Detektion von Rippenschatten in digitalen Röntgenbildern durch synergetische Algorithmen - Diagnoseunterstützung durch Schattenkompensation

Frank Vogelsang[1], Frank Weiler[2], Thomas Lesch[2]

[1]Klinik für Radiologische Diagnostik
RWTH Aachen, Pauwelsstr. 30, 52057 Aachen
vogel@rad.rwth-aachen.de

[2]Lehrstuhl für angewandte Mathematik, insb. Informatik
RWTH Aachen, Ahornstr. 55, 52074 Aachen
weiler@informatik.rwth-aachen.de

Eine in [1] vorgestellte Methode zur Kompensation von Rippenschatten in Röntgenthoraxaufnahmen wurde durch die Verwendung von synergetischen Algorithmen zur Rippenkantenextraktion verbessert. Durch die Kompensation der Rippenschatten kann eine verbesserte Differentialdiagnostik von pulmonalen Strukturen erreicht werden.

Keywords: Klassifikation, Synergetik, Thoraxröntgenbilder, Diagnoseunterstützung

1 Einleitung

In Röntgenbildern des Thorax werden diagnostisch relevante Strukturen durch die Rippen, das Herz und andere anatomische Objekte überlagert. In klinischen Studien konnte nachgewiesen werden, daß Bilder ohne solche Überlagerungen zur Differentialdiagnostik eine wertvolle Zusatzinformation liefern können. Die von SCHRECKENBERG entwickelte und in [1,6] beschriebene Methode zur Kompensation von Rippenschatten in digitalen Röntgenbildern des Thorax wurde verbessert, indem synergetische Klassifikatoren zur Detektion der Rippenkanten eingesetzt wurden. Die Erkennung der Rippen ist ein wichtiger Bestandteil des Verfahrens. Die Abschwächung der Röntgenstrahlen durch die Rippenstrukturen wurde rechnerisch beseitigt. Dies führt zu einer höheren Qualität des Bildmaterials und damit zu einer Verbesserung der Qualität in der Diagnose von pulmonalen Strukturen.

2 Methoden

2.1 Detektion der Rippenkanten

Die zuverlässige Detektion der Rippenkanten bildet eine wesentliche Voraussetzung zu einer erfolgreichen Anwendung des Verfahrens. Um die hochfrequenten Anteile des Bildsignals, die im wesentlichen den Rippenkanten entsprechen, zu verstärken wird ein Unsharp Masking gefolgt von einer globalen Kantenerkennung durchgeführt. Die Rippenstrukturen sollen durch eine Menge von Parabeln, die sich gut zur Modellierung der Rippenkanten eignen, approximiert werden. Durch die Anwendung einer Hough-Transformation auf das Bild können die Kanten einfach bestimmt werden. In [1,6] wird hierzu die Kreuzkovarianz eines verkleinerten Bildes mit Kantentemplates (Bild 1) berechnet um diejenigen Pixel zu bestimmen, die zu einer Kante gehören.

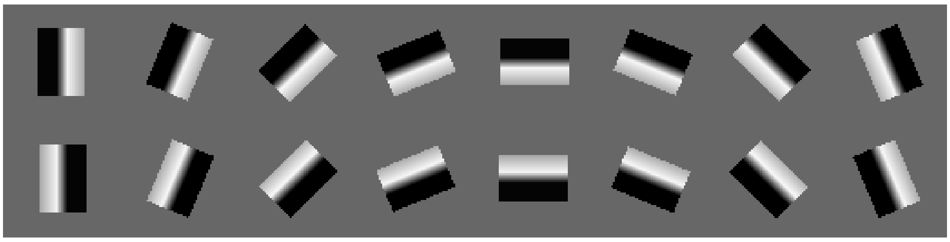

Bild 1: Kantentemplates

Ein Ansatz bei dem, wie in [2] beschrieben, neuronale Netzwerke zur Detektion der Rippenstrukturen verwendet werden wurde ebenfalls untersucht. Die Erkennungsraten bei Anwendung dieser Methode waren jedoch sehr schlecht, da der neuronale Klassifikator versucht, die Rippen allein aufgrund ihrer Texturinformation zu finden. Bei Röntgenthoraxaufnahmen ist die Überlagerung verschiedener anatomischer Strukturen jedoch besonders stark, so daß ein solcher Ansatz ohne das Hinzuziehen von topologischen Informationen wenig Erfolg verspricht.

Die besten Ergebnisse hinsichtlich Robustheit und Laufzeit konnten durch die Verwendung von synergetischen Klassifikatoren, wie sie von HAKEN in [4] vorgestellt werden, mit Kantenprototypen erreicht werden [3]. Dieses Erkennungsverfahren erwies sich als zuverlässiger und schneller als andere untersuchte Methoden.

Synergetische Klassifikatoren haben Eigenschaften, die für die beschriebene Aufgabenstellung sehr nützlich sind:

- Relative Unabhängigkeit hinsichtlich Helligkeit und Kontrast
- Unüberwachtes Lernen
- Nur ein adjungierter Prototyp für jede Klasse ist notwendig
- Adaptivität, d.h. der Klassifikator lernt während der Klassifikation

Durch eine Fourier-Mellin-Transformation kann darüber hinaus, wie später beschrieben wird, Skaleninvarianz, Translationsinvarianz und Rotationsinvarianz erreicht werden.

Es soll nun eine kurze Beschreibung des synergetischen Klassifikationsalgorithmus gegeben werden. Innerhalb des Merkmalsraums spannen die Prototypvektoren $\vec{v}_k\ 1 \le k \le M$ einen Vektorunterraum auf. Die Prototypvektoren seien o.B.d.A mittelwertfrei und normiert, d.h.

$$\sum_{s=1}^{N} v_{k,s} = 0 \quad \text{und} \quad \sum_{s=1}^{N} v_{k,s}^2 = 1 \quad \forall\, \vec{v}_k \quad k = 1, \ldots, M \,. \tag{1}$$

M ist also die Anzahl der verwendeten Prototypvektoren, d.h. der Rippenkantentemplates und N die Dimension der Merkmalsraumes (M ≤ N). Faßt man nun die Kantentemplates (Bild 1) oder die Buchstabenausschnitte aus Bild 2 als Merkmalvektoren respektive Prototypvektoren auf, so haben diese die Dimension $\sqrt{N} \times \sqrt{N}$. Aus den Prototyp-Bildern können adjungierte Prototypen gebildet werden, die einer Orthonormalitätsrelation genügen:

$$\left(\vec{v}_k^{+}, \vec{v}_l\right) = \delta_{kl} \tag{2}$$

Die adjungierten Prototypvektoren $\vec{v}_k^+$ sind hierbei Linearkombinationen der Prototypvektoren $\vec{v}_k$. Dies führt zu einem linearen Gleichungssystem welches leicht gelöst werden kann.

Wie in [4] beschrieben kann die Mustererkennung als dynamischer Prozeß ähnlich der Bewegung eines Massepunktes in einem Potentialfeld aufgefaßt werden. Ein zu klassifizierender Merkmalvektor $\vec{q}$ wird als Massepunkt in einem Potentialgebirge V interpretiert. Die Prototypvektoren bilden in V die einzigen stabilen Fixpunkte (Minima). Das Potential V hat hierbei die folgende Form:

$$V = -\frac{1}{2}\sum_{k=1}^{M}\lambda_k\left(\vec{v}_k^+,\vec{q}\right)^2 + \frac{1}{4}B\sum_{k\neq k'}\left(\vec{v}_k^+,\vec{q}\right)^2\left(\vec{v}_{k'}^+,\vec{q}\right) + \frac{1}{4}C\left(\vec{q}^+,\vec{q}\right)^2 \tag{3}$$

Auf dem Gebiet der Mustererkennung kann der Klassifikationsprozeß auf die Berechnung des Skalarproduktes der adjungierten Prototypen $\vec{v}_k$ mit dem zu klassifizierenden Vektor $\vec{q}$ reduziert werden. Ein Mustervektor $\vec{q}$ wird also mit Hilfe einer Metrik $m_k = \left(\vec{v}_k^+,\vec{q}\right)$ folgendermaßen einer Prototypklasse i zugeordnet:

$$Class(\vec{q}) = i \Leftrightarrow \left|\left(\vec{v}_i^{\,+},\vec{q}\right)\right| = \max_k\left\{\left|\left(\vec{v}_k^{\,+},\vec{q}\right)\right|\right\} \tag{4}$$

Es soll nun näher auf die erwähnte Translations-, Rotations- und Skalenvarianz eingegangen werden. $c\left(k_x,k_y\right)$ sei die Fouriertransformierte eines Mustervektors $\vec{q}(x,y)$, in unserem Fall ein Bildausschnitt des Thoraxröntgenbildes. Um $\left(x_0,y_0\right)$ verschoben ergibt sich Fouriertransformiert:

$$c'\left(k_x,k_y\right) = \frac{1}{(2\pi)^2}\iint dx'dy'q\left(x',y'\right)\cdot\exp\left[-i\left(k_x x' + k_y y'\right)\right]\exp\left[+i\left(k_x x_0 + k_y y_0\right)\right]. \tag{5}$$

Durch Bildung des Betragsquadrates der beiden Fouriertransformierten erhält man

$$\left|c'\left(k_x,k_y\right)\right|^2 = \left|c\left(k_x,k_y\right)\right|^2 , \tag{6}$$

da eine Verschiebung im Ortsraum einer Änderung der Phase im Frequenzraum entspricht und diese durch die Betragsbildung eliminiert wird. Rotationen respektive Drehungen um den Winkel ϕ_0 lassen sich einfach darstellen in der Form:

$$\vec{x}' = \overleftrightarrow{D}\vec{x} \qquad \text{mit einer Drehmatrix} \qquad \overleftrightarrow{D} = \begin{pmatrix} \cos\phi_0 & \sin\phi_0 \\ -\sin\phi_0 & \cos\phi_0 \end{pmatrix} \tag{7}$$

Für ein gedrehtes Muster wird nun das Koordinatensystem um den Winkel ϕ_0 gedreht, so daß sich für die Fouriertransformation ergibt:

$$\tilde{c}\left(\vec{k}\right) = \frac{1}{(2\pi)^2}\iint dx'dy'\vec{q}(\vec{x}')\exp\left(-i\vec{k}\tilde{D}^{-1}\vec{x}'\right) \text{ und } \tilde{c}\left(\vec{k}\right) = c\left(\vec{k}\overleftrightarrow{D}^{-1}\right) \text{ sowie } \vec{k}\overleftrightarrow{D}^{-1} = \overleftrightarrow{D}\vec{k} \tag{8}$$

Betrachtet man eine Skalierung mit Skalierungsfaktor r_0 so ergibt sich analog zur Rotation:

$$\tilde{c}\left(\vec{k}\right) = \frac{1}{\det\overleftrightarrow{S}}\tilde{c}\left(\vec{k}\overleftrightarrow{S}^{-1}\right) \text{mit Transformationsmatrix } \overleftrightarrow{S} = \begin{pmatrix} r_0 & 0 \\ 0 & r_0 \end{pmatrix} \tag{9}$$

Dies läßt sich leicht für den Fall einer invertierbaren linearen Transformation, die durch die Matrix $\overleftrightarrow{L}$ gegeben ist, erweitern zu

$$\tilde{c}\left(\vec{k}\right) = \frac{1}{\det L}c\left(\vec{k}\overleftrightarrow{L}^{-1}\right) . \tag{10}$$

Durch eine weitere Transformation lassen sich Rotationen und Skalierungen in eine Translation überführen. Hierzu faßt man den Wellenzahlvektor $\vec{k}$ als Vektor in der komplexen z-Ebene auf und geht anschließend zu Polarkoordinaten über. Skalierung des Musters mit r_0 und Drehung um den Winkel ϕ_0 im Ortsraum führt nun zu

$$z' = \frac{r}{r_0} e^{i(\phi - \phi_0)} \quad \text{mit} \quad z = k_x + ik_y = re^{i\phi} \tag{11}$$

Bildet man nun die z-Ebene durch Logarithmieren auf die $\tilde{z}$-Ebene ab, so werden Rotation und Skalierung im Ortsraum auf eine Translation in der $\tilde{z}$-Ebene abgebildet.

$$\tilde{z}' = \ln z' = \ln \frac{r}{r_0} + i(\phi - \phi_0) = \tilde{z} - \ln r_0 - i\phi_0 \tag{12}$$

Das Betragsquadrat der Fouriertransformierten ist nun invariant gegenüber den Translationen in der $\tilde{z}$-Ebene. So können Translations-, Rotations- und Skaleninvarianz erreicht werden.

Die synergetische Klassifikation der Rippenkanten wird mit 4 Klassen, d.h. 4 Templates, durchgeführt. Unter Verwendung der Kantentemplates aus Bild 1 werden 2 adjungierte Prototypen (Bild 2) bestimmt.

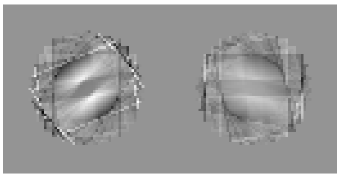

Bild 2: Adjungierte Prototypen

Die Verwendung von synergetischen Klassifikatoren erlaubt es, wesentlich weniger Templates als in Bild 1 dargestellt zu berücksichtigen. Ebenfalls möglich ist im Gegensatz zur Verwendung von synthetischen Templates die Generierung von Prototypen aus Röntgenbildern, was zu einer Verbesserung der Klassifikationsergebnisse führt. Die Vorteile in der Laufzeit ergeben sich aus der Tatsache, daß für die Kreuzkovarianz 4 Templates für jede Suchrichtung benötigt werden, während der synergetische Klassifikator mit einem adjungierten Prototypen je Suchrichtung auskommt. Die Skalarprodukte aus der synergetischen Klassifikation werden als Eingabe für die oben erwähnte Hough-Transformation verwendet. Ein Beispiel für die so gefundenen Rippenkantenparabeln zeigt Bild 3.

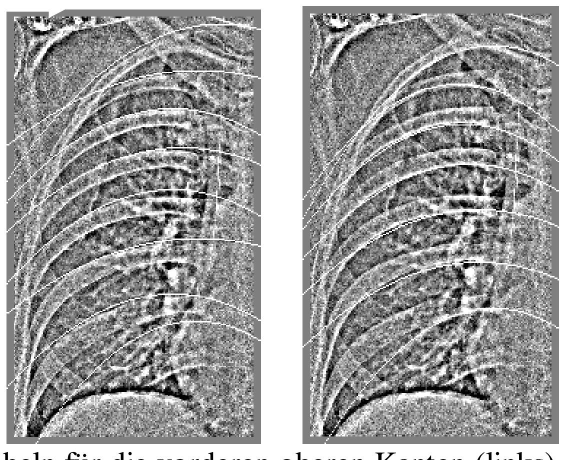

Bild 3: Rippenkantenparabeln für die vorderen oberen Kanten (links) und die vorderen unteren Kanten (rechts) nach der Hough-Transformation

2.2 Kompensation der Rippenkanten

Die gefundenen Kanten wurden durch eine lokale Nachbearbeitung verbessert. Ein Kantenmodell liefert die Lokalität der Rippen innerhalb des digitalen Röntgenbildes. Basierend auf anatomischem Wissen und den Grauwerten der gefundenen Rippen kann nun die Überlagerung des Rippenschattens in den entsprechenden Bildbereichen entfernt werden (Bild 4).

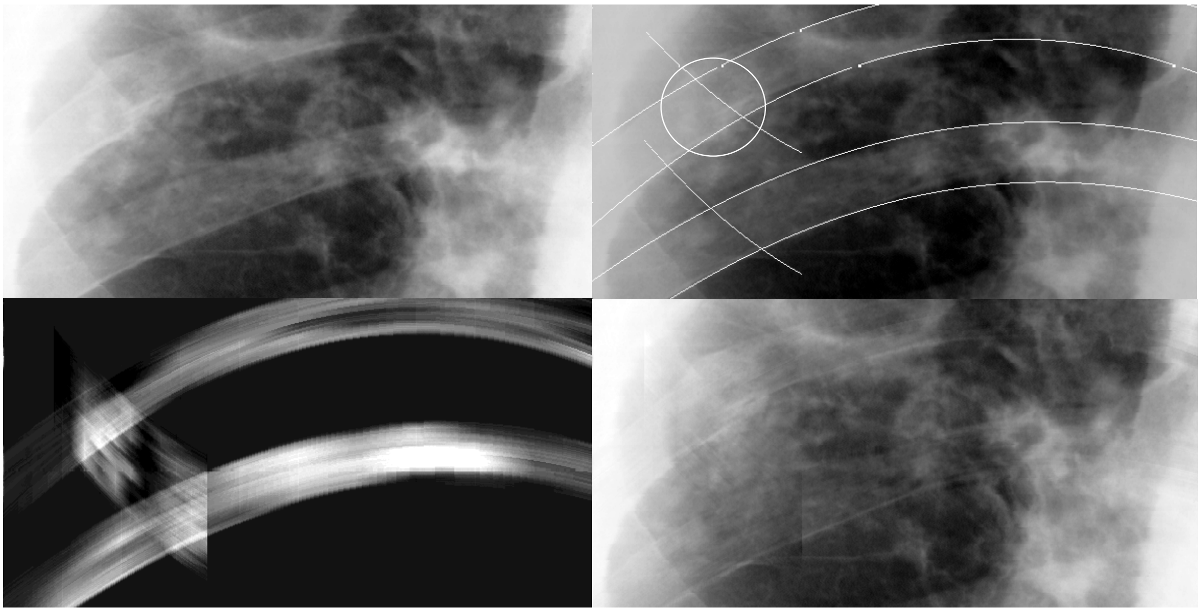

Bild 4: Originalbild (oben links), Oberer rechter Bereich eines Thoraxbildes mit markierten Rippenkanten und einer pulmonalen Läsion (oben rechts), kompensierte Rippenstrukturen normalisiert auf 256 Graustufen (unten links), Thoraxbildausschnitt nach der Rippenschattenkompensation (unten rechts).

3 Ergebnisse

In 18 von 20 Fällen konnte eine zufriedenstellende Detektion der Rippenkanten durchgeführt werden. In einigen Fällen war eine manuelle Korrektur der gefundenen Kanten notwendig. In allen Fällen konnte eine erfolgreiche Kompensation der Rippenschatten erfolgen. Die Klassifikation der Rippenkanten hat gegenüber der in [1] beschriebenen Methode einen Geschwindigkeitsvorteil um den Faktor 4.

4 Diskussion

Der Schlüssel zu einer erfolgreichen Kompensation der Rippenstrukturen ist die robuste Detektion der Rippenkanten. Eine interaktive Komponente zur Korrektur von fehlklassifizierten Kanten muß für die Fälle in denen eine automatische Klassifikation nicht erfolgreich durchgeführt werden konnte, eingefügt werden.

In konventionellen Aufnahmen kann eine sigmoide Kennlinie für die Strahlenabschwächung angenommen werden. Das zur Verfügung stehende Bildmaterial wurde jedoch von einem digitalen Röntgengerät aufgenommen, so daß diese Annahme hier nicht gilt. Dies muß bei weiteren Entwicklungen insofern berücksichtigt werden, als daß eine Verbesserung des Grauwertmodells für die Rippen, d.h. eine Annäherung an den tatsächlichen anatomischen Aufbau, nötig ist.

Da keine zusätzlichen Aufnahmen benötigt werden, kann das beschriebene Verfahren auf jedes (digitalisierte) Standardfilmmaterial angewendet werden. Auch die mit der vorgestellten Methode erreichte Kompensation der Rippenstrukturen bietet bereits eine nützliche Hilfe bei der radiologischen Diagnose von Röntgenthoraxaufnahmen, da die Superposition von relevanten pulmonalen Strukturen durch die Rippen erfolgreich eingeschränkt werden konnte.

Voraussetzung für einen erfolgreichen Einsatz in der Routine ist eine weitere Verbesserung des Kantendetektionsalgorithmus mit dem Ziel, die Interaktion zur Korrektur der gefundenen Kanten möglichst zu minimieren. In der aktuellen Arbeit wird die Verwendung eines Rippenmodells und ein Matching des Modells auf das Röntgenbild mit aktiven Konturmodellen geprüft.

Danksagung

Wir bedanken uns bei Herrn Marcus Schreckenberg und Herrn Prof. Meyer-Ebrecht, Lehrstuhl für Meßtechnik der RWTH Aachen, für die wertvolle Unterstützung und Übergabe der Programmsourcen aus [6]

Literatur

[1] Schreckenberg, M. Joswig, Kompensation von Rippenschatten in digitalen Thoraxröntgenbildern, Proceedings DAGM 93, S.J. Pöppl, H. Handels (eds.), Springer, 1993

[2] Pelikan, E., Texturorientierte Segmentierungsmethoden in der medizinischen Bildverarbeitung, Dissertation RWTH Aachen, 1995

[3] Lesch, Th., Untersuchung der Segmentierungsproblematik für diagnostische Fragestellungen bei Röntgenthoraxaufnahmen, Diplomarbeit, RWTH Aachen, 1996

[4] Haken H.: Synergetic Computers and Cognition, Springer Verlag, Heidelberg, 1991

[5] Weiler, F., Vogelsang, F.: Automatische Erkennung von Bildinhalten bei Standardröntgenaufnahmen, Proc. Aachener Workshop „Bildverarbeitung für die Medizin“, Aachen, 1996

[6] Schreckenberg, M., Kompensation von Rippenschatten in digitalen Röntgenbildern, Diplomarbeit RWTH Aachen, 1994