Automatische Detektion und Auswertung von Verkalkungen der Koronararterien in EBCT- und Spiral-CT-Bilddaten

Jens Hiltner†, Martin Wawro†, Madjid Fathi† und Bernd Reusch†
Paul Kriener‡, Jörg Holstein‡ und Dietrich Grönemeyer‡

†Universität Dortmund – Lehrstuhl Informatik I
Otto-Hahn-Straße 16, 44221 Dortmund
Email: hiltner@ls1.cs.uni-dortmund.de
‡Institut für Mikrotherapie
Universitätsstraße 142, 44799 Bochum

Zusammenfassung Vorgestellt wird ein Bildanalysesystem für die Auswertung von EBCT- und Spiral-CT-Bilddaten des Herzens. Das System erlaubt die Verarbeitung von unscharfem und vagem Wissen, welches sich extern in einer vom medizinischen Experten pflegbaren Wissensbasis befindet. In dieser ist der anatomische Aufbau des Herzens mit bekannten Variabilitäten in einer Sprache beschrieben, die eine einfache Erweiterung und eine leichte Einarbeitung auch für Nicht-Informatiker ermöglicht. Die Form umgangssprachlicher Beschreibungen erlaubt die unscharfe Modellierung des Expertenwissens. Für die Wissensrepräsentation werden *Frames* verwendet.

Schlüsselwörter: Gefäßerkennung, Segmentierung, Verarbeitung vagen Wissens, EBCT-Bilddaten, Kalk-Scoring

1 Einleitung

Das Herz stellt eines der wichtigsten diagnostischen Zielorgane dar, dessen funktionelle Parameter von der Koronardurchblutung abhängig sind. Eine der häufigsten systemischen Erkrankungen des Herzens ist die *koronare Herzkrankheit* (KHK). Hierbei kommt es im Laufe der Erkrankung zu einer Stenose der Koronararterien durch Ablagerungen von fibrösen Plaques, die im weiteren Verlauf durch Einlagerung von Kalksalzen zunehmend verkalken [1], bis hin zum vollständigen Verschluß der Endstrombahn, dem Herzinfarkt. Die Mittel zur Diagnosestellung in einer möglichst frühen Phase der Erkrankung, um eine rechtzeitige medikamentöse Therapie oder chirurgische Intervention zu gewährleisten, basieren hauptsächlich auf radiologischen Untersuchungen mit Hilfe eines Herzkatheters. Diese Untersuchung ist für den Patienten relativ belastend und für ein breites Screening wenig geeignet. Mit der Entwicklung von *Elektronenstrahl-CT* (Electron-Beam-CT, EBCT) steht nun ein non-invasives diagnostisches Mittel zur Verfügung, welches breitgefächerte Screening-Untersuchungen ermöglicht und dabei die Belastung für den Patienten gering hält [2].

2 Aufgabenstellung

Im allgemeinen werden bei einer EBCT-Untersuchung 40 transversale Schichtbilder des Herzens aufgenommen, die Schichtdicke liegt bei $4mm$ und die Bildauflösung pro Schicht beträgt $26cm \times 26cm$ auf einem Bildraster von 512×512 Bildpunkten. Ziel einer solchen Untersuchung ist es, einen sog. *CAC-Score* (**C**oronary **A**rtery **C**alcification) auf den akquirierten Daten zu berechnen. Dieser ist ein Maß für den Fortschritt der KHK beim jeweiligen Patienten. Der CAC-Score wird nach festgelegten Regeln der American Heart Association berechnet und resultiert aus der Fläche des intravasal-gefundenen Kalks sowie aus der maximalen Dichte dieser Kalk-Plaques [3].

Ausschlaggebend für den CAC-Score sind somit das prinzipielle Vorhandensein von Kalk auf den Bilddaten, sowie die Lokalisation in den Koronararterien. Eine Auswertung der Bilder und die Berechnung des CAC-Score durch einen Mediziner dauert bei derzeit vorhandenen Systemen ca. 10-15 Minuten und stellt einen rein manuellen Vorgang dar, eine Automatisierung ist demnach wünschenswert.

3 Methodik

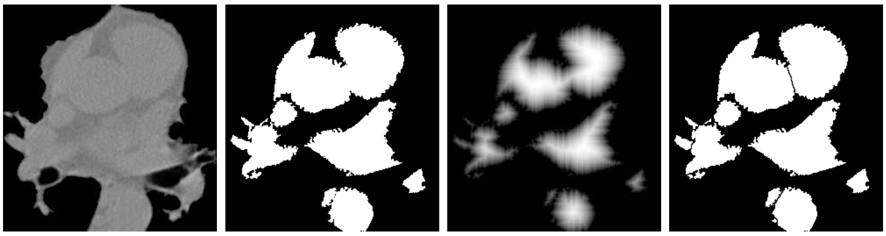
Es wurde ein wissensbasiertes System zur Bildanalyse entwickelt, welches nach einer Standard-Bildverarbeitungspipeline auf den Bilddaten arbeitet. Die Segmentierung der Herzkavitäten, bestehend aus dem linken und rechten Ventrikel, den großen Blutgefäßen und den Vorhöfen, sowie des Kalks auf den Bildern, läuft dabei parallel, eine direkte Segmentierung der Koronararterien (ohne Kalk) ist ohne Applikation von Kontrastmitteln nicht möglich.

Die variable Natur der vorliegenden Daten läßt eine Klassifikation mittels klassischer scharfer Logik kaum zu, weshalb Methoden aus dem Bereich der unscharfen Logik [4, 5, 6] eingesetzt werden, um aussagekräftige Resultate zu erzielen. Die Variabilitäten bestehen hauptsächlich in den stark interindividuell unterschiedlichen Dimensionen der Herzen sowie in den verschiedenen Herzlagetypen, auch die Koronararterien der verschiedenen Versorgertypen unterliegen starken Schwankungen [7].

4 Bildverarbeitung

Da EBCT-Bilder im Vergleich zu klassischen CT-Daten einen erhöhten Rauschanteil besitzen, muß die Bildvorverarbeitung eine Rauschfilterung beinhalten. Das verwendete Verfahren basiert auf zellularen neuronalen Netzen und wird ausführlich in [8, 9] erläutert.

Die Segmentierung des Herzens aus den umgebenden Thorax-Strukturen wird indirekt über die einfachere Segmentierung der Lungen gelöst. Die Lungen besitzen eine sehr niedrige Intensität und eine relativ homogene Struktur, damit sind sie für eine Segmentierung mit einem Bereichswachstumsverfahren [10] gut



(a) Original (b) Binarisiert (c) Distanzbild (d) Resultat

Abb. 1. Anwendung der Wasserscheidentransformation

zugänglich. Das Herz liegt zwischen den beiden Lungen und wird ventral durch die Thoraxwand sowie dorsal durch die Wirbelsäule demarkiert.

Die Segmentierung der Herzkavitäten wird mit Hilfe einer Wasserscheidentransformation [11] auf dem Distanzbild (Abb. 1(c)) des binarisierten Herzbildes (Abb. 1(b)) realisiert. Die Binarisierung erfolgt dabei mit einem Schwellenwertverfahren [10], die Schwelle ist bei der für Blut typischen Absorptionsrate festgesetzt. Bei der Implementierung der Wasserscheidentransformation werden die Wasserscheiden an allen Stellen gezogen, an denen zwei Flutungsbecken kommunizierten (Abb. 1(d)).

Die Extraktion der Kalk-Plaques gestaltet sich einfacher. Da Kalk eine Absorptionsrate von ca. 130 HU hat, werden mittels eines Schwellenwertverfahrens alle Bereiche mit diesen Eigenschaften segmentiert. Dies schließt jedoch auch Kalk außerhalb der Koronararterien (z.B. auf Herzklappen) mit ein, sowie auch andere Materialien, die eine mindestens genauso hohe Absorption haben (bspw. Knochen). Die Klassifikation der gefundenen Segmente in relevanten und nichtrelevanten Kalk ist Aufgabe der Bildanalyse.

5 Bildanalyse

Die vorhergehende Segmentierung liefert eine Liste von Segmenten, denen Merkmalsvektoren als Grundlage zur Klassifizierung zugeordnet werden. Die Wissensbasis bedient sich des Konzeptes der *Frames* [12], wobei hier eine Fuzzy-Logik Variante entwickelt wurde. Diese arbeitet objektorientiert auf einer eigenen Grammatik mit linguistischen Variablen und Termen. Die *Slots* der Frames zeigen auf linguistische Variablen mit dem für diese Struktur typischen linguistischen Term. Die aus [12] definierten Vererbungshierarchien werden dabei vollständig realisiert, z.B. erlauben es die Default-Logik-Eigenschaften des Frame-Konzeptes, bei Instanziierungen die vererbten Werte zu überschreiben.

Die benutzten Slots gliedern sich in zwei Klassen: die *lokalen* Slots geben Eigenschaften wieder, die sich ohne Relationen zwischen anderen Frames ausdrücken lassen, z.B. `Rundheit`, `Länglichkeit`, `Fläche`, `Lage`. Die *globalen*

Slots dienen zur Realisierung von Lagerelationen und sind mit speziellen Zugriffsprozeduren (bspw. `resides_left_of`) implementiert, um die Lage relativ zu anderen Strukturen anzugeben.

Der Abgleich zwischen der eingehenden Segmentliste und der definierten Wissensbasis wird von der Inferenzmaschine in drei Schritten vorgenommen, wobei in jedem Schritt die Anzahl zu bewertender Elemente verringert wird.

Die Koronararterien werden aus der gewonnenen Information über die Herzkavitäten klassifiziert. Hierbei werden nur bei gefundenen Kalkplaques dessen Lage anhand der bekannten Lage der Herzkavitäten klassifiziert. Die Heuristiken dafür stammen aus einer –ebenfalls aus Frames bestehenden– Wissensbasis für die Lage der Koronararterien.

6 Ergebnisse

Die benutzte Bildverarbeitungspipeline wurde in ein bereits bestehendes Baukastensystem für Bildverarbeitungsapplikationen [13] prototypisch implementiert (Abb. 2). Nach der Verifikation der Ergebnisse aus Testdaten ergibt sich eine Erkennungsrate von unter 20%. Die niedrige Erkennungsrate läßt sich hauptsächlich auf Schwächen in der Bildsegmentierung zurückführen, die dort erzielten Ergebnisse lassen keine sinnvolle Klassifikation mehr zu, so daß an dieser Stelle der Bildverarbeitungspipeline die verwendeten Verfahren verbessert werden oder andere Verfahren Verwendung finden müssen. Eine Anwendung aktiver Konturmodelle [14] soll hier untersucht werden. Weiterhin ist ein deutlicher Ausbau der Wissensbasis notwendig. Ziel des Projektes war eine Machbarkeitsstudie, ob die gestellte Aufgabe mit unscharfen Wissensbeschreibungen lösbar ist. Die korrekt segmentierten Bilder weisen eine Fehlerrate von $< 10\%$ auf. Der Prozeß der Bildanalyse für eine Folge von 15 Schichten benötigt auf Standard-PC-Hardware ca. $6 - 10s$, womit das Verfahren ausreichend performant ist, um einen Zeitgewinn gegenüber dem bisherigen manuellen Verfahren darzustellen.

Literatur

1. Grundmann E (Herausgeber): *Einführung in die Allgemeine Pathologie.* Gustav Fischer Verlag, Stuttgart, 9. Auflage, 1996.
2. Rienmüller R, Kern R, Baumgartner C und Hackel B: *Electron-beam-Computertomographie (EBCT) des Herzens.* Der Radiologe, 37(5):410–416, 1997.
3. Hiltner J, Fathi M und Reusch B (Herausgeber): *PG DAWN – Entwicklung eines wissensgesteuerten Bildverarbeitungssystems zur Erkennung von Verkalkungen in Koronararterien.* Projektgruppenendbericht. Universität Dortmund, Dortmund, 1999.
4. Bezdek J und Pal S.K (Herausgeber): *Fuzzy Models for Pattern Recognition.* IEEE Press, New York, 1992.
5. Biewer B: *Fuzzy-Methoden.* Springer-Verlag, 1997.
6. Hiltner J, Jäger M, Moser M und Tresp C: *Fuzzy Image Analysis for Medical Applications.* In: Jain L.C, Johnson R.P, Takefuji Y und Zadeh L.A (Herausgeber): *Knowledge-Based Intelligent Techniques in Industry*, Kapitel 3, Seiten 85–116. CRC-Press, 1999.

Abb. 2. Darstellung der Oberfläche des erstellten Prototypen und des Ergebnisses einer CAC-Score-Bestimmung

7. Lippert H: *Lehrbuch der Anatomie.* Urban & Schwarzenberg, München, 4. Auflage, 1996.
8. Aizenberg I.N: *Processing of noisy and small-detailed grey-scale images using cellular neural networks.* Electronic Imaging, 6(3):0–1, 1997.
9. Aizenberg, I.N: *Neural Networks Based on Multi-valued and Universal Binary Neurons: Theory, Application to Image Processing and Recognition.* In: Reusch B (Herausgeber): *Computational Intelligence – Theory and Applications*, Band 1625 der Reihe *Lecture Notes in Cumputer Science*, Seiten 306–316, Berlin – Heidelberg, 1999. Springer-Verlag.
10. Gonzalez, R.C. und Woods R.E: *Digital Image Processing.* Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1993.
11. Vincent L und Soille P: *Watersheds in Digital Spaces.* IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 13(6):583–598, 1991.
12. Minsky M: *A framework for representing knowledge.* Technischer Bericht Massachusetts Institute of Technology A.I. Laboratory, 1974.
13. Hiltner J: *Operatoren zur deskriptiven und modellbasierten unscharfen Wissensbeschreibung in der medizinischen Bildverarbeitung.* In: Lehmann T, Metzler V, Spitzer K und Tolxdorff T (Herausgeber): *Bildverarbeitung für die Medizin 1998*, Seiten 114–118, Berlin – Heidelberg, März 1998. Springer-Verlag.
14. Kass M, Witkin A und Terzopoulos D: *Snakes: Active Contour Models.* In: *International Journal of Computer Vision*, Band 3, Seiten 259–268, 1987.