

Bestimmung der Objektform durch Bildanalyse der Oberflächentextur

Shape from Texture

Thomas Greiner und Sukhendu Das

In diesem Beitrag wird ein neues Verfahren vorgestellt, das es ermöglicht, die 3D-Objektform durch Analyse der 2D-Abbildung der texturierten Objektoberfläche darzustellen. Der englische Fachbegriff hierzu lautet „Shape from Texture“. Das beschriebene Verfahren setzt eine M-Kanal Waveletfilterbank zur Merkmalsgewinnung ein. Theoretische Ableitungen der geometrischen Verhältnisse in einem Polarkoordinatensystem werden für eine mit einem Sinusmuster versehene geneigte ebene Fläche hergeleitet. Bei der Auswertung realer Bilddaten zeigt sich, dass dieses Verfahren auch für andere geometrische Formen genutzt werden kann. Weiterhin wird gezeigt, wie es mittels des Texturgradienten, der ein Maß für die geometrische Veränderung der Textur ist, möglich wird, Abbildungen von 3D-Objekten zu segmentieren bzw. Tiefenveränderungen zu erkennen.

This paper presents a new approach to extract information of 3D-object shapes, by analysis of the 2D-projection of a textured object surface. This problem is well known as “Shape from Texture”. The proposed approach employs a M-channel wavelet filterbank for feature extraction. Analytical expressions have been derived for the imaging geometry, in polar coordinate system, for an inclined surface with sine wave patterns. The proposed algorithm has been evaluated on real world image data, and it is shown that this approach can also be successfully applied for 3D corrugated textured surfaces as well. Further, it has been shown that the “texture gradient” when used as a measure for the geometric inclination of a texture surface, allows to segment images of 3D-objects and also to detect changes of depth within 3D-objects.

Schlagwörter: Textur, 3D-Textur, Objektform, Texturgradient, Waveletfilter, Multiratenfilterbank

Keywords: Texture, 3D-texture, object shape, shape from texture, texture gradient, waveletfilter, multirate filterbank

1 Einleitung und Überblick

Als Textur wird in der Wahrnehmungspsychologie die strukturelle Beschaffenheit einer zusammenhängenden Oberfläche bezeichnet, die durch eine mehr oder minder vorhandene Regelmäßigkeit auffällt. Hierbei tritt ein Elementarmuster (Texturelement) in einer größeren Region wiederholt auf. Je nach Variation der Anordnung, der Form und der Größe der Texturelemente wird zwischen strukturellen, stochastischen, und gemischt strukturell-stochastischen Texturen unterschieden.

Häufig wird der komplexe Abbildungsprozess, der zur Entstehung des Texturbildes führt, nicht näher erläutert.

Grundsätzlich handelt es sich um die Projektion eines dreidimensionalen Objektes auf eine zweidimensionale Abbildungsebene. Hierbei gehen die Eigenschaften des Abbildungssystems, die 3D-Grundform des texturierten Objektes, die Struktur der Texturmuster sowie die Beleuchtungsbedingungen ein.

Die Eigenschaften des Abbildungssystems werden üblicherweise als ideal angesehen und daher vernachlässigt. Die 3D-Grundform des texturierten Objektes kann stark variieren. Es kann sich um eine geneigte ebene Fläche handeln; die Oberfläche kann aber auch gekrümmt oder beliebig komplex geformt sein, sodass eine anspruchsvolle mathematische Beschreibung notwendig wird. Ebenso kann sich

das Texturmuster auf die unterschiedlichste Art und Weise darstellen. In Abhängigkeit davon, ob es sich um gezeichnete Muster, um Muster mit geringer Tiefeninformation oder um Muster handelt, die in der Tiefe stark strukturiert sind, treten unterschiedliche Abbildungseffekte auf. Ist eine Tiefenstrukturierung vorhanden, führt eine Veränderung der Beleuchtungsbedingungen zu sich stark unterscheidenden Abbildungen der an sich gleichen Objektoberfläche.

Hierbei ist zu beachten, dass die Übergänge zwischen den genannten Effekten fließend sind und auch vom Auflösungsvermögen des Abbildungssystems abhängen. So weist eine Papieroberfläche sicherlich aus mikroskopischer Sicht Erhöhungen und Vertiefungen auf, makroskopisch gesehen fallen diese Tiefenveränderungen jedoch nicht ins Gewicht – entscheidender ist die flächenhafte Charakteristik.

Stimmen Flächennormale der texturierten Objektebene und der Abbildungsebene überein, so ergibt sich eine flächige, perspektivisch nicht verzerrte Darstellung der Textur. Dies wird als „2D-Textur“ bezeichnet. Stimmen Flächennormale der Objektebene und der Abbildungsebene nicht mehr überein oder liegt eine 3D-Objektform vor, so führt dies zu einer perspektivisch veränderten 2D-Abbildung der texturierten Oberfläche. Besitzt die Oberflächentextur keine Tiefenstrukturierung, so spricht man von einer 2D-Textur auf einer 3D-Oberfläche. Dies ist z.B. der Fall, wenn die Objektoberfläche durch gezeichnete Muster gekennzeichnet ist. Sind Tiefeninformationen in der texturierten 3D-Oberfläche enthalten, spricht man von einer „echten“

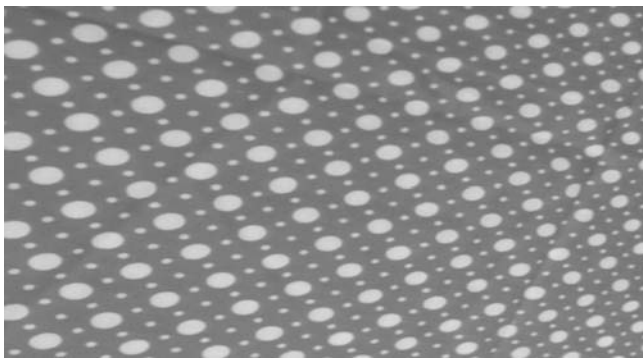


Bild 1: 2D-Textur (Tuch) auf geneigter ebener Fläche.



Bild 2: 3D-Textur mit strukturierter Oberfläche – schräge Aufnahme einer Wasseroberfläche.



Bild 3: Verallgemeinerte 3D-Textur – perspektivische Aufnahme von Krügen.

3D-Textur [7]. Die Bilder 1, 2 und 3 zeigen verschiedene Beispiele.

Die oberflächenabhängige Veränderung der Texturabbildung kann genutzt werden, um ausgehend von einem Texturbild die Oberflächenform zu rekonstruieren. Im Englischen wird für diese Vorgehensweise der prägnante Begriff „Shape from Texture“ verwendet. Eine besondere Bedeutung kommt hierbei dem Texturgradienten zu, d.h. der Veränderung des Texturmusters in Abhängigkeit von der Objektform. Klassische Verfahren werten direkt die Größenveränderung der Texturmuster aus, neuere Verfahren analysieren auch Schattenbildung und Überdeckung [6; 7; 22; 39].

1.1 Übersicht „Shape from Texture“

Die meisten Ansätze zur Bestimmung der Form nutzen Analysemethoden für stationäre oder instationäre Signale im Frequenzbereich, um die sich durch die Perspektive verändernden Textureigenschaften zu erkennen. Am häufigsten wird hierzu die Kurzzeit-Fourier-Transformation (Short Time Fourier Transform – STFT) benutzt [29; 33; 34]. Verfahren im Ortsbereich hingegen analysieren die Veränderung der Anordnung der Textur Elemente in Bezug zu einer Modelltextur [15; 22]. Eine der ersten Arbeiten, die sich mit dieser Themenstellung befasste, wurde von Aloimonos [1] publiziert. Er nutzt ein spezielles Projektionsmodell, um die Ausrichtung der texturierten Oberfläche zu bestimmen. In [7] berechnen Cula und Dana ein „Bidirectional Feature Histogram (BFH)“, um die Oberfläche der 3D-Textur zu modellieren. Auf Basis des BFH wird die Analyse von 3D-Texturen durchgeführt. Sakai und Finkel [30; 31] benutzen ein Verfahren, das Eigenschaften des menschlichen Wahrnehmungssystems nachbildet. Die angesprochenen Ansätze beziehen sich auf geneigte ebene texturierte Flächen. Die Analyse gekrümmter Flächen wird u.a. in [14] und [23] behandelt.

1.1.1 Berücksichtigung von mehreren Auflösungsstufen zur Gewinnung der Forminformation

Zur 2D-Texturanalyse werden schon seit längerer Zeit Verfahren eingesetzt, die mehrere Auflösungsstufen analy-

sieren [16]. Im Bereich „Shape from Texture“ kommen bisher jedoch relativ wenige dieser Verfahren zum Einsatz. Clerc und Mallat [5] stellen einen auf die Aufgabenstellung abgestimmten Ansatz unter Einsatz der 2-Kanal Wavelet-Transformation vor. Plantier et al. [27] präsentieren eine Arbeit über die Ausrichtung einer Oberfläche mit Makrotextur. Hierbei wird ebenfalls die 2-Kanal Wavelet-Transformation genutzt. Hwang, Lu und Chung [19] nutzen die kontinuierliche Wavelet-Transformation, um die geometrischen Eigenschaften einer texturierten Oberfläche zu bestimmen. Andere Ansätze benutzen Gaborfilter [14; 33; 34] oder spezielle Filterbänke [39].

1.1.2 Geometrie des Abbildungssystems

Klassischerweise wird bei „Shape from Texture“-Verfahren ein Koordinatensystem genutzt, das auf Neigungs- und Schrägwinkel basiert [22; 29; 33; 35]. Dana et al. [8–10; 25] nutzen hingegen ein Polarkoordinatensystem um die Ausrichtung einer texturierten Oberfläche zu beschreiben.

1.2 Vorgeschlagener Ansatz zur Gewinnung der Forminformation

Die theoretische Herleitung des vorgestellten neuen Verfahrens zur Bestimmung der Form orientiert sich an den klassischen „Shape from Texture“-Verfahren, d. h. Schattenbildung und Überdeckung gehen in die Herleitung nicht ein. Ebenso werden Beleuchtungseffekte ausgeklammert.

Zur Beschreibung der Geometrie des Abbildungssystems wird das Polarkoordinatensystem von Dana et al. übernommen. Der Vorteil dieses Koordinatensystems liegt darin, dass sich Polarwinkel und Azimut unabhängig voneinander verändern lassen. Dies erlaubt eine vereinfachte Analyse. Allerdings liegen für das Polarkoordinatensystem keine mathematischen Betrachtungen darüber vor, wie sich Neigung und Abstand der texturierten Objektoberfläche auf die abgebildeten Texturmerkmale auswirken. Eine entsprechende Ableitung erfolgt in diesem Beitrag. Weiterhin wird der Frage nachgegangen, inwieweit sich durch den Einsatz einer M-Kanal-Wavelet-Analyse Verbesserungen bei der Auswertung ergeben können.

2 Abbildungsgleichungen

2.1 Koordinatensysteme

Prinzipiell lassen sich verschiedene Koordinatensysteme zur Beschreibung der mathematischen Abhängigkeiten bei der Bildgewinnung einsetzen. Üblicherweise wird bei „Shape from Texture“-Verfahren ein Koordinatensystem mit dem Neigungswinkel (engl. tilt) τ und dem Winkel für die Schräge (engl. slant) σ verwendet (Bild 4a).

Ausgehend von dem Weltkoordinatensystem (x_w, y_w, z_w) , dem Objekt-Koordinatensystem (x_s, y_s, z_s) , der geneigten Objektfläche S im Abstand z_0 sowie dem Koordinatensystem (u, v) der Abbildungsebene A im Abstand F ergibt

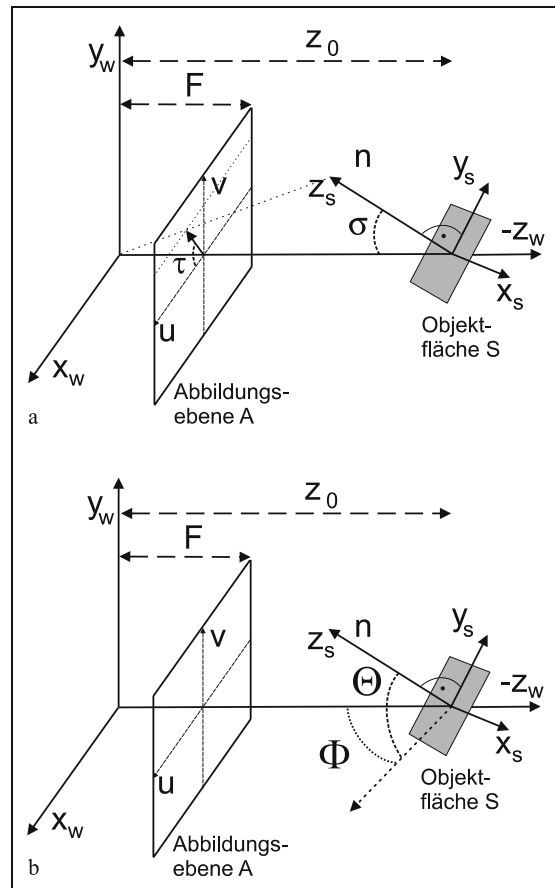


Bild 4: (a) Koordinatensystem Tilt-Slant, (b) Koordinatensystem Polarwinkel-Azimut.

sich der Winkel der Schräge σ zwischen den Achsen z_w und der Flächennormalen n . Die Normale der Abbildungsebene (u, v) zeigt dabei in Richtung der Achse z_w des Weltkoordinatensystems. Der Neigungswinkel τ ergibt sich als Winkel zwischen der Projektion der Flächennormalen n auf die u - v -Ebene und der u -Achse. Als nachteilig stellt sich die Abhängigkeit der beiden Winkel τ und σ dar. Eine Veränderung von σ führt auch zu einer Veränderung von τ . Alternativ zur Darstellung eignet sich das Polarkoordinatensystem mit dem Polarwinkel Θ und dem Azimut Φ (Bild 4b). Der Azimut Φ ergibt sich als Winkel zwischen der z_w -Achse und der Flächennormalen n auf die x_w - z_w -Ebene. Der Polarwinkel Θ stellt sich als Winkel zwischen der Flächennormalen n und der x_w - z_w -Ebene dar.

2.2 Abbildungsgleichungen für geneigte ebene texturierte Flächen

Nachfolgend sollen die mathematischen Gegebenheiten für geneigte ebene texturierte Flächen in einem Polarkoordinatensystem betrachtet werden. Ausgangspunkt ist die Annahme eines sinusförmigen Texturmusters mit der Ortsfrequenz $f = 1/T$ auf der Objektfläche S , das auf die Abbildungsebene A projiziert wird (Bild 5). Diese Vorstellung kann in der Hinsicht verallgemeinert werden, dass sich das texturierte Bild aus mehreren Grundmustern mit verschiedenen dominanten Frequenzen zusammensetzen würde.

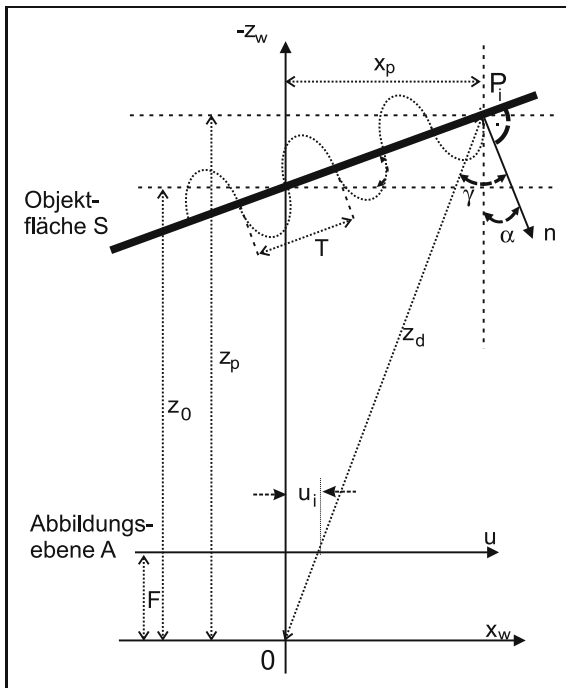


Bild 5: Geneigte Objektfläche mit Sinusfunktion.

Zunächst sollen die geometrischen Eigenschaften vereinfacht für den Fall betrachtet werden, dass der Projektionswinkel γ gleich dem Neigungswinkel ist (Punkt P_i auf der z_w -Achse). Dabei gilt $\alpha = \Phi$ auf der u - z -Ebene, bzw. $\alpha = \Theta$ auf der v - z -Ebene. Diese Gleichbehandlung von Polarwinkel und Azimut entsteht durch die Einführung des Polarkoordinatensystems und stellt einen wesentlichen Vorteil gegenüber dem „Tilt-Slant“-Koordinatensystem dar. Unter Berücksichtigung der trigonometrischen Beziehungen ergibt sich folgender Zusammenhang für die abgebildete Frequenz f' :

$$f' = \frac{1}{\cos(\alpha)} \cdot f. \quad (1)$$

Die Auswirkungen einer Abstandsveränderung können wie folgt beschrieben werden: Verändert sich der Abstand z_0 zwischen Objekt S und Abbildungsebene A um den Betrag Δz , so führt dies zu einer Veränderung des auf die Abbildungsebene projizierten sinusförmigen Texturmusters. Unter Berücksichtigung des Strahlensatzes ergibt sich als beobachtete Frequenz f'' [17]:

$$f'' = \left(\frac{z_0 + \Delta z}{z_0} \right) \cdot f. \quad (2)$$

Werden Neigung und Abstandsveränderung kombiniert, so bestimmt sich im Ursprung die projizierte Frequenz f_0 einer Sinusfunktion der Frequenz f auf einer ebenen Fläche S , die um den Winkel α geneigt ist, im Abstand $z_0 + \Delta z$ wie folgt:

$$f_0 = \left(\frac{z_0 + \Delta z}{z_0} \right) \left(\frac{1}{\cos(\alpha)} \right) \cdot f. \quad (3)$$

Im allgemeinen Fall wird unter Berücksichtigung eines Projektionswinkels $\gamma \neq \alpha$ nach Bild 5 der Punkt P_i mit den

Koordinaten $(x_p, 0, z_p)$ betrachtet, der auf die Abbildungsebene A im Abstand $(u_i, 0)$ projiziert wird. Der radiale Abstand des Punktes P_i zum Ursprung des Weltkoordinatensystems sei z_d . Unter Berücksichtigung von Gleichung (3) – allgemein angesetzt für einen Projektionswinkel γ – ergibt sich der folgende Zusammenhang für die abgebildete Frequenz f'_p an der Stelle $(u_i, v = 0)$ auf der Abbildungsebene A :

$$f'_p(u_i) = \left(\frac{z_d}{z_0} \right) \left(\frac{1}{\cos(\gamma)} \right) \cdot f. \quad (4)$$

Der Übergang auf den Neigungswinkel α (gleich Θ bzw. Φ) wird in [17] dargestellt. An dieser Stelle soll das Ergebnis wiedergegeben werden:

$$f'_p(u) = \frac{[1 + (u)^2]}{[1 - (u) \tan(\alpha)]^2} \cdot f_0. \quad (5)$$

Gleichung (5) beschreibt den sich ergebenden mathematischen Zusammenhang für die Frequenz $f'_p(u)$, die auf die Abbildungsebene A projiziert wird, bezogen auf die Frequenz f_0 an der Stelle $(u = 0, v = 0)$. Für kleine Winkel α liegt der Nenner von Gleichung (5) nahe bei 1 und die Frequenzveränderung folgt einer quadratischen Funktion.

3 Wavelet-Transformation

Die Wavelet-Transformation [11; 24] hat sich als wichtiges Signalverarbeitungswerkzeug in der digitalen Bildverarbeitung etabliert. Die Wavelet-Transformation zeigt dabei viele Vorteile bei der Analyse instationärer Signale. Kennzeichen ist die Zerlegung in mehrere Auflösungsstufen.

3.1 M-Kanal Wavelet-Transformation

Die klassische Wavelet-Transformation wurde als 2-Kanal-Transformation [11] eingeführt. Die diskrete Umsetzung geschieht mittels einer 2-Kanal-Multiratenfilterbank in Verbindung mit einem Tiefpassfilter $h_0(n)$ und einem Hochpassfilter $h_1(n)$. Die verschobenen und skalierten Filter sind hierbei orthogonal oder biorthogonal, sodass sich eine redundanzfreie Signaldarstellung ergibt. Als Erweiterung der 2-Kanal-Transformation wurde die M-Kanal-Wavelet-Transformation (Bild 6) eingeführt [13; 38; 41]. In der diskreten Umsetzung werden M Multiratenfilter $h_i(n)$ (mit $i = [0, \dots, M - 1]$) eingesetzt.

Die sich durch die Waveletanalyse ergebenden M Waveletkoeffizienten $w_i(n)$ stellen eine Aufteilung des Frequenzbereiches in M Bänder dar. Werden die Waveletfilter $h_i(n)$ aufeinander folgend als Tiefpass, Bandpässe mit verschiedenen Mittenfrequenzen sowie Hochpass ausgelegt, ergibt sich eine Zerlegung analog zur Spektralanalyse mit der Fourier-Transformation. Der Vorteil liegt jedoch darin, dass eine Analyse nichtstationärer Signale erlaubt ist und damit z. B. auf signalverfälschende Fensterfunktionen verzichtet werden kann. Häufig werden mehrere Analysestufen kaskadiert, sodass sich eine noch feinere Aufteilung des Frequenzbereiches erzielen lässt („Wavelet Packets“).

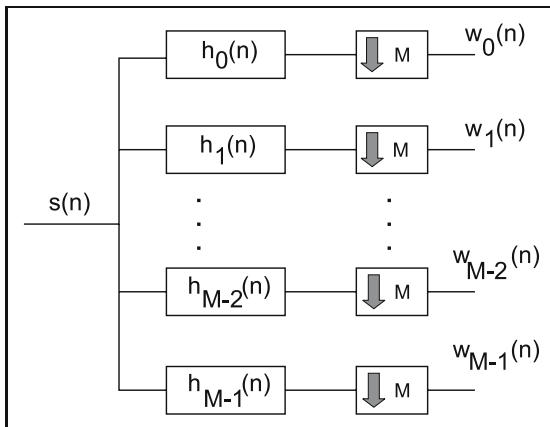


Bild 6: M-Kanal (Analyse-) Multiratenfilterbank mit den Analysefiltern $h_i(n)$, den Waveletkoeffizienten $w_i(n)$ und den Synthesefiltern $h_i(n)$ für das eindimensionale Eingangssignal $s(n)$.

Die Verwendung einer M-Kanal-Wavelet-Transformation führt auch zu numerischen Vorteilen. Aufgrund der höheren Herabsetzung der Abtastrate $M > 2$ werden für jede Filterstufe nur $1/M$ Faltungsoperationen benötigt. Im Unterschied hierzu werden bei einer 2-Kanal-Zerlegung $1/2$ Faltungsoperationen pro Filterstufe benötigt. Weiterhin wird bereits in der ersten Zerlegungsstufe das Spektrum des Eingangssignals in $M > 2$ Frequenzbänder zerlegt.

3.2 Zweidimensionale Wavelet-Transformation

Die Erweiterung auf zweidimensionale Signale lässt sich mit einem separablen Ansatz umsetzen. In diesem Fall existieren $M \cdot M$ Terme eindimensionaler Impulsantworten.

$$h_{i,j}(n_1, n_2) = h_i(n_1) \cdot h_j(n_2) \quad \text{für } i, j = 0, \dots, M-1. \quad (6)$$

4 Ansatz zur Gewinnung der Forminformation

Als wesentliches Ergebnis aus Abschnitt 2 ergibt sich, dass eine geneigte texturierte Oberfläche mit zunehmendem Abstand immer kleiner werdende Texturmuster auf die Abbildungsebene projiziert. Im nächsten Abschnitt werden Verarbeitungsschritte beschrieben, die es erlauben, diese Informationen aus einem texturierten Bild zu gewinnen.

4.1 Verarbeitungstufen

Zur Gewinnung der Information aus dem texturierten Bild wurde eine spezielle Vorgehensweise entwickelt. Die Ver-

arbeitung erfolgt dabei separabel entlang der Zeilen und Spalten des auszuwertenden Bildes, das auf die u - v -Bildebene projiziert wurde. Die nachfolgende Darstellung behandelt nur die Verarbeitung entlang der u -Achse; die Vorgehensweise entlang der v -Achse ist entsprechend.

1. Im ersten Verarbeitungsschritt werden mit dem Analyseteil der Multiratenfilterbank die Waveletkoeffizienten $w_i(n \cdot u_D)$ – mit dem örtlichen Abtastgitter u_D – für jeden Kanal $i = 0 \dots M-1$ aus den Bilddaten berechnet.
2. Aus den Waveletkoeffizienten $w_i(n \cdot u_D)$ wird die lokale Energie bestimmt, und es erfolgt eine Glättung mit einer Gaußfunktion $g(n \cdot u_D)$ [12; 28], sodass sich die Merkmale $m_i(n \cdot u_D)$ ergeben:

$$m_i(n \cdot u_D) = g(n \cdot u_D) * [w_i(n \cdot u_D) - \mu_i(n \cdot u_D)]^2. \quad (7)$$

Hierbei entspricht $\mu_i(n \cdot u_D)$ dem lokalen Mittelwert der Waveletkoeffizienten $w_i(n \cdot u_D)$ und $*$ dem Faltungsoperator.

3. Zur Bestimmung des Gradienten $\nabla_i(n \cdot u_D)$ wird die richtungsabhängige Ableitung gebildet.

4.2 Vergleich von M-Kanal Waveletfilterbänken

Um eine Aussage über die Einsetzbarkeit der M-Kanal Wavelet-Transformation zu treffen, wurden verschiedene M-Kanal-Wavelet-Filterbänke zur Merkmalsgewinnung genutzt und deren Ergebnisse mit der klassischen 2-Kanal-Analyse nach Daubechies verglichen. Im Einzelnen wurden die folgenden Filterbänke eingesetzt:

- 2-Kanal orthogonale Daubechies Filterbank (6-tap) [11],
- 3-Kanal orthogonale Filterbank [3],
- 3-Kanal biorthogonale Filterbank [16],
- 4-Kanal orthogonale Filterbank [32] sowie
- 8-Kanal orthogonale Filterbank [37].

Hierzu wurde Gleichung (5) simuliert, um entsprechende Bilder von Sinusfunktionen mit sich stetig verändernder Frequenz zu generieren. Mittels dieser Funktion wird die Frequenz einer diskreten Sinusfunktion über den Parameter u verändert und zeilenweise als Bild dargestellt (Bild 7).

Die exemplarischen Ergebnisse der 4-Kanal-Analyse [32] zur Gewinnung der Merkmale $m_i(u)$ einer Bildzeile von Bild 7e für den Winkel $\alpha = 40^\circ$ zeigt Bild 8.

Die einzelnen Filter der Waveletfilterbank sind für unterschiedliche Frequenzbereiche empfindlich, hierbei bestimmen Mittenfrequenz und Bandbreite des jeweiligen Filters

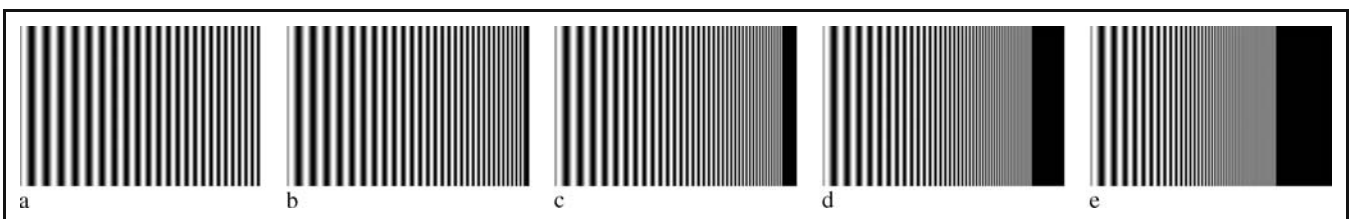


Bild 7: Simulierte Sinusbilder mit einer Frequenzveränderung nach Gleichung (5) für die Neigungswinkel, α : (a) 0° , (b) 10° , (c) 20° , (d) 30° und (e) 40° .

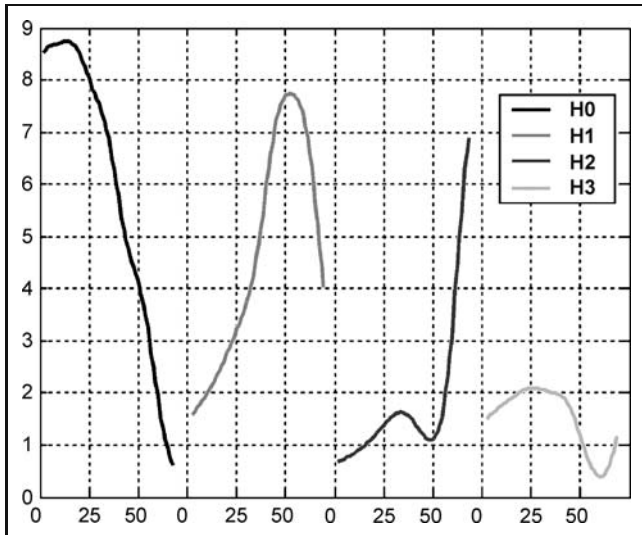


Bild 8: Nebeneinander dargestellt sind die mit dem vorgestellten Verfahren berechneten Werte (Ordinate) der Merkmale $m_i(u)$, die durch Waveletzerlegung einer Bildzeile (Abszisse) aus Bild 7e mit der 4-Kanal orthogonalen Filterbank (Filter H_0 , H_1 , H_2 und H_3) gewonnen wurden.

den Kurvenverlauf. Typischerweise zeigen die Ergebnisse der Tiefpassfilter (hier H_0) eine abfallende Kurve, da sich die Frequenz des Signals mit zunehmendem Abstand u erhöht. Das mit dem Bandpassfilter H_1 gewonnene Ergebnis steigt in Abhängigkeit von dessen Mittenfrequenz zuerst an und fällt dann wieder ab. Das mit dem Bandpassfilter der höheren Mittenfrequenz gewonnene Ergebnis des Filters (H_2) zeigt zuerst einen konstanten Verlauf bis zum Beginn des Durchlassbereiches des Filters, dann steigt die Kurve an. Das Hochpassfilter H_3 reagiert nur gering.

4.3 Quantitativer Vergleich von M-Kanal Filterbänken

Zum Vergleich der verschiedenen Filterbänke ist ein Gütekriterium notwendig. Dieses wird als der mittlere quadratische Fehler e zwischen der zur Simulation genutzten Gleichung (5) mit der Frequenz $f'_p(u)$ und den mittels

Waveletanalyse erhaltenem Verlauf $m_i(u)$ definiert. Die jeweiligen Kurven wurden zuvor auf den Bereich $[0 \dots 1]$ normiert.

Zur diskreten Umsetzung wird für die Winkel $\alpha = 0^\circ, 10^\circ, 20^\circ, 30^\circ, 40^\circ$ die ideale abgetastete Frequenzveränderungsfunktion $f'_{p\alpha}(n \cdot u_D)$ nach Gleichung (5) bestimmt und mit dem aus den Waveletkoeffizienten erzeugten Merkmalsverlauf $m_{i\alpha}(n \cdot u_D)$ verglichen. Dies erfolgt für jeden Filterkanal i der jeweiligen Filterbank k . Der summierte Approximationsfehler $e_{ki\alpha}$, der somit von der Filterbank k , dem Filterkanal i sowie dem Winkel α abhängig ist, ergibt sich zu:

$$e_{ki\alpha} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} (f'_{p\alpha}(n \cdot u_D) - m_{i\alpha}(n \cdot u_D))^2 \quad (8)$$

N Anzahl der Abtastwerte

u_D Abtastabstand

Insgesamt stehen damit 100 Datensätze zur Verfügung, die bewertet und verglichen werden können.

Die erhaltenen Ergebnisse können wie folgt zusammengefasst werden: Die geringsten Approximationsfehler und damit die besten Approximationsergebnisse konnten mit den Filtern der orthogonalen 4-Kanal Filterbank [32] sowie der orthogonalen 3-Kanal Filterbank [3] gewonnen werden. Die biorthogonale 3-Kanal Filterbank [16] zeigte teils gute, teils schlechte Ergebnisse. Die Ergebnisse mit der orthogonalen 8-Kanal Filterbank [37] sowie der Daubechies-Filterbank [11] waren noch akzeptabel; allerdings mussten bei der Daubechies-Filterbank drei Auflösungsstufen genutzt werden, sodass ein höherer Berechnungsaufwand erforderlich war. Ein Vergleich zwischen den Fehlersummen der Daubechies Filterbank und der orthogonalen 4-Kanal Filterbank zeigt Bild 9. Hierbei wird deutlich, dass die Analyse mit der 4-Kanal Filterbank (insbesondere die Filter H_0 und H_1) eine deutlich geringere Fehlersumme aufweist.

Auf Basis der Auswertung der Simulationsdaten kann die Schlussfolgerung gezogen werden, dass Waveletfilterbänke

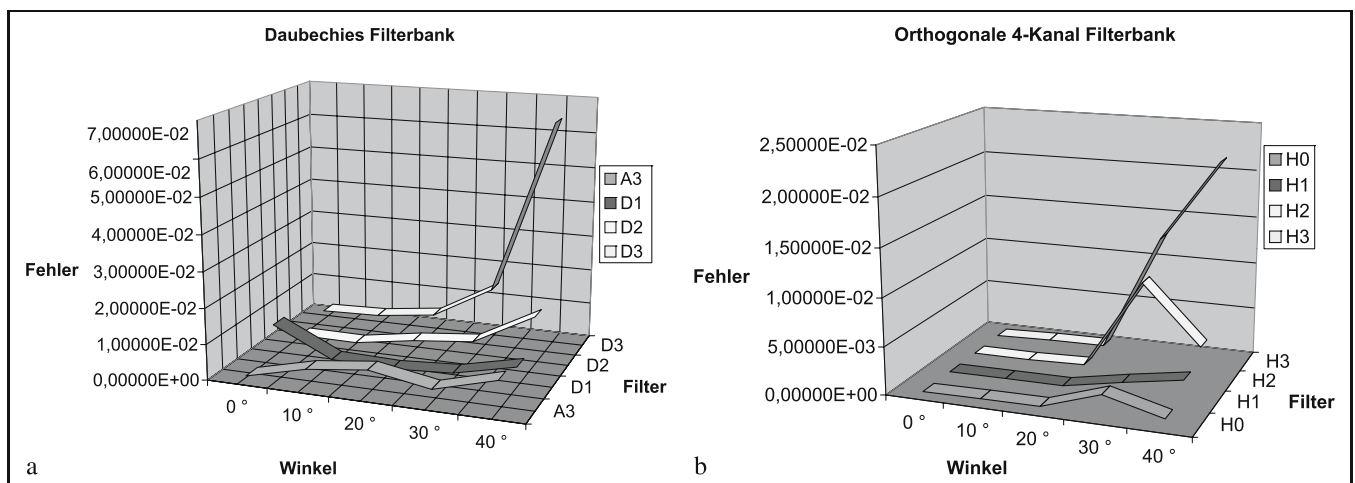


Bild 9: Vergleich der summierten Fehler zwischen der Daubechies-Filterbank und der orthogonalen 4-Kanal Filterbank.

zur Bestimmung der durch Neigung einer Sinusoberfläche erzeugten Frequenzveränderung geeignet sind. Hierbei zeigen sich M-Kanal Filterbänke überlegen.

5 Auswertung realer Bilddaten texturierter Oberflächen

Nach Vorstellung der Simulationsergebnisse sollen die Resultate dargestellt werden, die aus der Analyse realer aufgenommenen Bilddaten gewonnen wurden. Als Ausgangspunkt dienen die in den Bildern 1, 2, 3 gezeigten texturierten Oberflächen.

Bild 10 zeigt das Ergebnis der Analyse von Bild 1 (Tuch) mit der biorthogonalen 3-Kanal Filterbank [16]. Deutlich wird die vorhandene Bildneigung wiedergegeben. Hierbei zeigt sich auch das schon angesprochene gegensätzliche

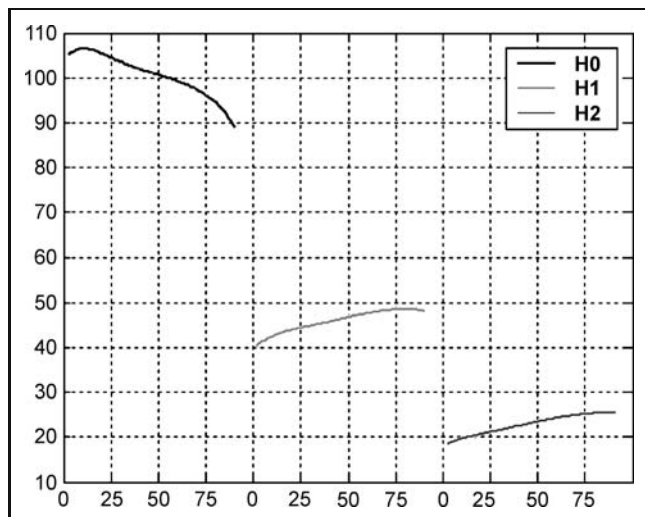


Bild 10: Nebeneinander dargestellt sind die Werte (Ordinate) der Merkmale, die durch Waveletzerlegung einer Bildzeile (Abszisse) aus Bild 1 mit der biorthogonalen 3-Kanal Filterbank gewonnen wurden.

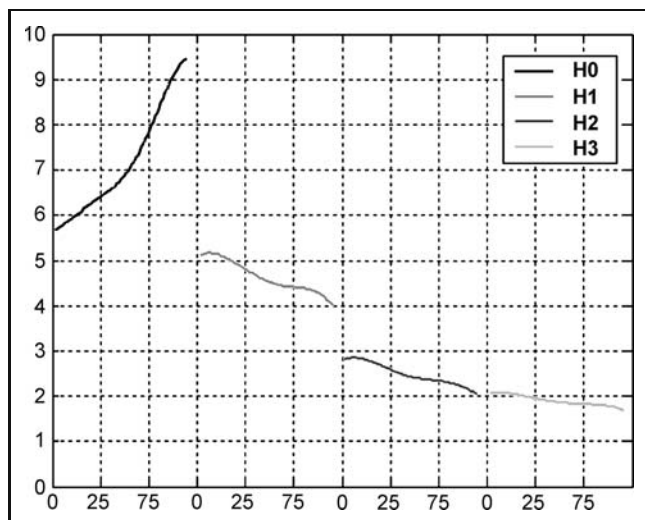


Bild 11: Nebeneinander dargestellt sind die Werte (Ordinate) der Merkmale, die durch Waveletzerlegung einer Bildspalte (Abszisse) vom unteren Bildrand zum oberen Bildrand aus Bild 2 mit der orthogonalen 4-Kanal Filterbank gewonnen wurden.

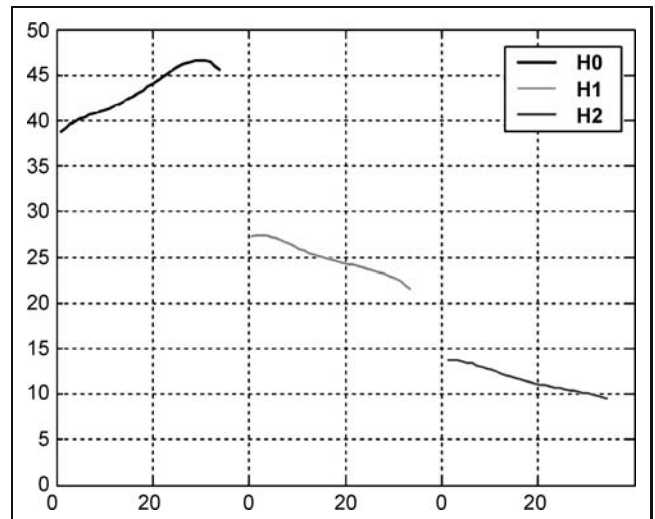


Bild 12: Nebeneinander dargestellt sind die Werte (Ordinate) der Merkmale, die durch Waveletzerlegung einer Bildzeile (Abszisse) aus Bild 3 mit der biorthogonalen 3-Kanal Filterbank gewonnen wurden.

Verhalten von Tiefpassausgang H_0 , Bandpassausgang H_1 und Hochpassausgang H_2 .

Bild 11 zeigt das mit der orthogonalen 4-Kanal Filterbank [32] aus Bild 2 (Wasser) gewonnene Ergebnis. Das ursprüngliche Bild ist eher stochastischer Natur und zeigt kein klar ersichtliches Grundmuster. Mit dem vorgestellten Verfahren wird es möglich, die neigungsbedingte Texturveränderung, die sich vom unteren Bildrand zum oberen Bildrand erstreckt, zu erkennen.

Bild 12 stellt das Ergebnis der Analyse mit der biorthogonalen 3-Kanal Filterbank [16] für Bild 3 (Krüge) dar. Wie schon angesprochen handelt es sich um eine „echte“ 3D-Textur. Auch hier zeigt sich, dass sich mit dem vorgestellten Verfahren die tiefenabhängige Größenveränderung gut erkennen lässt.

5.1 Gekrümmte texturierte Oberflächen

Bild 13 zeigt die Analyse einer gekrümmten texturierten Oberfläche. Es handelt sich um ein Bild aus einer Sammlung über moderne Kunst [40].

Es wird deutlich, dass die Analyse mit der orthogonalen 4-Kanal Filterbank [32] entlang einer horizontalen Linie durch den Mittelpunkt des Bildes exakt der Größenveränderung des Texturmusters folgt. Auch die Größenveränderung am Bildrand wird bei den dafür sensitiven Filtern H_0 und H_1 deutlich wiedergegeben.

5.2 Segmentierung und Erkennung von 3D-Veränderungen

Ziel einer Segmentierung ist die Aufteilung des Bildes in Bildbereiche mit unterschiedlichen Merkmalen. Hierzu müssen im ersten Schritt die signifikantesten Merkmale herausgearbeitet werden. Diese Merkmale werden im nachfolgenden Schritt einem Klassifikator und anschließend einem Segmentierungsverfahren zugeführt. Hierbei gilt die Regel, dass eine gute Merkmalsgewinnung eine wichtige

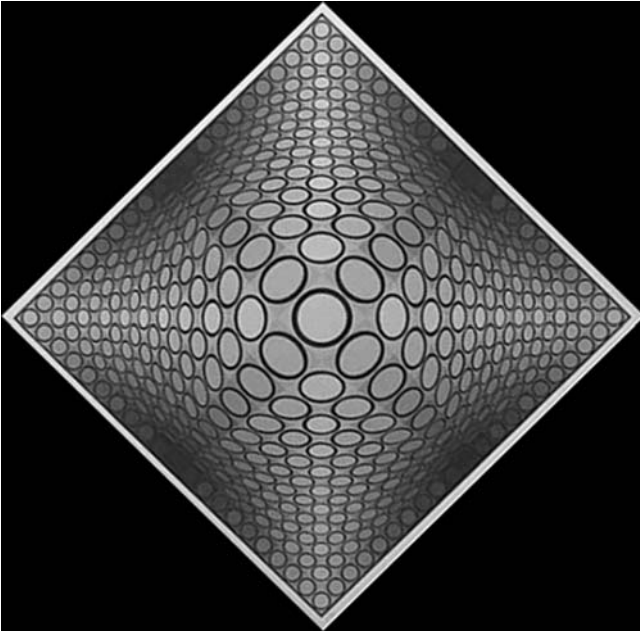


Bild 13: Gekrümmte texturierte Oberfläche [40].

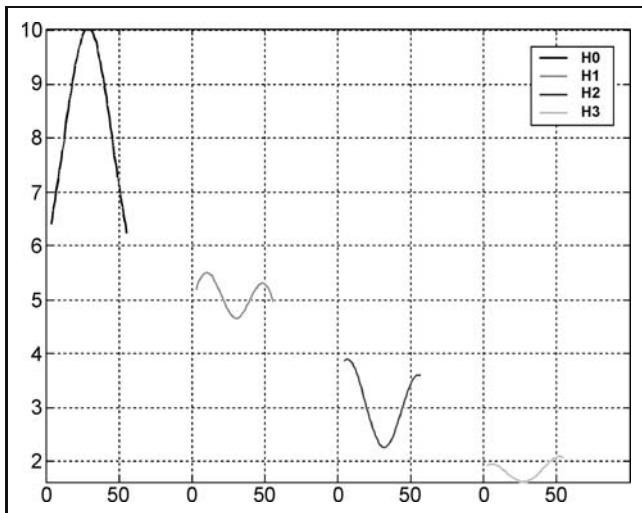


Bild 14: Nebeneinander dargestellt sind die Werte (Ordinate) der Merkmale, die durch Waveletzerlegung einer Bildzeile (Abszisse) der gekrümmten texturierten Oberfläche (Bild 13) mit der orthogonalen 4-Kanal Filterbank gewonnen wurden.

Voraussetzung für eine erfolgreiche Klassifikation ist. Je deutlicher sich die gewonnenen Merkmale unterscheiden, desto besser kann eine Klassifikation vorgenommen werden. Hieraus resultiert wiederum eine geringere Komplexität des erforderlichen Segmentierungsverfahrens.

Wird ein klassisches Segmentierungsverfahren direkt auf Bilddaten geneigter Oberflächen angewandt, so werden sich typischerweise mehrere segmentierte Regionen ergeben, da die Neigung eine ständige Veränderung des grundlegenden Texturmusters erzeugt. Die in sich homogene Textur wird durch die Abbildung auf ein 3D-Objekt inhomogen. Daraus folgt, dass die Merkmalsgewinnung an die 3D-Problematik angepasst werden muss. Als Ergebnis sollte eine geneigte homogene Textur auch als eine Gesamtfläche erkannt und entsprechend segmentiert werden.

Nachfolgend soll die bisher vorgestellte Vorgehensweise zur Bestimmung der Neigung texturierter Oberflächen für diese Aufgabenstellung erweitert werden. Zur Klassifikation wurde der so genannte „Fuzzy C-Means (FCM)“ Algorithmus [2; 20; 21] genutzt, der auch als Matlab-Bibliothek zur Verfügung steht. Mit Absicht wurde hier ein Standardalgorithmus gewählt, um die direkte Verbesserung aufzuzeigen, die sich allein durch die Verwendung des in diesem Beitrag vorgestellten Verfahrens ergibt. Eine eingehende Beschreibung des FCM-Algorithmus würde den Rahmen dieses Beitrages sprengen. Daher sei auf die entsprechenden Literaturstellen verwiesen.

5.2.1 Segmentierung

Nachfolgend wird zuerst gezeigt, dass die direkte Verwendung von 2D-Textur Segmentierungsverfahren nicht zur Analyse von geneigten texturierten Flächen geeignet ist. Bild 15 zeigt zwei Seitenflächen eines Hochhauses. Die entsprechenden Segmentierungsergebnisse zeigt Bild 16. Wie zu erwarten ist, wird jede Seitenfläche fehlerhaft in mehrere Bereiche aufgeteilt.

Zur Verbesserung der Segmentierung wird der aus den Waveletkoeffizienten berechnete Texturgradient genutzt. Die Ergebnisse der Analyse mittels orthogonaler 4-Kanal Wavelet-Transformation [32] zeigt Bild 17. Dargestellt ist der Gradient in horizontaler Richtung. Mittels eines

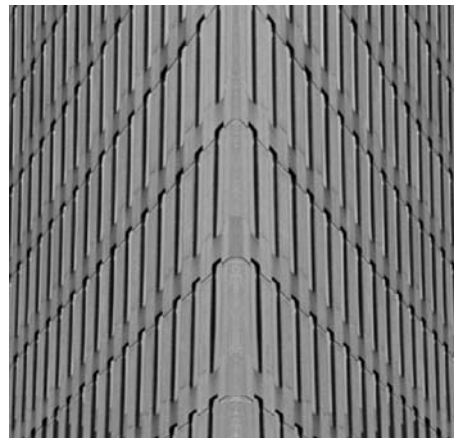


Bild 15: Bild eines Hochhauses mit symmetrisch geneigten Seitenflächen.

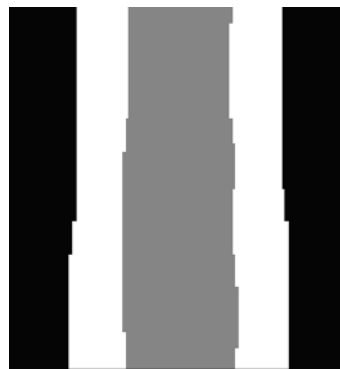


Bild 16: Segmentierung von Bild 15 mit einem 2D-Standardverfahren.

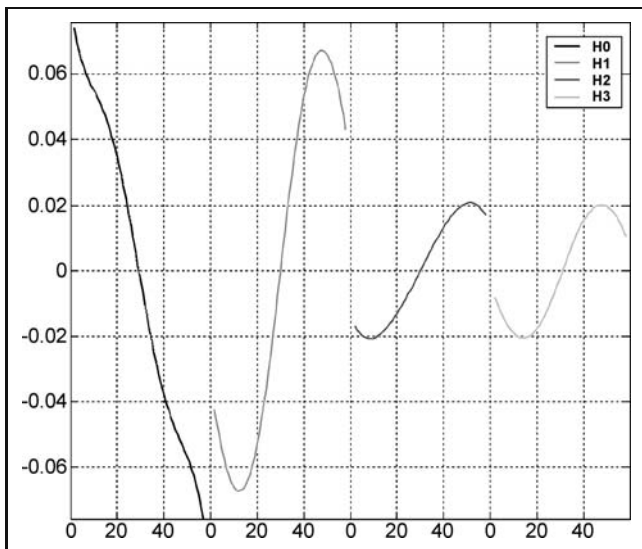


Bild 17: Nebeneinander dargestellt sind die Werte (Ordinate) des Texturgradienten, die durch Waveletzerlegung der mittleren Bildzeile (Abszisse) aus Bild 15 mit der orthogonalen 4-Kanal Filterbank gewonnen wurden.

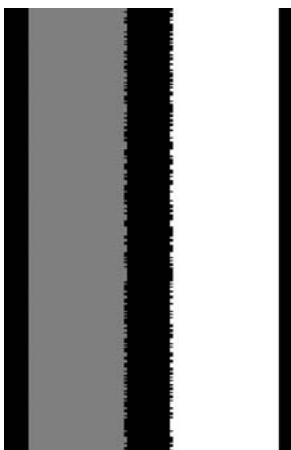


Bild 18: Texturgradientenbasierte Segmentierung von Bild 15 mit zusätzlicher Erkennung des vorderen Kantenbereichs.

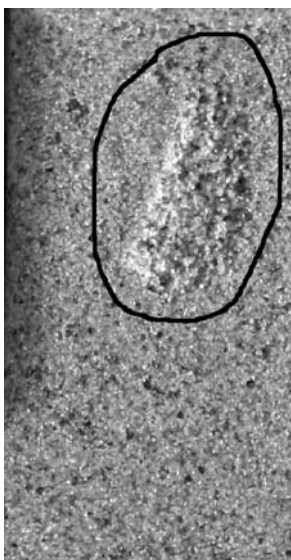


Bild 19: Bildausschnitt aus der Aufnahme einer Oberfläche eines geeigneten Sandsteins mit Defekt (markiert).

Schwellwertes der Höhe 0 wird es möglich die linke und rechte Seite von Bild 15 zu segmentieren.

Die unter Verwendung des horizontalen Texturgradienten erhaltene Segmentierung zeigt Bild 18. Mittels einer Veränderung der Parametereinstellung des Klassifikators kann dabei auch der vordere Kantenbereich berücksichtigt und als separater Bereich segmentiert werden

5.2.2 Erkennung lokaler 3D-Veränderungen

Nachfolgend wird ein Beispiel für die Erkennung von lokalen 3D-Veränderungen innerhalb einer realen Textur gezeigt. Hierzu wird das Merkmalsbild der Oberfläche eines geeigneten künstlichen Sandsteins ohne Defekt mit dem

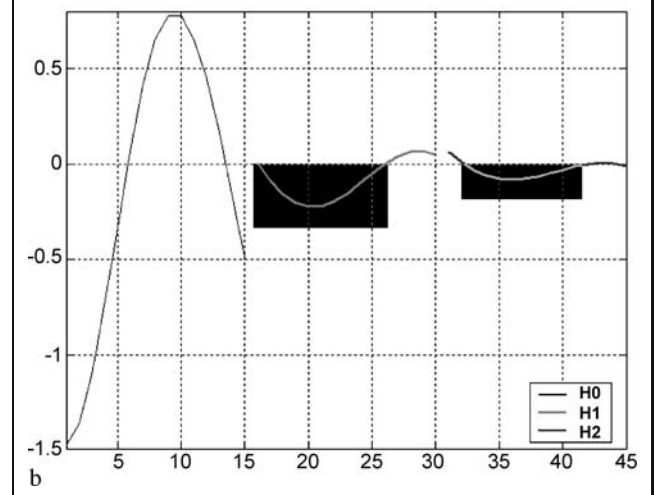
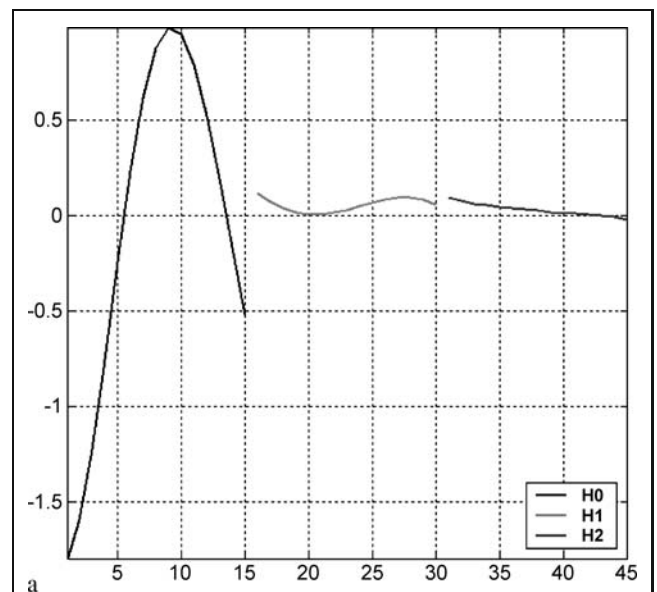


Bild 20: (a) Nebeneinander dargestellt sind die Werte (Ordinate) des Texturgradienten des erzeugten Merkmalsbildes der Oberfläche eines geeigneten Sandsteins nach Bild 19 ohne Defekt, die durch Waveletzerlegung einer Bildspalte (Abszisse) vom oberen Bildrand zum unteren Bildrand gewonnen wurden. (b) Nebeneinander dargestellt sind die Werte (Ordinate) des Texturgradienten des erzeugten Merkmalsbildes eines geeigneten Sandsteins nach Bild 19 mit Defekt, die durch Waveletzerlegung einer Bildspalte (Abszisse) vom oberen Bildrand zum unteren Bildrand gewonnen wurden. Die durch den Defekt relevanten Veränderungen sind markiert.

Merkmalsbild der Oberfläche des Sandsteins mit Defekt (Bild 19) verglichen.

Bild 20a und b zeigen die entsprechenden Ergebnisse nach Analyse mit der orthogonalen 3-Kanal Filterbank [3]. Es wird sichtbar, dass die Veränderung innerhalb einer Bildspalte des erzeugten Merkmalsbildes deutlich zutage tritt und durch eine direkte Schwellwertbildung mit einem Schwellwert kleiner 0 in den Ausgängen der Filter H_1 und H_2 erkannt werden kann. Die entsprechenden Bereiche sind markiert.

6 Zusammenfassung

Dieser Beitrag befasst sich mit der Aufgabenstellung, die Objektform auf der Basis der texturierten Objektfläche zu bestimmen (Shape from Texture). Die theoretischen Zusammenhänge für das Polarkoordinatensystem wurden mittels der Frequenzveränderung einer auf einer geeigneten ebenen Fläche fortlaufenden Sinusfunktion hergeleitet. Anschließend wurden mittels Simulationsdaten verschiedene Multiratenfilterbänke quantitativ verglichen und deren Anwendbarkeit für die Aufgabenstellung beurteilt. In einem weiteren Schritt wurde die Anwendbarkeit mit realen Bilddaten geprüft. Hierbei zeigte sich, dass das vorgestellte Verfahren auch auf Bilddaten anwendbar ist, die durch Eigenschaften gekennzeichnet sind, die über die in der theoretischen Herleitung gemachten Voraussetzungen hinausgehen. Weiterhin wurde gezeigt, wie es mittels des Texturgradienten, der ein Maß für die geometrische Veränderung der Textur darstellt, möglich wird, Abbildungen von 3D-Objekten zu segmentieren bzw. Tiefenveränderungen zu erkennen.

Danksagung

Dieses Projekt wurde vom Bundesministerium für Bildung und Forschung gefördert (Programm aFuE-FKZ_1705101). Die Autoren bedanken sich für die Unterstützung.

Literatur

- [1] J. Aloimonos, Shape from texture Biological Cybernetics, Vol. 58, S. 345–360, 1988.
- [2] J.C. Bezdek, Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms, New York: Plenum 1981.
- [3] Y.-J. Chen, K. Amartunga, M-Channel Lifting Factorization of Perfect Reconstruction Filter Banks and Reversible M-Band Wavelet Transform, IEEE Trans. Circuits and Systems II.
- [4] Y. Choe, R.L. Kashyap, 3-D shape from a shaded and textural surface image, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 13, No. 9, S. 907–919, September 1991.
- [5] M. Clerc, S. Mallat, The Texture Gradient Equation for Recovering Shape from Texture, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 24, No. 4, S. 536–549, April 2002.
- [6] O. Cula, K. Dana, Compact Representation of Bidirectional Texture Functions, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition CVPR 2001, S. 1041–1047, Hawaii, December 2001.
- [7] O. Cula, K. Dana, 3D Texture Recognition Using Bidirectional Feature Histograms, International Journal of Computer Vision IJCV 2004, Vol. 59, No. 1, S. 33–60, August 2004.
- [8] CURET Database <http://www.cs.columbia.edu/CAVE/curet>.
- [9] K.J. Dana, B.V. Ginneken, Shree K Nayar, J.J. Koenderink, Reflectance and texture of real-world surfaces, Proc. IEEE-CVPR, June 1997, S. 151–157.
- [10] K.J. Dana, B.V. Ginneken, Shree K Nayar, J.J. Koenderink, Reflectance and texture of real-world surfaces, ACM Transactions on Graphics, Vol. 18, No. 1, S. 1–34, January 1999.
- [11] I. Daubechies, Ten Lectures on Wavelets, Soc. for Industrial & Applied Math, 1992.
- [12] D. Dunn, W.E. Higgins, J. Wakeley, Texture Segmentation Using 2-D Gabor Elementary Functions, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 16, No. 2, S. 130–149, 1994.
- [13] N. Fliege, Multirate Digital Signal Processing, John Wiley & Sons, 2001.
- [14] J. Garding, Shape from Texture for Smooth Curved Surfaces in Perspective Projection, J. Math. Imaging and Vision, Vol. 2, S. 329–352, 1992.
- [15] J. Garding, Surface Orientation and Curvature from Differential Texture Distortion, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision (ICCV '95), 1995, S. 733–739.
- [16] T. Greiner, Orthogonal and Biorthogonal Texture Matched Wavelet Filterbanks for Hierarchical Texture Analysis, Signal Processing, Vol. 54, No. 1, Elsevier Science, Netherland, S. 1–22, October 1996.
- [17] T. Greiner, S. Das, Abschlussbericht zum BMBF-Projekt „Computergestütztes Verfahren zur quantitativen Beurteilung der Oberflächeneigenschaften technischer 3D-Objekte“, Programm aFuE, FKZ 1705101, November 2003.
- [18] W.L. Hwang, C.S. Lu, P.C. Chung, Shape from Texture: Estimation of Planar Surface Orientation Through the Ridge Surfaces of Continuous Wavelet Transform, IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 7, No. 5, S. 773–780, May 1998.
- [19] X. Jiang, H. Bunke, Dreidimensionales Computersehen, Springer Verlag, 1997.
- [20] G. Karmakar, L. Dooley, M. Murshed, Fuzzy rule for image segmentation incorporating texture features, Proceedings of the International Conference on Image Processing (ICIP '02), 2002, S. 797–800.
- [21] R. Krishnapuram, J.M. Keller, The Possibilistic C-means Algorithm: Insights and Recommendations, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 4, No. 3, S. 385–393, August 1996.
- [22] T. Leung, J. Malik, On Perpendicular textures, or: Why do we see more flowers in the distance?, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '97), 1997, San Juan, Puerto Rico, S. 807–813.
- [23] J. Malik, R. Rosenholz, Computing Local Surface Orientation and Shape from Texture for Curved Surfaces, International Journal of Computer Vision, Vol. 23, No. 2, S. 149–168, 1997.
- [24] S.G. Mallat, A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 11, No. 7, S. 674–693, July 1989.
- [25] S.K. Nayar, K. Ikeuchi, T. Kanade, Surface reflection: physical and geometric perspectives, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 13, No. 7, S. 611–634, July 1991.
- [26] J. Plantier, S. Lelandais, L. Boutte, Orientation Computation of an inclined textured plane: study of results for regular macro textures, Proceedings of the International Conference on Image Processing (ICIP '2002), 2002, Vol. III, S. 853–856.

- [27] J. Plantier, S. Lelandais, L. Boutte, Defect Detection on Inclined Textured Planes using the Shape from Texture method and the Delaunay Triangulation, EURASIP Journal on Applied Signal processing, Vol. 2002, No. 7, S. 659–666, July 2002.
- [28] J. Randen, J.H. Husoy, Filtering for texture Classification: A Comparative Study, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 21, No. 4, S. 291–310, April 1999.
- [29] E. Ribeiro, E.R. Hancock, Shape from periodic Texture using the eigenvectors of local affine distortion, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 23, No. 12, S. 1459–1465, Dec. 2001.
- [30] K. Sakai, L.H. Finkel, „A Shape-from-Texture Algorithm Based on Human Visual Psychophysics“, Proc. IEEE Conf. Vision and Pattern Recognition, S. 527–532, 1994.
- [31] K. Sakai, L.H. Finkel, Characterization of the spatial-frequency spectrum in the perception of shape from texture, Journal of Opt. Soc. Am. A., Vol. 12, No. 6, S. 1208–1224, 1995.
- [32] P. Steffen, P. Heller, Theory of Regular M-Band Wavelet Bases, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 41, No. 12, S. 3497–3510, December 1993.
- [33] B.J. Super, A.C. Bovik, Planar surface orientation from texture spatial frequencies, Pattern Recognition, Vol. 28, No. 5, S. 729–743, 1995.
- [34] B.J. Super, A.C. Bovik, Shape from Texture using local spectral moments, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 17, No. 4, S. 333–343, April 1995.
- [35] B. Super, A.C. Bovik, Planar surface orientation from texture spatial frequencies, Pattern Recognition, Vol. 28, S. 729–743, 1995.
- [36] Texture Library, <http://textures.forrest.cz>.
- [37] T.D. Tran, M-Channel Linear Phase Perfect Reconstruction Filter Bank with Rational Coefficients, IEEE Transactions on Circuits and Systems – I, Vol. 49, No. 7, S. 914–927, July 2002.
- [38] P.P. Vaidyanathan, Multirate Systems and Filter Banks, Prentice Hall Signal Processing Series, 1992.
- [39] M. Varma, A. Zisserman, Classifying Images of Materials: Achieving Viewpoint and Illumination Independence, 7th European Conference on Computer Vision ECCV 2002, Copenhagen, Denmark, May 2002, Proceedings.
- [40] Victor Vasarely, Vega.
- [41] M. Vetterli, J. Kovalenc, Wavelets and Subband Coding, Prentice Hall Signal Processing Series, 1995.

Manuskripteingang: 4. Oktober 2005.



Prof. Dr. Thomas Greiner leitet das Labor für Industrielle Bildverarbeitungssysteme und Multimedialechnik an der Hochschule Pforzheim. Weiterhin ist er Mitglied des Vorstands des Instituts für Angewandte Forschung der Hochschule Pforzheim. Arbeitsschwerpunkte: Bildverarbeitung, VLSI-Architekturen für Signalverarbeitungsalgorithmen, Entwurf von eingebetteten Multimediasystemen.

Adresse: Hochschule Pforzheim, Fakultät für Technik, Tiefenbronner Str. 65, 75175 Pforzheim, E-Mail: Thomas.Greiner@hs-pforzheim.de



Prof. Sukhendu Das Ph. D. ist Associate Professor am Indian Institute of Technology Madras, Chennai, Indien. Im Rahmen seiner Tätigkeit als Gastwissenschaftler an der Hochschule Pforzheim arbeitete er in diesem Projekt mit. Arbeitsschwerpunkte: Digitale Bildverarbeitung und Mustererkennung, Computergrafik.

Adresse: Dept. of Computer Science & Engineering, IIT Madras, Chennai – 60036, INDIA