



Skalencharakteristik der Lokalen Autokovarianzfunktion für die Textursegmentierung

TECHNISCHER BERICHT

6. Juli 1999

TB-ipb-99/1

Annett Faber
Institut für Photogrammetrie
Nußallee 15
53115 Bonn

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	3
2	Motivation	4
3	Stochastisches Bildmodell	5
4	Überblick	7
5	Texturparameter	7
5.1	Parameter	7
5.2	Herleitung	9
5.3	Beispiele	11
6	Skalencharakteristik	12
6.1	Bildpyramiden	12
6.1.1	Gausspyramide	13
6.1.2	Laplacepyramide	14
6.2	Normierung	15
7	Texturkantenextraktion	16
7.1	Kantendetektion	16
7.2	Skalenauswahl	17
8	Ergebnisse	17
8.1	Synthetische Szenen	17
8.2	Natürliche Szenen	17
8.3	„Nichttexturierte Daten“	18
9	Diskussion und Ausblick	18
A	Anhang	i
A.1	Abbildungen zu Kapitel 5	i
A.2	Abbildungen zu Kapitel 8	iii

Zusammenfassung

Dieser Bericht beschreibt den aktuellen Stand der Forschung auf dem Gebiet der Extraktion urbaner Strukturen aus Luft-bzw. hochauflösenden Satellitendaten am Institut für Photogrammetrie. Die Trennung (Segmentierung) benachbarter texturierter , für die Beschreibung solcher urbaner Strukturen bedeutender, Regionen ist das Ziel der Arbeit. Es hat sich gezeigt, daß Segmentierungsverfahren auf Intensitätsbasis allein oft unzureichende Ergebnisse liefern. Deshalb wurde eine Repräsentationsform für Bilddaten entwickelt, die es erlaubt, zusätzlich Texturinformationen für die Problemlösung zu nutzen. Dies erfolgt unter Verwendung der Skalencharakteristik der Lokalen Autokovarianzfunktion, kurz SCAF, der Bildfunktion. Das Ergebnis des vorgestellten Prozesses sind Texturkanten.

Abstract

This report describes research on the extraction of urban structures from aerial images or high resolution satellite scenes. We aim at a separation of neighboring textured regions important for describing different urban structures. It has been shown, that grey level segmentation alone is not sufficient to solve this problem. If we want to use texture additionally, the development of a suitable representation of texture images is required. We use the scale characteristics of the local autocovariance function, called SCAF, of the possibly multiband image function. The final result of the process are texture edges.

Schlüsselworte: Texturrepräsentation, Laplacepyramide, spektrale Zerlegung, Eigenwerte, urbane Strukturen, Merkmalsextraktion



Abbildung 1: Fachwerkhaus

1 Einleitung

Textur ist eine der grundlegendsten und zugleich interessantesten Charakteristika von sichtbaren Oberflächen im menschlichen Wahrnehmungsprozeß. Deshalb wird der Analyse von Texturen in der Mustererkennung eine relativ große Bedeutung beigemessen. Zugleich ist der Umgang mit Texturen sehr komplex, worin wahrscheinlich die rückläufige Tendenz bei der Zahl der Arbeiten, die sich mit Texturanalyse beschäftigen, begründet ist. Als Beispiel für die Komplexität sei hier Abb. 1 angegeben und die Frage erlaubt: *Was ist in diesem Bild Textur?*

Dennoch existieren zahlreiche Verfahren zur Texturanalyse, die sich hauptsächlich mit den folgenden Sachverhalten auseinandersetzen ([15]):

1. Bei gegebener texturierter Region ist zu entscheiden, zu welcher der endlichen Anzahl von Klassen die Region gehört. Wir sprechen hierbei von *Texturklassifikation*.
2. Für eine gegebene texturierte Region ist eine Beschreibung oder ein Modell festzulegen. Wir sprechen hierbei von *Textursynthese*.
3. In einem gegebenen Bild, das viele texturierte Gebiete enthält, sind die Grenzen zwischen diesen Regionen zu bestimmen. Wir sprechen hierbei von *Textursegmentierung*.

Unsere Aufgabenstellung, auf die wir später genauer eingehen werden, ordnen wir dem dritten Sachverhalt, der Textursegmentierung, zu.

Die zur Lösung der Problemstellungen entwickelten Verfahren lassen sich in drei Kategorien untergliedern: *strukturelle*, *statistische* und *filterbasierte* Ansätze ([16, 23, 21]).

Strukturelle Verfahren gehen von der Annahme aus, daß Texturen im Bild detektierbare primitive Elemente enthalten, die auf reguläre oder irreguläre Weise die Textur selbst erzeugen.

Solcherlei Ansätze verwenden z.B. sogenannte Texturgrammatiken ([7]), Voronoi-Polygone ([24]) oder Texturelemente ([17]). Texturen werden als Überlagerung unterschiedlicher Einheitsmuster interpretiert, die bestimmten Zusammenhangsregeln gehorchen. Aufgrund der nahezu unbegrenzten Anzahl von möglichen Einheitsmustern und der Komplexität der Regeln, werden diese Verfahren weit weniger erfolgreich in der Texturanalyse eingesetzt als die beiden anderen Verfahrenstypen.

Statistische Verfahren nutzen die statistischen Eigenschaften, die aus Bildern ableitbar und hinreichend für Texturklassifikation und -segmentierung sind, ohne nach der Entstehung der Texturen zu fragen. Die Vielzahl der in diesem Zusammenhang vorgestellten Texturbeschreibungen unterscheidet man in:

- direkt aus den Bildern ableitbare Beschreibungen wie Varianz, Entropie oder andere aus der lokalen Pixelnachbarschaft hervorgehende Größen und in die
- modellbasierten Beschreibungen wie Cooccurrence Matrizen ([14]), Autoregressive Modelle, Markoffzufallsfelder oder die Gibbszufallsfelder ([2, 8]).

Allen diesen Verfahren ist der direkte Bezug zur Gitterstruktur des Bildes gemeinsam.

Filterbasierte Verfahren [19, 23, 1, 4] gehen davon aus, daß die Bildfunktion lokal durch ihr Amplitudenspektrum beschreibbar ist. Diese Klasse von Verfahren zeichnet sich in Funktionalität und Eigenschaften durch ihre Ähnlichkeit zum menschlichen visuellen System aus. Vorteilhaft gegenüber den anderen Verfahren ist, daß die Filterantworten für geometrische Transformationen predizierbar und die Filter im gleichen Maße für natürliche und künstlich generierte Texturen verwendet werden können. Allerdings gibt es keinen allgemeinen Ansatz für die Auswahl einer geeigneten Filterbank und für die Verknüpfung unterschiedlicher Bildkanäle.

Wir wollen ein Verfahren vorstellen, das in die Gruppe der filterbasierten Ansätze einzuordnen ist. Grundlage dieses Verfahrens bildet die Repräsentation der texturierten Daten derart, daß es uns möglich wird, mit den uns bislang zur Verfügung stehenden Mitteln eine hinreichend gute Bildsegmentierung vorzunehmen. Wir werden nicht den Anspruch einer vollständigen Repräsentation der Texturen erheben. Dies ist nicht möglich, da wir aufgrund der Nutzung des quadratischen Gradienten die Information über die Ausrichtung der Texturen verlieren. Aber: wir erreichen eine hinreichend gute Trennung benachbarter texturierter Gebiete, wie sie z. B. in der Luftbildinterpretation erforderlich ist.

2 Motivation

Die Bildsegmentierung ist trotz der zahlreichen existierenden Verfahren eine nach wie vor unvollständig gelöste Problematik der Bildanalyse. Wir wollen dies an einem Beispiel belegen (Abb. 3 auf Seite 6). Wir sind an der Segmentierung¹ von Luft- bzw. Satellitenbildern interessiert. Ein Beispiel aus der Klasse der Luftbilder ist in Abb. 3 a)² dargestellt.

¹ Ergebnis der Segmentierung sind in unserem Fall vorerst die Grenzen (Kanten) zwischen den Segmenten. ² Die Aufnahme stammt aus einer Luftbildkollektion (www.geod.ethz.ch/p02/projects/AMOB/index.html), die über Avenches in der Schweiz 1991 für das Projekt *Processing of Geographic Data for CAAD-Supported Analysis and Design of Urban Areas* der ETH Zürich aufgenommen wurden. Die Aufnahmen haben einen Bildmaßstab von 1:5000 und wurden mit 60% Vorwärts- und Seitwärtsüberlappung geflogen. Die originalen Farbdias (23cm × 23cm) wurden an der Universität Stuttgart mit dem Zeiss-Integrat PS1 mit 15µm gescannt [22].

Die aus der Segmentierung mit klassischen Grauwertverfahren resultierenden Ergebnisse sind häufig unzufriedenstellend. So zeigt Abb.3 b) ein Ergebnis, das viele kleine Kantenstücke gerade im Bereich der Dachfläche aufweist, die jedoch für die Repräsentation des Daches selbst unerwünscht sind. Bei diesem Beispiel können wir das Problem weitestgehend dadurch lösen, den Parameter t , der den für die Kantenextraktion erforderlichen Integrationskern angibt, zu vergrößern (vgl. Abb. 3 c)). Treten jedoch texturierte Regionen auf (ein Beispiel gibt Abb. 3 d)³), so haben wir mit einem klassischen Verfahren keine Chance den Rand zwischen den beiden zueinander vertikal verschobenen Texturregionen zu bestimmen. Die Ergebnisse bei Anwendung eines solchen Verfahrens mit unterschiedlichem Parameter t zeigen Abb.3 e) und f).

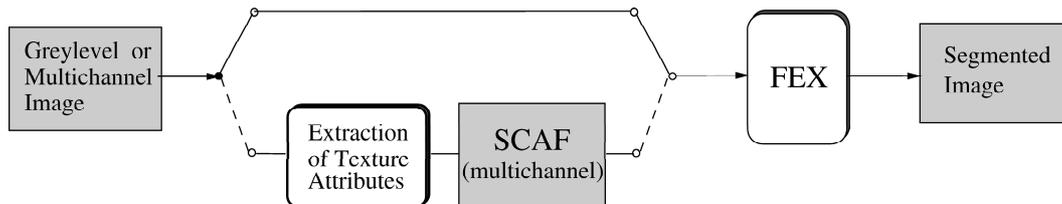


Abbildung 2: Erweiterung der Merkmalsextraktion (FEX) um die Nutzung der Skalencharakteristik der lokalen Autokovarianzfunktion (SCAF).

Wir wollen jetzt unsere Werkzeuge⁴ dahingehend erweitern (vgl. Abb. 2), daß die Segmentierung auch solcher Regionen akzeptable Ergebnisse liefert.

3 Stochastisches Bildmodell

Bevor wir jedoch beginnen, Texturen in unserem Sinne zu charakterisieren, müssen wir uns ein Bildmodell schaffen, daß uns erlaubt, die charakteristischen Größen abzuleiten. Dabei beziehen wir uns auf die in diesem Zusammenhang sehr ausführliche Arbeit von [12] und die Arbeit von [11].

Wie in [12] gehen wir von einer vollständigen Partitionierung ($I = \bigcup_{i=1}^m S_i$) eines Bildes in m Flächensegmente aus. Die Bildfunktion $g = g(r, c)$, im Inneren der Segmente als schwach stationärer stochastischer Prozeß modelliert, kann dann mit $\underline{g}_i \sim N(\mu_i, C_i)$ angegeben werden. Dabei ist $\mu_i = \text{const}$ und C_i die Kovarianzmatrix des Bildsignals im Flächeninneren. Wir nehmen an, die Kovarianzmatrix sei durch die Kovarianzfunktion repräsentierbar. Die Form dieser Kovarianzfunktion wird charakterisiert durch die Größen $C_{f_i}(0, 0) = \sigma_{f_i}^2$ (Varianz von \mathbf{f}) und die Krümmung $C''_{f_i}(0, 0) = \mathbf{H}_{f_i}$ (Hessematrix der Kovarianzfunktion).

Die Bildfunktion $g(r, c) = f(r, c) + n(r, c)$ setzt sich aus dem fehlerfreien Bildsignal $f(r, c)$ und dem Bildrauschen $n(r, c) \sim N(0, \sigma_n^2)$ (weißes Rauschen) zusammen, wobei $g \sim N(\mu_g, \sigma_n^2)$ normalverteilt und der Erwartungswert $\mu_g \neq 0$.

Die Trennung der Segmente basiert jetzt nicht nur auf dem Erwartungswert μ_g , wie in klassischen Segmentierungsverfahren, sondern auch auf ihrer Kovarianzstruktur.

Für die Charakterisierung der Kovarianzfunktion bedienen wir uns der negativen Hessematrix ($-\mathbf{H}_g$) der Autokovarianzfunktion der Bildfunktion g . Dem Momententheorem von [20] folgend, ist diese mit der Kovarianzmatrix $\overline{\Gamma}_g$ des Gradienten $\nabla_s g$ der Bildfunktion g über ein Fenster G_t identisch. Die Filterkerne $h(x)$ des Gradienten $\nabla_s g$ und das Fenster G_t haben eine

³ Eine solche Textur wäre beispielsweise bei Ackerflächen denkbar ⁴ Zur Merkmalsextraktion auf Intensitätsbasis verwenden wir das Merkmalsextraktionsprogramm FEX (vgl. 7)

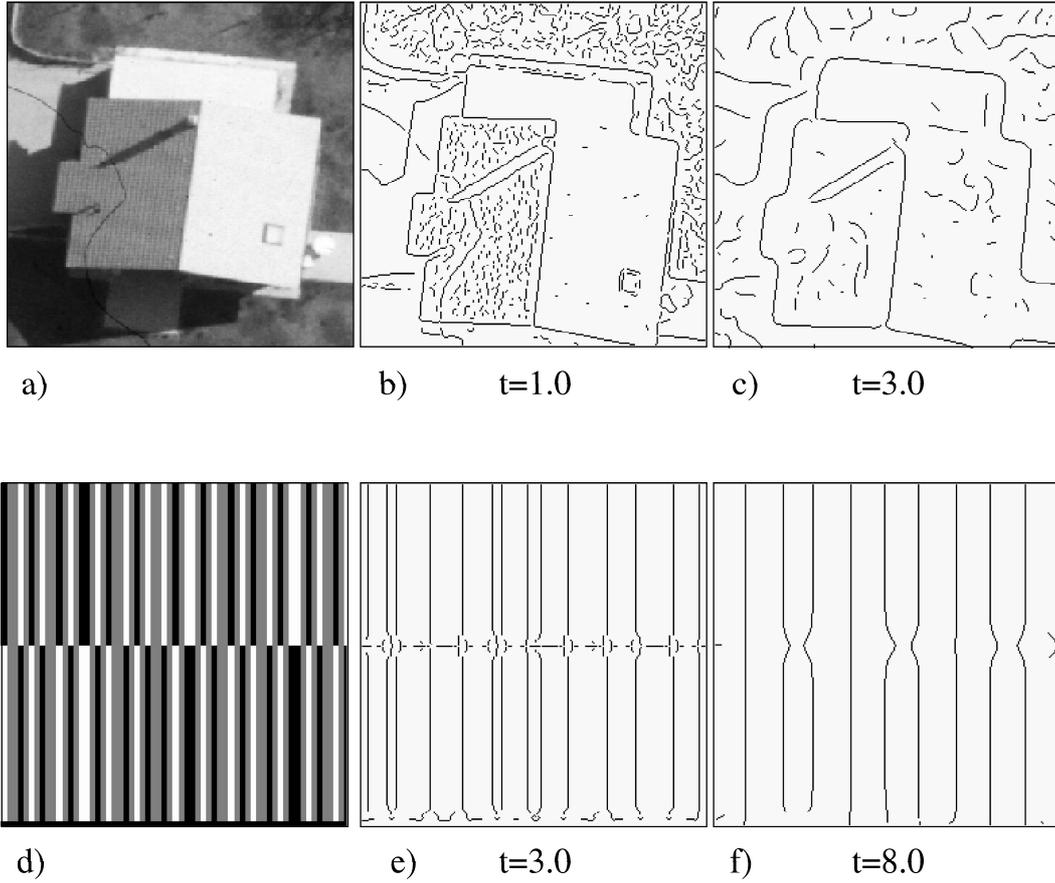


Abbildung 3: Segmentierungsprobleme

Weite von s und t [12]. Für die Schätzung der negativen Hessematrix ($\overline{\Gamma g}$) der Autokovarianzfunktion, die wiederum durch die Schätzung des dyadischen Produkts der Gradienten innerhalb einer Fensterfunktion W approximiert werden kann, erhalten wir somit:

$$\begin{aligned}
 \overline{\Gamma}_{st} &= G_t * (\nabla_s g \nabla_s g^T) = -\mathbf{H}_g \\
 &= \begin{pmatrix} \hat{\sigma}_{g_r}^2 & \hat{\sigma}_{g_r g_c} \\ \hat{\sigma}_{g_r g_c} & \hat{\sigma}_{g_c}^2 \end{pmatrix} \\
 &= \begin{pmatrix} \overline{g_r^2} & \overline{g_r g_c} \\ \overline{g_r g_c} & \overline{g_c^2} \end{pmatrix}
 \end{aligned} \tag{1}$$

Wir haben nun noch die beiden Skalenparameter zu spezifizieren:

1. Differentiationsskala s : Die Bildauflösung, die im Zusammenhang mit der Schärfe der Kanten steht, definiert die Skala des Differentiationskerns. So hat z.B. der 3×3 -Sobel Kern ein s von $1/\sqrt{2}$.
2. Der Integrationskern t : Die Weite der zu erwartenden Kanten gibt die Fenstergröße des Integrationskernes an.

4 Überblick

Bis zum jetzigen Zeitpunkt haben wir unsere Problemstellung motiviert. Wir wollen jetzt die einzelnen Schritte, die bis zu einem Ergebnis, nämlich einem segmentierten Bild, erforderlich sind, erläutern (Fig. 4 auf der nächsten Seite).

Erster und zugleich grundlegendster Schritt ist die Ableitung der Skalencharakteristik der lokalen Autokovarianzfunktion, kurz **SCAF**. Dies erfolgt in zwei Stufen:

- Stärke, Richtung und Anisotropie der Textur werden vom quadratischen Gradienten der lokalen Bildfunktion abgeleitet. Diese charakterisieren die Form der lokalen Autokovarianzfunktion. So erhalten wir drei, eine Textur beschreibende, Merkmale.
- die spektrale Zerlegung dieser Merkmale erhalten wir dann durch Nutzung der Laplacepyramide (6.1.2 auf Seite 14).

Nach einem notwendigen Normierungsschritt (6.2 auf Seite 15), kombinieren wir die so für jedes Merkmal entstandenen Pyramidenebenen zu einem mehrkanaligen Bild.

In einem zweiten Schritt extrahieren wir die Texturkanten (7 auf Seite 16). Wir nutzen dafür das an unserem Institut entwickelte Programm zur Merkmalsextraktion [12].

5 Texturparameter

5.1 Parameter

Ausgehend von unserem Bildmodell werden wir nun Merkmale ableiten, die Texturen charakterisieren und die für die Lösung unseres Problems hinreichend sind. Dabei stößt man auf die Frage: „Was ist Textur?“

Wir wollen Textur als einen stochastischen Prozeß ([11]) verstehen, bei dem sich in einer lokalen Umgebung die Bildfunktion mehr oder weniger stark ändert. Häufig ist eine dominante Richtung der Änderung der Bildfunktion auszumachen.

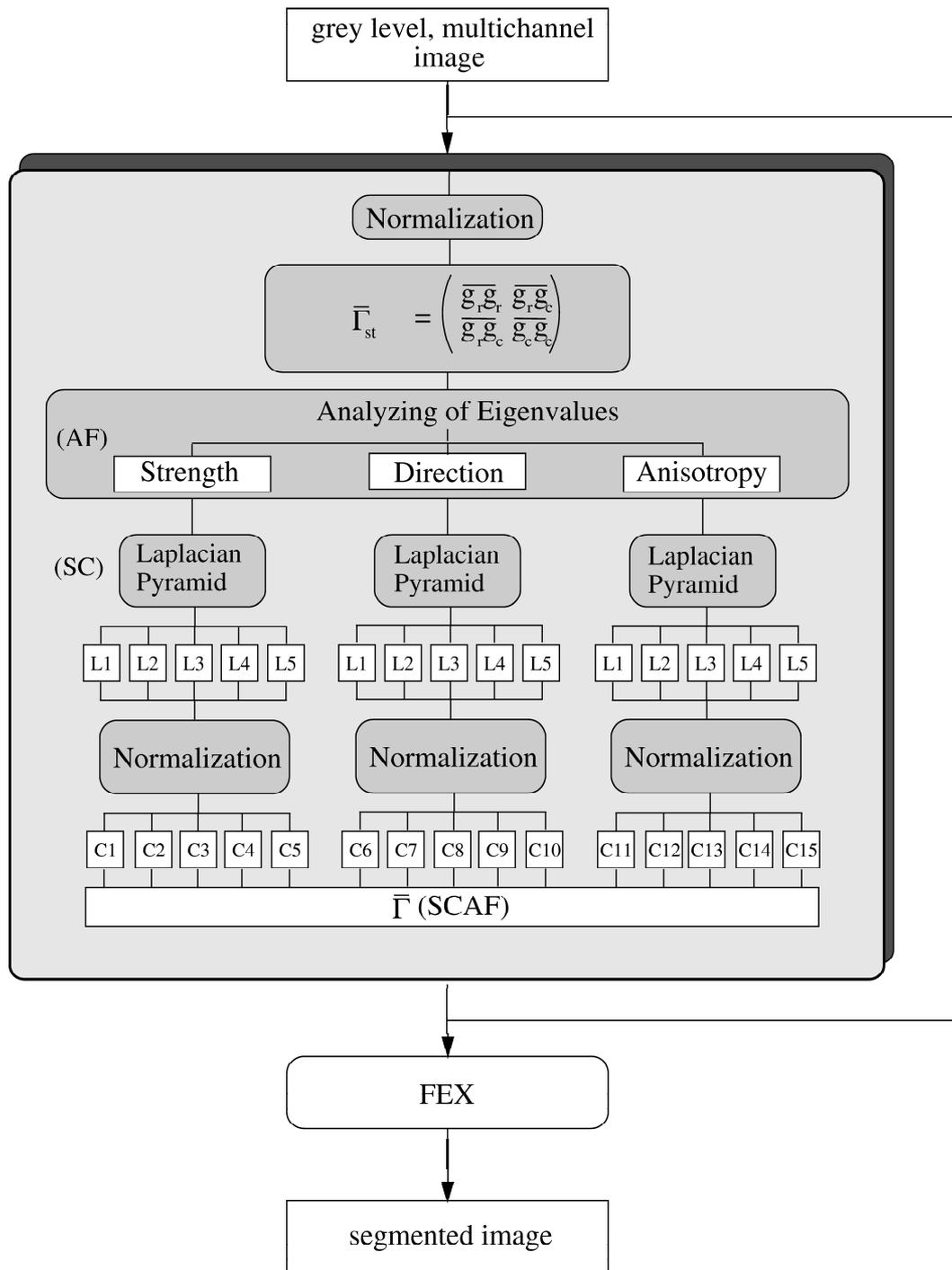
Damit haben wir bereits gesagt, welche Merkmale wir für die Charakterisierung von Texturen ableiten wollen, nämlich:

- die Stärke der Textur, als Maß dafür, welchen Schwankungen die Bildfunktion in der lokalen Umgebung unterliegt,
- die Richtung der Textur, als Maß dafür, welche Ausrichtung die Textur aufweist, und die
- Anisotropie der Textur, als Maß dafür, inwieweit man überhaupt von einer dominanten Richtung der untersuchten Textur sprechen kann.

Als Erläuterung sei hinzugefügt, daß

- a) die Richtung der Textur immer orthogonal zur stärksten Änderung der Bildfunktion ist, daß
- b) der Wert der Anisotropie um so größer ist, je mehr man von einer Ausrichtung einer Textur sprechen kann und
- c) die Richtung als Merkmal daher nur in „... rauschfreien bzw. rauscharmen Gebieten mit großem Anisotropiewert nützlich“ ([11, Seite 25]) ist.

In 5.3 werden wir Beispiele angeben, die die genannten Parameter veranschaulichen.



e.g. 5 levels for Laplacian Pyramid

$\bar{\Gamma}$... negative Hessian of autocovariance function

SCAF ... scale characteristics of autocovariance function

Abbildung 4: Ablaufplan zur Gewinnung der Texturkanten

5.2 Herleitung

Wir haben in 5.1 für uns charakteristische Texturmerkmale aufgeführt und erläutert. Es gilt nun, diese Parameter formell darzustellen, was, wegen des besseren Verständnisses, einer Herleitung bedarf. Dabei beziehen wir uns auf die Arbeit von [9], der den im Folgenden dargestellten Ansatz für die Detektion von Kanten in Farbbildern gebrauchte.

Wir sind also an der Richtung der stärksten Änderung der Bildfunktion, an der Stärke der Änderung selbst und an einem Maß für die Ausrichtung der Textur interessiert.

Die Richtung des Gradientenvektors entspricht der Richtung der stärksten Änderung der Bildfunktion, die Länge des Gradientenvektors der Stärke der Änderung selbst.

Gegeben sei die Bildfunktion $g(r, c)$ und der Winkel φ mit $\mathbf{n} = (\cos\varphi \sin\varphi)^T$. Die Richtungsableitung der Bildfunktion in Richtung \mathbf{n} führt zu einem Ableitungsvektor. Die Komponenten des Ableitungsvektors sind die Richtungsableitungen des Ausgangsvektors.

$$\frac{\partial g}{\partial \mathbf{n}} = \nabla g \cdot \mathbf{n} = (g_r \ g_c) \cdot \mathbf{n} = \mathbf{J} \cdot \mathbf{n} \quad (2)$$

Dabei ist die 2×2 Matrix $\mathbf{J}^T \mathbf{J}$ mit folgenden Koeffizienten definiert⁵:

$$\mathbf{J}^T \mathbf{J} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix}$$

Die Koeffizienten a_{11} bis a_{22} werden wir am Ende unserer Herleitung genau spezifizieren. Damit wir für die Stärke der Änderung der Bildfunktion einen skalaren Wert erhalten, arbeiten wir jetzt mit der euklidischen Norm des Ableitungsvektors weiter. Die Länge l des Ableitungsvektors entspricht der von uns gesuchten Stärke der Änderung der Bildfunktion.

$$l^2 = \|\mathbf{J} \cdot \mathbf{n}\|^2 = (\mathbf{J} \cdot \mathbf{n})^T \cdot (\mathbf{J} \cdot \mathbf{n}) = \mathbf{n}^T \cdot \mathbf{J}^T \cdot \mathbf{J} \cdot \mathbf{n}$$

Der Term $\mathbf{n}^T \cdot \mathbf{J}^T \cdot \mathbf{J} \cdot \mathbf{n}$ entspricht nach [5] dem *Rayleigh-Quotienten* $\varrho(\mathbf{x})$ der Matrix $\mathbf{J}^T \cdot \mathbf{J}$.

$$\varrho(\mathbf{x}) \stackrel{\text{def}}{=} \frac{\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \mathbf{x}} \quad (3)$$

Da wir für l^2 ein Maximum suchen, läßt sich die Aufgabe als Extremwertproblem formulieren. Wir leiten also die Gleichung nach \mathbf{x} ab und setzen sie gleich Null.

$$0 = \frac{\varrho(\mathbf{x})}{\mathbf{x}} \quad (4)$$

Gleichung 3 eingesetzt in Gleichung 4 und abgeleitet ergibt dann:

$$0 = \frac{1}{\mathbf{x}^T \mathbf{x}} \cdot 2\mathbf{A}\mathbf{x} - \frac{\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \mathbf{x}} \cdot 2\mathbf{x} = \frac{2}{\mathbf{x}^T \mathbf{x}} \cdot [\mathbf{A}\mathbf{x} - \varrho(\mathbf{x}) \mathbf{x}] = 0$$

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \varrho(\mathbf{x}) \mathbf{x} \quad (5)$$

Eine Gleichung der Form von Gleichung 5 ($\mathbf{A}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}$) definiert aber gerade die Eigenvektoren der Matrix \mathbf{A} . Die \mathbf{x} sind die Eigenvektoren, die λ die zugehörigen Eigenwerte. Damit sind die ermittelten Extremwerte für l^2 gleichzeitig die Eigenwerte der Matrix $\mathbf{J}^T \mathbf{J}$. Die Richtung der stärksten Änderung der Bildfunktion entspricht dann der Richtung des betragsmäßig größten

⁵ \mathbf{J} ist die *Jacobimatrix*.

Eigenvektors.

Wir suchen nun die Lösung des Eigenwertproblems:

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x} \Leftrightarrow \mathbf{A}\mathbf{x} - \lambda\mathbf{x} = 0 \Leftrightarrow (\mathbf{A} - \lambda\mathbf{E})\mathbf{x} = 0$$

Die nichttriviale Lösung für \mathbf{x} existiert \Leftrightarrow , wenn $\det(\mathbf{A} - \lambda\mathbf{E}) = 0$. Die Matrix \mathbf{A} ist unsere Matrix $\mathbf{J}^T\mathbf{J}$, woraus folgt:

$$\det(\mathbf{J}^T\mathbf{J} - \lambda\mathbf{E}) = 0 \quad (6)$$

$$\det \left[\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} - \lambda \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \right] = 0$$

Die gesuchten Extremwerte lauten dann:

$$\lambda_{1,2} = \frac{1}{2} \cdot \left[(a_{11} + a_{22}) \pm \sqrt{(a_{11} - a_{22})^2 + 4a_{12}^2} \right] \quad (7)$$

Da Textur, im Gegensatz zu Intensitätskanten, ihre Ausprägung erst im Zweidimensionalen erhält, werden wir beide Extremwerte zur Charakterisierung der Stärke der Textur gebrauchen. Wir verwenden also (nach [11]):

$$\lambda_1 + \lambda_2 = a_{11} + a_{22}$$

Die Lösung mit der positiven Wurzel entspricht dann der stärksten Änderung der Bildfunktion (Betragsmaximum des Richtungsvektors für $\lambda_{max} = \lambda_1$). Den zugehörigen Eigenvektor erhalten wir durch Einsetzen in Gleichung 6:

$$(\mathbf{A} - \lambda_1\mathbf{E})\mathbf{x} = 0 \Leftrightarrow \mathbf{x}_1 = t \cdot \begin{pmatrix} \frac{a_{12}}{\lambda_1 - a_{11}} \\ 1 \end{pmatrix}$$

Die Richtung der stärksten Änderung ist dann:

$$\varphi = \arctan \left(\frac{\lambda_1 - a_{11}}{a_{12}} \right) \quad (8)$$

Wir wollen nun die Koeffizienten der Matrix $\mathbf{J}^T\mathbf{J}$ für unseren Fall genau spezifizieren: Wenn \mathbf{J} , wie in Gleichung 2 angegeben, $(g_r g_c)$ ist, folgt für $\mathbf{J}^T\mathbf{J}$:

$$\mathbf{J}^T\mathbf{J} = \begin{pmatrix} g_r g_r & g_r g_c \\ g_r g_c & g_c g_c \end{pmatrix}$$

Da wir mit der geglätteten Bildfunktion arbeiten, schreiben wir:

$$\mathbf{J}^T\mathbf{J} = \begin{pmatrix} \overline{g_r g_r} & \overline{g_r g_c} \\ \overline{g_r g_c} & \overline{g_c g_c} \end{pmatrix} \quad (9)$$

Dies entspricht genau der in Gleichung 1 angegebenen Schätzung der negativen Hessematrix. Setzen wir die Koeffizienten in die hergeleiteten Lösungen ein, erhalten wir für die gesuchten Texturparameter folgende Gleichungen:

$$\text{für die Stärke der Textur : } s = \lambda_1 + \lambda_2 = \overline{g_r g_r} + \overline{g_c g_c}$$

$$\text{für die Richtung der Textur : } \varphi = t \left(\frac{\overline{g_r g_c}}{\lambda_1 - \overline{g_r g_r}} \right) = \frac{1}{2} \arctan \left(\frac{2 \overline{g_r g_c}}{\overline{g_r g_r} - \overline{g_c g_c}} \right)$$

$$\text{für die Anisotropie der Textur : } a = \frac{\lambda_2}{\lambda_1} = \frac{4(\overline{g_r g_r} \cdot \overline{g_c g_c}) - (\overline{g_r g_c})^2}{(\overline{g_r g_r} + \overline{g_c g_c})^2}$$

Es sei bemerkt, daß sich die Gleichung für die Anisotropie der Textur nicht unmittelbar aus den Eigenwerten der Matrix $\bar{\Gamma}$ ableitet. Vielmehr nutzen wir anstelle des Verhältnisses der Eigenwerte das Rundheitsmaß q (vgl. [11, 12]):

$$q = 1 - \left(\frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2} \right)^2 = \frac{4 \det(\bar{\Gamma}g)}{sp^2(\bar{\Gamma}g)}, \quad 0.0 \leq q \leq 1.0$$

Wir sprechen von hoher Anisotropie, wenn q gegen 0 geht, hingegen von geringer Anisotropie, wenn q gegen 1 geht.

5.3 Beispiele

Wir haben bislang uns interessierende charakteristische Texturmerkmale abgeleitet. Anhand von Abb. 5 soll der Zusammenhang zwischen den Eigenwerten der Matrix $\bar{\Gamma}$, die die sogenannte Fehlerellipse repräsentieren, und den daraus resultierenden Texturparametern verdeutlicht werden. Die untere Zeile der Abbildung gibt ein für die jeweilige Situation repräsentatives Beispiel einer Textur.

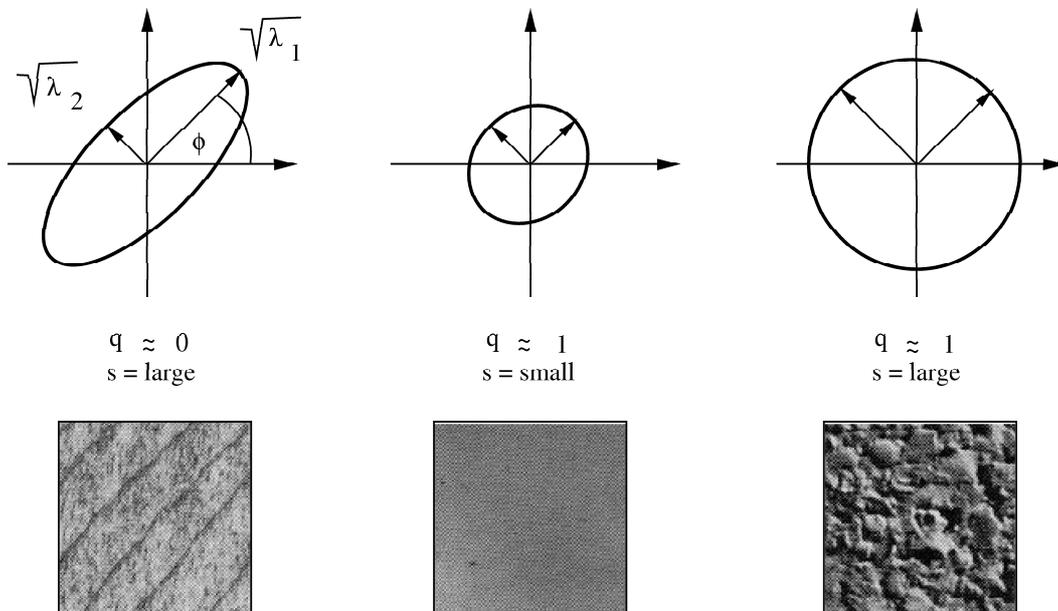


Abbildung 5: Zusammenhang zwischen Texturparametern und Eigenwerten der Matrix $\bar{\Gamma}$

In den Abbildungen 10 und 11 im Anhang A.1 auf Seite i haben wir synthetische und natürliche Szenen und deren dazugehörige Texturparameter dargestellt. Für die Interpretation der Szenen sei folgende Kodierungstabelle angegeben:

Stärke	klein ↓ groß	weiß ↓ schwarz
Richtung	$\phi = -\pi/2$ ↓ $\phi = \pi/2$	weiß ↓ schwarz
Anisotropie	0 ↓ 1	weiß ↓ schwarz

Wir wollen an dieser Stelle nur auf zwei der Beispiele näher eingehen. In Abb. 10 finden wir in der unteren Zeile unser motivierendes Beispiel wieder. Es fällt auf, daß in den Parametern Richtung und Anisotropie der Textur bereits zwei stark voneinander getrennte Flächen hervortreten. Dies lassen auf eine wirklich mögliche sinnvolle Nutzung dieser Parameter für die Segmentierung schließen.

Besonders auffällig in den natürlichen Szenen sind die gut separierbaren Flächen im Parameter Richtung des Bildes „Pentagon“.

6 Skalencharakteristik

Die Texturparameter, die wir bisher besprochen haben, beschreiben Texturen in einer lokalen Bildumgebung. Texturen weisen jedoch noch eine weitere interessante Eigenschaft auf: sie sind hierrarchisch aufgebaut. Ein Beispiel dafür liefert 6. Man kann deutlich erkennen, daß sich die als für das Bild charakteristisch hervortretende Textur auf den einzelnen Auflösungebenen⁶ ändert. So tritt z.B. in der höchsten Auflösung (Abb. 6 links oben) eine Textur in Erscheinung die durch die Webfäden selbst bestimmt wird, hingegen in der niedrigsten Auflösung (Abb. 6 rechts unten) das für das Gewebe gleichfalls charakteristische horizontale Streifenmuster.

Dies bedeutet gleichzeitig, daß sich die oben angegebenen Parameter, über unterschiedliche Auflösungebenen betrachtet, ändern können. Die Information, die im Bild enthalten ist, ist für jeden Maßstab, in dem das Bild betrachtet wird, die gleiche, allerdings unterschiedlich aufbereitet. Um uns so viel wie möglich vorhandene Information für den Segmentierungsprozeß zu eigen zu machen, betrachten wir die Bilder im Skalenraum⁷.

6.1 Bildpyramiden

Die Gewinnung des Skalenraumes kann auf unterschiedlichen Wegen erfolgen. In jedem Fall sind Glättungsoperationen erforderlich. Es besteht zum einen die Möglichkeit, für jede Auflösungsstufe die Glättungsmaske zu ändern. Dies hat entweder einen erheblich größeren Rechenaufwand (Vergrößerung der Glättungsmaske) oder aber ein Ergebnis zur Folge, daß von Auflösungsstufe zu Auflösungsstufe nicht unmittelbar reproduzierbar ist (völlig unterschiedliche Glättungfilter). Die andere Möglichkeit besteht in der Berechnung von Bildpyramiden. Dabei wird von Auflösungsstufe zu Auflösungsstufe exakt die gleiche Glättungsmaske verwendet, die allerdings nicht auf jeden Bildpunkt des zu glättenden Bildes angewendet wird. Die dabei von Auflösungsstufe zu Auflösungsstufe immer kleiner werdenden Bilder ergeben, übereinandergelegt, die Form einer Pyramide, wovon die Bezeichnung Bildpyramide abgeleitet wurde. Die Vorteile dieser Bildpyramiden sind zum einen die konstant bleibende Glättungsmaske und daß man direkt von einer

⁶ Zur Berechnung der Auflösungebenen wurde hier die Gausspyramide verwendet. ⁷ Diese Vorgehensweise könnte man mit dem Lesen mehrerer Literaturquellen zu exakt dergleichen Fragestellung mit dem Ziel, sich soviel Wissen wie möglich anzueignen, vergleichen.

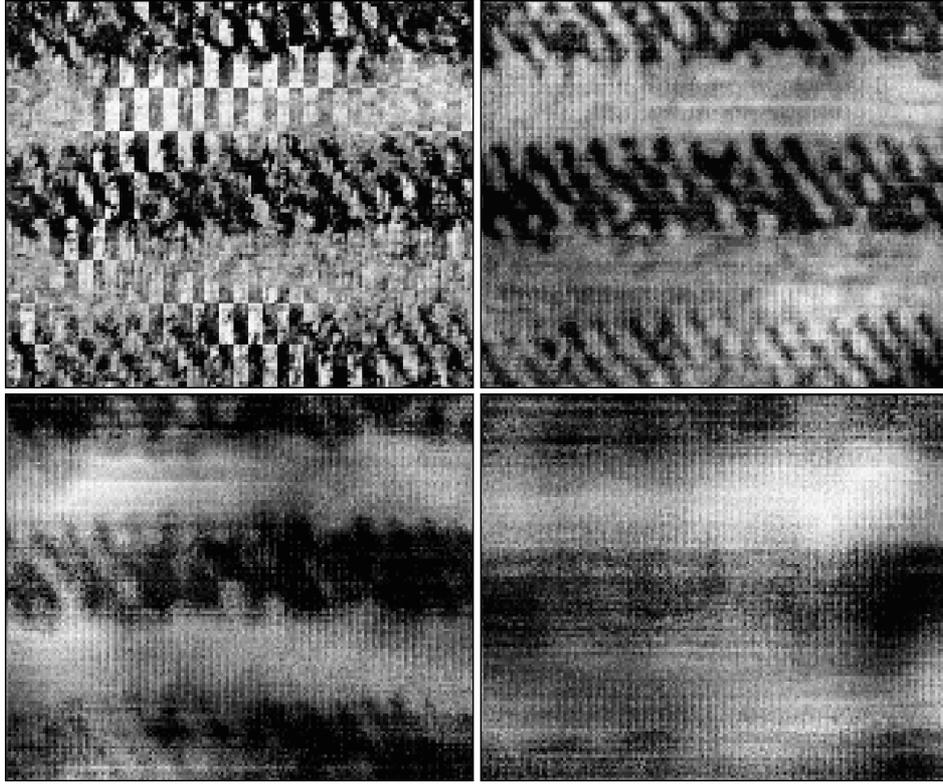


Abbildung 6: Veranschaulichung des hierarchischen Aufbaus einer Textur anhand unterschiedlicher Auflösungsstufen

Auflösungsstufe auf die nächste schließen kann.

Deshalb nutzen wir zur Berechnung der Auflösungsstufen die *Laplacepyramide* von *Burt und Adelson*[6]. Die Laplacepyramide baut auf der *Gausspyramide* auf.

6.1.1 Gausspyramide

Wir wollen zunächst die allgemeine Struktur der Gausspyramide erklären, bevor wir dann Bedingungen für die verwendeten Filtermasken erläutern.

Wir nehmen an, das Originalbild g_0 habe eine Größe von C Spalten und R Zeilen. Dieses Bild bezeichnen wir als Auflösungsstufe 0 der Gausspyramide. Bild g_1 entspricht der Auflösungsstufe 1 der Pyramide, es enthält das tiefpaßgefilterte (bzw. reduzierte) Bild von g_0 , wobei jeder Wert der Stufe 1 als gewichtetes Mittel der Stufe 0 über ein 5×5 Fenster berechnet wird. Die Werte der Stufe 2, dargestellt mit g_2 , gehen durch Anwendung der selben Filtermaske aus Stufe 1 hervor. Das Generierungsschema der Gausspyramide in einer Dimension ist in Abb. 7 auf der nächsten Seite gegeben. Daraus geht hervor, daß die Dichte der Punkte in einer Dimension von Auflösungsstufe zu Auflösungsstufe um die Hälfte, für beide Dimensionen (Zeilen und Spalten) dann entsprechend um Faktor vier reduziert ist.

Um den Rechenaufwand zu reduzieren, benutzten *Burt und Adelson* eine separierbare Filtermaske der Form $f_1 = \{\gamma/2 \ \beta/2 \ \alpha \ \beta/2 \ \gamma/2\}$. Die Filterkoeffizienten werden auf 1 normiert, d.h.: die Summe aller Koeffizienten muß 1 sein. Die Filtermaske ist symmetrisch. Eine weitere Bedingung ist die Gleichverteilung. Das bedeutet, daß jeder Punkt einer Auflösungsstufe mit

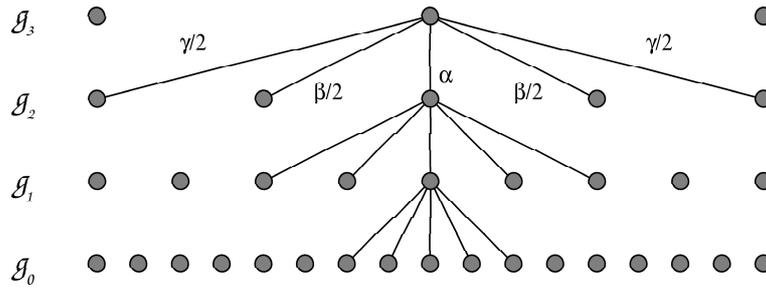


Abbildung 7: Generierungsschema der Gausspyramide

dem gleichen Gewichtungsfaktor (nämlich $1/4$) in die nächst höhere Auflösungsstufe eingeht. Daraus lassen sich folgende Forderungen an die Koeffizienten ableiten:

$$\alpha + 2\beta + 2\gamma = 1, \quad \alpha + 2\gamma = 2\beta, \quad \beta = \frac{1}{4}, \quad \gamma = \frac{1}{4} - \frac{\alpha}{2}$$

Eine Filtermaske, die diese Bedingungen erfüllt, ist die Binomialmaske $\mathcal{B}_4^{(2)}$. Dabei gibt der Index 4 die Ordnung des Binoms an, (2) die Dimension der Filtermaske [10]. Die der Laplacepyramide zugrundeliegende Gausspyramide in Abb. 8 wurde mit dieser Binomialmaske generiert. Man erkennt deutlich die auf jeder Auflösungsstufe um einen konstanten Faktor reduzierte Bildgröße und die damit verbundene geringere Auflösung des Bildes.

6.1.2 Laplacepyramide

Das Generierungsschema der Laplacepyramide ist in Abb. 8 gegeben. Wir sind jetzt, im Anschluß

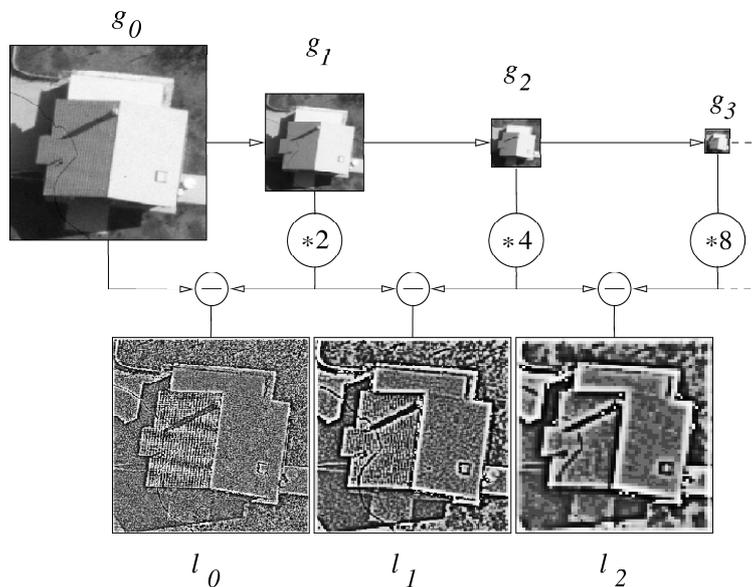


Abbildung 8: Generierungsschema der Laplacepyramide

an die Generierung der Gausspyramide, in der Lage, die für unseren Segmentierungsprozeß notwendige Laplacepyramide zu generieren.

Die Grundlage bei der Generierung der Laplacepyramide ist die Differenzbildung zwischen zwei

aufeinanderfolgenden Auflösungsstufen i und $i - 1$ der Gausspyramide:

$$l(\mathbf{r})_{(i)} = g(\mathbf{r})_i - g(\mathbf{r})_{i-1}$$

Da aber die Auflösungsstufe i in ihrer Größe um die Hälfte gegenüber Ebene $i - 1$ reduziert ist, ist eine einfache Differenzbildung nicht möglich. Ein „Wiederaufblähen“ des Bildes (*resampling*) ist erforderlich. Wir nutzen bei der Generierung der einzelnen Laplacepyramidenebenen keinen konstanten Faktor für das Resampling der zuvor ermittelten Gausspyramidenebenen. Dies liegt darin begründet, daß wir an einer einheitlichen Größe aller generierter Laplacepyramidenebenen interessiert sind. Der *Resamplingfaktor* \mathcal{R} beträgt jeweils 2^k . Ausgehend von einem Bildpunkt der Auflösungsstufe $i - 1$ und dessen benachbarten Bildpunkten werden mittels Interpolation die Bildpunkte der Auflösungsstufe i bestimmt. In dem angegebenen Beispiel haben wir eine *bilineare* Interpolation verwendet, wobei für jeden Bildpunkt gilt:

$$g_{i,\mathcal{R}} = 4 \sum \dots$$

Dabei ist i mit $0 < i \leq N$ die Anzahl der Bildebenen, \mathcal{R} der Resamplingfaktor mit $0 \leq \mathcal{R}$ und r, c die Bildpunktkoordinaten mit $0 \leq r < R_{l-\mathcal{R}}$ und $0 \leq c < C_{l-\mathcal{R}}$.

6.2 Normierung

Wir sprachen in 6 auf Seite 12 davon, durch Verwendung des Skalenraumes der jeweiligen Daten soviel wie möglich an Information nutzen zu wollen. Wir wollen diese Aussage jetzt konkretisieren: Für unseren Segmentierungsprozeß verarbeiten wir parallel alle Auflösungsstufen eines Bildes, indem wir alle l_i ($0 \leq i < N$) zu einem mehrkanaligen Bild zusammenfassen. An dieser Stelle müssen wir eine Normierung der einzelnen Auflösungsstufen durchführen, um zu gewährleisten, daß die Kanäle untereinander vergleichbar werden.

Für die Normierung nutzen wir das Rauschverhalten der Filterkerne der Laplacepyramide. Von der Linearität des Prozesses ausgehend ⁸, analysieren wir die Implusantworten für jede Auflösungsstufe. Wir greifen hierbei auf die Ausführungen von *Fuchs* in [12] zurück. Die uns interessierende Fragestellung auf der Suche nach einer geeigneten Normierung ist: Wie wirkt sich die Filteroperation $O = h(r, c)$ auf die Rauschvarianz σ_{out}^2 des Ausgangssignales, im konkreten Fall der Impulsantwort, aus? Ist die Rauschvarianz σ_{in}^2 des Eingangssignals bekannt, kann der Einfluß der Filteroperation O auf die Varianz des Ausgangssignals durch Anwendung des Fehlerfortpflanzungsgesetzes ⁹ bestimmt werden ¹⁰:

$$\sigma_{out}^2 = \sum \sum O^2(r, c) \sigma_{in}^2$$

Der Einflußfaktor der Filteroperation ist demnach die Summe der Quadrate der Filterkoeffizienten. Dies stimmt mit dem Vorschlag von [3] überein, die die absolute Energie des Filters verwendeten. Somit ergibt sich für den konkreten Fall der Analyse der Impulsantwort der Laplacepyramidenebenen:

$$F = \frac{\sigma_{out}^2}{\sigma_{in}^2} = \sum_{r,c} h_i^2(r, c)$$

Damit haben wir Normierungsfaktoren abgeleitet, die für alle Anwendungen konstant sind.

⁸ Linearitätsbedingung für Filteroperationen: $O(ag + bg') = aOg + bOg'$, wobei g das Originalbild und g' das durch Anwendung von O auf g entstandene Bild ist. Die Parameter a und b sind beliebige Konstanten ⁹ Das Fehlerfortpflanzungsgesetz lautet nach [18, Seite 95]: Ist \mathbf{x} ein $n \times 1$ Zufallsvektor, \mathbf{A} eine $m \times n$ Matrix und \mathbf{b} ein $m \times 1$ Vektor von Konstanten, folgt die Kovarianzmatrix der transformierten Zufallsvariable $\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{b}$ aus: $\sum_{yy} = \mathbf{A} \sum_{xx} \mathbf{A}^T$. ¹⁰ Wir geben an dieser Stelle nur den diskreten Fall an.

7 Texturkantenextraktion

In den Abschnitten 2 bis 6 haben wir unsere Aufgabe, die Textursegmentierung, motiviert und Texturen in für die Lösung des Problems geeigneter Weise repräsentiert. Somit bleibt nur noch der Textursegmentierungs- bzw. Texturkantenextraktionsschritt selbst, dessen Erläuterung wir uns im folgenden Abschnitt widmen.

7.1 Kantendetektion

Für die Kantenextraktion nutzen wir das an unserem Institut entwickelte Merkmalsextraktionsprogramm FEX [12]. FEX ist ein Programmpaket, das simultan alle geometrischen Primitive (Kanten, Punkte, Flächen), die in Bildern enthalten sein können, extrahiert. Es kann somit zur Beschreibung der Bildstruktur in unterschiedlichsten Anwendungsgebieten verwendet werden. Für die Fortführung unseres Prozesses sind wir jedoch nur an der Extraktion von Kanten, konkret von Texturkanten, interessiert.

FEX analysiert die lokale Autokovarianzfunktion des im Vorfeld generierten mehrkanaligen Bildes g unter Nutzung der negativen Hessematrix $\overline{\Gamma}g$, in unserem konkreten Fall von $\overline{\Gamma}(SCAF)$. Als Ergebnis erhalten wir Texturkanten. Diese trennen benachbarte texturierte Regionen in Abhängigkeit der frei wählbaren Parameter von FEX: Bildauflösung, Weite des Differentiationskerns, Signifikanzniveau für interne statistische Tests.

Somit haben wir für den gesamten Prozeß der Texturkantenextraktion, einschließlich der Generierung der geeigneten Repräsentation, fünf Parameter zu spezifizieren (vgl. 9):

1. Die Weite des Differentiationskerns s_1 , die für die Bestimmung der Textureigenschaften auf der höchsten Auflösungsstufe benötigt wird.
2. Die Weite des Integrationkerns t_1 , die für die Bestimmung der Textureigenschaften auf der höchsten Auflösungsstufe benötigt wird.
3. Die Anzahl i der verwendeten Laplacepyramidenebenen.
4. Die Weite des Differentiationskerns s_2 , die für die Bestimmung des integrierten quadratischen Gradienten der Texturmerkmale verwendet wird.
5. Die Weite des Integrationkerns t_2 , die für die Bestimmung des integrierten quadratischen Gradienten der Texturmerkmale verwendet wird.

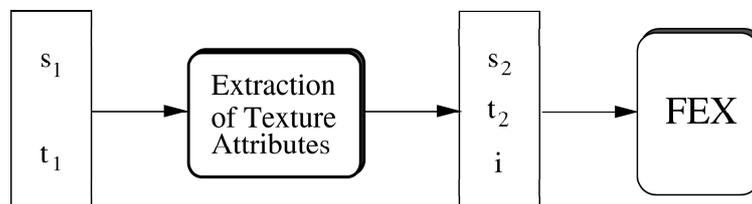


Abbildung 9: Für den Segmentierungsprozeß benötigte Parameter

7.2 Skalenauswahl

Eines der Hauptprobleme ist die Auswahl sinnvoller Skalen für die Texturkantenextraktion. Dies ist ein generelles und unseres Wissens nach auch bislang nur unbefriedigend gelöstes Problem. Die Begründung liegt darin, daß Texturen in verschiedenen Skalen in Erscheinung treten können. So ist beispielsweise bei der Segmentierung einer Ziegelwand nicht klar, ob die Ziegel als Gesamtheit die Textur darstellen, oder aber jeder Ziegel für sich ein Segment bildet. Es kommt also sehr genau auf die Fragestellung an, die stark anwendungsabhängig ist.

Für den von uns vorgestellten Prozeß bedeutet das, daß die Entscheidung über Art und Anzahl der verwendeten Laplacepyramidenebenen beim Nutzer liegt. Gleichzeitig kommt es darauf an, die gegebenen Informationen optimal, auch im Hinblick einer benutzerdefinierten Skala, zu nutzen. Das bedeutet, daß zu untersuchen ist, welchen Beitrag jeder einzelne Texturparameter welcher Auflösungsstufe für ein gefordertes Segmentierungsergebnis liefert. Die lokale Auswahl von Parametern über den gesamten Merkmalsraum wäre denkbar.

8 Ergebnisse

In diesem Abschnitt zeigen wir anhand von Beispielen die Eigenschaften unseres neuen Ansatzes zur Textursegmentierung. Für alle Beispiele haben wir sowohl das Ergebnis der Textursegmentierung auf Intensitätsbasis als auch das Ergebnis der Segmentierung auf Basis der entwickelten Texturrepräsentation zum Vergleich herangezogen.

Für die in diesem Bericht demonstrierten ersten Ergebnisse unseres Ansatzes verwendeten wir als Differentiationskern zur Bestimmung der Texturparameter den 3×3 -Sobel-Operator mit $s_1 = 1/\sqrt{2}$.

8.1 Synthetische Szenen

Als erstes präsentieren wir Ergebnisse der Texturkantenextraktion für synthetische Daten. Abb. 12 auf Seite iii im Anhang A.2 veranschaulicht zunächst die Funktionsfähigkeit des Verfahrens am eingangs diskutierten Beispiel. Die Kante zwischen den benachbarten texturierten Gebieten ist eindeutig zu bestimmen.

Für die Collage von Brodatztexturen wurden die Skalenparameter so gewählt, daß die zu erwartenden Kanten bei den starken Intensitätsdifferenzen benachbarter Regionen liegen könnten. Der Vergleich mit dem auf Intensitätsbasis allein erzielten Ergebnis zeigt, daß der neue Ansatz etwas eindeutiger Texturkanten hervorbringt.

8.2 Natürliche Szenen

Wir demonstrieren jetzt das Potential unseres Ansatzes an natürlichen Szenenbeispielen. Die Abbildungen 14 auf Seite v und 15 auf Seite vi im Anhang A.2 zeigen die Ergebnisse. Um die Funktionsfähigkeit des Algorithmus für die Texturkantenextraktion zu veranschaulichen und nicht allein die intensitätsbasierten Kanten als Ergebnis zu erhalten, haben wir den Integrationskern t für den eigentlichen Segmentierungsschritt größer gewählt. Somit ist es möglich die unterschiedlichen Furchen auf den Ackerflächen in Abb. 14 als texturierte Regionen zusammenzufassen.

8.3 „Nichttexturierte Daten“

Wollen wir die Leistungsfähigkeit unseres Verfahrens objektiv bewerten, so müssen wir uns gleichfalls dem Vergleich des Verfahrens mit intensitätsbasierten Verfahren anhand von „nicht-texturierten“ Bilddaten unterziehen. Dies ist notwendig, da zum einen auch texturierte und „nichttexturierte“ Flächen benachbart sein, zum anderen die Bilder ausschließlich homogene Regionen enthalten könnten. Eine vorherige Auswahl, ob ein intensitätsbasiertes oder texturbasiertes Verfahren anzuwenden sein, wäre wenig sinnvoll.

Die Anwendung des von uns entwickelten Verfahrens auf ein solches nichttexturiertes Bild liefert das im Anhang A.2 in Abb. 16 auf Seite vii dargestellte Ergebnis. Die beim Betrachten auffallenden kleineren Kantenstücke im Bildhintergrund für das Textursegmentierungsergebnis mit neuem Ansatz liegen darin begründet, daß im Gegensatz zum intensitätsbasierten Ansatz keine Schwelle für die zu verarbeitenden Grauwerte verwendet wird.

9 Diskussion und Ausblick

Inhalt dieses Berichtes war es, ein filterbasiertes Verfahren zur Textursegmentierung vorzustellen, das die Skalencharakteristik der lokalen Autokovarianzfunktion einer Bildfunktion nutzt.

Der Ansatz wurde sowohl an synthetischen als auch an natürlichen Bilddaten getestet. Wir konnten damit Ergebnisse zeigen, die, nach Weiterentwicklung des Verfahrens, eine für die Textursegmentierung im Sinne unserer Aufgabenstellung sinnvolle Problemlösung versprechen. Das Hauptproblem liegt dabei in der Wahl der Skalenparameter. Die Auswahl optimal zu gestalten, wird Inhalt des nächsten Arbeitszeitraumes sein.

Eine Bewertung des Verfahrens muß sich anschließen, zum einen, um die Vergleichbarkeit mit anderen Verfahren zu gewährleisten, zum anderen, um Mängel offenzulegen und somit den iterativen Prozeß der Verfahrensweiterentwicklung anzustoßen. In jedem Fall sollte dafür eine sinnvolle Bilddatenbank zur Verfügung stehen.

Zwei wesentliche Aspekte sind im weiteren Verlauf der Arbeiten abzuklären: Wie wirkt sich die Verwendung höherer Laplacepyramidenebenen auf die Qualität des Texturkantenextraktionsergebnis aus, und welche Ergebnisse liefert das Verfahren für benachbarte texturierte und nichttexturierte Regionen. Letzterer Aspekt sollte auch für bereits aus der Literatur bekannte Verfahren betrachtet werden.

Literatur

- [1] M. Clark A. C. Bovik and W. S. Geisler. Multichannel texture analysis using localized spatial filters. *IEEE Transaction on PAMI*, 12:55–73, January 1990.
- [2] P. Andrey and P. Tarroux. Unsupervised texture segmentation using selectionist relaxation. In *Proceedings of ECCV*, pages 483–491, 1996.
- [3] D. H. Ballard and R. P. N. Rao. Seeing behind occlusions. In *Lecture Notes in Computer Sciences*, volume 800, pages 274–285. Springer Verlag Heidelberg, 1994.
- [4] J. Bigün and J. M. Hans du Buf. Geometric image primitives by complex moments in gabor space and the application to texture segmentation. In *Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 648–649. IEEE Computer Society Press, 1992.
- [5] I. N. Bronstein and K. A. Semendjajew. *Taschenbuch der Mathematik*. Teubner Verlag, Leipzig, 1988.
- [6] P. J. Burt and E. H. Adelson. The laplacian pyramid as a compact image code. *IEEE Transactions on Communications*, COM-31(4):532–540, April 1983.
- [7] L. A. Carlucci. A formal system for texture langagues. *Pattern Recognition*, 4(1):53–72, 1976.
- [8] H. Derin and W. S. Cole. Segmentation of textured images using gibbs random fields. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 35(1):72–98, 1986.
- [9] C. Drewniok. *Untersuchungen zur Detektion von Kanten in Farbbildern*. PhD thesis, Universität Hamburg, Fachbereich Informatik, Oktober 1988.
- [10] P. Faber. *Third Course of Digital Photogrammetry, Digital Image Processing*. University Bonn, Institute of Photogrammetrie, Nussallee 15, January 1998.
- [11] W. Förstner. *Statistische Verfahren für die automatische Bildanalyse und ihre Bewertung bei der Objekterkennung und -vermessung*. München, 1991. DGK bei der Bayerischen Akademie der Wissenschaften, Reihe C, Heft 370.
- [12] C. Fuchs. *Extraktion polymorpher Bildstrukturen und ihre topologische und geometrische Gruppierung*. München, 1998. DGK bei der Bayerischen Akademie der Wissenschaften, Reihe C, Heft 502.
- [13] G. Gerster. *Der Mensch auf seiner Erde*. Birkhäuser, 1988.
- [14] R. Haralick. Statistical and structural approaches to texture. In *Proceedings of IEEE*, volume 67, pages 786–804, 1979.
- [15] R. M. Haralick and L. G. Shapiro. *Computer and Robot Vision, Volume I/II*. Addison-Wesley Publishing Company, 1st edition, 1992.
- [16] D. Bi J.-P. de Beuaville and L. Langlais. Texture segmentation using grey level rank-vectors. *Graphics and Vision*, 3(4):667–674, 1994.

- [17] B. Julesz and J. R. Bergen. Textons, the fundamental elements in preattentive vision and perception of textures. *Bell System Technology Journal*, 62(6):1619–1645, 1983.
- [18] K.-R. Koch. *Parameterschätzung und Hypothesentests in linearen Modellen*. Dümmler, Bonn, 1980.
- [19] J. Malik and P. Perona. Preattentive texture discrimination with early vision mechanism. *Journal of Optical Society of America*, pages 923–932, 1990.
- [20] A. Papoulis. *Probability, Random Variables, and Stochastic Processes*. Electrical Engineering. McGraw-Hill, 2 edition, 1984.
- [21] T. R. Reed and J. M. Hans du Buf. A review of recent texture segmentation and feature extraction techniques. *CVGIP: Image Understanding*, 57(3):359–372, May 1993.
- [22] M. Baltsavias S. Mason and D. Stallmann. High precision photogrammetric data set for building reconstruction and terrain modelling. Technical report, Institute for Geodesy and Photogrammetry, Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich, 8093 Hoenggerberg, Switzerland, December 1994.
- [23] J. Shao and W. Förstner. Gabor wavelets for texture edge extraction. In *Proceedings of Symposium on Spatial Information from Digital Photogrammetry and Computer Vision*, pages 745–751, Munich, September 1994. ISPRS Commission III.
- [24] M. Tuceryan and A. K. Jain. Texture segmentation using voronoi polygons. *IEEE Transaction on PAMI*, 12:211–216, 1990.

A Anhang

A.1 Abbildungen zu Kapitel 5

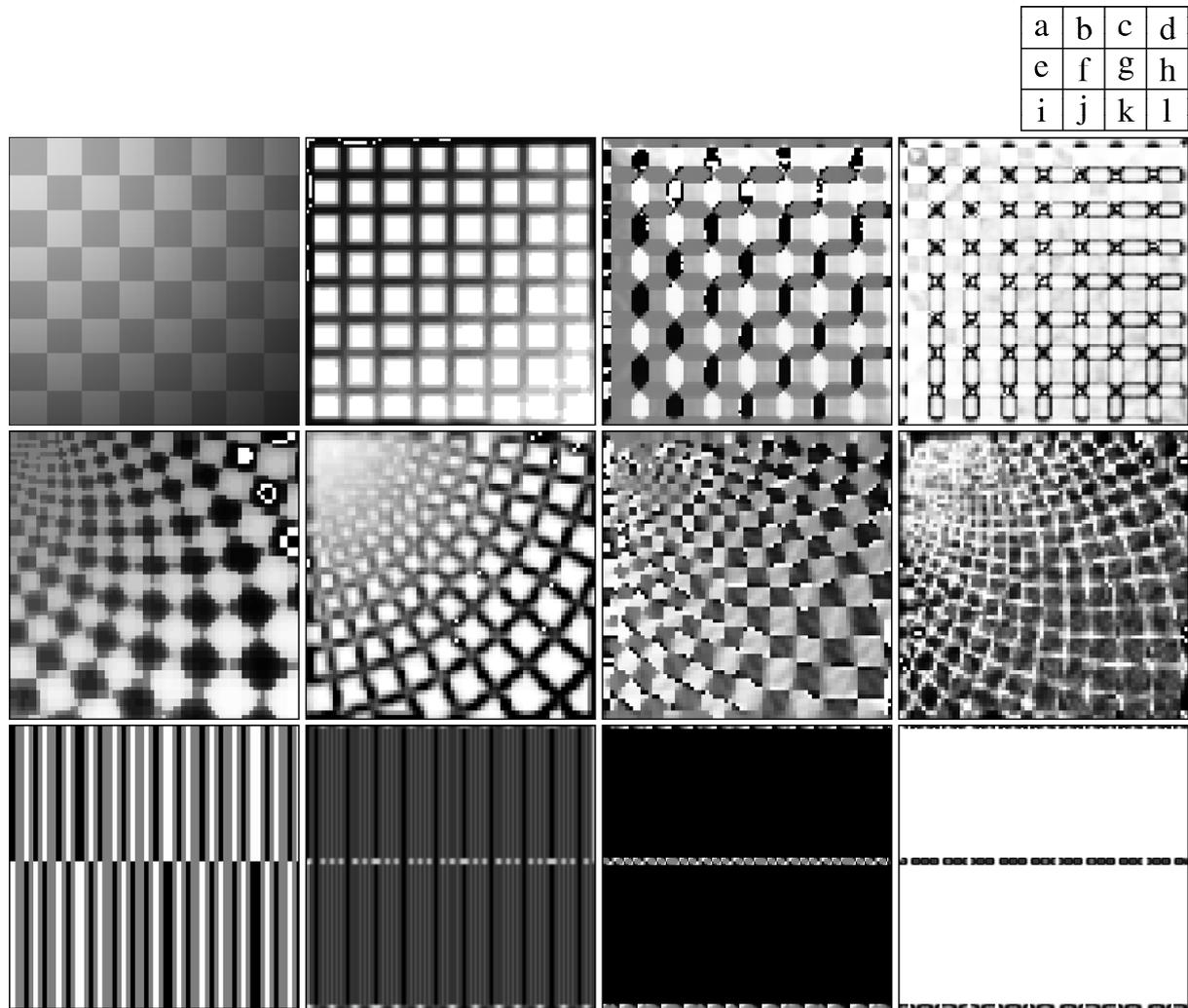


Abbildung 10: a) Rosette mit zugehöriger b) Stärke, c) Richtung und d) Anisotropie der Textur e) Schachbrett mit f) Stärke, g) Richtung und h) Anisotropie der Textur i) Barcode mit zugehöriger j) Stärke, k) Richtung und l) Anisotropie der Textur. Alle drei Texturmerkmale wurden mit einem 3×3 -Sobel Operator als Differentiationskern mit $s = 0.7$ und einem Integrationskern mit $t = 0.5$ berechnet.

a	b	c	d
e	f	g	h
i	j	k	l

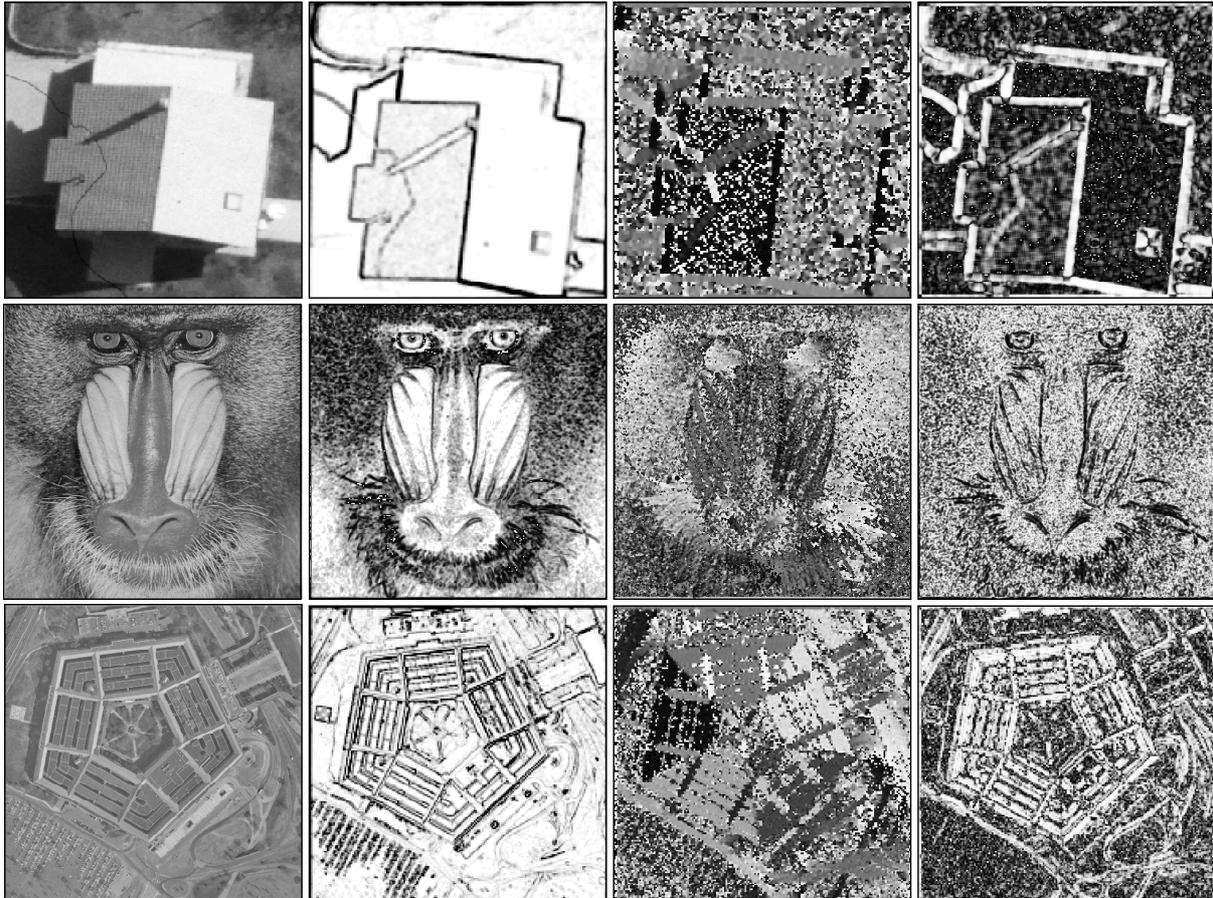


Abbildung 11: a) Luftbild von Avanches mit zugehöriger b) Stärke, c) Richtung und d) Anisotropie der Textur e) Mandrill mit f) Stärke, g) Richtung und h) Anisotropie der Textur i) Pentagon mit zugehöriger j) Stärke, k) Richtung und l) Anisotropie der Textur. Alle drei Texturmerkmale wurden mit einem 3×3 -Sobel Operator als Differentationskern mit $s = 0.7$ und einem Integrationskern mit $t = 0.5$ berechnet.

A.2 Abbildungen zu Kapitel 8

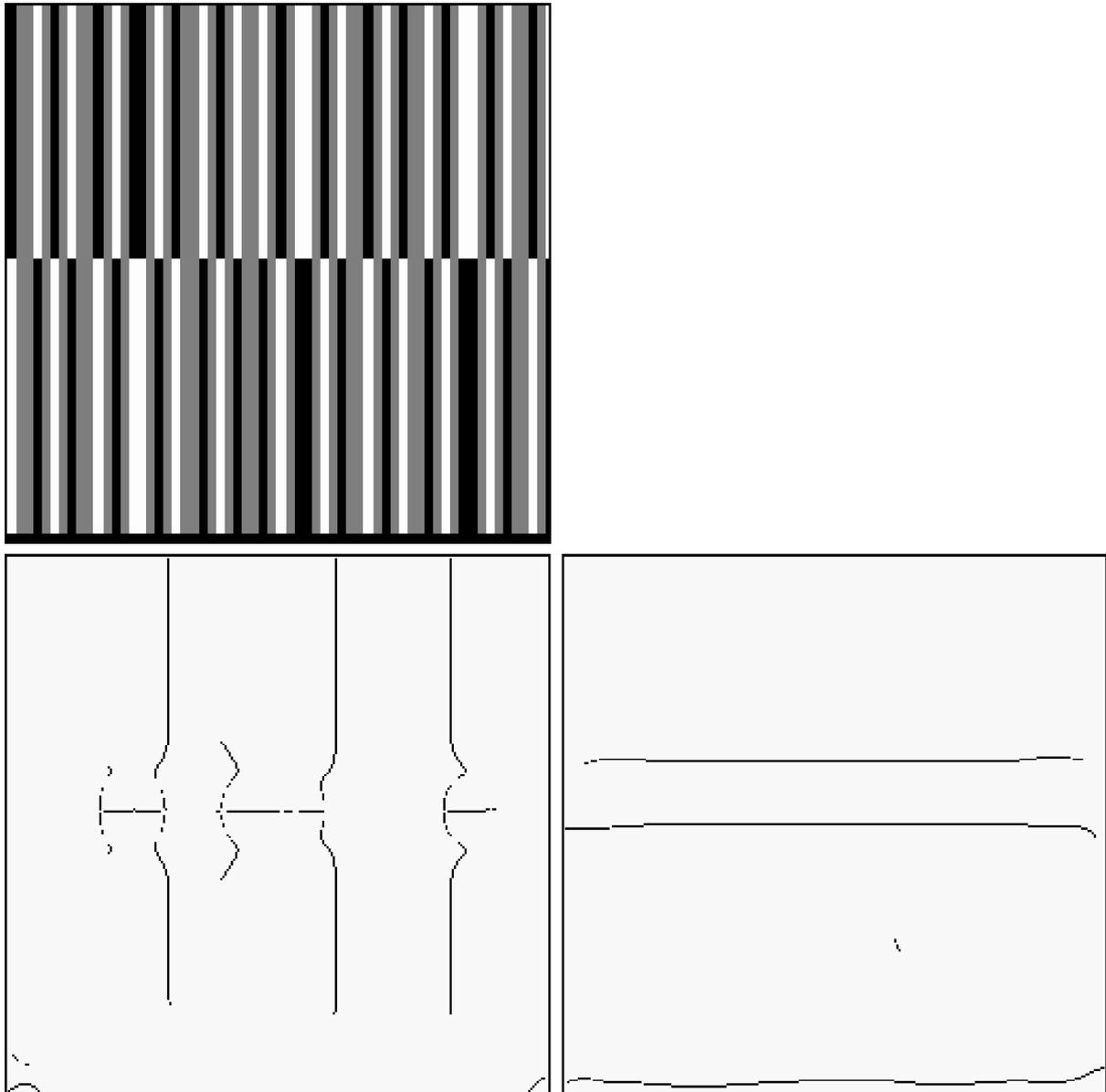


Abbildung 12: *Ergebnis der Texturkantenextraktion: obere Zeile) Bild „Barcodes“, unten links) unter Nutzung der Intensitätsbasierten Segmentierung ($s = 10.0$, $t = 10.0$); unten rechts) unter Nutzung der neuen Texturrepräsentation ($s_1 = 0.7$, $t_1 = 15.0$, $n_l = 5$, $s_2 = 10.0$, $t_2 = 10.0$).*

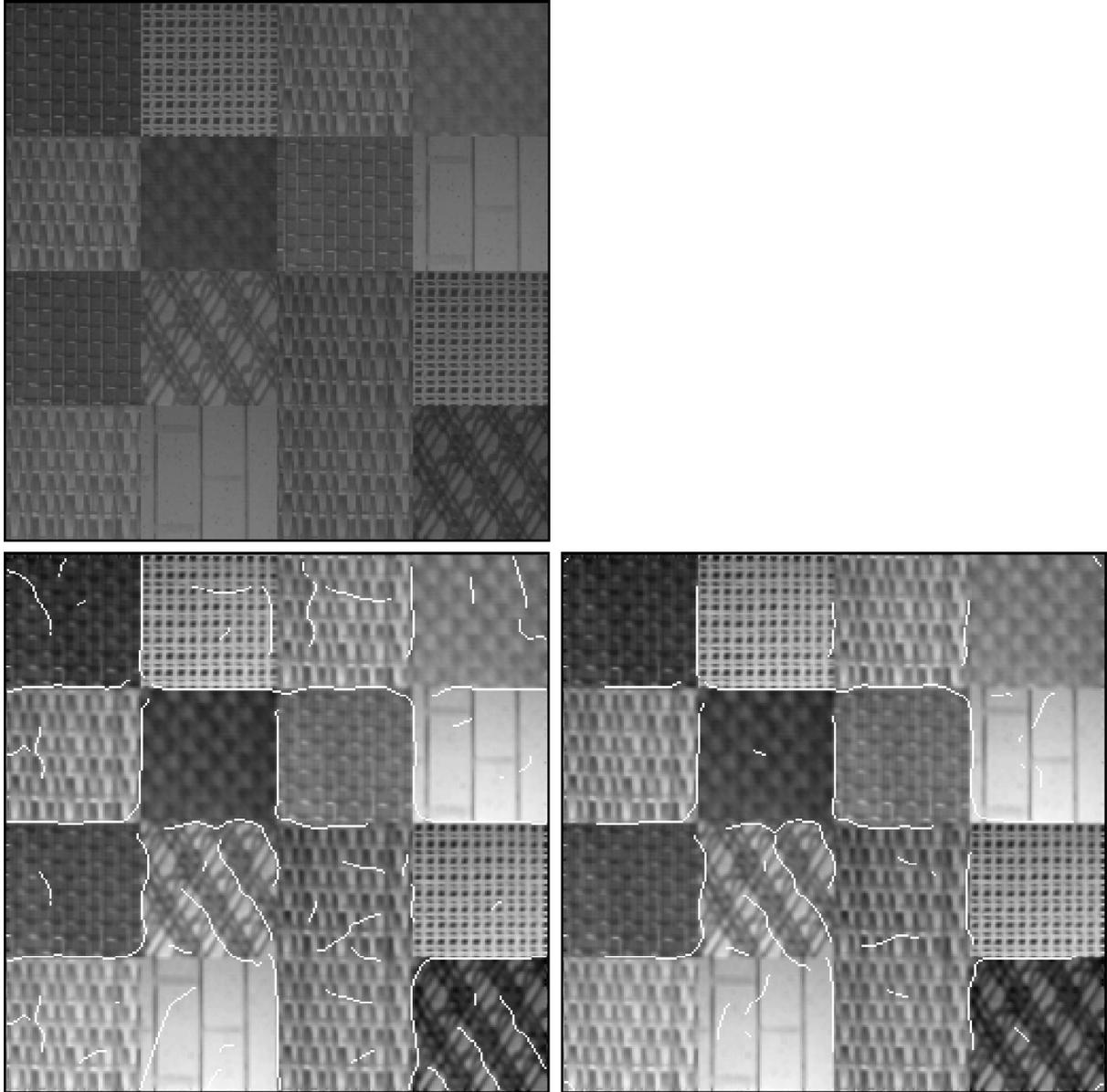


Abbildung 13: *Ergebnis der Texturkantenextraktion: obere Zeile) Collage von „Brodatz-Texturen“, unten links) unter Nutzung der Intensitätsbasierten Segmentierung ($s = 5.0, t = 5.0$), unten rechts) unter Nutzung der neuen Texturrepräsentation ($s_1 = 0.7, t_1 = 6.0, n_1 = 3, s_2 = 5.0, t_2 = 5.0$).*

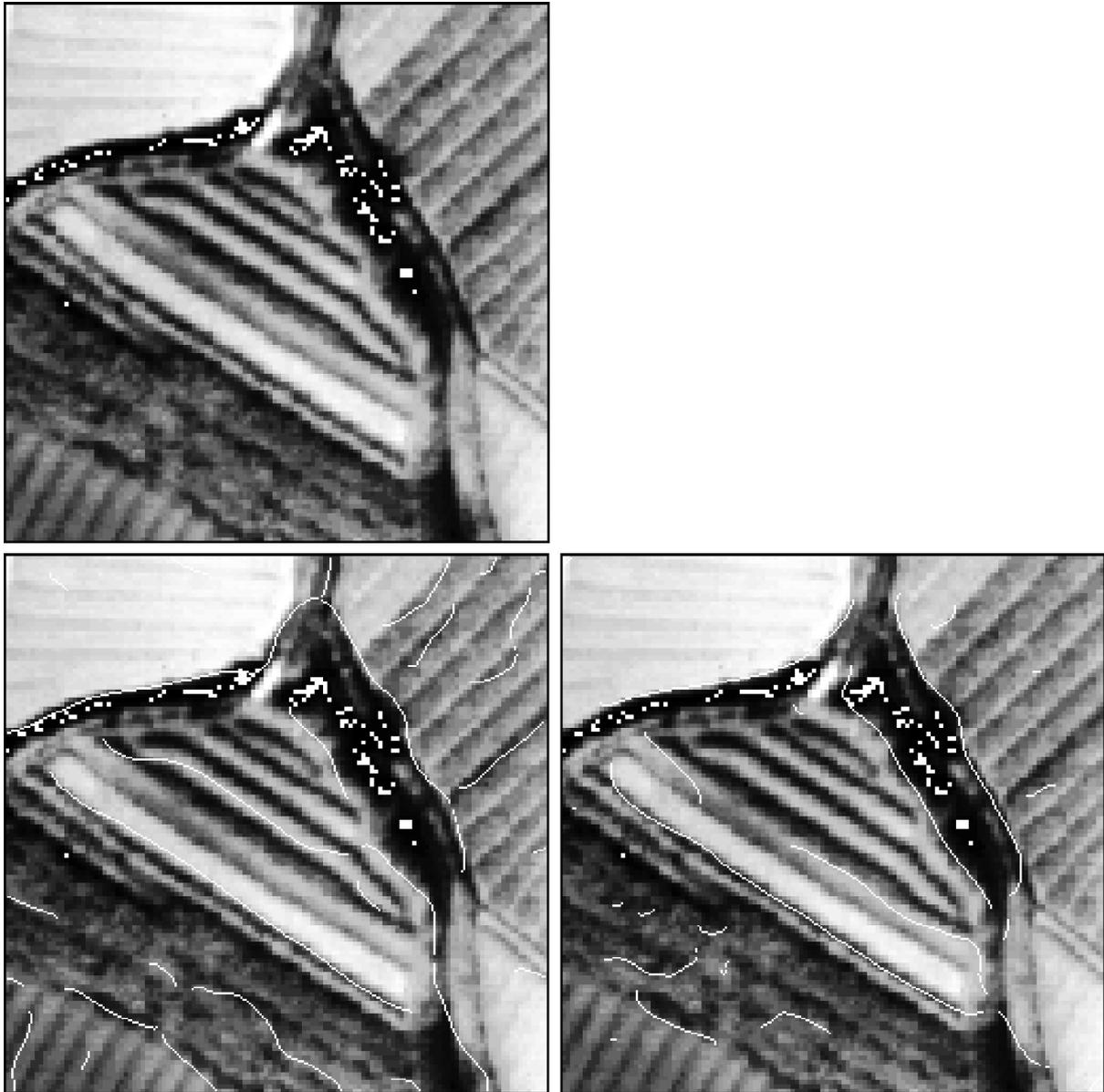


Abbildung 14: *Ergebnis der Texturkantenerkennung: obere Zeile) Bildausschnitt aus [13] (Bild 118), unten links) unter Nutzung der Intensitätsbasierten Segmentierung ($s = 3.0$, $t = 8.0$), unten rechts) unter Nutzung der neuen Texturrepräsentation ($s_1 = 0.7$, $t_1 = 10.0$, $n_l = 3$, $s_2 = 4.0$, $t_2 = 5.0$).*

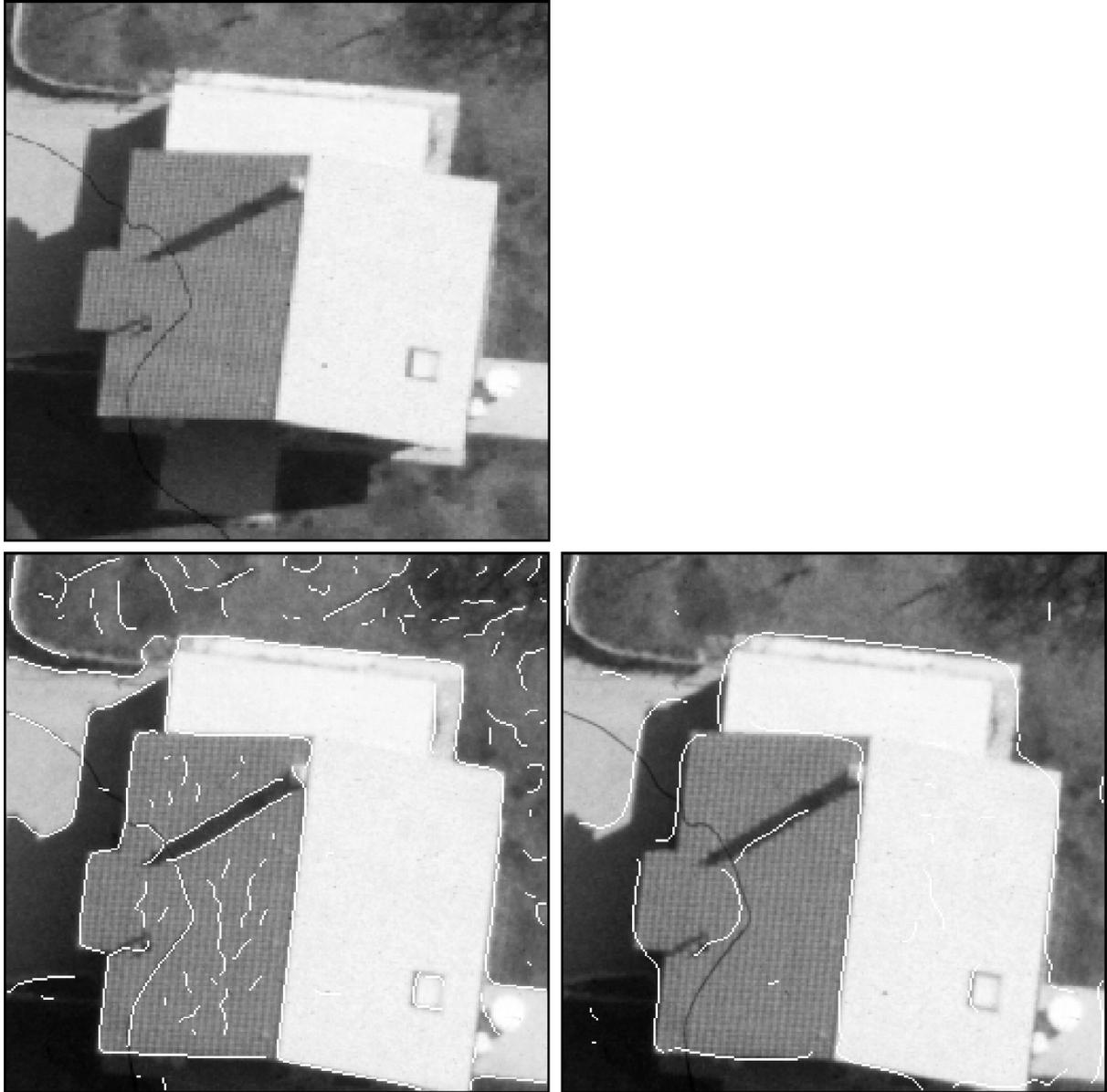


Abbildung 15: *Ergebnis der Texturkantenextraktion: obere Zeile) Bild von „Avenches“, unten links) unter Nutzung der Intensitätsbasierten Segmentierung ($s = 0.7$, $t = 3.0$), unten rechts) unter Nutzung der neuen Texturrepräsentation ($s_1 = 0.7$, $t_1 = 3.0$, $n_l = 3$; $s_2 = 3.0$, $t_2 = 6.0$).*

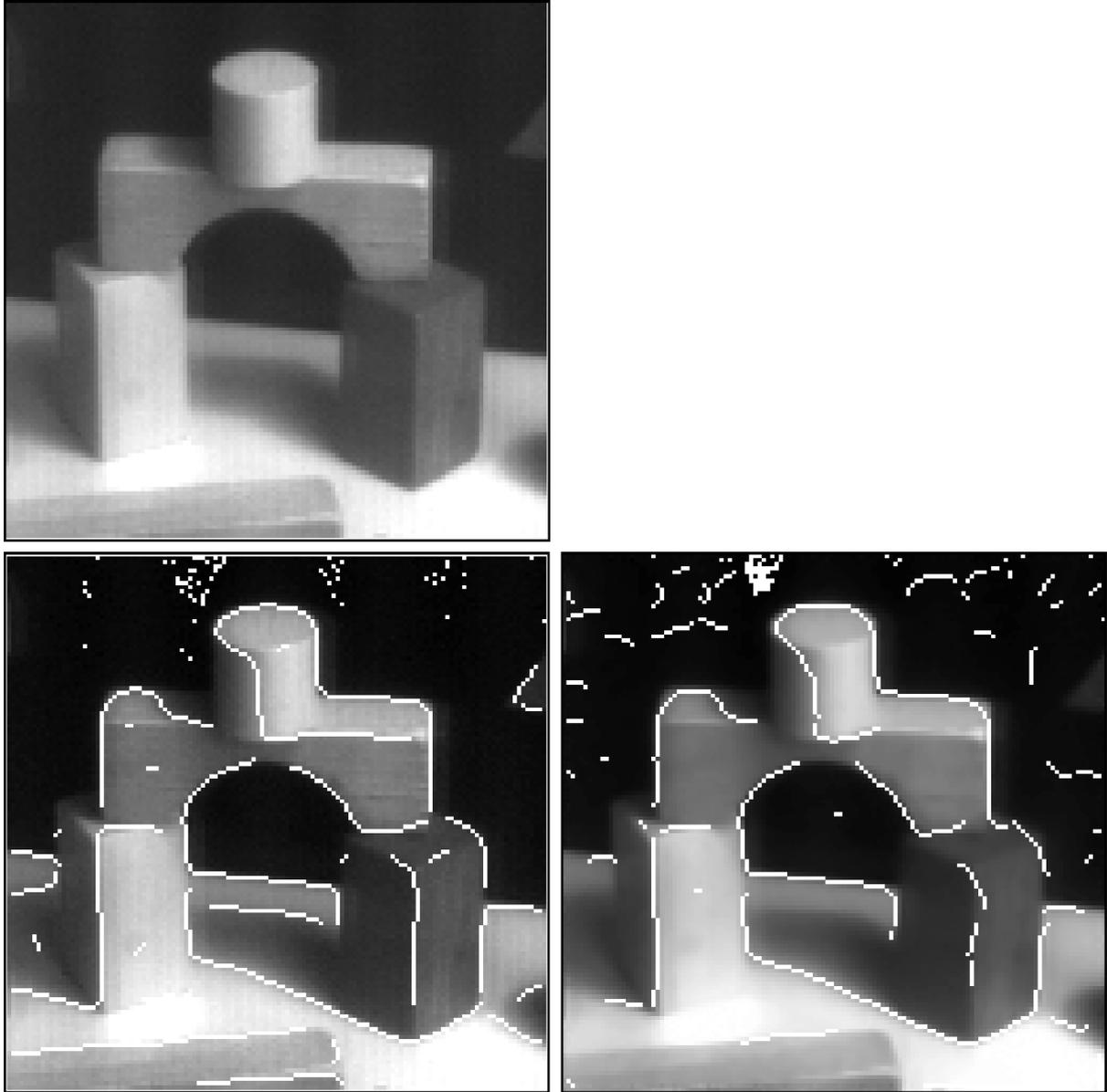


Abbildung 16: *Ergebnis der Texturkantenextraktion: obere Zeile) Bild „toys“, unten links) unter Nutzung der Intensitätsbasierten Segmentierung ($s = 2.0, t = 2.0$), unten rechts) unter Nutzung der neuen Texturrepräsentation ($s_1 = 0.7, t_1 = 2.0, n_l = 2; s_2 = 2.0, t_2 = 2.0$).*