

Vergleich von Geschwindigkeitsfunktionen zur Segmentierung der Koronararterien aus CT-Volumina mit Front-Propagation-Algorithmen

Thomas H. Stehle¹ und Olivier Ecabert²

¹Lehrstuhl für Bildverarbeitung, RWTH Aachen, 52056 Aachen

²Philips GmbH Forschungslaboratorien Aachen, 52066 Aachen

Email: thomas.stehle@lfb.rwth-aachen.de

Zusammenfassung. Der Zustand der Koronararterien wird immer öfter anhand von EKG-getriggerten Multislice-CT-Aufnahmen bewertet. Die Segmentierung, die für eine Befundung benötigt wird, ist bei manueller Durchführung sehr zeitaufwändig. Deshalb ist es von großem Interesse, diesen Vorgang zu automatisieren. Im folgenden Beitrag werden drei modellbasierte Geschwindigkeitsfunktionen beschrieben und verglichen, die zusammen mit dem Fast-Marching-Algorithmus eingesetzt werden können, um die Koronararterien automatisch zu segmentieren.

1 Einleitung

Die koronare Herzkrankheit ist die häufigste Todesursache in Deutschland und anderen westlichen Ländern. In Deutschland sind 2004 über 26% aller Todesfälle darauf zurückzuführen [1]. Eine kostengünstige und den Patienten wenig belastende Untersuchungsmethode bietet die Computer-Tomographie. Dazu wird eine CT-Aufnahme des Herzens unter Gabe von Kontrastmittel durchgeführt, so dass die Koronararterien hell gegenüber dem umliegenden Gewebe erscheinen. Für die Befundung ist es zweckmäßig, die Koronararterien zu segmentieren, um alle irrelevanten Bildinhalte ausblenden zu können. Dieser Vorgang dauert, wenn er manuell durchgeführt wird, für einen geübten Benutzer bis zu zwei Stunden. Die Automatisierung dieses Vorgangs ist aufgrund der großen Zeit- und damit auch Kostenersparnis von großem Interesse.

2 Front-Propagation-Algorithmus: Fast-Marching

In diesem Abschnitt wird eine kurze, qualitative Beschreibung des Fast-Marching-Algorithmus gegeben. Für eine formale und umfassende Darstellung sei auf die Arbeiten von Sethian [2] und Deschamps [3] verwiesen.

Der Fast-Marching-Algorithmus ist ein Verfahren, bei dem sich eine Front, ausgehend von einem Saatpunkt, entlang eines Mediums ausbreitet. Die Vorzugsrichtung, in der sich die Front ausbreitet, hängt dabei von den Eigenschaften des

Mediums ab. Für alle Nachbarpixel der Front wird mit Hilfe einer Geschwindigkeitsfunktion jeweils bestimmt, zu welchem Zeitpunkt sich die Front dorthin ausbreiten wird. Diese Information wird in einer sortierten Liste gespeichert und die Front jeweils in Richtung des Pixels ausgedehnt, dessen Ankunftszeit am kleinsten ist. Anschließend wird das Pixel aus der Liste entfernt und die Ankunftszeit in noch nicht betrachteten Nachbarpixeln berechnet und gespeichert.

3 Geschwindigkeitsfunktionen

In diesem Abschnitt werden drei verschiedene Geschwindigkeitsfunktionen vorgestellt, die innerhalb von Blutgefäßen hohe Werte und außerhalb kleine Werte liefern sollen. Alle beschriebenen Verfahren beruhen auf der Annahme, dass es sich bei den Blutgefäßen lokal um zylindrische Strukturen handelt, deren Grauwert längs des Gefäßes annähernd konstant ist, während er senkrecht dazu einen starken Gradienten aufweist.

3.1 Vesselness-Filter

Die erste Geschwindigkeitsfunktion basiert auf dem Vesselness-Filter, das von Frangi in [4] eingeführt wurde. Bei diesem Verfahren wird für jeden Bildpunkt \mathbf{x} die Hesse-Matrix

$$H(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} g_{xx}(\mathbf{x}) & g_{xy}(\mathbf{x}) & g_{xz}(\mathbf{x}) \\ g_{yx}(\mathbf{x}) & g_{yy}(\mathbf{x}) & g_{yz}(\mathbf{x}) \\ g_{zx}(\mathbf{x}) & g_{zy}(\mathbf{x}) & g_{zz}(\mathbf{x}) \end{pmatrix} \quad (1)$$

berechnet. Dabei entsprechen die $g_{ij}(\mathbf{x})$ ($i, j \in \{x, y, z\}$) den zweiten partiellen Ableitungen des Grauwert-Volumens am Punkt \mathbf{x} . Die Eigenwerte der Hesse-Matrix geben Aufschluss über die Grauwertvariation entlang der entsprechenden Eigenvektoren. Seien o.B.d.A. die Eigenwerte aufsteigend sortiert, d. h. $|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|$, dann ist

$$V(\mathbf{x}) = \begin{cases} 0, & \text{falls } \lambda_2 > 0 \text{ oder } \lambda_3 > 0 \\ \left(1 - e^{-\frac{\lambda_3^2}{2\lambda_3^2\alpha^2}}\right) \left(e^{-\frac{\lambda_1^2}{2|\lambda_2\lambda_3|\beta^2}}\right) \left(1 - e^{-\frac{\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2}{2c^2}}\right), & \text{sonst} \end{cases} \quad (2)$$

eine Geschwindigkeitsfunktion, die innerhalb zylindrischer Objekte groß und ansonsten klein ist. Die Fallunterscheidung stellt sicher, dass es sich um ein helles Objekt auf dunklem Hintergrund handelt. Die ersten beiden Faktoren des zweiten Falles grenzen zylindrische Strukturen von Ebenen bzw. Sphären ab, während der dritte Faktor die Stärke der Grauwertvariation berücksichtigt. α , β und c sind Gewichtungsfaktoren.

3.2 Cylinderness-Filter

Beim Cylinderness-Filter wird ein geometrisches Zylindermodell an das Grauwertvolumen angepasst und anschließend die Passgenauigkeit bewertet. Young

et al. haben dieses Verfahren in [5] zur Segmentierung der Beinarterien verwendet.

Es werden dafür an den beiden Endflächen E_1 und E_2 des Zylinders senkrecht zur Zylinderachse unter verschiedenen Winkeln θ_i die Punkte P_{1i} bzw. P_{2i} mit den stärksten Grauwertübergängen von hell nach dunkel gesucht. Der neue Radius des Modells wird als arithmetisches Mittel der ermittelten Distanzen d_{1i} und d_{2i} zwischen den Mittelpunkten M_1 bzw. M_2 der Endflächen und den gefundenen Punkten P_{1i} bzw. P_{2i} definiert. Durch Schwerpunktbildung der Punkte P_{1i} bzw. P_{2i} erhält man eine aktualisierte Schätzung der Mittelpunkte M_1 bzw. M_2 und damit auch eine aktualisierte Schätzung der Orientierung (Verbindungsvektor der Mittelpunkte). Die Anpassung des ersten Zylinders im Saatpunkt geschieht über eine vollständige Suche. Bei der Anpassung in einem darauffolgenden Punkt werden als Startwerte die Parameter des Zylindermodells des Vorgänger-Bildpunktes verwendet.

Als Gütekriterien für die Passgenauigkeit eignen sich die mittlere Summe F der Gradientenbeträge in den Punkten P_{1i} und P_{2i} sowie der mittlere residuale Fehler R_C zwischen dem aktualisierten Zylindermodell und den Punkten P_{1i} und P_{2i} . Da die Front in der Mitte des Blutgefäßes am schnellsten wachsen soll, sinkt die Geschwindigkeit exponentiell mit dem Abstand D des Front-Punktes zur Zylinderachse. Dies führt zur Geschwindigkeitsfunktion

$$C(\mathbf{x}) = e^{-R_C/\gamma_C} \cdot \left(1 - \frac{1}{1 + e^{(F-\phi_0)/\phi_1}}\right) \cdot e^{-D/\delta} \quad (3)$$

Dabei sind γ_C , ϕ_0 , ϕ_1 und δ Gewichtungsfaktoren.

3.3 Grauwertprofil-Analyse

Bei der Grauwertprofil-Analyse werden die Grauwerte entlang eines Strahls betrachtet, der senkrecht durch das Blutgefäß verläuft. Diese Richtung kann z. B. senkrecht zum Eigenvektor zum betragsmäßig kleinsten Eigenwert der Hesse-Matrix oder senkrecht zur Achse eines angepassten Zylindermodells gewählt werden.

Unter der Annahme, dass eine Parabel geeignet ist, die Grauwerte entlang eines Profils zu beschreiben, das durch ein Blutgefäß verläuft, wurde das folgende Analyseverfahren entwickelt. Nach einer äquidistanten Abtastung der Grauwerte entlang des Profils werden mit Hilfe eines Least-Squares-Fittings die Koeffizienten einer Parabelgleichung $g(x) = ax^2 + bx + c$ bestimmt. Anschließend wird der residuale Fehler R_G zwischen Parabel und den abgetasteten Werten berechnet und ähnlich wie beim Zylinderness-Filter die Distanz D des aktuellen Front-Bildpunktes zum Extremum der Parabel (Modellmitte) zur Definition der Geschwindigkeitsfunktion

$$G(\mathbf{x}) = \begin{cases} 0, & \text{falls } a > \min(0, \text{Schwellwert}) \\ \frac{1}{1 + e^{(R_G - \gamma_{G0})/\gamma_{G1}}} \cdot e^{-D/\delta}, & \text{sonst} \end{cases} \quad (4)$$

verwendet. Dabei sind δ , γ_{G0} und γ_{G1} Einstellungs- und Gewichtungsfaktoren. Ist der Parameter a der Parabelgleichung positiv, so ist diese nach oben

geöffnet und kann demzufolge kein Blutgefäß repräsentieren. Ebenso kann für betragsmäßig kleine negative a davon ausgegangen werden, dass im momentan betrachteten Bildpunkt kein Blutgefäß vorliegt. Diese Sachverhalte werden im ersten Fall von Gl. (4) behandelt.

4 Segmentierung

Die oben genannten Verfahren wurden auf 7 Datensätzen getestet. Das erste Kriterium, anhand dessen die Güte einer Segmentierung bewertet wurde, war die relative Länge des automatisch segmentierten Gefäßes im Vergleich zu einem handsegmentierten Gefäß. Da keines der Verfahren spezielle Methoden zur Erkennung und Überwindung von Stenosen enthält, wurde nach dem Stehenbleiben des vollautomatischen Verfahrens pro Hauptgefäßzweig ein weiterer Saatpunkt manuell angegeben. Das zweite Kriterium war die mittlere Abweichung der automatisch gefundenen Mittellinie des Gefäßes im Vergleich zur handsegmentierten Mittellinie und die zugehörige Standardabweichung.

Bei jedem der drei Verfahren wurde neben der Modellinformation ein grauwertbasierter Schwellwert verwendet: Wenn der Grauwert unter 90% des mittleren Grauwerts des Herzmuskels sank, wurde die Geschwindigkeit auf 0 gesetzt.

4.1 Vesselness-Filter

Die Parameter wurden bei diesem Verfahren folgendermaßen festgelegt: $\alpha = 1$, $\beta = 1$ und $c = 10$. Dies bedeutet, dass die morphologische Information mehr gewichtet wurde als die eigentliche Stärke der Grauwertvariation. Darüber hinaus wurden noch ein Schwellwert verwendet: Wenn $V(\mathbf{x}) < 0,4$ zutraf, wurde die Geschwindigkeit auf 0 gesetzt.

Mit Hilfe des so eingestellten Vesselness-Filters segmentierte der Fast-Marching-Algorithmus im Mittel eine Länge von etwa 53% der Koronararterien vollautomatisch. Mit einmaliger Interaktion steigerte sich das Ergebnis auf 76% des Gefäßbaumes. Die mittlere Abweichung der Mittellinie betrug dabei 0,84 mm bei einer Standardabweichung von 0,55 mm.

4.2 Cylinderness-Filter

Beim Cylinderness-Filter wurden Grauwertübergänge unter 16 verschiedenen Winkeln gesucht. Die Länge des Zylindermodells wurde im Saatpunkt mit 3 mm initialisiert und in den folgenden Punkten als Mittelwert von Länge und Durchmesser des vorherigen Modells gewählt. Die restlichen Parameter wurden wie folgt festgelegt: $\gamma_C = 0,2$ mm, $\phi_0 = 260$ HU (Hounsfield-Units), $\phi_1 = 20$ HU und $\delta = 0,2$ mm.

Der Fast-Marching-Algorithmus lieferte hier ohne Benutzerinteraktion eine relative segmentierte Länge von etwa 43%, mit der Angabe eines weiteren Saatpunktes erhöhte sich dies auf etwa 60%. Die Abweichung der Mittellinien betrug hierbei 0,81 mm bei einer Standardabweichung von 0,56 mm.

4.3 Grauwertprofil-Analyse

Die Länge des Grauwertprofils wurde in den Tests auf 5 mm konstant festgelegt. Da sich der Durchmesser der Blutgefäße jedoch verändert, wurden die entsprechenden Gewichtungsfaktoren mit $\gamma_{G0} = 15$ HU und $\gamma_{G1} = 8$ HU nicht sonderlich restriktiv gewählt. Der Parameter δ wurde wie beim Cylinderness-Filter auf 0,2 mm festgelegt. Der Schwellwert aus Gl. (4) wurde auf $-0,5$ gesetzt.

Hier wurde ohne Benutzerinteraktion im Mittel etwa 70% eines Gefäßbaumes automatisch gefunden. Mit einmaliger Interaktion konnte das Ergebnis auf etwa 80% gesteigert werden. Die mittlere Abweichung von der Mittellinie betrug etwa 0,86 mm bei einer Streuung von 0,68 mm.

5 Zusammenfassung und Vergleich

Es wurden drei mögliche modellbasierte Geschwindigkeitsfunktionen vorgestellt, die zur Segmentierung der Koronararterien mit Front-Propagation-Algorithmen verwendet werden können.

Alle hier beschriebenen Verfahren waren in der Lage, der Verzweigung der linken Koronararterie in den hinteren und vorderen Ast korrekt zu folgen. Verzweigungen in kleinere Äste konnten jedoch von keinem Verfahren zuverlässig segmentiert werden.

Die beiden Geschwindigkeitsfunktionen Vesselness-Filter und Grauwertprofil-Analyse lieferten nach einmaliger Interaktion vergleichbare Ergebnisse sowohl bei der Abweichung der Mittellinien als auch bei der Segmentierungslänge. Die benötigte Rechenzeit ist beim Vesselness-Filter aufgrund der Faltungsoperationen und der Eigenwertanalyse wesentlich höher als bei der Grauwertprofil-Analyse. Das Cylinderness-Filter lieferte bei der Übereinstimmung der Mittellinien das beste Ergebnis, konnte aber nur einen ungenügenden Teil der Koronarien segmentieren. Deswegen ist die Grauwertprofil-Analyse unter den oben beschriebenen Bedingungen die geeignetste Geschwindigkeitsfunktion.

Literaturverzeichnis

1. Statistisches Bundesamt. Gesundheitswesen – Todesursachen in Deutschland 2004, Fachserie 12, Reihe 4; 2005.
2. Sethian JA. A fast marching level set method for monotonically advancing fronts. Proc of the National Academy of Sciences of the USA 1996;93(4):1591–1595.
3. Deschamps T. Curve and Shape Extraction with Minimal Path and Level-Sets techniques - Applications to 3D Medical Imaging. Ph.D. thesis. Université Paris-IX Dauphine. Place du maréchal de Lattre de Tassigny, 75775 Paris Cedex; 2001.
4. Frangi AF, Niessen WJ, Vincken KL, Viergever MA. Multiscale Vessel Enhancement Filtering. In: MICCAI. London, UK: Springer; 1998.
5. Young S, Pekar V, Weese J. Vessel Segmentation for Visualization of MRA with Blood Pool Contrast Agent. In: MICCAI. Utrecht, The Netherlands: Springer; 2001.