Morphologische Multiskalenfilterung

Volker Metzler*, Christian Thies†, Thomas Lehmann†

*Institut für Signalverarbeitung und Prozeßrechentechnik
Medizinische Universität zu Lübeck, Ratzeburger Allee 160, D–23538 Lübeck

†Institut für Medizinische Informatik
Rheinisch–Westfälische Technische Hochschule Aachen, D–52057 Aachen

E–mail: `metzler@isip.mu-luebeck.de`

Zusammenfassung. Um komplexes medizinisch–biologisches Bildmaterial zuverlässig zu segmentieren, wird das Verhalten von geeigneten signalbeschreibenden Merkmalen über mehrere Auflösungsstufen (Skalen) verfolgt. Hierbei werden signifikante Signalkomponenten bzw. wichtige Regionen des Bildes durch Merkmale repräsentiert, die über große Skalenbereiche stabil sind. Die hierfür notwendige Bedingung der Kausalität der Merkmale kann in morphologischen Skalenräumen besser erfüllt werden, als in herkömmlichen linearen Skalenräumen. Die Watershed–Transformierte einer morphologisch erzeugten Skala liefert für jedes Extremum eine ortsinvariante Region, entsprechend der relevanten Bildstrukturen. Hierbei wird die Signifikanz eines Mekmals u.a. als seine Stabilität im Skalenraum berechnet. Die Segmentierung eines Bildes besteht schließlich aus den signifikanten Regionen des Skalenraums.

Schlüsselwörter: Segmentierung, Skalenraum, Multiskalenfilterung, morphologische Operatoren, Watershed–Transformation

1 Einleitung

Der *Multiskalenansatz* zur Bildsegmentierung geht davon aus, daß Bilder in verschiedenen Auflösungsstufen (Skalen) betrachtet werden müssen, um robuste Segmentierungen zu erhalten. Gerade bei der Analyse von komplexen medizinischen Bilddaten sind solche Methoden von Vorteil. Beispielsweise repräsentieren spezifische Texturen oft Skalenunterschiede, die bei zweckmäßiger Analyse des dekomponierten Signals besser aufgelöst und untersucht werden können als im Originalsignal.

Diesen Ansatz greift das *Scale–Space Filtering* auf, bei dem ein Skalenraum durch sukzessives Tiefpaßfiltern erzeugt wird [1]. Niedrige Skalen (wenig gefiltert) enthalten somit Details wie z.B. differenzierte Objektkonturen, während hohe Skalen homogene Regionen qualitativ beschreiben. Objekte können so aufgrund globaler Information lokalisiert werden, ihre Details sind aber nur im lokalen Kontext zu ermitteln.

Zur Bildsegmentierung wird das Verhalten geeigneter signalbeschreibender Merkmale im Skalenraum analysiert. Dabei kann vorausgesetzt werden, daß solche

Merkmale, die über große Skalenbereiche stabil sind, also durch die sukzessive Filterung nicht entfernt werden, signifikante Signalkomponenten repräsentieren. Der Gaußsche Filterkern ist das einzige lineare Filter, das im zweidimensionalen die notwendige Kausalität, d.h. ein reproduzierbares monotones Verhalten der Merkmale über die Skalen, sicherstellt [2]. Dies gilt allerdings lediglich für Wendestellen, die zur Signifikanzanalyse nur bedingt geeignet sind, da sie bei Bildsignalen Konturen ausbilden. Diese Wendestellenkonturen sind ortsvariant, weshalb die notwendige Zuordnung von Merkmalen aufeinanderfolgender Skalen nicht immer eindeutig entschieden werden kann. Besser geeignet zur Signifikanzanalyse wären eindimensionale Merkmale (z.B. Extrema) für die aber kein lineares Filter existiert, das Kausalität garantiert [3].

Demgegenüber wurde für einige morphologische (also nichtlineare) Filter Kausalität bzgl. der Extrema von 2D–Signalen nachgewiesen [4]. Da für bestimmte Filter die Extrema zusätzlich ortsinvariant sind und die Strukturen form– und größenselektiv gefiltert werden, bietet die Analyse morphologischer Skalenräume sowohl zur Segmentierung als auch zur Rauschreduktion in bestimmten Anwendungsbereichen Vorteile gegenüber dem herkömmlichen Gaußschen Skalenraum.

2 Morphologische Skalenräume

Wie lineare Skalenräume werden morphologische Skalen durch Filterung des Originalbildes erzeugt. Eine morphologische Filteroperation wird durch ein zweidimensionales Strukturelement σ beschrieben, das eine Form durch Koeffizienten $\sigma(i,j) \neq 0$ vorgibt. Der Skalenparameter r ergibt sich als variables Designmerkmal des Strukturelements, beispielsweise als Radius. Als konsistente Erweiterung der bekannten binären Morphologie ergeben sich die beiden Basisoperationen *Erosion* $\mathbf{E}_{\sigma^r}$ und *Dilatatio*n $\mathbf{D}_{\sigma^r}$ mit grauwertigen Strukturelementen angewendet auf eine Grauwertfunktion f durch:

$$\mathbf{E}_{\sigma^r} f(x) = \min{}_{\mathcal{D}[\sigma_x^r]}\{f(x) + \hat{\sigma}_x^r\} \quad (1)$$

$$\mathbf{D}_{\sigma^r} f(x) = \max{}_{\mathcal{D}[\sigma_x^r]}\{f(x) + \sigma_x^r\} \quad (2)$$

wobei $\hat{\sigma}_x$ das punktgespiegelte Strukturelement σ_x mit Ursprung an der Stelle x ist. $\mathcal{D}[\sigma_x]$ bezeichnet den Definitionsbereich des Strukturelements (Abb. 1).

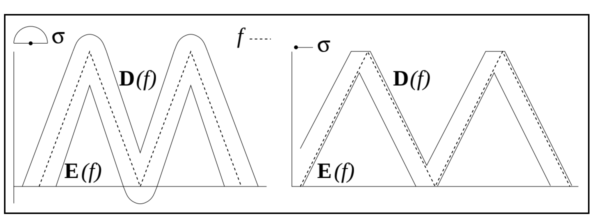

Abb. 1. Zwei Beispiele für grauwertige Erosion **E** und Dilatation **D** des Signals f mit dem Strukturelement σ.

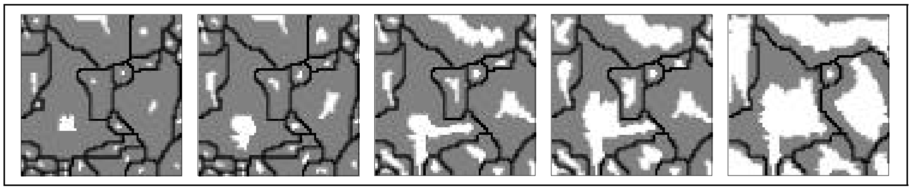

Abb. 2. Sukzessive Erosionen erzeugen aufsteigende Skalen. Eine Region ist durch ihr Minimum eindeutig bestimmt. Die Anzahl der Minima (*weiß*) reduziert sich, während die Teilmengenbeziehung erhalten bleibt.

Entscheidend für die Multiskalenanalyse sind die Kausalitätseigenschaften der verwendeten Filter. Bei Erosion verschmelzen Minima mit steigender Skala, während dies bei Dilatation für Maxima der Fall ist. Analog dazu verhalten sich die komponierten Filter *Opening* ($\mathbf{O}f = \mathbf{DE}f$) und *Closing* ($\mathbf{C}f = \mathbf{ED}f$). Aus den mengentheoretischen Eigenschaften der Filter ergibt sich, daß die Extrema der Skala r immer Teilmengen der Extrema der Skala $r + 1$ sind, woraus die Kausalität der Merkmale folgt (Abb. 2). Diese Eigenschaften bleiben auch bei grauwertigen Strukturelementen erhalten, sofern diese kompakte Mengen sind [4]. Dadurch kann das Skalenverhalten von Bildextrema eindeutig ermittelt und analysiert werden.

Die Watershed–Transformation detektiert die Minima (oder nach vorherigem Invertieren die Maxima) eines Bildes und ordnet ihnen Regionen zu, deren Form und Ausdehnung von der Lage der Nachbarminima abhängt. Die Grenzen der Regionen entsprechen sog. "Dividelines" des Bildes. Da die Kausalität der Exrema gewährleistet ist, kann direkt auf das Skalenverhalten der Watershed–Regionen geschlossen werden, deren Anzahl ebenso monoton fällt wie die der verfolgten Extrema. Da die Watershed–Transformierte immer eine vollständige Partitionierung des Bildes ergibt, modelliert sie das Signal wesentlich besser als die Extrema selbst, die (im Kontinuierlichen) keine Ausdehnung besitzen.

3 Signifikanzanalyse

Da in linearen Skalenräumen die identifizierten Merkmale nicht ortsinvariant sind, kann die Zuordnung von Merkmalen aufeinanderfolgender Skalen nicht immer zweifelsfrei entschieden werden. Außerdem müssen signifikante Merkmale zum Originalbild ($r = 0$) zurückverfolgt werden, um die korrespondierenden Bildbereiche zu ermitteln. Aufgrund der Teilmengenbeziehung der Extrema treten solche Schwierigkeiten in diesem Ansatz nicht auf.

Über die Verfolgung der Extrema im Skalenraum wird das Skalenverhalten der Dividelines in einem sog. Intervallbaum festgehalten und analysiert. Dem Intervallbaum kann man entnehmen, in welcher Skala zwei Extrema verschmelzen, sich also ein neues autonomes Extremum bildet. Jedem Extremum wird eine Signifikanz zugeordnet, die sich als gewichtete Summe aus verschiedenen Maßen zusammensetzt.

3.1 Stabilität von Merkmalen

Das wichtigste Signifikanzmaß ist die Stabilität des betreffenden Merkmals. Es ist offensichtlich, daß ein Merkmal wichtige Signalstrukturen repräsentiert, wenn es in einem großen Skalenbereich existiert, weil es dann vieler Filterschritte bedarf, um das Extremum zu entfernen. Das einfache Zählen der Skalen würde allerdings Extrema in hohen Skalen bevorzugen, da dort Filterungen einen geringeren Effekt haben, wodurch die Extrema auch länger überleben. Dies kann ausgeglichen werden, indem die Stabilität $S(e^{[r_1;r_2]})$ des Extremums e, das in den Skalen r_1 bis r_2 existiert, mit $\log(r_2) - \log(r_1)$ bewertet wird. Dieses Vorgehen ist in linearen Skalenräumen sinnvoll, während das für nichtlineare nicht unbedingt gilt. Aus diesem Grund wird hier die Stabilität in Abhängigkeit von der skalenabhängigen Anzahl vorhandener Extrema berechnet. Dadurch wird in der Stabilität eines Extremums die filter– und bildspezifische Reduktion der Extrema entlang der Skalen berücksichtigt:

$$S(e^{[r_1;r_2]}) = |\mathrm{Ext}(r_1)| - |\mathrm{Ext}(r_2)| \tag{3}$$

wobei $|\mathrm{Ext}(r)|$ die Mächtigkeit der Menge der Extrema in Skala r bezeichnet.

3.2 Bildbasierte Signifikanzmaße

Neben der Stabilität wird die Ausdehnung einer Watershed–Region als Signifikanzmaß des Extremums gewertet. Dieses Maß bevorzugt also große Regionen, die sich tendentiell in hohen Skalen befinden. Die Segmentierung des Bildes wird dadurch grober. Weiterhin wird der Kontrast einer Region über die Varianz ihrer Grauwerte bewertet. Dadurch werden Regionen bevorzugt, die ausgeprägte Extrema besitzen und hohe radiale Gradienten haben.

Der Merkmalsbewertung kommt eine entscheidende Rolle bei der multiskalen Segmentierung zu. Wenn korrespondierende Watershed–Regionen zu 3D–Skalenraumregionen zusammengefaßt werden, können weitere sinnvolle Signifikanzmaße wie z.B. Volumen oder 3D–Kontrast abgeleitet werden [5].

4 Ergebnisse und Ausblick

Da Bildstrukturen in morphologischen Skalenräumen ortsinvariant sind, können, im Gegensatz zu linearen Skalenräumen, eindeutige Objektzuordnungen zwischen den Skalen ermittelt werden (Abb. 3).

Das beschriebene Verfahren ist zur Identifikation homogener Objekte auf einem helleren oder dunkleren Hintergrund einsetzbar und wurde anhand verschiedener medizinischer Bilder verifiziert (Abb. 4). Derzeit wird die Erweiterung dieses neuen Konzepts auf komplexere morphologische Filter (z.B. TopHat), sowie allgemein auf Rangordnungsfilter untersucht. Dazu müssen einerseits die Kausalitätseigenschaften der Merkmale bzgl. der Filter geprüft werden. Andererseits ist es notwendig, die Signifikanzanalyse um weitere bildbasierte Maße zu erweitern.

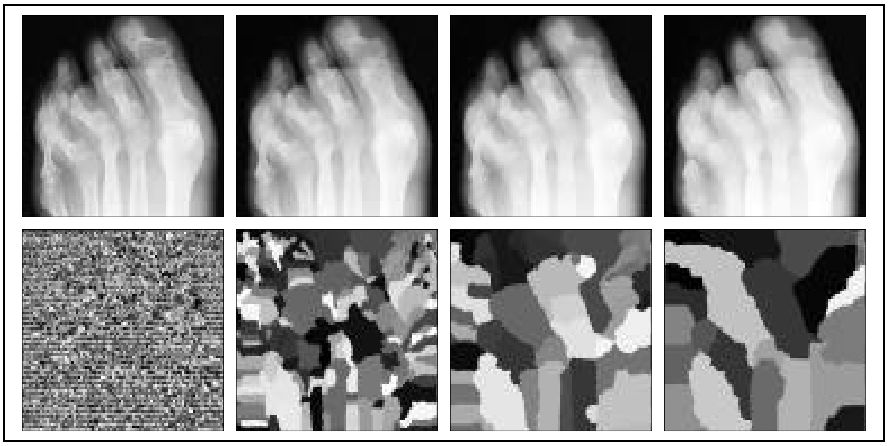

Abb. 3. Der Skalenraum (*oben*) wurde durch sukzessives Opening mit einem sphärischen Strukturelement berechnet ($r = 0, 2, 4, 6$). Die zugehörigen Watershed–Tranformierten (*unten*) zeigen die sukzessive Reduktion der Regionenzahl.

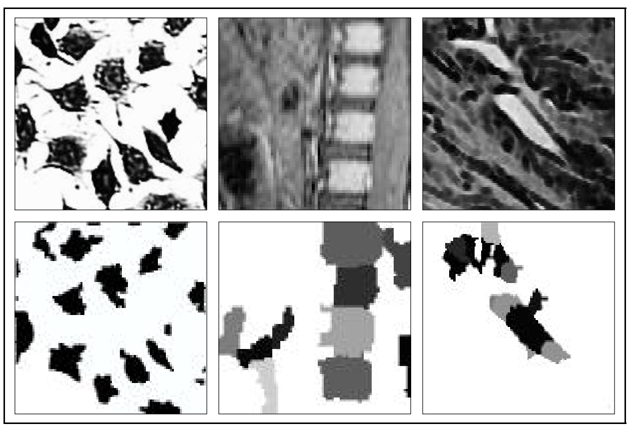

Abb. 4. Drei Segmentierungsergebnisse (*unten*) von medizinischen Bildern (*oben*). Die entsprechenden Skalenräume wurden mit Closing (*links*) und Opening (*Mitte*, *rechts*) erstellt. Die Signifikanz wurde unter Berücksichtigung der Regionengrößen ermittelt.

Literatur

1. Witkin AP. Scale space filtering: A new approach to multi–scale description. pp. 79–95. Ablex, New Jersey, 1984.
2. Babaud L, Witkin AP, Baudin M, Duda RO. Uniqueness of the gaussian kernel for scale–space filtering. *IEEE Trans. PAMI*, 8(1):26–33, 1986.
3. Lifshitz LM, Pizer SM. A multiresolutional hierarchical approach to image segmentation based on intensity minima. *IEEE Trans. PAMI*, 12(6):529–540, 1990.
4. Jackway PR, Deriche M. Scale–space properties of the multiscale morphological dilation–erosion. *IEEE Trans. PAMI*, 18(1):38–51, 1996.
5. Lindeberg T, Eklundh J–O. Scale–space primal sketch: Construction and experiments. *Image and Vision Computing*, 10:3–18, 1992.