Segmentierung des Lungenparenchyms in posterior–anterioren Thoraxradiographien mit einem lokal–adaptiven Kantendetektor

Stefan Krass und Heinz–Otto Peitgen

MeVis – Centrum für Medizinische Diagnosesysteme und Visualisierung
Universitätsallee 29, 28359 Bremen
Email: krass@mevis.de

Zusammenfassung. Mit der zunehmenden Digitalisierung der Thoraxradiographie wird ein robuster, für die klinische Routine geeigneter Algorithmus zur Segmentierung des Lungenparenchyms notwendig. Der hier vorgestellte Algorithmus stellt ein semi–automatisches Verfahren dar, bei dem durch einen lokal–adaptiven Kantendetektor das Lungenparenchym segmentiert wird. Durch iterative Schätzung des Kantenverlaufs wird eine richtungsabhängige Skalierung und Gradientenbildung erreicht. Die Parametrisierung der Kurvenkrümmung erlaubt eine Anpassung an das zu segmentierende Objekt.

Schlüsselwörter: Segmentierung, lokal–adaptive Kantendetektion, Thoraxradiographie, Lungenparenchym

1 Einleitung

Die Thoraxradiographie, eine der am häufigsten durchgeführten Röntgenuntersuchungen, unterliegt einer Entwicklung, die dadurch charakterisiert ist, daß die bisher übliche Film–Folien Technik zunehmend durch digitale Aufnahmeverfahren abgelöst wird. Dies eröffnet völlig neue Möglichkeiten der computerunterstützten Radiologie, da die zeitaufwendige und mit Qualitätsverlusten verbundene Digitalisierung durch einen Filmscanner entfällt. Die Segmentierung des Lungenparenchyms in posterior-anterioren Thoraxradiographien nimmt dabei eine zentrale Rolle ein, da sie für viele Anwendungen computerunterstützter Diagnostik Voraussetzung ist, wie z. B. für Fragestellungen der Merkmalsanalyse [1] und der Registrierung von Thoraxradiographien zur temporären Subtraktion [2].

Es existieren eine Reihe von Arbeiten, die sich mit der Segmentierung des Lungenparenchyms in Thoraxradiographien beschäftigen. Grundsätzlich lassen sich dabei zwei Methoden unterscheiden [3]. Die eine basiert auf einer pixelweisen Klassifikation von Bildbereichen durch Bestimmung von Bildmerkmalen wie z. B. statistischen Grauwertparametern erster und zweiter Ordnung [4], auch unter Verwendung neuronaler Netzwerke [5]. Diese merkmalsbasierten Methoden sind sehr robust, führen jedoch nur zu einer sehr groben Bestimmung der Lungenkontur.

Der zweite Ansatz basiert auf Erkennung von Kanten in Bildprofilen und Bildbereichen [6]. Dabei kommen iterative Schwellwert– [7] und Gradientenverfahren [8], diese auch kombiniert mit Polynomapproximation [9], zum Einsatz. Diese Methoden führen zu einer genaueren Bestimmung der Thoraxwand, sind aber anfälliger für Fehlsegmentierungen. Zusätzliche Limitationen der meisten existierenden Algorithmen sind fehlende Interaktionsmöglichkeiten und die notwendige Standardisierung der Aufnahmebedingungen, die in der erforderlichen Form in der klinischen Routine häufig nicht gegeben ist, so daß die Entwicklung eines halbautomatischen, robusten Algorithmus wünschenswert ist.

In dieser Arbeit wird die Entwicklung eines semi–automatischen Algorithmus zur Segmentierung des Lungenparenchyms in posterior–anterioren Thoraxradiographien vorgestellt. Dabei stehen eine schnelle Handhabung, Robustheit gegenüber der Variabilität der Aufnahmebedingungen und der anatomischen Variabilität, klinische Anwendbarkeit und Korrekturmöglichkeit im Falle von Segmentierungsfehlern im Vordergrund.

2 Methode

Die Begrenzung des Lungenparenchyms stellt im Thoraxröntgenbild im Sinne der Multiskalenanalyse eine Kante großer Skala dar. Deshalb liegt es nahe, die Kante durch Faltung mit der Ableitung einer Gaußfunktion geeigneter Skala zu bestimmen [10]. Diese Variante der Wavelet–Analyse ist in einfacher Form in Kantendetektoren, wie z. B. dem von J. Canny, realisiert [11]. Solche globalen, nicht adaptiven Algorithmen sind jedoch zur Segmentierung des Lungenparenchyms in Thoraxradiographien nicht ausreichend, da insbesondere beim Übergang der dorsalen Rippenkanten in die laterale Thoraxwand Verzweigungspunkte von Kanten ähnlicher Stärke auftreten.

2.1 Lokal–adaptive Kantendetektion

Um dennoch die Vorteile des Multiskalenansatzes zu nutzen, wurde ein lokal–adaptiver Kantendetektionsalgorithmus entwickelt, der iterativ die Richtung des zu detektierenden Kantenverlaufes durch Extrapolation der bereits detektierten Kante schätzt. In Abb. 1 wird ein Iterationsschritt des Algorithmus veranschaulicht. In einem 1 Pixel–Abstand vom letzten detektierten Kantenpunkt P wird senkrecht zum geschätzten Kantenverlauf u ein Grauwertprofil bestimmt (a).

Das Profil wird mit einem separierbaren Gaußkern gefaltet, der ebenfalls entlang der Richtung der geschätzten Kante orientiert ist (b). Dadurch wird gewährleistet, daß Kanten, deren Richtung von der Schätzung stark abweichen, unterdrückt werden. Zudem wird eine unterschiedliche Skalierung parallel und senkrecht zur Kante erreicht. Profilbestimmung und Faltung wird mittels Nächster–Nachbar Interpolation durchgeführt. Die Standardabweichungen parallel ($\sigma_{\|}$) und senkrecht ($\sigma_{\perp}$) zur geschätzten Kantenrichtung sind freie Parameter des Algorithmus.

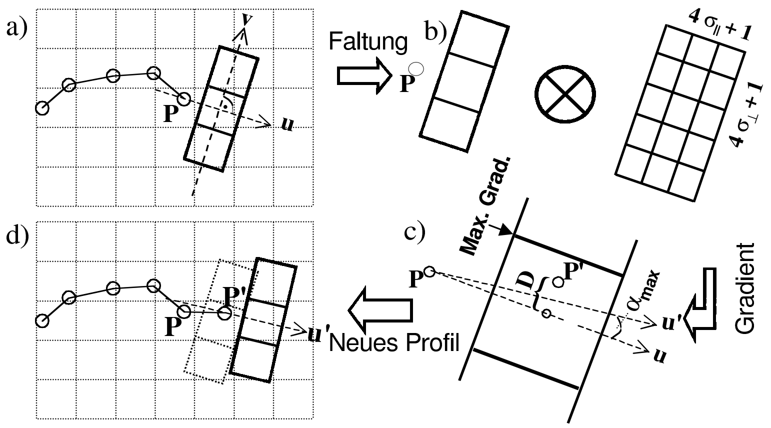
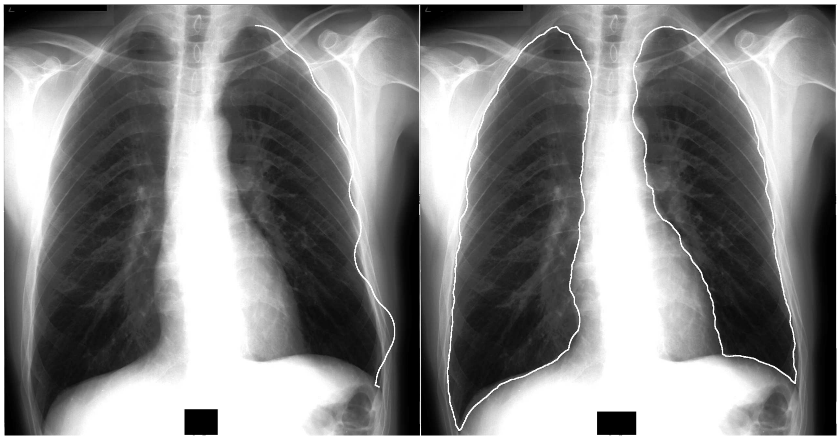


Abb. 1. Schematische Darstellung des iterativen Algorithmus. P: letzter detektierter Kantenpunkt, u: geschätzte Kantenrichtung, v: Richtung des Grauwertprofils, $\sigma_{\parallel}$, $\sigma_{\perp}$: Standardabweichung des Faltungskerns parallel bzw. senkrecht zur geschätzten Kantenrichtung, P': neuer detektierter Kantenpunkt, u': neue geschätzte Kantenrichtung, D: Diskontinuitätsparameter, α_{max}: Beschränkung der Kurvenkrümmung.

Im zweiten Schritt erfolgt eine Gradientenbildung durch einfache Berechnung der Grauwertdifferenzen benachbarbarter Pixel (c). Zusätzlich zur kantenorientierten Gradientenbildung wird durch eine Beschränkung der Kantenkrümmung die Empfindlichkeit des Algorithmus auf Kantenverzweigungen in das Lungenparenchym reduziert. Dies erfolgt durch den Parameter α_{max}. Die neue geschätzte Kantenrichtung darf nicht mehr als dieser Parameter in Richtung des errechneten Gradienten abweichen. Eine Beschränkung der Kurvenkrümmung führt jedoch auch zu Instabilitäten aufgrund der ungleichmäßig strukturierten Parenchymwand, wie Abb. 2 (a) zeigt: Eine Störung aufgrund der überlagerten Clavicula kann nicht mehr ausgeglichen werden und führt zu einer Oszillation der Kante. Deshalb wurde der Diskontinuitätsparameter D eingeführt, der es ermöglicht, daß die Position des neuen Kantenpunktes stärker von der geschätzten Richtung abweichen kann. Damit ist gewährleistet, daß der Algorithmus lokal auf Störungen reagieren kann, ohne daß die Richtung der Kante global zu stark variiert.

2.2 Halbautomatische Parenchymsegmentierung

Die Methode ist in der aktuellen Implementierung semi–automatisch und setzt die Vorgabe drei definierter Landmarken pro Lungenflügel voraus. Diese befinden sich in der Apexspitze, beim Übergang vom Diaphragma zur lateralen Thoraxwand (sinus phrenicocostalis) und zum Herzmuskel (sinus phrenicocardialis). Für mögliche Fehlsegmentierungen ist eine dynamische interaktive Korrekturmöglichkeit integriert, die die Vorgabe weiterer Stützpunkte erlaubt.



a) b)

Abb. 2. Segmentierung des Lungenparenchyms. a) Ohne Diskontinuitätparameter D, caudaler Kantenverlauf. Eine kleine Störung im Bereich der Clavicula führt zu stärker werdenden Oszillationen um die Thoraxwand. b) Mit Diskontinuitätsparameter ($D =$ 0,02 Pixel). Eine Segmentierung des Parenchyms wird erreicht.

3 Ergebnisse

Die Methode wurde in einem ersten Test auf zehn digitalisierte posterior–anteriore Thoraxradiographien aus der klinischen Routine mit unterschiedlicher Aufnahmequalität angewendet. Die Aufnahmen wurden mit einem Scanner (SciTron FD60) digitalisiert. Die Amplitudentiefe betrug 15 Bit, die Größe eines Pixel 200 μm x 200 μm. Dabei wurden die besten Segmentierungsergebnisse mit folgender Parametereinstellung erzielt: $\sigma_{parallel} = 11$ Pixel, $\sigma_{perp} = 7$ Pixel, $\alpha_{max} = 0,7^0$, $D = 0{,}02$ Pixel. In allen Fällen wurde eine Segmentierung des Lungenparenchyms erreicht. Interaktive Korrekturen waren meist im unteren Bereich der Lunge – zwischen sinus phrenicocostalis lateralis und sinus phrenicocardialis – notwendig. Sie konnten interaktiv durch wenige zusätzliche Marker durchgeführt werden. Abb. 2 (b) zeigt ein Beispiel für die Segmentierung des Lungenparenchyms mit der beschriebenen Methode.

4 Diskussion

Durch die lokal adaptive Gradientenbildung werden zwei üblicherweise getrennte Schritte bei der Kantendetektion – Kantenanhebung und Kantenverfolgung – integriert. Die selektive Kantenanhebung verhindert Fehlsegmentierungen, vor allem bei Verzweigungspunkten von Kanten ähnlicher Stärke. Durch die lokale Filterung wird zusätzlich ein Geschwindigkeitszuwachs gegenüber globalen Filterungen erreicht, da nur die Bildpunkte in der Umgebung der Kante der Faltungsoperation unterzogen werden. Dies ist vor allem vor dem Hintergrund der großen Faltungskerne von Bedeutung. Die Parametrisierung der Kantenkrümmung führt zu einer globalen Richtungsstabilität, bei gleichzeitiger Unempfindlichkeit gegenüber lokalen Störungen.

Literatur

1. Xu XW, Doi K: Image feature analysis for computer–aided diagnosis: detection of right and left hemidiaphragm edges and delineation of lung field in chest radiographs. Med. Phys., 23(9):1613–1624, 1996.
2. Difazio MC, MacMahon H, Xu XW, Tsai P, Shiraishi J, Armato SG III, Doi K: Digital chest radiography: Effect of temporal subrtraction images on detection accuracy. Radiology, 202:447–452, 1997.
3. Tsujii O, Freedman MT, Mun SK: Anatomic region–based dynamic range compression for chest radiographs using warping transformation of correlated distribution. IEEE Trans. on Medical Imaging, 17(3):407–418, 1998.
4. McNitt–Gray MF, Sayre JW, Huang HK, Razavi M: A pattern classification approach to segmentation of chest radiographs. SPIE, 1898:160–170, 1993.
5. Hasegawa A, Lo SC, Freedman MT, Mun SK: Convolution neural network–based detection of lung structure. SPIE, 2167:654–662, 1994.
6. Yue Z, Goshtasby A, Ackerman LV: Automatic detection of rib borders in chest radiographs. IEEE Trans. on Medical Imaging, 14:525–536, 1995.
7. Armato SG III, Giger ML, MacMahon H: Computerized detection of abnormal asymmetry in digital chest radiographs. Med. Phys., 21(11): 1761–1768, 1994.
8. Duryea J, Boone JM: A fully automated algorithm for the segmentation of lung fields on digital chest radiographic images. Med. Phys., 22(2):183–191, 1995.
9. Xu XW, Doi K: Image feature analysis for computer–aided diagnosis: accurate determination of ribcage boundary in chest radiographs. Med. Phys., 22(5):617–626, 1995.
10. Evertsz CJG, Berkner K, Berghorn W: A local multiscale characterization of edges applying the wavelet transform. In: Y. Fisher (Ed.), NATO ASI Series, Series F: Computer and System Science, vol. 159. Springer Berlin Heidelberg, pp. 261–277, 1998.
11. Canny J: A computational approach to edge detection. IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell., 8(6):679–697, 1986.