Unüberwachte Bildsegmentierung durch die Adaption geometrischer Objekte mit einem Evolutionsalgorithmus

H. Brinck[1], R. Grebe[2], J. Krone[3], V. Metzler[4]

[1]Fachhochschule Gelsenkirchen, [2]Universite de Compiegne, France
[3]Märkische Fachhochschule Iserlohn
[4]Institut für Medizinische Informatik der RWTH Aachen

Email: krone@mfh-iserlohn.de

Zusammenfassung. Die automatische Segmentierung ist aufgrund der Komplexität der zu analysierenden Strukturen eines der größten Probleme bei der Verarbeitung medizinischer Bilder. Dieser Beitrag stellt ein neues Segmentierungsverfahren vor, das auf einem evolutionären Algorithmus, also auf einer stochastischen Optimierungsmethode basiert. Ausgehend von elementaren, geometrischen Objekten wird dabei das zu segmentierende Zielbild iterativ rekonstruiert. Dadurch erhält man inplizit eine Segmentierung des Zielbildes, da die Segmentierungen der Elementarstrukturen bekannt sind. Das Verfahren wird zur Verifikation auf artifizielle Testbilder angewendet. Hierbei zeigt ein Vergleich mit verschiedenen Schwellwertverfahren einen etwa zwei- bis dreifach geringeren Segmentierungsfehler. Die Gefäßerkennung auf radio-angiographischen Bildern wird exemplarisch als medizinische Anwendung demonstriert. Eine wissensbasierte und pixelorientierte Variante des Algorithmus wird ebenfalls vorgestellt und experimentell verifiziert.

Schlüsselwörter: Unüberwachte Bildsegmentierung, Evolutionsalgorithmus, Gefäßerkennung

1 Einleitung

Evolutionsalgorithmen stellen einen interessanten, methodischen Ansatz in der medizinischen Bildverarbeitung dar [Bri96]. Hier wird ein Segmentierungsverfahren vorgestellt, welches auf der evolutionären Modifikation geometrischer Objekte basiert. Ausgangspunkt des evolutionären Bildsegmentierungsalgorithmus sind bereits vorsegmentierte Bilder, welche die sogenannte „Grundpopulation“ bilden. Diese Grundpopulation besteht aus elementaren, geometrischen Objekten wie z.B. Rechtecke, Liniensegmente, etc., deren Segmentierungen bereits bekannt sind. Ein Zielbild, das mit dieser Methode automatisch segmentiert werden soll, wird durch die evolutionären Operatoren *Reproduktion*, *Mutation* und *Selektion* aus der Grundpopulation schrittweise rekonstruiert und „lernt“ dadurch seine Segmentierung. Angewandt wird das Verfahren auf radio-angiographische Bilder, deren Segmentierung eine anspruchsvolle algorithmische Aufgabe darstellen [All97,Döl97]. Ein verwandter Ansatz, welcher eine Wissensbasis mit kompletten vorsegmentierten Beispielbildern verwendet, basiert auf der pixelweisen Rekombination des Zielbildes [Met97]. Dieser kann auch bei medizinischen Bildern eingesetzt werden, die nicht durch synthetisierbare Elementarstrukturen modelliert werden können.

2 Methode

Aufgabe des hier vorgestellten Algorithmus ist die unüberwachte Segmentierung eines Zielbildes, welches aus der selben Bilddomäne stammt wie die vorsegmentierten Bilder der Grundpopulation. Das Prinzip des Algorithmus besteht darin, das Zielbild aus den vorhandenen Bildern der Grundpopulation mittels evolutionärer Operatoren zu rekonstruieren. Diese spezialisierten Manipulationsoperationen sind so gewählt, daß sie sich gleichermaßen auf die Grauwerte und die Segmentierung (Label) der Bilder beziehen. Das Verfahren erzeugt also sukzessive neue Grauwertmatrizen und deren Segmentierungen, wobei sich die Grauwerte immer stärker denen des Zielbildes annähern. Der eigentliche Antrieb der evolutionären Optimierung ist der Selektionsdruck, der durch eine Fitneßfunktion aufgebaut wird. In diesem Ansatz repräsentiert die Fitneß die Ähnlichkeit zweier Grauwertbilder. Dies wird über die Euklid'sche Distanz zwischen einer Bildmatrix der Population und dem Zielbild realisiert. Im Laufe der evolutionären Anpassung haben also solche Individuen (Segmentierungen) hohe Reproduktionswahrscheinlichkeiten, die möglichst gut an das Zielbild angepaßt sind. Damit wird erreicht, daß durch die Rekonstruktion des Zielbildes automatisch dessen Segmentierung generiert wird. Die Segmentierungsqualität kann allerdings nicht Bestandteil der Fitneßfunktion sein, da die optimale Segmentierung natürlich nicht bekannt ist. Daraus ergibt sich, daß die Operatoren die in der Grundpopulation vorhandene Korrelation zwischen Grauwerten und Regionenindizes (Label) nicht zerstören darf. Das folgende Schema veranschaulicht das Prinzip der evolutionären Segmentierung.

Vorbedingungen:

Segmentierte Beispieldatensätze als Grundpopulation
Definition der Fitneßfunktion als Grauwertabstand zum Zielbild

Iteration:

Auswahl von Partnern in der Nachbarschaft
Rekombination und Vererbung der Segmentierung an die Nachkommen
Mutation der Nachkommen
Selektion in Abhängigkeit von der Fitneß

Abbruchkriterium:

Rekonstruktion des Zielbildes, bzw. maximale Iterationszahl

Nachkommen entstehen durch die geeignete Rekombination der Grauwert- und Segmentierungsinformation des Elternpaares. Die Mutation wird in diesem Zusammenhang durch lokale Verschiebungsoperationen von kleinem Betrag realisiert. Um die Korrelation nicht zu zerstören werden also lediglich Grauwert/Label-Paare aus der lokalen Umgebung des zu mutierenden Pixels kopiert und ersetzt. Die Selektion wählt die Individuen mit hoher Fitneß als Eltern der nächsten Generation aus. Alle Operationen ermöglichen eine Übertragung der Segmentierung auf das manipulierte Bild. Dieses erbt durch seine evolutionäre Rekonstruktion eine Segmentierung, die aus den Segmentierungen der Grundpopulation ebenso kombiniert wurde wie das Grauwertbild aus den Grauwertbildern der Grundpopulation.

3 Experimentelle Ergebnisse

Zur Verifikation des Algorithmus wird ein einfaches Experiment durchgeführt, bei dem Rechtecke auf 8x8 Testbildern segmentiert werden. Hierbei sind die Grauwerte des Vorder- und des Hintergrundes um die Mittelwerte 0.3 bzw. 0.7 normalverteilt und mit unterschiedlichen Standardabweichungen gestreut. Im direkten Vergleich der Segmentierungsergebnisse mit zwei verschiedenen Schwellwertverfahren ergibt sich eine zwei- bis dreifach bessere Segmentierungsleistung bei Verwendung des Evolutionsalgorithmus (siehe Tabelle 1). Das einfachste Schwellwertverfahren ist die Anwendung eines konstanten Schwellwertes von 0.5, seine Ergebnisse sind in der zweiten Spalte aufgeführt. Das dynamische Schwellwertverfahren verwendet für jedes Pixel den optimalen Schwellwert, welcher aufgrund der bekannten Verteilungen a-priori errechnet werden kann. Die in Tabelle 1 präsentierten Daten sind Mittelwerte von jeweils 1000 Testläufen mit zufällig erzeugten Testbildern.

Fehlerrate (in %)			
Standardabw.	statische Schwelle	dynamische Schwelle	Evolutionsalgo.
0.1	15.938	11.034	5.458
0.09	13.247	9.358	4.283
0.08	10.606	7.594	3.333
0.07	7.639	5.742	2.330
0.06	4.777	3.566	1.561
0.05	2.327	1.922	0.758
0.04	0.734	0.550	0.220
mean:	7.895	5.681	2.563

Tabelle 1: *Ein Vergleich der Segmentierungsergebnisse des Evolutionsalgorithmus mit einem statischen bzw. dynamischen Schwellwertverfahren ergibt dessen eindeutige Überlegenheit. Die Ergebnisse der evolutionären Segmentierung fallen um den Faktor zwei bis drei besser aus.*

Die Vorteile des evolutionären Algorithmus werden noch deutlicher, wenn man nach dem besten der drei untersuchten Verfahren fragt. Der beste Algorithmus ist in über 90 % der 1000 Testläufe der evolutionäre Algorithmus.

3.1 Wissensbasierte Segmentierung

Bei der wissensbasierten Segmentierung besteht die Grundpopulation aus mehreren vorsegmentierten Beispielbildern, die dem zu segmentierenden Zielbild ähnlich sind. Aus den Bildern der Grundpopulation wird das Zielbild mit spezialisierten evolutionären Operatoren pixelweise rekonstruiert. Dabei entsteht implizit eine Segmentierung des Zielbildes. In Abbildung 1 werden Bilder der Größe 64x64 Pixel mit fünf verschiedenen Segmenten untersucht. Die abgebildeten vier Bilder zeigen das Zielbild und dessen optimale Segmentierung (obere Zeile), sowie das Rekonstruktionsergebnis und dessen Segmentierung (untere Zeile). Der Segmentierungsfehler kann als pixelweiser Unterschied zwischen der optimalen Segmentierung (oben rechts) und dem errechneten Ergebnis (unten rechts) angegeben werden. Das Diagramm veranschaulicht die exponentielle Konvergenz des Algorithmus durch den zeitlichen Verlauf des Segmentierungsfehlers.

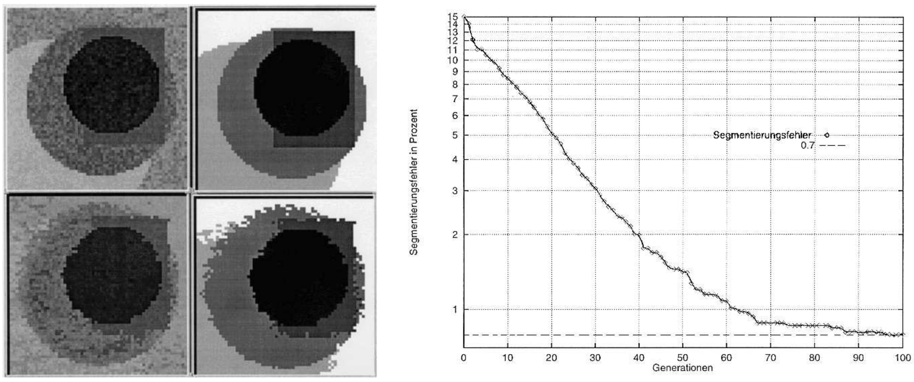

Abbildung 1: *Die vier Bilder zeigen das Zielbild und die optimale Segmentierung (obere Zeile), sowie dessen Rekonstruktion und die zugehörige Segmentierung als Ergebnis (untere Zeile). Die exponentielle Konvergenz des Algorithmus ergibt sich aus dem qualitativ linearen Abfall des Segmentierungsfehlers bei logarithmisierter y-Achse.*

Der pixelorientierte Evolutionsalgorithmus hat sich bei der Segmentierung physiologischer Bilder, wie z.B. NMR Sequenzen des menschlichen Gehirns, bereits bewährt. Hierbei werden die evolutionären Operatoren gezielt funktionell eingeschränkt, wodurch eine Reduktion des Suchraums und damit auch der Rechenzeit erreicht wird. Durch die Definition bestimmter Constraints bei der Manipulation, wie z.B. Topologieinvarianz und Minimierung von Konturkrümmungen, werden fehlerhafte Segmentierungen weitestgehend vermieden [Met98].

3.2 Medizinische Anwendung

Eine häufige Anwendung in der medizinischen Bildverarbeitung ist die Segmentierung radio-angigraphischer Bilddaten. In [All97] und [Döl97] wurde dieses Problem bereits untersucht. Hierbei ist das Ziel die automatische Segmentierung des zweidimensionalen Gefäßskeletts. Das Zielbild (Abb.2, links) wird hierzu in Ausschnitte der Größe 32x32 Pixel zerlegt, die unabhängig voneinander segmentiert werden. Die Grundpopulation besteht in diesem Fall aus mehreren tausend Liniensegmenten. Experimentelle Testergebnisse sind in Abbildung 2 dokumentiert. Neben dem Zielbild sind die Zwischenergebnisse der Iterationsstufen 1, 2, 5, 10 und 20 dargestellt. Das Endergebnis der Segmentierung ist das äußerst rechte Bild in der unteren Zeile. Bei der Segmentierung können außer den eindeutigen Klassenindizes 0 (Gefäß) und 1 (Gewebe) auch Werte zwischen 0 und 1 entstehen. Die endgültige Segmentierung erhält man aus den dargestellten Bildern nach einer entsprechenden Binarisierung. Die erzielten Ergebnisse sind denen herkömmlicher Schwellwertverfahren deutlich überlegen. Abbildung 2 veranschaulicht zusätzlich den Fortschritt der Ergebnisse während der evolutionären Adaption der Population an das Zielbild.

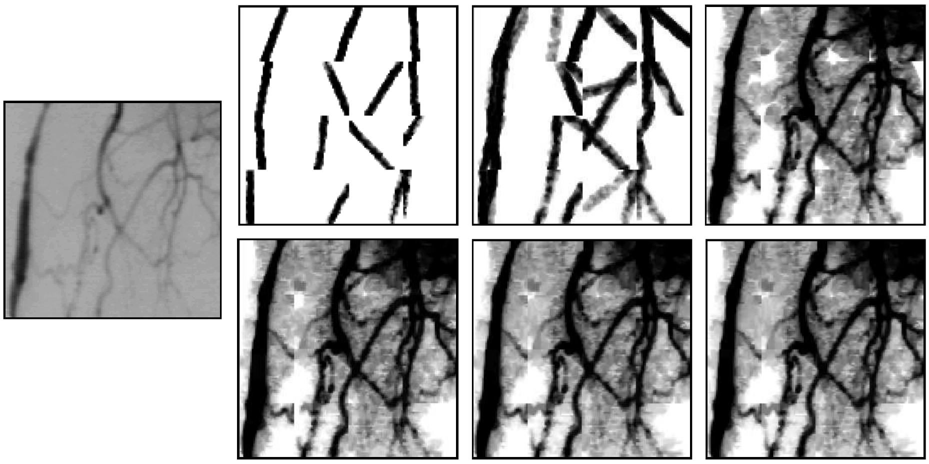

Abbildung 2: *Dargestellt ist das zu segmentierende Zielbild, sowie die Zwischenergebnisse der Iterationsstufen 1, 2, 5, 10, 20 und das Endergebnis nach 34 Iterationen.*

4 Ausblick

Die evolutionäre Segmentierung hat sich bei medizinischen Anwendungen bereits bewährt. Dennoch sind vielfältige qualitäts- und effizienzsteigernde Erweiterungen denkbar. Da die Individuen eines evolutionären Algorithmus autonom sind und mit der Selektion eine übergeordnete Kontrolle existiert, bietet sich die Paralellisierung des Problems an. Eine erste Parallelisierung führte zu akzeptablen speed-up-Werten. Evolutionsalgorithmisch ist die Einführung intelligenter Fitneßfunktionen, die wichtige Bereiche des Bildes stärker berücksichtigen, sicher geboten. Ein daraus resultierender spezifischer Selektionsdruck würde zu einer mehr zielgerichteten Segmentierung führen. Insgesamt stellt der präsentierte Algorithmus eine neue lernende Segmentierungstechnik dar, deren Lösungspotential noch ausgebaut werden kann.

Literatur

[Bri96] H. Brinck, R. Kottenhoff, J.Krone, C. Strättgen, *Evolutionsalgorithmen in der medizinischen Bildverarbeitung*, Bildverarbeitung für die Medizin, Tagungsband des Aachener Workshops 1996, S. 152-157.

[All97] M. Allelein, H. Brinck, C. Bucker, J.Krone, *Segmentation of radio-angigraphic images*, Proc. of CAR 97, Elviser, 1997, S. 152-157.

[Döl97] M. Döllner, J.Krone, U. Lehmann und V. Twer, *Gefäßsegmentierung mit Fuzzy- und Standardmethoden,* Biomedizinische Technik, Vol. 42, Supp. 2, 1997, S. 451-452.

[Met97] V. Metzler, R. Vandenhouten, J.Krone, R. Grebe, *Wissensbasierte Bildsegmentierung mittels stochastischer Optimierung,* Digitale Bildverarbeitung in der Medizin, Tagungsband des 5. Freiburger Workshops, 1997, S. 75-80.

[Met98] V. Metzler, R. Vandenhouten, J. Krone, R. Grebe, *Unsupervised Image Segmentation by Stochastic Reconstruction*, SPIE Symposium on Medical Imaging, Procs SPIE, Vol. 3338, 1998, in press