Abbildung der Gehirnoberfläche auf eine sphärische Fläche

H. Zilken[1], H. Halling[2], H.-W. Müller-Gärtner[1]

Institut für Medizin[1], Zentrallabor für Elektronik[2]
Forschungszentrum Jülich GmbH, Leo-Brandt-Straße, 52425 Jülich
zilken@imeecat1.ime.kfa-juelich.de

Verschiedene Fragestellungen bezüglich der Anatomie und Funktionalität des Gehirns können besser beantwortet werden, wenn die Gehirnoberfläche in Form einer übersichtlichen, zweidimensionalen Landkarte vorliegt. Die Transformation der Gehirnoberfläche auf eine Karte muß dabei verschiedenen Nebenbedingungen genügen. Zum einen müssen Nachbarschaftsbeziehungen zwischen Punkten erhalten bleiben, zum anderen müssen die bei der Transformation auftretenden Verzerrungen minimiert werden. In diesem Artikel wird ein aktives Konturmodell vorgestellt, welches für die Abbildung der Gehirnoberfläche auf die Fläche einer Kugel genutzt wird. Die inneren Kräfte des aktiven Konturmodells sorgen für die Einhaltung der Nebenbedingungen. Da als Zielobjekt eine Kugeloberfläche gewählt wurde, ist es möglich, die gesuchte Abbildung ohne die Einführung von künstlichen Schnitten zu erzeugen. Zudem wird als Nebenprodukt der Transformation ein Netz der Gehirnoberfläche geliefert, welches für weitere Anwendungen, wie z.B. Visualisierungen oder Bestimmung der Ausrichtung der Gehirnoberfläche im Raum genutzt werden kann.

Keywords: Snakes, Active Contours, Cortical Flattening

1 Einleitung

Durch die Verwendung bildgebender Verfahren, wie z. B. PET, NMR und fNMR, ist es erstmals möglich, die Anatomie und die Funktionalität des menschlichen Gehirns im Experiment an lebenden Probanden zu erforschen. Die Messung von Gehirnaktivitäten gibt Aufschluß über Lokalisation und Funktion von Gehirnarealen. Viele dieser Areale liegen in der Großhirnrinde, in welcher sich der Großteil der Grauen Substanz des Gehirns befindet.

Die Beantwortung mancher Fragestellungen bezüglich Anatomie und Funktion wird jedoch erschwert durch die extreme Krümmung und Verwindung der Großhirnrinde. Eine wichtige Fragestellung ist z. B. die Frage nach der Form und der Größe von Arealen. Auch die relative Lage von Arealen untereinander und zu anderen Hirnstrukturen, wie z. B. zu wichtigen Sulci, ist Gegenstand der Forschung. Man ist daher bestrebt, eine flache 'Landkarte' der Gehirnoberfläche zu erzeugen, auf welcher anatomische Merkmale oder funktionelle Areale eingezeichnet werden können [1]. Mit Hilfe solch einer Karte kann die Topographie von Arealen direkt visualisiert werden. Zudem werden Abstandsbestimmungen vereinfacht, und es ist möglich, ein neues Referenzkoordinatensystem auf der Hirnoberfläche einzuführen.

In [2] wurde ein einfaches mathematisches Verfahren zur Kartengewinnung vorgestellt. Der in diesem Verfahren verwandte Algorithmus zur Rekonstruktion der Gehirnoberfläche orientiert sich stark an den in Schnittbildern gegebenen Konturen und war nicht in der Lage, eine korrekte Oberflächenrekonstruktion zu gewährleisten, falls die Gehirnoberfläche in verschiedenen Schnitten in nicht-zusammenhängende Konturen zerfällt. Ein komplexeres Netzmodells der Gehirnoberfläche wurde in [3] dargestellt. Der dort angewandte Algorithmus minimiert bei der

Berechnung der Gehirnkarte zudem die Verzerrungen. In diesem Verfahren muß als Ausgangsbasis für die Berechnung ein Netz der Gehirnoberfläche (oder eines Teiles davon) generiert werden. Danach wird dieses Netz unter Verwendung von inneren und äußeren Kräften auf eine Ebene transformiert. Damit die Verzerrungen des Netzes nicht zu groß werden, wird das Netz an manchen Stellen eingeschnitten, d. h. die Verbindung zwischen Netzknoten wird durchtrennt. Dies ist immer dann notwendig, wenn ein besonders stark gekrümmter Gehirnabschnitt, wie er z. B. am visuellen Cortex vorliegt, auf eine ebene Fläche transformiert werden soll.

Das hier vorgestellte Verfahren vermeidet diese Einschnitte des Netzes, indem als Zieloberfläche nicht eine Ebene, sondern eine Kugeloberfläche gewählt wird. Die Krümmung der Kugeloberfläche entspricht eher der globalen Krümmung der Gehirnoberfläche, so daß hier per se kleinere Verzerrungen zu erwarten sind. Ferner ist es bei dem hier vorgestellten Verfahren nicht nötig, ein Oberflächennetz des Gehirns als Ausgangsbasis für die Berechnung der Karte zu erzeugen. Vielmehr wird der umgekehrte Weg eingeschlagen. Ausgangspunkt der Berechnung ist das generierte Oberflächennetz einer Kugel, welches an die Gehirnoberfläche angepaßt wird. Um die Anpassung der Kugeloberfläche an die Gehirnoberfläche zu berechnen wird das aus der Literatur bekannte Konzept der aktiven Konturen aufgegriffen. Durch die Berechnung dieser Anpassung wird eine 1:1 Abbildung von Punkten auf der Gehirnoberfläche zu Punkten auf der Kugel und somit die gesuchte Karte geliefert. Zudem wird auf diesem Wege als Nebeneffekt ein trianguliertes Netz der Gehirnoberfläche erzeugt, welches auch für andere Zwecke, wie z. B. Visualisierung genutzt werden kann.

Dieser Artikel gliedert sich im weiteren wie folgt: In Abschnitt 2 wird das Konzept der aktiven Konturen vorgestellt. Im 3. Abschnitt wird das hier vorgestellte Verfahren im Detail beschrieben. Abschnitt 4 stellt eine Anwendung des Verfahrens vor.

2 Modell der aktiven Oberfläche

Mit Hilfe des in [4] beschriebenen aktiven Konturmodelles (‘Snakes’) können bestimmte Eigenschaften eines digitalisierten Bildes gefunden werden, indem ein zur Kontur gehörender Energieterm minimiert wird. Dieses Modell wird in [5] zur aktiven Oberfläche erweitert. Unter einer aktiven Oberfläche versteht man die Abbildung

$$\Omega = [0,1]^2 \rightarrow \Re^3$$

$$(r,s) \rightarrow v(r,s) = (x(r,s), y(r,s), z(r,s))^T \tag{1}$$

Einer Oberfläche v wird eine innere Energie E_{intern}, eine äußere Energie E_{extern}, und deren Summe als Gesamtenergie E zugeordnet:

$$E_{\text{intern}}(v) = \int_{\Omega} w_{10}\left|\frac{\partial v(r,s)}{\partial r}\right|^2 + w_{01}\left|\frac{\partial v(r,s)}{\partial s}\right|^2 + 2w_{11}\left|\frac{\partial^2 v(r,s)}{\partial r \partial s}\right|^2 + w_{20}\left|\frac{\partial^2 v(r,s)}{\partial r^2}\right|^2 + w_{02}\left|\frac{\partial^2 v(r,s)}{\partial s^2}\right|^2 drds$$

$$E_{extern}(v) = \int_{\Omega} P(v(r,s))\, drds, \qquad E(v) = E_{intern}(v) + E_{extern}(v)\,. \tag{2}$$

Die innere Energie ist ein Maß für die Dehnung und Krümmung der Oberfläche. In die äußere Energie geht das Potential $P(v)$ ein, welches aus Bilddaten gewonnen wird und dort, wo sich das gesuchte Bildmerkmal befindet, sein Energieminimum hat. Liegt eine Funktion v im lokalen Minimum von E, dann erfüllt v die zu (2) gehörende Euler-Lagrange Gleichung. Unter Berücksichtigung von Randbedingungen kann die Euler-Lagrange Gleichung durch die Bildung von finiten Differenzen gelöst werden. Man erhält so eine Gleichung der Form $AV=F$, wobei A eine Diagonalmatrix ist, V den Vektor der Knotenpositionen v_i bezeichnet und F der Vektor der an den v_i angreifenden äußeren Kräfte ist.

Durch Anwenden der zugehörigen Evolutionsgleichung erhält man folgende Rekursionsformel für V:

$$(I + \tau\, A)\, V^{(t+1)} = (V^{(t)} + \tau\, F)\,, \tag{5}$$

wobei I die Identitätsmatrix und τ ein Zeitschritt ist. Aus dieser halb-expliziten Form kann unter der Annahme, daß die Änderungen von v während eines Zeitschrittes klein sind, also daß $V^{(t+1)} \approx V^{(t)}$ ist, folgende explizite Form gewonnen werden:

$$V^{(t+1)} = V^{(t)} + \tau\,(-AV^{(t)} + F)\,. \tag{6}$$

Anschaulich bedeutet (6), daß man in einem Iterationsschritt jeden Punkt v_i um einen kleinen Schritt in Richtung äußerer Kraft F und in Richtung des negativen Gradienten der inneren Energie ($-AV$) verschiebt. Die explizite Form hat den Nachteil, daß sie nur langsam konvergiert, ihr Vorteil liegt darin, daß an keiner Stelle eine Matrix invertiert werden muß.

3 Methode

3.1 Kugelmodell

Als Augsgangsnetz wird das diskretisierte Oberflächennetz einer Kugel gewählt. Dies wird durch schrittweise Verfeinerung eines Ikosaeders erzeugt. Der Ikosaeder besteht aus zwanzig gleichseitigen Dreiecken gegeben durch 12 Knotenpunkte mit jeweils 5 Nachbarn. Er ist in Abbildung 1 dargestellt. Dieses Netz kann schrittweise verfeinert werden, indem in der Mitte jeder Verbindungsgeraden von zwei Knoten ein neuer Knotenpunkt erzeugt, auf die Kugeloberfläche projiziert, und dann neu vernetzt wird. Es entstehen dabei neue Knoten mit jeweils sechs Nachbarn. Die ursprünglichen zwölf Knotenpunkte mit fünf Nachbarn bleiben bei dem Verfeinerungsprozeß erhalten.

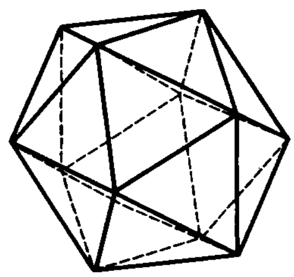


Abbildung 1: Ikosaeder

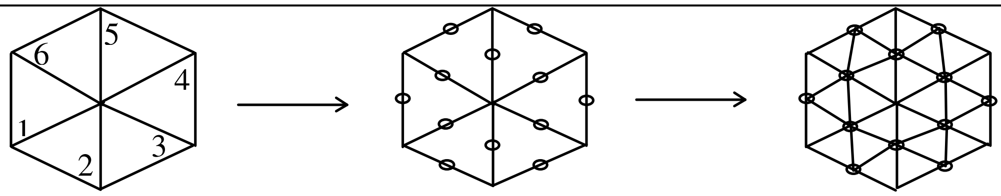
Sei Ψ die Menge der Netzknoten v_i, i=1,..,n, dann sind folgende Nachbarschaften $N_1(i) \subset \Psi$, $N_2(i) \subset \Psi \times \Psi$ und $N_3(i) \subset \Psi \times \Psi$ für die Formulierung der Energieterme nötig. Diese Nachbarschaften gelten für Knoten mit 6 Nachbarn:

$$v_j \in N_1(i) \quad :\Leftrightarrow \quad v_j \text{ ist Nachbar von } v_i$$

$$(v_j, v_k) \in N_2(i) \quad :\Leftrightarrow \quad v_j \text{ ist m - ter Nachbar und } v_k \text{ ist ((m + 1) mod 6) - ter Nachbar von } v_i$$

$$(v_j, v_k) \in N_3(i) \quad :\Leftrightarrow \quad v_j \text{ ist m - ter Nachbar und } v_k \text{ ist ((m + 3) mod 6) - ter Nachbar von } v_i$$

Zur Durchnumerierung von Nachbarknoten siehe Abbildung 2. Für Knoten mit 5 Nachbarn sei eine analoge Definition gegeben.



Ausgangsnetz mit Numerierung der Nachbarknoten des Mittelpunktes.

Nach Einführung neuer Punkte.

Nach Neuvernetzung.

Abbildung 2: Verfeinerung des Netzes

3.2 Innere Energie

Die innere Energie beschreibt Abhängigkeiten von Knotenpunkten des Netzes untereinander und trägt dafür Sorge, daß die für eine sinnvolle Transformation wichtigen Nebenbedingungen berücksichtigt werden. Die bei der Deformation auftretenden Verzerrungen sollen minimiert werden. Daher werden Energieterme aufgestellt, in welche Abstände und Winkel zwischen Knotenpunkten sowie die Fläche der Dreiecke im Netz eingehen. Anders als in Abschnitt 2 beschrieben werden die Energieterme hier direkt am diskreten Modell entwickelt.

3.2.1 Längenerhalt

Die Abstände im Netz sollen möglichst konstant gehalten werden. Daher geht in diesen Term die normierte quadratische Abweichung der Punktabstände von einem Sollabstand d ein. Durch die Normierung wird die Skalierungsunabhängigkeit des Energieterms erreicht.

$$E_{length}(d) = \sum_{i=1}^{n} \sum_{v_j \in N_1(i)} \frac{1}{2} \frac{\left(d - \left|v_i - v_j\right|\right)^2}{d^2} \tag{7}$$

Der Parameter d gibt den durchschnittlichen Abstand zwischen benachbarten Knoten an und wird in jedem Iterationsschritt so gewählt, daß (7) gerade minimiert wird.

3.2.2 Flächenerhalt

Neben den Knotenabständen soll auch der Flächeninhalt der Netzoberfläche möglichst wenig verzerrt werden. Man erhält so den Term (9):

$$E_{area}(a) = \sum_{i=1}^{n} \sum_{(v_j, v_k) \in N_2(i)} \frac{\left(a - \frac{\left|(v_j - v_i) \times (v_k - v_i)\right|}{2}\right)^2}{2a^2} . \tag{9}$$

a ist der Durchschnittsflächeninhalt, welcher (9) minimiert.

3.2.3 Krümmung

Als Maß für die Krümmung der diskreten Kugeloberfläche werden die Winkel zwischen den Verbindungsgeraden von gegenüberliegenden Knotenpunkten genommen:

$$E_{curvature} = \sum_{i=1}^{n} \sum_{(v_j, v_k) \in N_3(i)} \frac{1}{2} \left(1 - \frac{(v_j - v_i)(v_i - v_k)}{\left|(v_j - v_i)\right| \left|(v_i - v_k)\right|} \right). \tag{11}$$

Bei einer glatten Kante ist der Winkel zwischen den Punkten 180° und der dieser Kante entsprechende Summand in $E_{curvature}$ gleich Null. Ein Winkel von 0° stellt maximale Krümmung dar und geht als Eins in die Summe ein.

3.3 Äußere Kraft

Die äußere Kraft sorgt für die Anpassung des Kugelnetzes an die durch NMR-Daten gegebene Gehirnoberfläche. Dazu ist es zunächst erforderlich, die Voxel des NMR-Volumendatensatzes in drei Klassen zu unterteilen, nämlich in Gehirninneres, Gehirnäußeres und Gehirnoberfläche. Dies kann semiautomatisch über einen Threshold-Algorithmus mit nachfolgender manueller Korrektur geschehen. Somit kann eine Druckkraft berechnet werden, welche die Knotenpunkte des Netzes in Richtung Cortexoberfläche bewegt:

$$f(v_i) = \begin{cases} n(i), & \text{falls } v_i \text{ im Gehirninneren liegt} \\ -n(i), & \text{falls } v_i \text{ im Gehirnäußeren liegt} \\ 0, & \text{falls } v_i \text{ auf der Gehirnoberfläche liegt} \end{cases}, \tag{12}$$

wobei *n(i)* die nach außen gerichtete Oberflächennormale im Punkt v_i bezeichnet.

3.4 Algorithmus

Zur Berechnung der Deformation des Kugelnetzes wird die in Abschnitt 2 beschriebene explizite Form der Evolutionsgleichung verwendet.

$$v_i^{(n+1)} = v_i^{(n)} - \tau \left(\left. \frac{\partial(\lambda_1 E_{length}(d^{(n)}) + \lambda_2 E_{curvature} + \lambda_3 E_{area}(a^{(n)}))}{\partial v_i} \right|_{v_i = v_i^{(n)}} + \lambda_4 f(v_i^{(n)}) \right) \tag{13}$$

τ bezeichnet hier einen Zeitschritt und die λ_i sind Gewichtungsfaktoren.

4 Resultate

Mit Hilfe des hier vorgestellten Verfahrens konnte ein Kugelnetz bestehend aus ca. 40000 Knoten an die Oberfläche einer Hemisphäre eines post-mortem Gehirns angepaßt werden. Es wurde somit ein Mapping der Gehirnoberfläche erreicht ohne die Einführung von künstlichen Schnitten im Netz. Abbildungen 3 und 4 sind stereoskopische Darstellungen (‘cross-eyed’) eines Zwischenresultates sowie des Endnetzes in lateraler Ansicht. Die Berechnung erfolgte auf einer DEC-Alpha Station 200 4/166 und dauerte ca. 2 Tage. An der Validierung des Verfahrens bzgl. Güte der Anpassung und Größe der Verzerrungen wird zur Zeit gearbeitet.

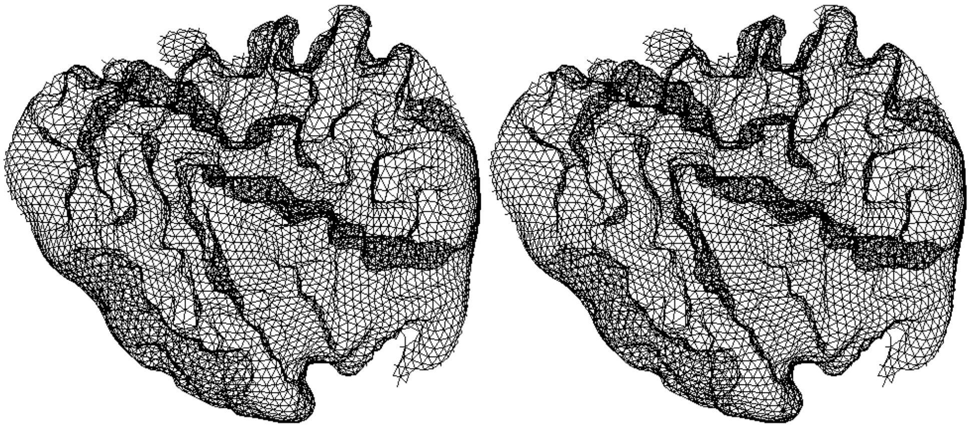


Abbildung 3: Deformiertes Netz der Kugeloberfläche in einer mittleren Anpassungsphase.

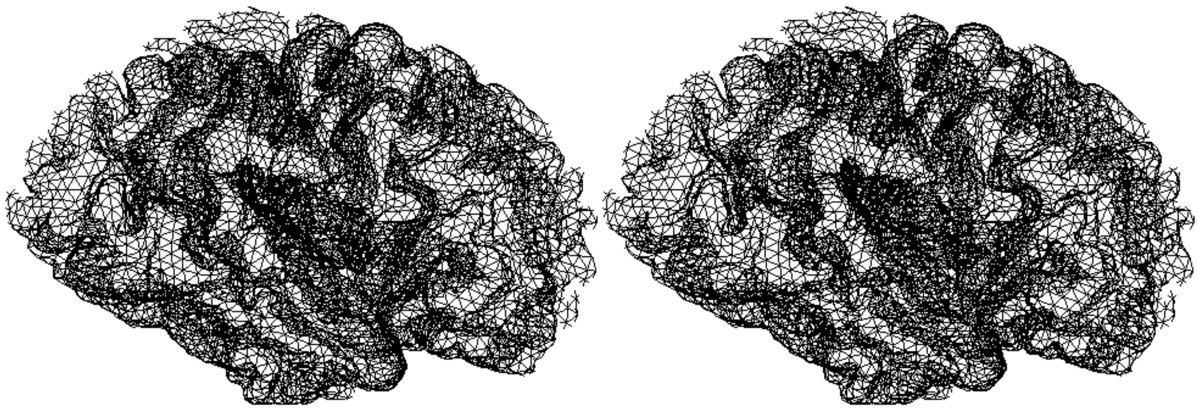


Abbildung 4: Kugelnetz nach Anpassung an den Cortex.

Literatur

[1] Swanson L.W.: Mapping the human brain: past, present and future. Trends Neurosci. (1995) 18, pp. 471-474.

[2] Sherk H.: Flattening the Cerebral Cortex by Computer. Journal of Neuroscience Methods, 41 (1992), pp. 255-267.

[3] Carman G.J., Drury H.A., Van Essen D.C.: Computational Methods for Reconstructing and Unfolding the Cerebral Cortex. (1995) Cerebral Cortex, in press.

[4] Kass M., Witkin A., Terzopoulos D.: Snakes: Active Contour Models. Interntl. Journal of Computer Vision, 1988, pp. 321-331.

[5] Cohen L.D., Cohen I.: Finite Element Methods for Active Contour Models and Balloons for 2-D and 3-D Images. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., 15(11), November 1993, pp. 1131-1147.