial anwendbaren Programmparametern erfolgte unter Berücksichtigung der vielfältigen Hirninfarkterscheinungsformen anhand fünf charakteristischer Datensätze. Dies waren (1) ein Cortexinfarkt, (2) ein kleinflächiger zusammenhängender Infarkt, (3) ein kleinflächiger verstreuter Infarkt,

Abb. 1. Testdatensätze (diffusionsgewichtete Aufnahmen) zur Optimierung der Snake-Verfahren. Die segmentierten Infarkte sind jeweils durch Linien abgegrenzt. Bild (1) wurde mit dem klassischen Snake-Verfahren und Bilder (2)-(5) mit dem SplineSnake-Verfahren ausgewertet.



(4) ein ausgedehnter Mediainfarkt und (5) ein akuter Hirninfarkt bei gleichzeitig vorliegendem chronischen Infarkt. Der Referenzdatensatz für die Analyse der Infarkte wurde unabhängig von einem Radiologen durch manuelle Segmentierung festgelegt. Die Güte der Segmentierung wurde anhand von Sensitivität, Spezifität, positivem und negativem Vorhersagewert gegen den Referenzdatensatz quantifiziert. Als statistischer Test wurde der T-Test für gepaarte Stichproben verwendet. Es wurden insgesamt 28 Patienten (13 weiblich und 15 männlich) an einem 1,5 T Magnetom Vision Tomographen (Siemens, Erlangen) mit einer Standardkopfspule untersucht. Das Untersuchungsprotokoll bestand aus T1-, T2- und diffusionsgewichteten Aufnahmen. Die Untersuchungsdauer betrug ca. 15 min. Das Durchschnittsalter der Patienten beim Infarkteintritt betrug 64.28 ± 12.67 Jahre. Das durchschnittliche Infarktalter betrug 4.95 ± 3.31 Tage. Für die Untersuchungen lag die Einwilligung der Ethikkommission vor, die Einwilligung der Patienten erfolgte schriftlich nach umfassender Aufklärung.

6 Ergebnisse

Anhand der 5 Testdatensätze konnten für das klassische Snake-Verfahren optimale Parametereinstellungen für die Linien- und Kantenbildenergie gefunden werden. Für das SplineSnake-Verfahren wurden die besten Ergebnisse für eine rein gradientenbasierte Bildenergie ermittelt. Abb. 1 zeigt ausgewählte Schich-

Tabelle 1. Vergleich des klassischen Snake Verfahrens mit dem SplineSnake Verfahren. posVH: positiver Vorhersagewert, negVH: negativer Vorhersagewert.

Parameter	klassischer Snake	SplineSnake	Sign.
Sensitivität	0,75 ± 0,12	0,82 ± 0,12	<0,001
Spezifität	0,9987 ± 0,0012	0,9988 ± 0,0013	0,929
posVH	0,77 ± 0,13	0,80 ± 0,13	0,035
negVH	0,9986 ± 0,0015	0,9989 ± 0,0012	<0,001

Tabelle 2. Vergleich der automatischen histogrammbasierten Segmentierung mit dem klassischen Snake Verfahren und dem SplineSnake Verfahren. posVH: positiver Vorhersagewert, negVH: negativer Vorhersagewert. Sign.¹: Signifikanz im Vergleich der automatische Segmentierung mit dem klassischen Snake, Sign.²: Signifikanz im Vergleich der automatischen Segmentierung mit dem SplineSnake Verfahren.

Parameter	autom. Segmentierung	klassischer Snake	Sign. ¹	SplineSnake	Sign. ²
Sensitivität	0,59 ± 0,20	0,75 ± 0,12	<0,001	0,83 ± 0,11	<0,001
Spezifität	0,9999 ± 0,0090	0,9988 ± 0,0013	0,242	0,9988 ± 0,0012	0,219
posVH	0,80 ± 0,21	0,78 ± 0,13	0,761	0,82 ± 0,11	0,359
negVH	0,9932 ± 0,0350	0,9985 ± 0,0016	0,233	0,9989 ± 0,0012	0,198

ten der Testdatensätze mit Markierung der Infarktareale durch Snake-Verfahren. Insgesamt wurden zum Vergleich der beiden Snake-Verfahren 78 Schichten gegen den Referenzdatensatz ausgewertet (siehe Tabelle 1). Das SplineSnake-Verfahren ist in der Sensitivität als auch im positiven Vorhersagewert signifikant besser als das klassische Snake-Verfahren. Beide Snake-Verfahren wurden zusätzlich mit 64 übereinstimmenden Schichtdatensätzen mit den Ergebnissen einer automatischen, histogrammbasierten Segmentierung verglichen (siehe Tabelle 2). Klassisches Snake-Verfahren und SplineSnake-Verfahren sind in der Sensitivität signifikant besser als die automatische Segmentierung.

7 Diskussion

Bezüglich der eingesetzten Snake-Verfahren war das optimierte SplineSnake Verfahren signifikant besser als das klassische Snake-Verfahren. Ursachen hierfür liegen zum einen in der gekrümmten, den anatomischen Verhältnissen besser angepaßten Segmentierungsgrenze und zum anderen in der besseren Kantenfindung durch die Verwendung der gradientenbasierten Bildenergie, für die sich in den DW-Bilddaten sehr kontrastreich abgrenzenden Infarkte. Die Ursache für die hoch signifikant kleinere Sensitivität bei hoher Spezifität der histogrammbasierten Segmentierung im Vergleich zu beiden Snake-Verfahren ist in der Tatsache begründet, daß die Infarkte mit der histogrammbasierten Segmentierung im Regelfall zu klein segmentiert werden. Hinsichtlich der Sensitivität ist die Segmentierung mittels Snake-Verfahren der automatischen histogrammbasierten Segmentierung vorzuziehen. Bei der Spezifität gibt es keine signifikanten

Unterschiede zwischen den einzelnen Methoden. Insgesamt zeigt sich, dass die Segmentierung mittels Snake-Verfahren eine robuste Methode zur Segmentierung von medizinischem Bildmaterial ist. Die Nutzerinteraktion der interaktiven Snake-Verfahren wurde durch die Ermittlung von jeweils universell einsetzbaren Programmparametern auf ein Minimum reduziert. Einem Zeitaufwand von 1s pro Schicht bei der Segmentierung mit dem automatischen Verfahren stehen 10s pro Schicht mit den interaktiven Snake-Verfahren gegenüber. In Konsequenz für die praktische Anwendung eignet sich das schnellere automatische Verfahren aufgrund seiner vergleichbar hohen Spezifität zum Screening großer Datenmengen, das SplineSnake-Verfahren ist vorteilhaft zu detaillierten Analysen einsetzbar. Unter Erweiterung der Funktionalität der interaktiven Snake-Verfahren auf die selbstständige Erkennung einer initialen ROI besteht die Möglichkeit zur weiteren Automatisierung und Objektivierung.

Literaturverzeichnis

1. Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models. *International Journal of Computer Vision* 1988;1:321–331.
2. Jacob M, Blu T, Unser M. A Unifying Approach and Interface for Spline-Based Snakes. In: *Proceedings of the SPIE International Symposium on Medical Imaging (4322)*; 2001. p. 340–347.
3. 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* 2002;5:411–420.
4. Atkins MS, Mackiewich BT. Fully automatic segmentation of the brain in MRI. *IEEE Trans Med Imaging* 1988;17(1):98–107.
5. Bezdek JC, Hall LO, Clarke LP. Review of MR image segmentation techniques using pattern recognition. *Med Phys* 1993;20(4):1033–1048.
6. Clarke LP, Velthuizen RP, Phuphanich S, Schellenberg JD, Arrington JA, Silbiger M. MRI: stability of three supervised segmentation techniques. *Magn Reson Imaging* 1993;11(1):95–106.
7. Pham DL, Xu C, Prince JL. Current methods in medical image segmentation. *Annu Rev Biomed Eng* 2000;2:315–337.
8. Porill J, Ivins J. A semiautomatic tool for 3-D medical image analysis using active contour models. *Medical Informatics* 1994;19(1):81–90.
9. Chen CM, Lu HH. An adaptive snake model for ultrasound image segmentation: modified trimmed mean filter, ramp integration and adaptive weighting parameters. *Ultrason Imaging* 2000;22(4):214–236.
10. Jacob G, Noble JA, Behrenbruch C, Kelion AD, Banning AP. A shape-space-based approach to tracking myocardial borders and quantifying regional left-ventricular function applied in echocardiography. *IEEE Trans Med Imaging* 2002;21(3):226–238.
11. Yezzi A, Kichenassamy S, Kumar A, Olven P, Tannenbaum A. A geometric snake model for segmentation of medical imagery. *IEEE Trans Med Imaging* 1997;16(2):199–209.
12. Rasband W. ImageJ – Image Processing and Analysis in Java – Version 1.30. National Institut of Health, USA, <http://rsb.info.nih.gov/ij/>; 2003.