Segmentierung des Knochens aus T1- und PD-gewichteten Kernspinbildern vom Kopf

Stefan Burkhardt[1,2], Dietmar Saupe [1], Frithjof Kruggel [2] und Carsten Wolters [2]

[1] Institut für Informatik
Universität Leipzig, 04109 Leipzig
[2] Max-Planck-Institut für neuropsychologische Forschung, 04103 Leipzig
Email: burkhardt@informatik.uni-leipzig.de

Zusammenfassung. Es wird ein Verfahren vorgestellt, daß eine verbesserte Segmentierung des Knochens durch eine Kombination T1- und PD-gewichteter MR-Daten vom Kopf ermöglicht. Der Knochen wird durch seine Kante zur Hirnflüssigkeit und seine Kante zur Kopfhaut bzw. zum Gesichtsschädel beschrieben. Das Verfahren registriert die beiden Bilder, erstellt eine initiale Segmentierung für beide Kanten und paßt diese mit Hilfe eines elastischen Modells an. Es ist auf diese Bilder optimiert, benötigt keine Parameter und kommt ohne Interaktion aus.

1 Problemstellung

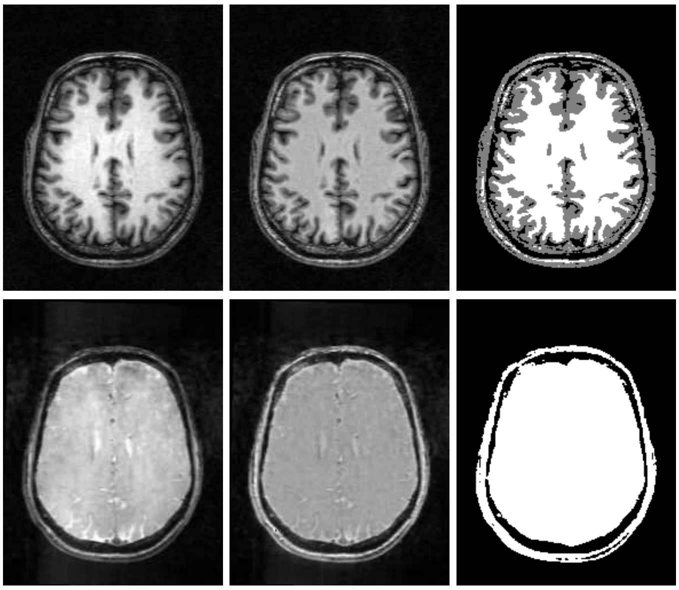
Ein korrektes Modell des Schädelknochens ist für viele Anwendungen von Bedeutung, beispielsweise bei der Lokalisation von Quellen elektromagnetischer Hirnaktivität oder bei der Simulation von biomechanischen Eigenschaften des Kopfes. Auf T1-gewichteten Kernspinbildern sind die Kopfhaut und das Gehirn mit grauer und weißer Substanz abgrenzbar, Knochen und Hirnflüssigkeit jedoch nicht. Steht nur dieses eine Bild zur Verfügung, dann muß die Kante zwischen Knochen und Hirnflüssigkeit geschätzt werden. Dafür bietet beispielsweise die Software CURRY [1] ein Verfahren, bei dem die Gehirnoberfläche segmentiert und geglättet wird. Die gesuchte Kante wird in einem konstanten Abstand von dieser geglätten Oberfläche angenommen. Das führt zu einer Kante, die oft erheblich von den realen Gegebenheiten abweicht. Daher soll zusätzlich ein PD-gewichtetes Kernspinbild aufgenommen werden, auf dem ein großer Kontrast zwischen protonenreichen Gewebetypen (Kopfhaut, Hirnflüssigkeit, Gehirn) und protonenarmen Regionen (Knochen und Luft) vorhanden ist. Der Knochen kann aus diesem Bild sehr gut segmentiert werden. Da aber kein Unterschied zwischen der Hirnflüssigkeit, der grauen und der weißen Substanz zu erkennen ist, soll dieses Bild nur zur Unterstützung der Segmentierung des T1-gewichteten Bildes herangezogen werden. Im folgenden wird ein Verfahren dafür vorgestellt [2].

2 Methoden

2.1 Registrierung

Da es zwischen der zeitlich getrennten Aufnahme des T1- und des PD-gewichteten Datensatzes zu Bewegungen des Patienten kommt, ist eine Registrierung der Bilder

Abb. 1. Originale (links) und intensitätskorrgierte (Mitte) Kernspinbilder und die Segmentierung mit dem AFCM-Algorithmus (rechts) für ein T1- (oben) und ein PD-gewichtetes (unten) Bild



erforderlich. Dazu wird eine affine Abbildung verwendet, die sich durch je drei Parameter für die Skalierung, Rotation und Translation beeinflussen läßt. Die Bestimmung der optimalen Parameter erfolgt durch die Maximierung der Mutual-Information [3] im überschneidenden Bildbereich. Zur Optimierung wird ein Mehrgitterverfahren mit einem Downhill-Simplex-Algorithmus auf Basis der Freudenthal-Triangulierung [4] angewandt.

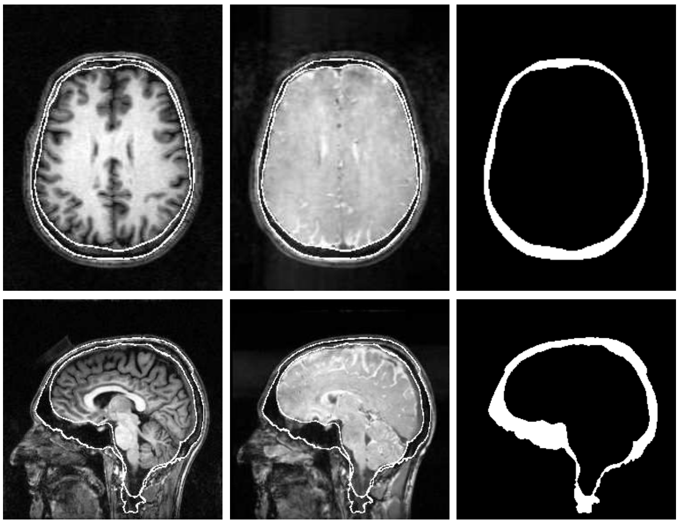
2.2 Segmentierung

In einem ersten Schritt werden die innere und äußere Kante des Knochens mit einem einfachen, voxelbasierten Verfahren näherungsweise bestimmt und danach im Sinne eines elastischen Modells optimiert. Das Ziel soll ein Verfahren sein, das die Segmentierung möglichst automatisch durchführt.

Als problematisch für eine Segmentierung stellen sich die in beiden Bildern auftretenden Intensitätsinhomogenitäten dar. Diese werden mit dem von Pham und Prince in [5] vorgestellten adaptiven Fuzzy-C-Means-Algorithmus (AFCM) korrigiert. Als Ergebnis erhält man ein intensitätskorrigiertes Bild, eine Zuordnung eines jeden Voxels zu einer Gewebeklasse (Abb. 1) und ein Klassenzentrum für jede Klasse. Für das T1-gewichtete Bild haben sich drei Klassen als sinnvoll herausgestellt, für das PD-gewichtete zwei.

Aus dem PD-gewichteten Bild wird unter Verwendung der Zuordnung zu den Gewebeklassen das Kompartment Gehirnflüssigkeit und Gehirn segmentiert, dessen Oberfläche die innere Kante des Schädels repräsentiert. Diese stellt eine unter Umständen

Abb. 2. Innere und äußere Kante des Knochens in einem T1- (links) und einem PD-gewichteten Bild (Mitte) sowie die Maske für den Knochen (rechts). Dargestellt sind ein axialer (oben) und ein sagitaler Schnitt (unten).

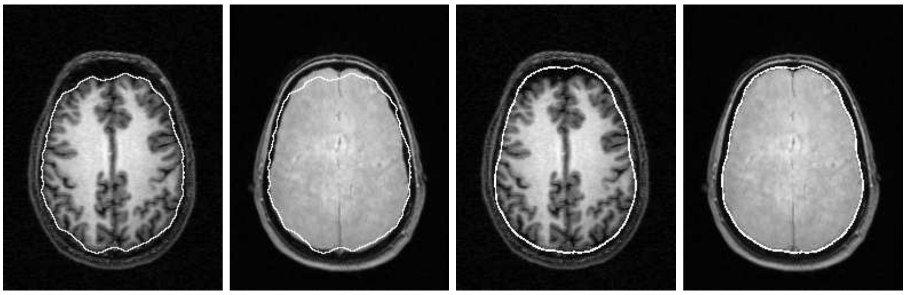


ungenaue Approximation der Kante dar. Da sich die Segmentierung der äußeren Kanten in den Bilddaten recht schwierig gestaltet, wird als Initialisierung für die äußere Kante des Knochens eine Kante verwendet, die 7mm außerhalb der inneren liegt.

Anschließend werden die Kanten im Sinne eines deformierbaren Modells optimiert. Zuerst werden mit Hilfe des Marching-Tetrahedra-Algorithmus [6] die Oberflächen beider Masken als Dreiecksnetze extrahiert. Die so erhaltenen Netze haben ungefähr eine Million Knoten und werden auf 30000 Knoten vereinfacht. Die Dreiecksnetze werden mit dem in [7] vorgestellten deformierbaren Modell optimiert. Ausgehend von den initialen Netzen werden die Knoten schrittweise bewegt, bis ein stabiler Zustand erreicht ist. Die externe Kraft ist so gestaltet, daß die Knoten in der Nähe eines Grauwertes I_{lim} gehalten werden. Für die Anpassung werden die intensitätskorrigierten Bilddaten benutzt. Das innere Netz wird im PD-gewichteten Bild angepaßt, für das äußere Netz wird das T1-gewichtete verwendet. Zur Bestimmung der Werte I_{lim} wird auf den AFCM-Algorithmus zurückgegriffen. Neben der Klassifizierung der Voxel und dem intensitätskorrigierten Bild liefert er auch noch ein Klassenzentrum v_i für jede Klasse. Für das PD-gewichtete Bild existieren zwei derartiger Zentren $v_1 < v_2$ und für das T1-gewichtete drei $v_1 < v_2 < v_3$. Anhand dieser Werte wird $I_{lim} = (v_1 + v_2)/2$ als Mittelwert der entsprechenden Werte v_1 und v_2 des jeweils verwendeten Bildes gesetzt.

Als problematisch hat sich gezeigt, daß sich das äußere Netz stellenweise aus dem Kopf heraus bewegt. Um diesen Effekt zu vermeiden, wird der Wert aller Hintergrundvoxel im T1-gewichteten Bild unter Verwendung einer vorher erstellten Kopfmaske auf den maximalen Wert gesetzt. Mit dieser Modifikation läßt sich das Netz für die äußere Kante anpassen. Nach Abschluß der Anpassung beider Netze ergibt sich die Maske für den Knochen durch das Füllen des Bereichs zwischen innerer und äußerer Kante.

Abb. 3. Innere Kante des Knochens in einem T1- und einem PD-gewichteten Bild. Dargestellt ist die Schätzung aus dem T1-gewichteten Bild in der Software CURRY (die beiden linken Bilder) und die akkurate Segmentierung mit dem vorgestellten Verfahren (die beiden rechten Bilder).



3 Ergebnisse

Das beschriebene Verfahren wurde auf fünf Datensätze (jeweils aus einem T1- und einem PD-gewichteten Bild bestehend) angewendet. Bei der Registrierung von geeigneten Phantombildern traten nur Fehler auf, die kleiner als die Diskretisierung im Voxelgitter waren. Nach der Intensitätskorrektur und der initialen Segmentierung wurden in allen verwendeten Bildern die Netze für die innere und die äußere Kante korrekt angepaßt. Das gesamte Verfahren benötigte bei diesen Bildern keinen Eingriff des Anwenders. Für einen Datensatz ist das Segmentierungsergebnis in Abb. 2 dargestellt.

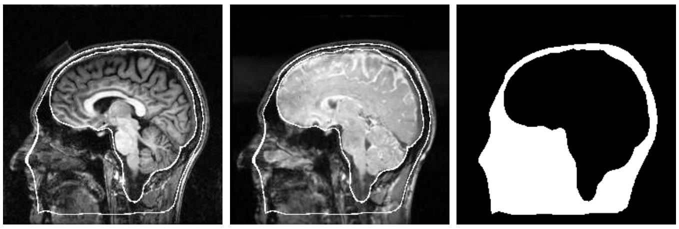
4 Zusammenfassung und Diskussion

Der vorgestellte Algorithmus bietet eine automatische, akkurate Segmentierung des Knochens, auch an der Kante zwischen Knochen und Hirnflüssigkeit. In Abb. 3 ist auf den beiden linken Bildern die Segmentierung dieser Kante aus dem T1-gewichteten Bild mit CURRY dargestellt. Es ist zu erkennen, daß die wirkliche Kante des Knochens, die im PD-gewichteten Bild erkennbar ist, und die geschätzte im Bereich der Stirn erheblich voneinander abweichen. Die beiden rechten Bilder zeigen die Segmentierung bei zusätzlicher Verwendung des PD-gewichteten Bildes und des beschriebenen Verfahrens. Dort wird nun auch die innere Kante des Knochens korrekt segmentiert.

Als Nachteil ist der hohe Zeitbedarf des originalen AFCM-Verfahrens anzusehen. In unserer ersten Implementierung [2] unter Verwendung von acht Prozessoren einer SGI Origin 2000 wurden dafür bis zu acht Stunden Rechenzeit (d.h. vier Stunden pro Bild) benötigt, immerhin knapp 90% der gesamten Bearbeitungszeit. Dieser hohe Zeitbedarf ist durch das mehrfache Lösen großer linearer Gleichungssysteme bedingt. Durch die Verwendung eines Multigrid-Verfahrens läßt sich die Rechenzeit pro Bild auf ca. 30 Minuten auf einem Intel Pentium III (500 Mhz, Einprozessorsystem, Linux) bzw. ca. 90 Minuten bei der Verwendung von nur einem Prozessor der Origin 2000 reduzieren.

Weiterhin wird der Knochen als homogen zwischen der inneren und der äußeren Kante angesehen. In der Realität sind jedoch belüftete Kammern (beispielsweise die

Abb. 4. Innere und äußere Kante des Knochens in einem T1- (links) und einem PD-gewichteten Bild (Mitte) sowie die Maske für den Knochen (rechts) bei der Wahl der Kopfoberfläche als initiale äußere Kante. Dargestellt ist ein sagitaler Schnitt.



Stirnhöhlen) im Knochen enthalten. Der dadurch entstehende Einfluß auf Quellokalisationen und auf biomechanische Simulationen bleibt zu untersuchen.

Am Hirnstamm können sich die Netze durchdringen. Wenn das Modell für die Quellokalisation verwendet wird, kann dieses Problem umgangen werden, wenn als initiale äußere Kante die Kopfoberfläche verwendet wird. Die dabei entstehende Segmentierung (Abb. 4) ist kaudal ab dem Hirnstamm zwar sehr ungenau, der Einfluß auf die Ergebnisse der Quellokalisation kann aber vernachlässigt werden.

Literatur

1. Neuro Scan Labs: CURRY 4. http://www.neuro.com/neuroscan/prod05.htm.
2. Burkhardt S: Segmentierung des Knochens aus T1- und PD-gewichteten Kernspinbildern vom Kopf. Diplomarbeit, Institut für Informatik, Universität Leipzig, 2000. http://dol.uni-leipzig.de/pub/2000-32.
3. Maes F, Collignon A, Vandermeulen D, Marchal G, Suetens P: Multimodality image registration by maximization of mutual information. IEEE Trans. on Medical Imaging, 16(2):187–198, 1997.
4. Allgower EL, Georg K: Numerical Continuation Methods - An Introduction. Springer-Verlag, Berlin, 1990.
5. Pham DL, Prince JL: An adaptive fuzzy C-means algorithm for image segmentation in the presence of intensity inhomogenities. Patter Recognition Letters, 20(1):57–68, 1999.
6. Gueziec A, Hummel R: The wrapper algorithm: surface extraction and simplification. In: Workshop on Biomedical Image Analysis 204–213, IEEE Computer Society Press, Los Alamitos, 1994.
7. Kruggel F, von Cramon DY: Measuring the cortical thickness. In: Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis, Hilton Head Island 154–161, IEEE Computer Society Press, Los Alamitos, 2000.