

# 3D-Symmetrietransformation zur Gefäßsegmentierung in MRT-TOF-Daten

Regina Pohle-Fröhlich<sup>1</sup>, Derik Stalder<sup>2</sup>

<sup>1</sup>iPattern - Institut für Mustererkennung, Hochschule Niederrhein, Krefeld

<sup>2</sup>Gamma Knife Zentrum Krefeld

`regina.pohle@hsnr.de`

**Kurzfassung.** Im Beitrag wird ein Verfahren zur Gefäßdetektion in 3D MRT-TOF-Bilddaten vorgeschlagen, das auf der Auswertung von Symmetrieinformation beruht. Die Ergebnisse der entwickelten Symmetrietransformation werden mit denen der Skalenraumfilterung verglichen. Die neue Transformation liefert eine detailreichere Darstellung des Gefäßbaums in den Ergebnissen und erlaubt gleichzeitig eine Separierung der Gefäße nach bestimmten Gefäßdurchmessern.

## 1 Einleitung

Vor einer Gamma Knife Behandlung von Gefäßmalformationen werden diagnostische 2D-Angiographien mit entsprechenden Markern angefertigt, um die genaue Position des zu bestrahlenden Areals festzulegen. Außerdem werden für die Bestrahlungsplanung 3D MRT-TOF-Bilddaten, die ebenfalls die Marker enthalten, benötigt. Durch eine Registrierung der beiden Bildmaterialien anhand der Markerpunkte lässt sich die Position des zu bestrahlenden Areals in die MRT-Daten übertragen. Da zur Bilderzeugung der Angiographien eine für den Patienten belastende Kontrastmittelgabe notwendig ist, soll untersucht werden, ob zur Registrierung extern angefertigte 2D-Angiographien aus Voruntersuchungen genutzt werden können. In diesen Aufnahmen fehlen jedoch verwertbare Markerpositionen, so dass zur Registrierung natürliche Marker verwendet werden sollen, wie z.B. große Gefäße. In einem ersten Schritt ist es deswegen notwendig, die Gefäße in den 3D Bilddaten zu segmentieren. Gesucht ist ein Verfahren, welches sowohl für 3D- als auch für 2D-Bilddaten funktioniert und zur Verfolgung einer grob-zu-fein Strategie bei der Registrierung gleichzeitig eine Differenzierung zwischen unterschiedlichen Gefäßdurchmessern erlaubt.

Die in der Literatur beschriebenen Ansätze zur Segmentierung von Blutgefäßen in 3D-Aufnahmen unterscheiden sich hinsichtlich des eingesetzten Modellwissens. So werden häufig wahrnehmungsbasierte Modelle, die davon ausgehen, dass die Gefäße in den Aufnahmen heller als die Umgebung sind, mit geometrischen Modellen kombiniert. Diese legen eine zylinderförmige Gestalt der Blutgefäße zugrunde [1].

Bei den in der Praxis eingesetzten Segmentierungsverfahren müssen bei der Detektion minimaler Pfade [2] und dem Einsatz deformierbarer Modelle [3]

Startpunktinitialisierungen bzw. Wichtungsfaktoren vorgegeben werden, so dass sie immer Benutzerinteraktion benötigen. Eine Differenzierung zwischen unterschiedlichen Gefäßgrößen ist bei beiden Methoden nur über einen Nachverarbeitungsschritt möglich.

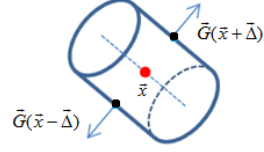
Bei den statistischen Ansätzen [4] hängt die Genauigkeit der Segmentierung von dem zugrunde gelegten Modell ab. Ein Problem ist hier, dass sich das Kontrastmittel nicht gleichmäßig in den Gefäßen verteilt und dadurch Intensitätsschwankungen auftreten. Verfahren, die den Gradientenfluss auswerten [5] haben ihre Beschränkungen bei der Segmentierung schmaler, gekrümmter Gefäße sowie an Verzweigungspunkten. Auch bei diesen Segmentierungsmethoden muss die Gefäßstärke anschließend separat berechnet werden.

Der am häufigsten eingesetzte Segmentierungsansatz basiert auf einer Skalenraumfilterung [6]. Hierbei wird durch die Faltung des Bildes mit Gaußfiltern unterschiedlicher Größe und die anschließende Auswertung der Eigenwerte der Hesse-Matrix an jedem Voxel eine Verstärkung der Blutgefäße erreicht. Das Ergebnis kann dann entweder direkt visualisiert werden oder es schließen sich andere Segmentierungsverfahren, wie z.B. ein Schwellwertverfahren, an. Die Qualität des Ergebnisses wird bei dem Verfahren durch Strukturen in der Umgebung der Gefäße beeinflusst, da diese ebenfalls vom Gaußfilterkern überdeckt werden. Durch die Verwendung verschiedener Auflösungsstufen ist außerdem eine Differenzierung zwischen verschiedenen Gefäßdurchmessern sehr einfach zu realisieren. Aus diesem Grund soll dieses Verfahren auch als Vergleichsmethode für den von uns entwickelten Algorithmus dienen.

## 2 Material und Methoden

Bei unserem Ansatz wird die Tatsache ausgenutzt, dass sich die Blutgefäße in den MRT-TOF-Bilddaten im Grauwert von der Umgebung unterscheiden und eine annähernd zylindersymmetrische Gestalt besitzen. Deshalb schlagen wir zur Gefäßdetektion eine Symmetrietransformation vor. In der Literatur sind zahlreiche Verfahren zur Symmetrienerkennung beschrieben. Einen guten Überblick über existierende Verfahren gibt [7]. Analog zum allgemeinen Ansatz zur Symmetriedetektion wird bei dem entwickelten Verfahren im ersten Schritt ein Kennwert für die Symmetrie für jeden Voxel berechnet. Zur Registrierung mit den 2D Angiographien verwenden wir im Moment eine Maximumintensitätsprojektion (MIP) dieser Daten. Ein Problem bei der Berechnung des Symmetriekennwertes ist, dass dafür idealerweise nur solche Voxel herangezogen werden sollten, die auch zum Objekt gehören. Die Größe eines symmetrischen Objekts ist aber im Vorfeld nicht bekannt. Einige Verfahren benötigen die Größe der symmetrischen Objekte deshalb als Eingabeparameter, bei anderen Verfahren werden alle möglichen Radien durchgetestet, was sehr rechenintensiv ist. Bei dem verwendeten Ansatz von Dalitz et. al. [8] wird hingegen die Größe des Objekts während der Berechnung geschätzt. Es muss lediglich ein maximaler Radius für die Objekte vorgegeben werden. Dieses für 2D-Daten entwickelte Verfahren haben wir im

**Abb. 1.** Die Spiegelung des Punktes  $\vec{x} + \vec{\Delta}$  an der Symmetrieachse führt zu einem parallelen und genau entgegengesetzten Gradientenverlauf



Rahmen der Untersuchung für die Segmentierung der Blutgefäße in den MRT-TOF-Aufnahmen auf 3D erweitert.

Bei der Spiegelung einer 3D-Struktur an einem Punkt verlaufen die Gradientenvektoren  $\vec{G}(\vec{x} + \vec{\Delta})$  und  $\vec{G}(\vec{x} - \vec{\Delta})$  parallel und genau in entgegengesetzter Richtung (siehe Abb. 1), so dass das Skalarprodukt  $(\langle \cdot, \cdot \rangle)$  negativ wird. Daher wird folgende Größe an Symmetriezentren maximal:

$$S(\vec{x}, r) = - \sum_{(\Delta_x, \Delta_y, \Delta_z) \leq r} \left\langle \vec{G}(\vec{x} - \vec{\Delta}), \vec{G}(\vec{x} + \vec{\Delta}) \right\rangle \quad (1)$$

In der Gleichung wird eine Invertierung des Symmetriewertes vorgenommen, damit im Ergebnis höhere Symmetriewerte eine höhere Wahrscheinlichkeit für eine Symmetrieachse wiedergeben. Ähnlich wie bei der Berechnung der 2D-Symmetrietransformation nach [8] können durch Anwendung einer rekursiven Berechnungsvorschrift die Symmetriekennzahlen für alle Radien  $r = 1, \dots, r_{max}$  ohne zusätzlichen Rechenaufwand bestimmt werden.

Um sicherzustellen, dass in der späteren MIP sowohl kleinere als auch größere Gefäße die gleiche Intensität aufweisen, ist eine Normierung der berechneten Symmetriekennzahlen erforderlich. Bei der rekursiven Symmetrieberechnung in 2D erfolgt in jedem Rekursionsschritt die Berechnung der Symmetrie für eine quadratische Region, so dass sich für jeden Pixel  $r_{max}$  unterschiedliche Symmetriekennzahlen ergeben. Bei der Erweiterung der Rekursion um eine weitere Dimension werden nun in den Zwischenschritten solange Regionen in Form quadratischer Säulen mit einer Kantenlänge  $r_{xy}$  der Grundfläche und einer Seitenlänge  $r_z$  betrachtet, bis ein Würfel mit der Kantenlänge  $r_{max}$  erreicht ist. Bei Zugrundelegung einer zylinderförmigen Gestalt wächst der Symmetriescore  $S$  proportional zu  $r_{xy} \cdot r_z$ . Um dies zu kompensieren normieren wir  $S$  mittels

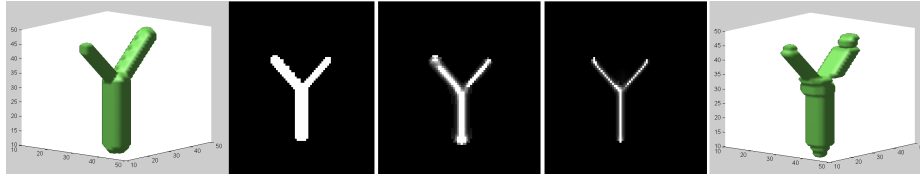
$$S_n(\vec{x}, r_{xy}, r_z) = S(\vec{x}, r_{xy}, r_z) / (r_{xy} \cdot r_z). \quad (2)$$

Zur Bestimmung der Kombination von Gefäßradius und Gefäßlänge  $R_{xy}$  und  $R_z$  für einen Voxel  $\vec{x}$  wird die Position  $(R_{xy}, R_z)$  des Maximums bei den normierten Symmetriekennzahlen erfasst

$$(R_{xy}, R_z) = \arg \max \{ S_n(\vec{x}, r_{xy}, r_z) \mid r_{xy}, r_z = 1, \dots, r_{max} \} \quad (3)$$

Der normierte Symmetriewert kann dann an der entsprechenden Position ausgelesen werden

$$S_n(\vec{x}) = S_n(\vec{x}, R_{xy}, R_z) \quad (4)$$



**Abb. 2.** von links nach rechts: 3D-Darstellung des künstlichen Testdatensatzes, Maximumintensitätsprojektionen des unbearbeiteten Datensatzes, des Ergebnisses der Skalenraumfilterung, des Ergebnisses der Symmetrietransformation und 3D-Darstellung anhand der Radienschätzung

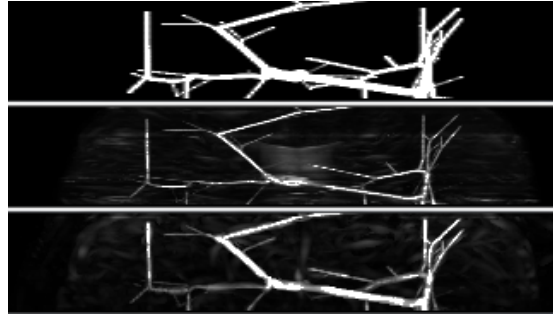
Anhand des Gradienten im geglätteten Symmetriebild kann anschließend entschieden werden, welcher der beiden Werte ( $R_{xy}$  oder  $R_z$ ) dem Gefäßradius entspricht.

### 3 Ergebnisse

Das entwickelte Verfahren haben wir anhand von drei verschiedenen Datensammlungen evaluiert und mit den Ergebnissen der Skalenraumfilterung verglichen. Im ersten Evaluationsschritt sollte festgestellt werden, wie gut das Verfahren unter optimalen Bedingungen funktioniert. Dazu wurde ein künstliches Testbild mit einem sich verzweigenden Zylinder verwendet. Das Ergebnis in Abb. 2 zeigt, dass die Symmetrieachsen in diesem Fall fast ohne Störungen gefunden wurden. Zur Erzeugung des 3D-Plots mit dem Ergebnis der Symmetrietransformation wurden die ermittelten Radien verwendet, die zu den zwei höchsten Symmetriewerten in einer Schicht gehörten. Ein visueller Vergleich mit der 3D Darstellung des Originaldatensatzes zeigt, dass die Radienschätzung zumeist korrekte Ergebnisse liefert. Nur im Bereich der Verzweigung ist, wie zu erwarten war, ein falscher Radius geschätzt worden. Auch bei dem Ergebnis des Vergleichsverfahrens ist im Bereich der Verzweigung und an den jeweiligen Enden eine leichte Veränderung des Objektes gegenüber dem Original zu erkennen.

Für den zweiten Evaluationsschritt wurden die Bilddaten eines simulierten  $T_1$ -Datensatzes vom Gehirn mit Shading [9] mit den Bilddaten von 10 verschiedenen simulierten Gefäßbäumen [10] additiv verknüpft. Für die Evaluation haben wir sowohl die simulierten Gefäßbäume als auch die Ergebnisse der Symmetrietransformation und des Vergleichsverfahrens der zehn verschiedenen Datensätze in die drei Hauptebenen projiziert und die Gefäßsegmente, die in dieser Darstellung eine Grauwertdifferenz von mindestens 20 Grauwerten zu ihren Nachbarpixeln aufwiesen gezählt. Ein Beispiel für die genutzte Darstellung ist in Abb. 3 zu sehen. Von den 788 in den simulierten Bilddaten vorhandenen Gefäßsegmenten wurden 35 in den Ergebnissen der Symmetrietransformation nicht detektiert, was einer Fehlerrate von 4.4% entspricht. Hierbei handelt es sich ausschließlich um schmale Segmente von 1 Pixel Breite und weniger als 5 Pixeln Länge in der Projektion. Mit dem Vergleichsverfahren wurden 6.2% der Gefäßsegmente nicht

**Abb. 3.** von oben nach unten: MIP des Originaldatensatzes, MIP der Symmetrietransformation und MIP der Skalenraumfilterung

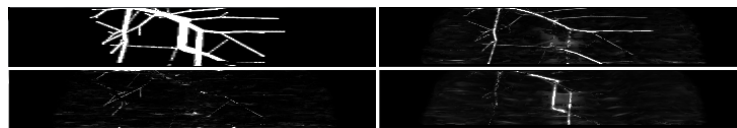


detektiert. An diesen Testdatensätzen wurde weiterhin untersucht, wie gut die geschätzten Gefäßradien mit den realen Radien übereinstimmen. Hierzu wurde in jedem Schnittbild der Radius des Voxels mit dem höchsten Symmetriewert betrachtet. Bei den untersuchten 560 Schichten wurde in 89,4% der Fälle der korrekte Radius ermittelt. Fehler traten verstärkt dann auf, wenn das Gefäß in  $45^\circ$  zu allen drei Achsen verlief. In diesem Fall lag der gesuchte Radius zwischen den ermittelten Radien  $R_{xy}$  und  $R_z$ . Weiterhin konnte gezeigt werden, dass anhand der geschätzten Radien eine Differenzierung zwischen großen und kleinen Gefäßen vorgenommen werden kann (Abb. 4).

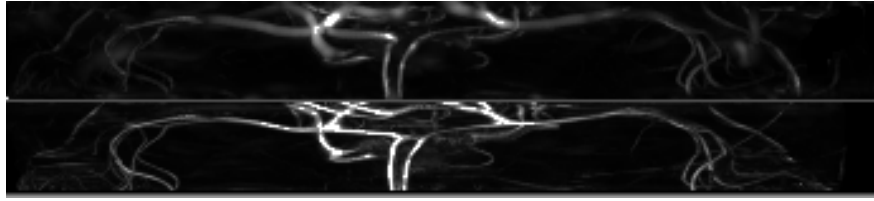
Im dritten Evaluationsschritt haben wir reale TOF-Datensätze verwendet. Das Ergebnis der Gefäßdetektion für einen Beispieldatensatz ist in Abb. 5 im Vergleich zur Skalenraumfilterung zu sehen. Hier ist zu erkennen, dass durch die Symmetrietransformation mehr Details im Bild erhalten bleiben. Dies liegt darin begründet, dass bei der Skalenraumfilterung durch die Anwendung der Gaußfilterung kleine, schwach kontrastierte Gefäße entfernt werden.

## 4 Diskussion

Das vorgestellte Verfahren zur Gefäßdetektion basierend auf einer 3D Symmetrietransformation liefert eine hohe Erkennungsrate und eine detailreiche Gefäßdarstellung. Vorteilhaft ist im Vergleich zu anderen Verfahren die Möglichkeit der Differenzierung zwischen Gefäßen unterschiedlicher Stärke. Im nächsten Schritt soll eine Weiterverarbeitung der Daten durch Nutzung einer 3D-Skelettierung auf Grauwertbildern unter Berücksichtigung der Radieninformation erfolgen, um ei-



**Abb. 4.** MIP des simulierten Gefäßbaums (links oben) und Ergebnisse der Symmetrietransformation für Gefäße mit einem Radius kleiner als 2 Voxel (links unten), mit einem Radius gleich 2 Voxel (rechts oben) und größer als 2 Voxel (rechts unten)



**Abb. 5.** Die MIP der Skalenraumfilterung (oben) zeigt im Vergleich zur MIP der Symmetrietransformation (unten) für einen Beispiel TOF-Datensatz weniger Gefäße und stellt diese auch unscharf und vergrößert dar.

ne Segmentierung der Gefäße zu erreichen. Dies ist notwendig, um Aussagen zur Genauigkeit der Methode treffen zu können. Weiterhin soll die Radienschätzung für schräg verlaufende Gefäße verbessert werden. Hier ist zu untersuchen, ob dies durch eine Erweiterung der Symmetrietransformation auf rechteckige statt wie bisher quadratische Bereiche in der einen Ebene erreicht werden kann.

## Literaturverzeichnis

1. Lesage D, Angelini E, Bloch I, et al. A review of 3D vessel lumen segmentation techniques: Models, features and extraction schemes. *Medical Image Analysis*. 2009;13(6):819–845.
2. Lin Q. Enhancement, Detection, and Visualization of 3D Volume Data. PhD Thesis No 824, Linköping University. 2003;.
3. de Bruijne M, van Ginneken B, Viergever M, Niessen W. Adapting active shape models for 3D segmentation of tubular structures in medical images. *IPMI, LNCS* 2732. 2003; p. 136–147.
4. El-Baz A, Elnakib A, Khalifa F, et al. Precise Segmentation of 3-D Magnetic Resonance Angiography. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*. 2012;59(7):2019–2029.
5. Law M, Chung A. Efficient Implementation for Spherical Flux Computation and Its Application to Vascular Segmentation. *Image Processing, IEEE Transactions on*. 2009;18(3):596–612.
6. Frangi A, Niessen W, Vincken K, et al. In: andA Colchester WW, Delp S, editors. *Multiscale vessel enhancement filtering*. vol. 1496 of LNCS. Springer; 1998. p. 130–137.
7. Liu Y, Hel-Or H, Kaplan C, et al. *Computational symmetry in computer vision and computer graphics*. Now Publishers; 2010.
8. Dalitz C, Pohle-Fröhlich R, Bolten T. Detection of Symmetry Points in Images. *VISAPP*. 2013; p. 577–585.
9. BrainWeb: Simulated Brain Database; 1997. Online; accessed 17-July-2013. <http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>.
10. Hamarneh G, Jassi P. VascuSynth: Simulating Vascular Trees for Generating Volumetric Image data with Ground Truth Segmentation and Tree Analysis. *Computerized Medical Imaging and Graphics*. 2010;34(8):605–616.