Verwendung der lokalen Kovarianz-Information zur Bildverbesserung kleiner Blutgefäße in digitalen Subtraktionsangiogrammen

Klaus D. Toennies, Luca Remonda*, Regina Pohle

AG Bildverarbeitung und Bildverstehen
Institut für Simulation und Graphik, Fakultät für Informatik,
Otto-von-Guericke Universität Magdeburg, 39016 Magdeburg
*Abt. Neuroradiologie, DRNN, Inselspital, Universität Bern
CH-3010 Bern, Schweiz
Email: klaus.toennies@isg.cs.uni-magdeburg.de

Zusammenfassung. Zerebrale Blutgefäße einer Größe von weniger als einem Millimeter in digitalen Subtraktionsangiogrammen weisen ein sehr schlechtes Signal-zu-Rausch-Verhältnis (SNR) auf. Um die Segmentierung des Gefäßverlaufs dieser Strukturen zu vereinfachen, wurde ein Bildverbesserungsverfahren entwickelt, welches die Blutgefäßartigkeit auf Pixelebene definiert und verstärkt. Durch die lokal in einer vorgegebenen Umgebung um jedes Pixel angewendete Karhunen-Loeve-Transformation werden Richtung und Ausgestrecktheit der dort vorhandenen Strukturen berechnet. Letzteres wird als Maß für die Wahrscheinlichkeit des Vorhandenseins eines Gefäßes verwendet. Die Richtungsinformation dient anschließend zur Verstärkung der Gefäßinformation durch anisotrope Diffusion. Ergebnisse zeigen, dass das SNR von Blutgefäßen um den Faktor fünf angehoben werden konnte.

Schlüsselwörter: Karhunen-Loeve-Transformation, modellgestützte Bildverbesserung, Segmentierung, anisotrope Diffusion, Angiographie

1 Einleitung

Die bi-planare, digitale Subtraktionsangiographie (bi-planare DSA) ist ein projektives Verfahren, welches die Extraktion von Information über Verlauf, Größe und Form von Blutgefäßen ermöglicht /1/. Die Gefäßinformation kann für die Planung minimalinvasiver Eingriffe genutzt werden /2/,/3/, wobei wegen der hohen Ortsauflösung die Angiographie insbesondere für sehr kleine Gefäße ein ideales bildgebendes Verfahren ist. Obwohl die Bildqualität von DSA-Aufnahmen allgemein gut ist, ist das Signal-Rausch-Verhältnis von Gefäßen einer Größe von weniger als einem Millimeter jedoch mit 2:1 bis 3:1 sehr niedrig (siehe Abb. 1). Eine zur Extraktion von Blutgefäßen notwendige Segmentierung hängt daher in hohem Maß von dem in das Verfahren integrierten a-priori-Wissen ab. Das ist auch deshalb der Fall, weil die projektive Aufnahme zu überkreuzenden Blutgefäßen oder abrupten Änderungen des projezierten Gefäßverlaufs führt, so dass die in Segmentierungsverfahren oft integrierte Kontinuitätsannahme nur in eingeschränktem Maß gilt.

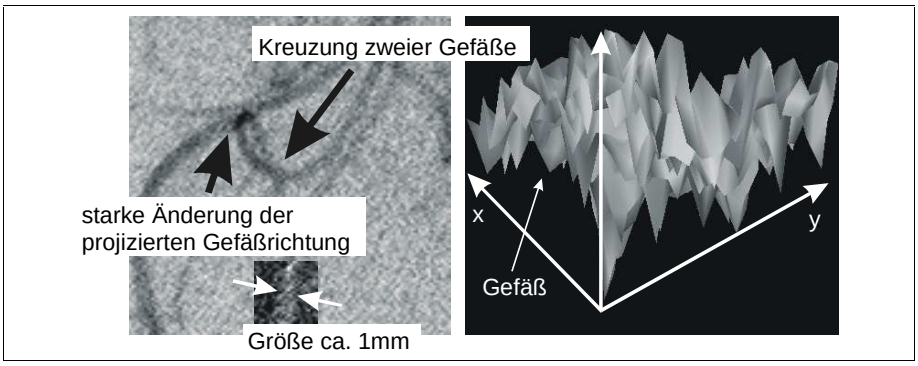

Abb.1: Gefäßeigenschaften: (a) Kleine Gefäße haben in DSA-Aufnahmen ein sehr geringes Signal-Rausch-Verhältnis: Links ein Teil eines Angiogramms und rechts eine 3D Darstellung des Grauwerts im hervorgehobenen Ausschnitt links unten. (b) Durch die Projektion bei der Aufnahme können Gefäße sich kreuzen oder ihren Verlauf abrupt ändern.

Informationen über die Morphologie der Gefäße können dabei einen wichtigen Anteil innerhalb eines Segmentierungsverfahren ausmachen (z.B. bei graphenbasierter Segmentierung /4/ oder durch Einsatz aktiver Konturen /5/). Da die morphologische Information bei sehr geringem SNR nur fehleranfällig ausgewertet werden kann, wurde eine Methode der Bildverbesserung entwickelt, bei der einfache morphologische Information bereits auf Pixelebene und damit vor der eigentlichen Segmentierung ermittelt und zur Bildverbesserung eingesetzt werden kann.

2 Ein Modell der Abbildung von Gefäßen in DSA

Morphologisch gesehen sind Blutgefäße längliche Strukturen, die in DSA-Aufnahmen sichtbar sind, weil sie als einzige mit Kontrastmittel gefüllt sind. Gefäße ändern ihre Form und Orientierung nur allmählich, wobei die Projektion der Aufnahme dazu führen kann, dass Gefäße sich kreuzen oder die Orientierung des projizierten Gefäßverlaufs sich stark ändert (siehe Abb. 1). Die Subtraktion führt dazu, dass das Rauschen verstärkt wird und sich gleichfalls dunkel vom hellen Hintergrund abhebt. Im Unterschied zu den Blutgefäßen weist das Signal, das durch Rauschen verursacht wurde, aber keine der oben genannten Kontinuitätseigenschaften auf.

Zur Modellierung wird die Abbildung der Blutgefäße als gaußverteilte Projektion der durch das Kontrastmedium abgeschwächten Röntgenstrahlung auf den Bildverstärker angenommen. Störeinflüsse, z.B. wegen der Streuung der Röntgenstrahlung, führen dazu, dass auch außerhalb der Blutgefäße eine Signalabschwächung im Subtraktionsbild sichtbar ist. Unter diesen Annahmen wird ein Maß für die Blutgefäßzugehörigkeit jedes Pixels p aus der Karhunen-Loeve-Transformation (KLT) über eine gegebene Nachbarschaft $N(p)$ berechnet. Die KLT erzeugt Hauptachsen und Varianz einer Verteilung aus der Kovarianzmatrix /6/. Das Resultat der KLT besteht aus:

- dem Schwerpunkt $(x_c\ y_c)^T$ der Kontrastmittelverteilung.
- den beiden Hauptachsen $\vec{h}_1$ und $\vec{h}_2$.

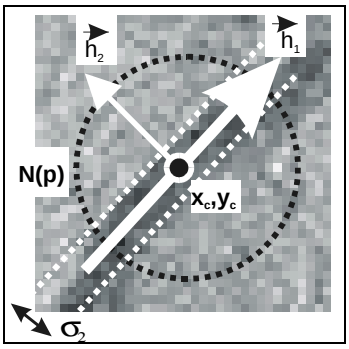

Abb. 2: Ein Gefäß wird durch die lokale KLT durch Schwerpunkt, Varianz und Richtung der ersten Hauptachse lokal approximiert.

- den Varianzen σ_1^2 und σ_2^2 der Verteilung entlang der Hauptachsen.

Enthält $N(p)$ nur ein Gefäß und besitzt dieses Gefäß einen Durchmesser, der kleiner ist als der Durchmesser von $N(p)$, so wird durch $(x_c\ y_c)^T$ der Ort, durch die aus der Varianz berechenbare Standardabweichung σ_2 die durchschnittliche Abweichung (die mit der Gefäßbreite korreliert) und durch $\vec{h}_1$ die durchschnittliche Richtung eines Blutgefäßes repräsentiert (siehe Abb.2). Die beiden Varianzen sind ein Maß für die lokale Struktur um das aktuelle Pixel. Für punktförmige Strukturen oder Strukturen, die $N(p)$ komplett überdecken gilt $\sigma_1 \approx \sigma_2$. Längliche Strukturen, die kleiner als $N(p)$ sind, unterscheiden sich von solchen, die über $N(p)$ hinausragen durch eine geringere Standardabweichung entlang der ersten Hauptachse, d.h., $\sigma_1 < \sigma_{\min}$. Ein Maß für die lokal berechenbare Gefäßartigkeit eines Pixels ergibt sich aus all diesen Eigenschaften. Kontinuitätsannahmen über Gefäßform und –verlauf werden in einer anschließenden Nachverarbeitung genutzt um die Zuverlässigkeit dieses Maßes weiter zu verstärken.

3 Ein Algorithmus zur Verstärkung von Gefäßmerkmalen

Zur Berechnung der Gefäßartigkeit wird zunächst aus den Resultaten der KLT ein Maß für die lokal bestimmte Gefäßartigkeit $G_L(p)$ bestimmt. Gefäße werden erfasst, wenn sie kleiner sind als der Durchmesser dN der Nachbarschaft $N_{dN}(p)$, für die die KLT berechnet wird. Anschließend wird durch anisotrope Diffusion ein global beeinflußtes Maß der Gefäßartigkeit $G_T(p)$ berechnet.

3.1 Berechnung der lokalen Gefäßartigkeit $G_L(p)$

Wir nehmen an, dass ein Gefäß dann in der Nachbarschaft $N_{dN}(p)$ von p verläuft, wenn die Ausdehnung der Kontrastmittelverteilung entlang der ersten Hauptachse $\vec{h}_1$ mindestens doppelt so groß ist, wie die entlang von $\vec{h}_2$. Andernfalls liegen entweder keine oder mehrere Gefäße in N_{dN} oder das Gefäß ist größer als dN. Ferner nehmen wir an, dass eine Verteilung mit $\sigma_1 < \sigma_{\min} = \frac{1}{4} \cdot dN$ Strukturen beschreibt, die zu klein sind, um ein Gefäß zu sein. Damit ergibt sich das folgende Maß für die Gefäßartigkeit:

$$G_L'(p) = \begin{cases} 1, & \text{falls } \sigma_1 \geq \frac{1}{4} dN \wedge \sigma_1 \geq 2\sigma_2 \\ \sigma_1 / \sigma_2 - 1, & \text{falls } \sigma_1 \geq \frac{1}{4} dN \wedge \sigma_1 < 2\sigma_2 \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases} \quad (1)$$

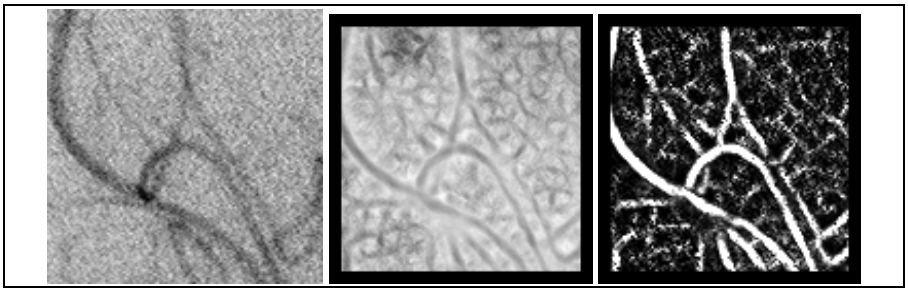

Abb. 3: Ausschnitt aus einer DSA-Aufnahme, der Varianz σ_2^2 und von $G_L(p)$.

Da zudem das Gefäß durch seinen Mittelpunkt $(x_c\ y_c)^T$ repräsentiert wird, wird $G_L'(p)$ mit einem Abweichungsmaß d_{off} des Pixelmittelpunkts $(x_p\ y_p)^T$ von $(x_c\ y_c)^T$ gewichtet:

$$G_L(p) = G_L'(p) \cdot d_{off}(p)$$

$$d_{off}(p) = \begin{cases} 1, & \text{falls } d_{p,c} < 0.5 \\ 2(1 - d_{p,c}), & \text{falls } 0.5 \le d_{p,c} < 1 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \qquad (2)$$

$$d_{p,c} = \sqrt{(x_c - x_p)^2 + (y_c - y_p)^2}$$

Im Ergebnis werden alle Gefäße verstärkt, deren Standardabweichung der Kontrastmittelverteilung entlang der ersten Hauptachse geringer als $0.5 \cdot \sigma_2$ ist (siehe Abb. 3).

3.2 Berechnung von $G_T(p)$ durch anisotrope Diffusion

Die Gefäßartigkeit $G_L(p)$ verstärkt die Blutgefäße nur dort, wo genau ein Gefäß in $N_{dN}(p)$ liegt. Gefäßkreuzungen werden dagegen abgeschwächt. Da zudem die Größe der Nachbarschaft *dN* recht klein gewählt ist (in unseren Versuchen lag *dN* zwischen 5 und 9 Pixeln), werden Rauschanteile oft als Gefäß erkannt (siehe Abb. 3). Es ist daher eine Nachbearbeitung erforderlich, durch die globale Aspekte der Gefäßmorphologie in die Bearbeitung einfließen. Da sich der Gefäßverlauf nur langsam ändert während die Richtungen im Bereich hohen Rauschen beliebig variieren, wurde dieser Unterschied ausgenutzt, um das endgültige Maß $G_T(p)$ durch anisotrope Diffusion/7/ aus $G_L(p)$ zu erzeugen, wobei die Diffusion zwischen benachbarten Pixeln von der Ähnlichkeit zwischen deren Hauptrichtungen abhängt:

$$G_T^{(k+1)}(p) = G_T^{(k)}(p) + \sum_{q \in N(p)} \left\langle \vec{h}_1(p), \vec{h}_1(q) \right\rangle \left(G_T^{(k)}(q) - G_T^{(k)}(p) \right) \qquad (3)$$

4 Resultate

Unsere Resultate an ausgewählten Beispieldaten zeigen, dass sich das SNR von Blutgefäßen mit einem Durchmesser von 0.5 mm von 1.5:1 auf 8:1 steigern ließ. Entscheidend war die Bildverbesserung auf Basis der lokalen Kovarianz. Durch die ab-

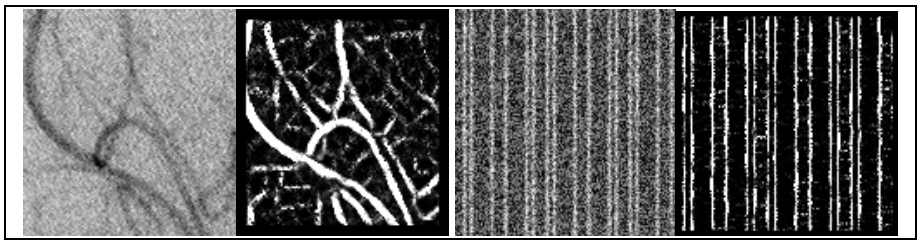

Abb. 4: Resultate nach Berechnung von $GT(p)$: links eine Angiographie, rechts künstliche Strukturen von 2 Pixel Breite und 1 Pixel Abstand bei SNR von 1.5:1.

schließende anisotrope Diffusion erfolgte eine Unterdrückung von fälschlich als Gefäß klassifizierten Pixeln, da diese selten über größere Strecken kontinuierlich verliefen. Für künstliche Daten zeigte sich, dass aneinander liegende Strukturen mit einem Durchmesser von zwei Pixeln und einem Abstand von einem Pixel zueinander unterschieden werden konnten, falls ihr SNR besser als 1.5:1 war (Abb. 4). Untersuchungen über die Ortstreue an künstlichen Testdaten zeigten zudem, dass die durchschnittliche Verschiebung des Mittelpunkts weniger als 0.3 Pixel (=0.1 mm) betrug. Sofern die Strukturen kleiner als die gewählte Nachbarschaft waren, ergab sich eine Veränderung des Gefäßrandes um weniger als 1 Pixel (=0.3 mm). Der Unterschied zwischen der Genauigkeit der Rekonstruktion des Gefäßrandes zu dem des Gefäßmittelpunktes ergibt sich aus der Berechnung von $G_T(p)$, welche auch dann hohe Werte annimmt, falls der Schwerpunkt bis zu 0.5 Pixel neben dem Mittelpunkt des Gefäßes liegt.

5 Diskussion

Die Integration von fuzzy a-priori Wissen über die Morphologie von Strukturen führt zu einer merklichen Verbesserung der Objektattribute. Es ist gleichzeitig eine gute Basis für anisotrope Diffusion die andernfalls fehleranfällg sein würde, da das Signal nur unzureichende Richtungsinformation liefert.

6 Literatur

1. Valavanis A: Intervetional Neuroradiology, Springer-Verlag, Berlin, 1993.
2. Toennies KD, Remonda L, Koster D, Combining extraction and 3-d reconstruction of vessel centre lines in biplane subtraction angiography. Proc. SPIE, Vol. 3338:492-503, 1998
3. Schroth G, Do DD, Remonda L, Baumgartner R., Stirnemann P, Godoy N: Spezielle Techniken der Angioplastie brachiozephaler Gefässe. Röfo, 167(2): 165-173, 1997.
4. Sonka M, Wilbricht CJ, Fleagle SR, Tadikonda SK, Winniford MD, Colins MD: Simultaneous Detection of Both Coronary Borders. IEEE Trans. Med. Imaging, Vol. 12(3):588-599, 1993.
5. Lobregt S, Viergever MA: A Discrete Dynamic Contour Model. IEEE Trans. Med. Imaging, Vol. 16(1):86-95, 1997.
6. Gonzales RC, Wintz P: Digital Image Processing. Addison-Wesley, Reading, 1987.
7. Jähne, B: Digitale Bildverarbeitung, 4. Auflage, Springer-Verlag, Berlin, 1998.