

Ein wissensbasiertes Entscheidungssystem für ein online Videotheodolit-basiertes Messsystem

Alexander Reiterer

Zusammenfassung

In der modernen Ingenieurgeodäsie lässt sich in den letzten Jahren ein deutlicher Trend in Richtung bildgebende Messsysteme beobachten. Ein flexibles und mächtiges, jedoch auch technisch-komplexes Messsystem stellen bildgebende Theodoliten dar. Eines der Hauptprobleme solcher Messsysteme liegt in der Komplexität diverser Auswahl- bzw. Entscheidungsprozesse im Zuge des Messvorgangs. Nachfolgend wird ein wissensbasiertes Entscheidungssystem für ein online Videotheodolit-basiertes Messsystem vorgestellt, welches in einem hochautomatisierten Prozess Bildaufbereitung, Punkterfassung und Punktfilterung durchführt.

Summary

In modern engineering geodesy recently there has been a trend towards image-based measurement systems. Image-based theodolites provide a flexible, powerful and technically complex measuring system. A key problem of such measuring systems is the complexity of various selection or decision making processes in the course of measuring. This paper introduces a knowledge-based decision making system for an online video theodolite measurement system with highly automated image processing, point detection and point filtering.

1 Einleitung

In der modernen Ingenieurgeodäsie werden zunehmend berührungslose online Messsysteme gefordert. Die derzeit weitläufig eingesetzte Technik des *Laserscannings* eignet sich aus Genauigkeitsgründen, nur bedingt für viele Aufgabenstellungen in diesem Bereich.

Eine flexible Technik zur berührungslosen, hochgenauen online Erfassung von 3D-Strukturen (z. B. Deformationsmessung, hochgenaue Objektrekonstruktion) ist die Vermessung mit Hilfe von bildgebenden Theodoliten. Am *Institut für Geodäsie und Geophysik der Technischen Universität Wien* wird seit mehreren Jahren die Automatisierung solcher Messsysteme erforscht. In diesem Zusammenhang seien die Arbeiten von Roic (1996) und Mischke (1998) erwähnt.

Roic (1996) entwickelte ein Verfahren zur Erfassung nicht signalisierter 3D-Strukturen für visuelle Beobachtungen. Dabei setzte er hauptsächlich kontrastverstärkende Bildverarbeitungsmethoden sowie Kantenextraktionsmethoden ein, um die visuelle Beobachtung durch den Benutzer zu beschleunigen bzw. deren Genauigkeit zu steigern.

Mischke (1998) gelang es, mit Hilfe von Bildverarbeitungsoperatoren (sog. *Interest-Operatoren – IOPs*) nicht signalisierte Punkte einfach strukturierter Objekte zu erfassen. Durch die parallele Nutzung von zwei bildgebenden Theodoliten und unter Berücksichtigung der sog. Epipolarliniengeometrie konnte ein effizientes online Messsystem realisiert werden.

Die oben erwähnten Untersuchungen zeigten zudem, dass eines der Hauptprobleme für die wirtschaftliche Nutzung bildgebender online Messsysteme die Komplexität der verschiedenen Auswahl- und Entscheidungsprozesse darstellt. Im kürzlich abgeschlossenen Projekt *»Theodolite-based and Knowledge-based Multi-Sensor-System«* wurde erforscht, wie der Benutzer bei diversen Entscheidungsprozessen durch den Einsatz moderner Techniken aus dem Bereich der künstlichen Intelligenz (wissensbasierte Systeme, neuronale Netze u. a.) unterstützt werden kann; das entwickelte wissensbasierte Entscheidungssystem stellt den Inhalt des vorliegenden Artikels dar.

2 Systemkomponenten

Bildgebende Messsysteme bestehen grundsätzlich aus drei Hauptkomponenten:

1. den bildgebenden Sensoren,
2. der Bildverarbeitungs-komponente und
3. der Kontrollkomponente.

Die einzelnen Systemkomponenten können als Komplettsystem vereint, jedoch auch (wie das hier vorgestellte Messsystem) als Einzelkomponenten (Sensoren, Computersystem inkl. Framegrabber, Steuerungssoftware usw.) ausgeführt sein.

Um eine weitgehende Automatisierung des Messsystems zu erreichen, bedarf es der Integration eines geeigneten Entscheidungssystems. Jedes Entscheidungssystem besteht in seiner Grundform (siehe Abb. 1) aus drei Hauptkomponenten:

1. geeigneten Eingangsdaten,
2. einem Entscheidungsalgorithmus und
3. entsprechenden Ausgangsdaten.

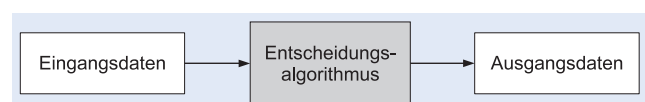


Abb. 1: Grundform eines Entscheidungssystems

Die Eingangsdaten bilden die Grundlage für den Entscheidungsprozess und müssen entsprechend mit Sorgfalt gewählt werden.¹

Für ein Messsystem, welches auf Bilddaten basiert, bieten sich als Eingangsdaten die Grauwerte/Farbwerte der Bildmatrix bzw. Werte, welche diese in geeigneter Form repräsentieren, an. Für ein online Messsystem, bei dem Entscheidungen möglichst in Echtzeit erfolgen sollen, stellen extrahierte

Bildmerkmale die beste Lösung dar. Sie können im Gegensatz zu den Rohdaten der Bildmatrix wesentlich leichter und schneller weiterverarbeitet werden. Bildmerkmale können durch Integration eines geeigneten Bildanalyseprozesses gewonnen werden.

Für das entwickelte Messsystem werden folgende Bildmerkmale extrahiert:

- statistische Momente,
- Haralick Momente (Haralick et al. 1993).

Die *statistischen Momente* werden aus der Grauwertverteilung des gesamten Bildes berechnet. Dazu wird die absolute Histogrammverteilung $H(z)$ aus dem unteren Graukanal $z_u = 1$ und dem oberen Graukanal $z_o = 255$ erstellt. Aus dieser absoluten Histogrammverteilung wird die relative Histogrammverteilung oder Wahrscheinlichkeitsverteilung $h(z)$ berechnet. Auf der Basis dieser Histogrammverteilung können Eigenschaften des Bildes bzw. Objektes durch einfache statistische Parameter (z. B. Momente erster bis dritter Ordnung) beschrieben werden.

Die *Haralick Momente* (Haralick et al. 1993) ermöglichen es, aus der Grauwert-Abhängigkeits-Matrix $p(i,j)$ (grey-level co-occurrence matrix) statistische Merkmale zu berechnen. In der Grauwert-Abhängigkeits-Matrix werden die Auftrittshäufigkeiten von Grauwertkombinationen (für einen festgelegten Abstand und Winkel) eingetragen. In der Literatur werden 13 unterschiedliche *Haralick Momente* angeführt (Pratt et al. 1978, Haralick et al. 1993, Bässmann et al. 1998); zu den bekanntesten zählen das *erste Haralick Moment* H_1 (Angular Second Moment), das *zweite Haralick Moment* H_2 (Contrast), das

¹ Es sei angemerkt, dass der Fokus des hier vorgestellten Messsystems bzw. Entscheidungssystems auf die Erfassung von Gebäudefassaden gelegt wurde; sämtliche implementierte Algorithmen wurden im Hinblick auf diesen speziellen Anwendungsfall entwickelt und optimiert.

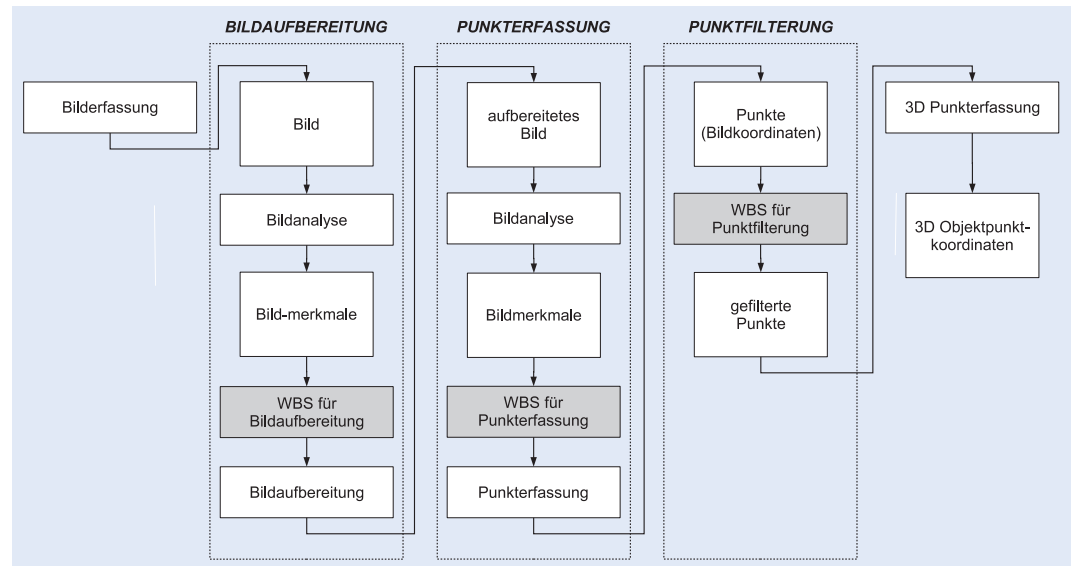


Abb. 2: Architektur des Gesamtsystems (Reiterer 2004)

fünfte Haralick Moment H_5 (Inverse Difference Moment) und das *neunte Haralick Moment* H_9 (Entropy).

Ergänzt werden die automatisch extrahierten Bildmerkmale durch diverse, über Benutzerinteraktion gesammelte Bild- bzw. Objekteigenschaften (für den konkreten Anwendungsfall der Fassadenerfassung sind dies der Fassadentyp, Schlagschattenverhältnisse und Reflexionseigenschaften des Objektes).

Eine detaillierte Beschreibung der verwendeten Bildmerkmale und entwickelten Bildanalyse findet sich in Reiterer et al. (2003b) und Reiterer (2004).

Anschließend an die Berechnung der Bildmerkmale werden diese in qualitative Werte umgerechnet und gemeinsam mit den Ursprungswerten in geeigneter Form gespeichert. Bei dieser Umrechnung werden numerische, metrisch skalierte Werte in symbolische, nominal skalierte Werte konvertiert (z. B. der Wert eines statistischen Moments in einen der symbolischen Werte »sehr klein«, »klein«, »mittel«, »groß« und »sehr groß«). Dies ermöglicht es, in Entscheidungsregeln abstrakte Werte heranzuziehen. Die Umrechnung ist ein Spezialfall einer »Fuzzifizierung« der metrischen Werte, die den Grad der Zugehörigkeit eines metrischen Wertes zu jedem der symbolischen Werte festlegt. Wir bezeichnen die symbolischen Werte daher im Weiteren als *Fuzzy-Werte*.

Die Ausgangsdaten des Entscheidungssystems bilden die Schnittstelle zum eigentlichen Messsystem; gewählte Arbeitsschritte bzw. Algorithmen (inkl. der notwendigen Parameter) werden den entsprechenden Systemkomponenten übergeben.

Für das Videotheodolit-basierte Messsystem wurden folgende Entscheidungen im Zuge des Gesamtprozesses automatisiert:

- Auswahl geeigneter Bildaufbereitungsoperatoren,
- Auswahl geeigneter Punkterfassungsalgorithmen (*Interest-Operatoren*),
- Auswahl geeigneter Objektpunkte für nachfolgende Bearbeitungsschritte.

Die Architektur des Gesamtsystems gliedert sich dementsprechend in drei große Sub-Systeme (siehe Abb. 2): Bildaufbereitung, Punkterfassung und Punktfilterung. Jedes dieser Sub-Systeme verfügt über ein eigenes Entscheidungssystem, sodass größtmögliche Flexibilität und Unabhängigkeit der einzelnen Systemkomponenten erreicht werden konnten. Die ersten beiden Entscheidungssysteme benutzen als Eingangsdaten die Ergebnisse der beschriebenen Bildanalyse; das dritte Entscheidungssystem verwendet Parameter, welche von den Punkterfassungsalgorithmen zurückgeliefert werden (Details dazu in Kap. 3.3).

Erst im Anschluss an diese Teilschritte kann die 3D-Erfassung² abgeschlossen werden bzw. eine 3D-Berechnung der Punktkoordinaten und in weiterer Folge eine Deformationsanalyse oder Objektrekonstruktion erfolgen.

Für die Umsetzung des Entscheidungsalgorithmus, welcher die Eingangsdaten mit entsprechenden Ausgangsdaten verknüpft, stehen eine Vielzahl unterschiedlicher Ansätze zur Verfügung, z. B. künstliche neuronale Netze (Zell 1994), wissensbasierte Systeme (Gottlob et al. 1990, Puppe 1991, Stefik, 1998) oder konventionelle Programmieransätze. Das vorliegende Entscheidungssystem wurde als wissensbasierter Ansatz realisiert. Die Architektur des Gesamtsystems zeigt Abb. 2.

Bevor auf die drei entwickelten Entscheidungssysteme detailliert eingegangen wird, folgt im nächsten Kapitel eine Beschreibung wissensbasierter Systeme (WBS) und deren Vorteile gegenüber konventionellen Programmieransätzen.

3 Wissensbasierte Systeme

Wissensbasierte Systeme unterscheiden sich in ihrer Architektur grundsätzlich von Programmen, welche in einer konventionellen Programmiersprache (Java, C, C++, u. v. a. m.) implementiert wurden. Zu den Hauptkomponenten eines wissensbasierten Systems (Abb. 3) zählen:

- Wissensbasis,
- Inferenzkomponente,
- Benutzerschnittstelle,
- Erklärungskomponente,
- Wissenserwerbskomponente.

Wissensbasis, Inferenzkomponente und Benutzerschnittstelle bilden die Kernkomponenten eines wissensbasierten Systems. Die Wissensbasis enthält das Problemwissen in deklarativer Form. Dieses Wissen wird durch die Inferenzkomponente verarbeitet, wobei neues Wissen in Form von Fakten abgeleitet wird. Um mit dem Benutzer in einen interaktiven Kommunikationsprozess zu treten, bedarf es einer Benutzerschnittstelle, welche zumindest in einer minimalen Form vorhanden sein muss. Zusätz-

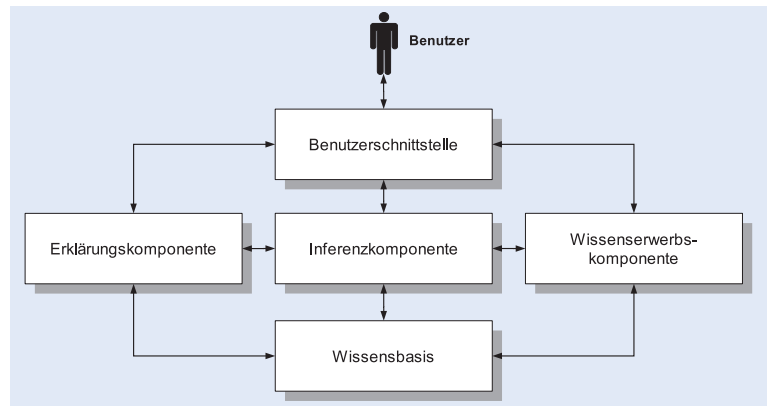


Abb. 3: Aufbau eines wissensbasierten Systems (Gottlob et al. 1990)

lich kann jedes wissensbasierte System über eine Wissenserwerbskomponente, welche die Akquisition neuen Wissens erleichtern soll, und über eine Erklärungskomponente, welche dem Benutzer Auskunft über die konkrete Lösungsfindung geben soll, verfügen (Gottlob et al. 1990, Puppe 1991, Stefik 1998).

Vorteil eines wissensbasierten gegenüber einem herkömmlichen Ansatz ist vor allem die klare Trennung von Problemwissen und Wissensverarbeitung, d. h. dem Programmcode an sich. Dadurch kann eine Erweiterung bzw. Modifikation der Wissensbasis wesentlich leichter erfolgen – sogar der Austausch der gesamten Wissensbasis durch eine andere ist ohne größere Probleme durchführbar. Ein weiterer Vorteil ist, dass Expertenwissen häufig in Form von Regeln vorhanden ist. Dieses Wissen kann ohne Konvertierung in prozedurale Formen in die Wissensbasis eingebracht werden.

Für die praktische Implementierung wissensbasierter Systeme existieren verschiedene Ansätze (prozedurale Methoden, objektorientierte Methoden, logikbasierte Methoden u. a.) und verschiedene Softwarehilfsmittel, z. B. CLIPS, ILOG, u. a. (Clips 2004, Ilog, 2004); das hier vorgestellte Entscheidungssystem (sämtliche Sub-Systeme) wurde als regelbasiertes System³ in CLIPS erstellt.

2 Die 3D-Erfassung der Punkte inkludiert den Messvorgang durch den Master-Theodoliten und die anschließende Erfassung durch den Slave-Theodoliten (Mischke 1998).

3 Ein regelbasiertes System besteht im Wesentlichen aus zwei Teilen: dem so genannten *Arbeitsspeicher (working memory – WM)* und der *Regelbasis (rule memory)*. Der Arbeitsspeicher ist eine Sammlung von einzelnen Typen sowie deren Instanzen. Vergleichbare Formen sind *record* in Pascal oder *struct* in C. Die eigentlichen Elemente des Arbeitsspeichers (*working memory elements*) sind dann konkrete Instanzierungen. Der zweite Teil eines regelbasierten Systems ist die *Regelbasis*. Eine Regel ist grundsätzlich in zwei Teile unterteilt, nämlich in den *Bedingungsteil (lefthand side – LHS)* und den *Aktionsteil (righthand side – RHS)*. Im Bedingungsteil stehen die so genannten *Vorbedingungen*, welche für das Ausführen der Regel erfüllt sein müssen. Erst wenn alle Vorbedingungen erfüllt sind, wird der Aktionsteil der Regel ausführbar.

Eine detaillierte Beschreibung der Funktionsweise wissensbasierter bzw. regelbasierter Systeme findet sich in (Gottlob et al. 1990, Puppe 1991, Stefik 1998).

3.1 Wissensbasierte Bildaufbereitung

Eine notwendige Voraussetzung für die erfolgreiche Anwendung von *Interest-Operatoren* ist eine ausreichende Bildqualität. Oft ist es im praktischen Einsatz nötig, die Qualität vorliegender digitaler Bilder durch entsprechende Bildaufbereitungsverfahren zu verbessern bzw. anzupassen. Abb. 4a zeigt eine stark unterbelichtete Aufnahme; eine automatisierte Punkterfassung wäre zwar möglich, würde aber zu keinem befriedigenden Ergebnis führen. Für ein automatisiertes Messsystem ist es



Wie bereits erwähnt, ist es das Ziel der entwickelten wissensbasierten Bildaufbereitung, das vom Sensor erfasste Bild für die nachfolgende Anwendung von Punkterfassungs-Algorithmen zu optimieren. Im konkreten Fall wurde dies durch Implementierung einer Vielzahl von Bildbearbeitungsmethoden (z.B. Bildaufhellung, Bildabdunkelung, Histogrammstreckung, Kantenextraktion u. v. a. m.) erreicht. Aus diesen Algorithmen werden auf Grundlage der durch die Bildanalyse gewonnenen Bildmerkmale notwendige Bildaufbereitungsschritte ausgewählt, die Reihenfolge ihrer Anwendung festgelegt und

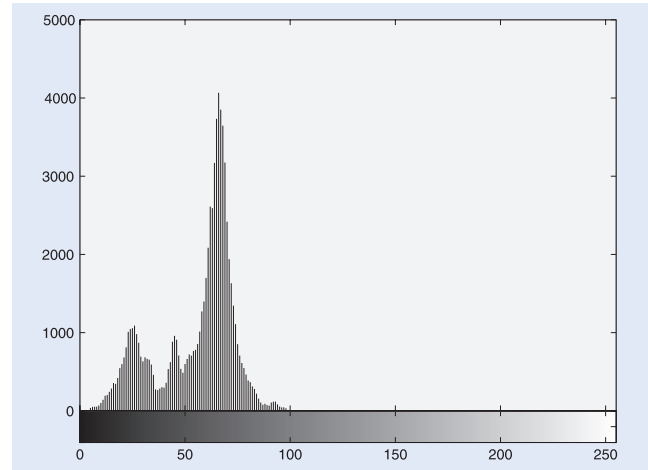


Abb. 4: (a) stark unterbelichtete Aufnahme; (b) Histogramm

wünschenswert, dass die Auswahl der entsprechenden Bildaufbereitungs-Algorithmen sowie die Wahl der nötigen Parameter selbstständig bzw. in einem hochautomatisierten Prozess mit fallweiser Benutzerinteraktion erfolgen.

In Reiterer et al. (2003a) wurden verschiedene Bildaufbereitungsverfahren vorgestellt sowie deren Notwendigkeit bei der Anwendung von *Interest-Operatoren* diskutiert; in Reiterer et al. (2003b) wurde eine logische Weiterentwicklung dieses Systems in Richtung eines automatisierten Auswahlprozesses der Bildaufbereitungsoperatoren für die erfolgreiche Anwendung von *Interest-Operatoren* vorgestellt. Der Vollständigkeit halber sei die Funktionsweise noch einmal kurz dargestellt; für eine detaillierte Beschreibung sei auf die oben erwähnten Publikationen verwiesen.

ihre notwendigen Eingangsparameter bestimmt. Das Wissen, welches für die Implementierung des Entscheidungssystems notwendig ist, wurde aus der Literatur (Pratt et al. 1978, Gonzalez et al. 1982, Haralick et al. 1993, Bässmann et al. 1998, Petrou et al. 1999) entnommen bzw. im Zuge umfangreicher Tests (Reiterer, 2004) gesammelt.

Bei kritischen, informationsreduzierenden Algorithmen (z.B. Kantenextraktion, Medianfilterung usw.) wird dem Benutzer die Möglichkeit geboten, die Systementscheidung zu revidieren.

Für die in Abb. 4a dargestellte Aufnahme zeigt Tab. 1 einige der für die wissensbasierte Bildaufbereitung relevanten Bildmerkmale (statistische Momente erster bis dritter Ordnung $-M_1$ bis M_3 ; Haralick Momente für Grauwertkombinationen in einem gegebenen Abstand von

Tab. 1: Extrahierte Bildmerkmale der Aufnahme aus Abb. 4a

	M_1	M_1 -F.W.	M_2	M_2 -F.W.	M_3	M_3 -F.W.				
	55.6004	s. klein	18.3897	s. klein	-0.7580	s. klein negativ				
	0°	F.W.	45°	F.W.	90°	F.W.	135°	F.W.	average	F.W.
H_1	0.0035	groß	0.0029	groß	0.0038	groß	0.0030	groß	0.0033	groß
H_2	21.0878	s. klein	37.7307	s. klein	20.6355	s. klein	38.2739	s. klein	29.4319	s. klein
H_5	0.4426	groß	0.3743	mittel	0.4632	groß	0.3826	mittel	0.4157	groß
H_9	2.7974	klein	2.9185	klein	2.7810	klein	2.9086	klein	2.8514	klein

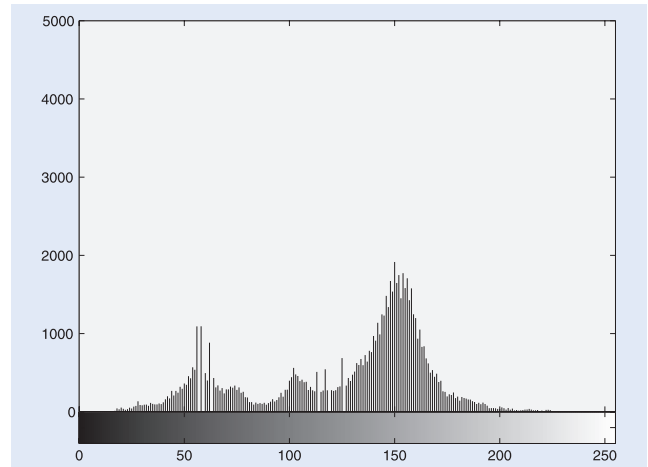


Abb. 5: (a) Bild aus Abb. 4a nach Anwendung der wissensbasierten Bildaufbereitung; (b) Histogramm

einem Pixel und einem Winkel von 0°, 45°, 90°, 135° – vgl. Kap. 2) inkl. der Fuzzy-Werte (F. W.).

Auf Grundlage der extrahierten Bildmerkmale (Tab. 1) werden vom Entscheidungssystem eine *Bildaufhellung* und *Medianfilterung*⁴ (Filtergröße: 3 × 3 Pixel) gewählt und in weiterer Folge angewandt. Exemplarisch sei die Entscheidungsregel (CLIPS-Syntax) für die *Bildaufhellung* angeführt:

```
(defrule bildaufhellung
  (Stat_Momente (M1_f sehr_klein | klein))
  (Stat_Momente (M3_f mittel_positiv | gross_positiv |
                sehr_gross_positiv
                M3_f mittel_negativ | klein_negativ |
                sehr_klein_negativ))
  =>
  (assert (zustand (bildaufhellung ja))))
```

Der Regelkopf enthält das Schlüsselwort *defrule*, gefolgt vom Regelnamen (»bildaufhellung«) und den zwei Vorbedingungen. Sind diese beiden Vorbedingungen erfüllt, wird dem *working memory element* »zustand(bildaufhellung)« der Wert »ja« zugewiesen; eine Aufhellung kann durchgeführt werden. Auf ähnliche Weise entscheidet das System über das Ausführen der Medianfilterung. Das aufbereitete, deutlich verbesserte Ergebnisbild zeigt Abb. 5a.

Das aus der Bildaufbereitung resultierende Bild bildet den Input für das nächste Sub-System (vgl. Abb. 2): die wissensbasierte Punkterfassung.

3.2 Wissensbasierte Punkterfassung

Der zweite große Teilschritt im Gesamtprozess stellt die Auswahl und Anwendung geeigneter Punkterfassungs-algorithmen (*Interest-Operatoren*) dar. *Interest-Operatoren*

4 Medianfilterung zählt zu den informationsreduzierenden Verfahren; aufgrund des vorhandenen Bildrauschens (vgl. Abb. 4a) wurde die Entscheidung über die Anwendung eines Medianfilters von Benutzerseite jedoch nicht revidiert.

identifizieren markante Punkte anhand der Farb- bzw. Helligkeitsänderungen im erfassten Bild. Bei der Auswahl markanter Punkte sind eine Reihe von Anforderungen zu erfüllen (Förstner 1991, Mischke 1998):

- *Deutlichkeit* (Punkte müssen deutlich erkennbar sein, d. h. sich von ihrer unmittelbaren Umgebung eindeutig abheben);
- *Invarianz* (Auswahl und Position der erfassten Punkte sollte invariant gegen geometrische und radiometrische Verzerrungen des Bildes sein);
- *Stabilität* (Auswahl der Punkte sollte unempfindlich gegenüber Bildstörungen, wie z. B. Teilverdeckung, sein);
- *Seltenheit* (um eine eindeutige Zuordnung in unterschiedlichen Bildern zu gewährleisten, sollten die Punkte eine lokale Seltenheit aufweisen);
- *Interpretierbarkeit* (Auswahl sollte auf Punkte führen, welche eine Bedeutung haben).

In der Literatur findet man eine Unzahl von verschiedenen *Interest-Operatoren* (Moravec 1977, Harris et al. 1988, Förstner 1991, Kolesnik et al. 1998, Paar et al. 2001); keiner dieser Algorithmen ist jedoch geeignet, um unterschiedlichste Punktarten mit ausreichender Zuverlässigkeit zu erfassen. Daher wurden im vorliegenden Messsystem drei verschiedene *Interest-Operatoren* implementiert: der Förstner Operator (Förstner 1991), der Harris Operator (Harris et al. 1988) und der Hierarchical Feature Vector Matching Operator (HFVM) (Kolesnik et al. 1998, Paar et al. 2001).

Die allgemeine Funktionsweise eines *Interest-Operators* sei an dieser Stelle kurz anhand des Förstner Operators erklärt.

Der Förstner Operator erfasst Bildpunkte in einem dreistufigen Arbeitsprozess:

1. Auffinden potenziell interessanter Bildpunkte,
2. Klassifizierung der Bildpunkte und
3. Subpixel-Lokalisierung der Bildpunkte.

Das Auffinden potenziell interessanter Bereiche bzw. die Subpixel-Lokalisierung der Bildpunkte erfolgt mittels Be-

rechnung zweier Größen (Dichte der Textur W und Rundheitsmaß q) in Abhängigkeit von den Grauwertdifferenzen im Bild. Diese relevanten Größen berechnen sich folgendermaßen:

$$q = \frac{4\text{Det}N}{(\text{Tr}N)^2}; \quad W = N^{-1} = \begin{bmatrix} gu^2 & gu \cdot gv \\ gu \cdot gv & gv^2 \end{bmatrix},$$

wobei gu und gv die Grauwertgradienten innerhalb eines u Zeilen und v Spalten umfassenden vordefinierten Fensters darstellen. Die Klassifizierung der gefundenen markanten Punkte erfolgt über geeignete Schwellwerte für W und q .

Eine detaillierte Beschreibung der Funktionsweise des Förstner Operators findet sich in Förstner (1991) und Mischke (1998).

Ziel der wissensbasierten Punkterfassung ist es, die für nachfolgende Bearbeitungsschritte (z. B. Deformationsanalyse) am besten geeigneten Objektpunkte zu erfassen. Das Wissen, welches für die Implementierung des Entscheidungssystems notwendig ist, wurde im Zuge umfangreicher Tests (Reiterer 2004) gesammelt. Dabei wurden drei unterschiedliche Testverfahren eingesetzt, um die Qualität der *Interest-Operatoren* bzw. der erfassten Bildpunkte für die jeweilige Situation zu beurteilen. Das erste Evaluierungsverfahren war eine rein visuelle Beurteilung

Die dritte Evaluierungsmethode basiert auf sog. Soll-Punkten, welche der Benutzer in Form von Bildkoordinaten vorgibt. Das Evaluierungsverfahren vergleicht diese Punktkoordinaten mit jenen, welche vom *Interest-Operator* geliefert werden. Der Vergleich erfolgt dabei durch Berechnung geeigneter Distanzmaße zwischen den zwei Punktmengen. Vereinfacht kann gesagt werden, je kleiner die Distanz zwischen den zwei Punktmengen, desto näher liegt die erfasste Punktmenge am *Wunschergebnis* (vorgegeben durch die Soll-Koordinaten) des Benutzers. Als Basis für die Distanzberechnung wurde eine Erweiterung der von Eiter et al. (1997) definierten *Link Distance* gewählt.⁵ Eine detaillierte Beschreibung aller drei Evaluierungsmethoden und Ergebnisse findet sich in Reiterer (2004).

Die Ergebnisse der durchgeführten Evaluierung dienen zur Implementierung der wissensbasierten Punkterfassung. Die Wissensbasis enthält die Zusammenhänge zwischen extrahierten Bildmerkmalen und geeigneten *Interest-Operatoren*. Ähnlich wie bei der wissensbasierten Bildaufbereitung (vgl. Kap. 3.1) legt auch dieses Entscheidungssystem nicht nur geeignete Algorithmen (*Interest-Operatoren*), sondern auch die Reihenfolge ihrer Anwendung und ihre notwendigen Eingangsparameter fest.

Für das in Abb. 5a dargestellte Bild wurde eine Neuberechnung der Bildmerkmale durchgeführt (Tab. 2).

Tab. 2: Extrahierte Bildmerkmale der aufbereiteten Aufnahme aus Abb. 5a

M_1	M_1 -F. W.	M_2	M_2 -F. W.	M_3	M_3 -F. W.
126.9833	mittel	41.3374	mittel	-0.7607	klein negativ

	0°	F. W.	45°	F. W.	90°	F. W.	135°	F. W.	average	F. W.
H_1	0.0011	mittel	0.0009	mittel	0.0013	mittel	0.0009	mittel	0.0011	mittel
H_2	68.0373	klein	126.9122	mittel	61.9111	klein	126.4453	mittel	95.8265	klein
H_5	0.3630	mittel	0.2781	klein	0.3830	mittel	0.2876	klein	0.3279	mittel
H_9	3.3050	mittel	3.4666	mittel	3.2829	mittel	3.4488	mittel	3.3758	mittel

der erfassten Punkte. Die *Interest-Operatoren* wurden mit verschiedensten Parametereinstellungen auf eine Reihe von Bildern angewandt; die erfassten Punkte wurden von einem geschulten Benutzer beurteilt und in verschiedene Güteklassen eingeteilt (z. B. sehr gut, gut, schlecht usw.). Dadurch konnte eine grobe Zuordnung der geeigneten *Interest-Operatoren* zu gewissen Objekteigenschaften erzielt werden.

Das zweite Evaluierungsverfahren (Entwicklung gemeinsam mit dem *Joanneum Research Graz*) arbeitet mit Bildbereichen, welche vom Benutzer als *geeignet* bzw. *nicht geeignet* für die nachfolgenden Bearbeitungsschritte klassifiziert wurden. Anschließend an die Punkterfassung kann über die Anzahl der Punkte, welche im jeweiligen Bereich erfasst wurden, eine Einschätzung der Qualität des *Interest-Operators* bzw. dessen Parametereinstellungen vorgenommen werden.

Auf Grundlage der extrahierten Bildmerkmale (Tab. 2) werden vom wissensbasierten Entscheidungssystem der Förstner und der Harris Operator ausgewählt.

Exemplarisch sei die Entscheidungsregel (CLIPS-Syntax) für den Förstner Operator angeführt (die Regel für

⁵ Die *Link Distance* wurde dahingehend erweitert, für den konkreten Anwendungsfall der Evaluierung von *Interest-Operatoren* aussagekräftige Ergebnisse zu erzielen. Dies wurde erreicht, indem zwei unterschiedliche Distanzmaße berechnet wurden; zum einen die Distanz zwischen der gesamten Summe der erfassten Punkte und der vom Benutzer vorgegebenen Punkte und zum anderen jene zwischen den jeweils benachbarten Punkten (Soll-Punkte und erfasste Punkte). Die zwei Distanzmaße wurden anschließend gewichtet und additiv verknüpft. Dadurch gelang es, »Ausreißer« in der Punkterfassung entsprechend zu berücksichtigen und in den Evaluierungsprozess einzubeziehen.

die Parametereinstellungen sowie die Reihenfolge der Anwendung sei der Einfachheit halber nicht aufgelistet):

```
(defrule foerstner
  (or (or (or (and (1_Haralick_Moment (H1_0_f klein |
    sehr_klein | mittel))
    (5_Haralick_Moment (H5_0_f klein |
    sehr_klein | mittel)))
    (and (1_Haralick_Moment (H1_90_f klein |
    sehr_klein | mittel))
    (5_Haralick_Moment (H5_90_f klein |
    sehr_klein | mittel))))
    (and (and (1_Haralick_Moment (H1_0_f
    klein | sehr_klein))
    (1_Haralick_Moment (H1_90_f klein |
    sehr_klein)))
    (not (Stat_Moments (M3_f
    sehr_groß_negativ))))))
  (and (and (5_Haralick_Moment (H5_0_f
    klein | sehr_klein))
    (5_Haralick_Moment (H5_90_f klein |
    sehr_klein)))
    (not (Stat_Moments (M3_f
    very_groß_negativ))))))
⇒
(assert (iop (foerstner ja)))
```

Die Entscheidungsregel beinhaltet eine ganze Reihe von Vorbedingungen, welche durch logische »und« bzw. »oder« miteinander verknüpft sind. Sind diese Vorbedingungen erfüllt, wird dem *working memory element* »iop (foerstner)« der Wert »ja« zugewiesen; der Förstner Operator wurde als geeignet ausgewählt und kann in weiterer Folge angewandt werden.

Die durch die beiden *Interest-Operatoren* erfassten Punkte zeigt Abb. 6a. Es kann beobachtet werden, dass Punkte hauptsächlich entlang der linienhaften Strukturen (z.B. Grenzlinien unterschiedlicher Oberflächenobjekte) und an Schnittpunkten dieser gefunden wurden.

Gleichzeitig zeigt sich, dass einige Punkte innerhalb dieser linienhaften Strukturen (z. B. innerhalb der Fensterfläche) erfasst wurden, welche für nachfolgende Bearbeitungsschritte, wie Deformationsanalyse, ungeeignet sind. Daraus ergibt sich die Notwendigkeit, einen zusätzlichen Bearbeitungsschritt einzuführen, welcher eine angemessene Punktreduktion durchführt. Die Beschreibung dieses Bearbeitungsschrittes ist Inhalt des nächsten Kapitels.

3.3 Wissensbasierte Punktfilterung

Wie bereits oben angemerkt, bedarf es trotz der angewandten Bildaufbereitung und der optimal gesteuerten *Interest-Operatoren* meist noch einer zusätzlichen Reduktion der erfassten Punkte.

Die entwickelte Punktfilterung arbeitet in einem zweistufigen Prozess:

- Punktfilterung auf Basis vordefinierter Regeln (wissensbasiert),
- Punktfilterung auf Basis einer Benutzerinteraktion.

Der *erste Teil der Punktfilterung* basiert auf einem Entscheidungssystem ähnlich jenen, wie in den letzten zwei Kapiteln beschrieben. Die Eingangsdaten sind jedoch nicht mehr extrahierte Bildmerkmale, sondern Bildkoordinaten der erfassten Objektpunkte – erweitert um zusätzliche Informationsparameter, welche von den *Interest-Operatoren* zurückgeliefert werden. So wird beispielsweise für jeden Punkt, welcher durch den Förstner Operator erfasst wurde, ein Wert für q und W (vgl. Kap. 3.2) berechnet und gemeinsam mit den Punktkoordinaten abgespeichert. Auf Grundlage dieser Punktmerkmale erfolgt eine Einteilung der Punkte in vordefinierte Gewichtungsklassen (»Wichtigkeitsklassen«). Aufgrund der Komplexität dieser Regelbasis soll auf eine exemplarische Auflistung einer Regel verzichtet werden.

Der *zweite Teil der Punktfilterung* arbeitet mit Hilfe von Benutzerinteraktion. Zum einen hat der Benutzer die



Abb. 6: (a) Bildpunkte erfasst mit dem Förstner und dem Harris Operator; (b) Erfasste Bildpunkte nach Anwendung der entwickelten Punktfilterung

Möglichkeit, nur Punkte einer gewissen Gewichtungsklasse beizubehalten, und zum anderen steht dem Benutzer die Möglichkeit offen, Einzelpunkte bzw. Punktgruppen über eine geeignete grafische Schnittstelle zu löschen.

Mit Hilfe dieser zweistufigen Punktfilterung kann die erfasste Punktmenge ideal an die Bedürfnisse nachfolgender Bearbeitungsschritte angepasst werden. Abb. 6b zeigt das Endergebnis der für unser Beispiel durchgeführten Punktfilterung.

4 Schlussbemerkung und Ausblick

Der vorliegende Artikel präsentiert ein wissensbasiertes Entscheidungssystem für ein online Videotheodolit-basiertes Messsystem. Die Entscheidungsfindung konnte durch den kombinierten Einsatz wissensbasierter Techniken und Bildanalyseprozesse weitgehend automatisiert werden. Dem Benutzer wird jedoch die Möglichkeit gegeben, bei kritischen Prozessen die Systemscheidung zu revidieren.

In Zukunft könnte ein höherer Grad an Automatisierung erreicht werden, indem zusätzliche Bildanalyseprozesse miteinbezogen werden (z.B. Zernike Features) bzw. der Bildinhalt selbst für die online Entscheidungsfindung genutzt wird. Durch eine Bild- bzw. Objektbeschreibung, welche durch ein *Cognitive Vision System* erzeugt wird, könnte zudem eine objektspezifische Punktfilterung geschaffen werden.

Danksagung

Die hier präsentierten Ergebnisse entstanden im Rahmen des FWF-Projektes P14664 »Theodolite-based and Knowledge-based Multi-Sensor-System for 3D Object Recognition«.

Literatur

- Bässmann, H., Kreys, J.: Bildverarbeitung ad Oculos. 3. Aufl., Springer Verlag, Berlin – Heidelberg – New York, 1998.
 CLIPS-Homepage: <http://www.ghg.net/clips/CLIPS.html>, 2004.
 Eiter, T., Mannila, H.: Distance Measures for Point Sets and Their Computation. Acta Informatica, Volume 34/2, pp. 109–133, 1997.
 Förstner, W.: Statistische Verfahren für die automatische Bildanalyse und ihre Bewertung bei der Objekterkennung und -vermessung. DGK, Reihe C, Heft Nr. 370, München, 1991.
 Gonzalez, R. C., Wintz, P.: Digital Image Processing. 5. Aufl., Addison-Wesley Verlag, London, 1982.
 Gottlob, Frühwirth, Horn (Hrsg.): Expertensysteme. Springer Verlag, Wien, 1990.

- Haralick, R. M., Shapiro, L. G.: Computer and Robot Vision. 1. Aufl., Addison-Wesley Verlag, New York, 1993.
 Harris, C., Stephens, M.: A Combined Corner and Edge Detector. In: Matthews (Eds.): Proceedings of the 4th ALVEY Vision Conference, University of Manchester, England, 1988.
 ILOG – White Paper: <http://www.ilog.com>, 2004.
 Kahmen, H., Niessner, A., De Seixas, A.: 3D Object Sensing Using Rotating CCD Cameras. In: Kropatsch u. Bischof (Eds.): Digital Image Analysis. 1. Aufl., Springer Verlag, Berlin – Heidelberg – New York, 2001.
 Kahmen, H., Roic, M.: A New Generation of Measurement Robots for Object Reconstruction without Targeting. In: Grün and Kahmen (Eds.): Optical 3-D Measurement Techniques III. Herbert Wichmann Verlag, Karlsruhe, 1995.
 Kolesnik, M., Paar, G., Bauer, A., Ulm, M.: Algorithmic Solution for Autonomous Vision-based Off-road Navigation. In: Proceedings of SPIE: Enhanced and Synthetic Vision. Volume 3364, Orlando, Florida, 1998.
 Mischke, A.: Entwicklung eines Videotheodolit-Messsystems zur automatischen Richtungsmessung von nicht signalisierten Objektpunkten. Dissertation, TU-Wien, 1998.
 Mischke, A., Kahmen, H.: A New Kind of Measurement Robot System for Surveying of non Signalized Targets. In: Grün and Kahmen (Eds.): Optical 3-D Measurement Techniques IV. Herbert Wichmann Verlag, Karlsruhe, 1997.
 Moravec, H.: Towards Automatic Visual Obstacle Avoidance. In: Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence, 1977.
 Paar, G., Rottensteiner, F., Pötzleitner, W.: Image Matching Strategies. In: Kropatsch u. Bischof (Eds.): Digital Image Analysis. 1. Aufl., Springer Verlag, Berlin – Heidelberg – New York, 2001.
 Petrou, M., Bosdogianni, P.: Image Processing – The Fundamentals. 1. Aufl., John Wiley and Sons, New York – Chichester – Brisbane – Toronto, 1999.
 Pratt, W. K.: Digital Image Processing. 1. Aufl., John Wiley and Sons, New York – Chichester – Brisbane – Toronto, 1978.
 Puppe, F.: Einführung in Expertensysteme. 1. Aufl., Springer Verlag, Berlin, 1991.
 Reiterer, A.: Knowledge-Based Decision System for an On-line Videotheodolite-based Multisensor System. Dissertation, TU-Wien, 2004.
 Reiterer, A., Kahmen, H., Egly, U., Eiter, T.: 3D-Vermessung mit Videotheodoliten und automatisierte Zielerfassung mit Hilfe von Interest Operatoren. Allgemeine Vermessungsnachrichten (AVN) – 04/2003, pp. 150–156, Herbert Wichmann Verlag, 2003.
 Reiterer, A., Kahmen, H., Egly, U., Eiter, T.: Knowledge-based Image Preprocessing for a Theodolite Measurement System. In: Grün and Kahmen (Eds.): Optical 3-D Measurement Techniques VI. Volume I, Herbert Wichmann, Karlsruhe, 2003.
 Roic, M.: Erfassung von nicht signalisierten 3D-Strukturen mit Videotheodoliten. Dissertation, TU-Wien, 1996.
 Stefik, M.: Introduction to Knowledge Systems. 2. Aufl., Kaufmann Verlag, San Francisco, 1998.
 Zell, A.: Simulation Neuronaler Netze. 1. Aufl., Addison-Wesley Verlag, 1994.

Anschrift des Autors

Univ. Ass. Dipl.-Ing. Dr. techn. Alexander Reiterer
 Forschungsgruppe Ingenieurgeodäsie
 Institut für Geodäsie und Geophysik
 Technische Universität Wien
 Gußhausstraße 27–29, A-1040 Wien, Österreich
<http://info.tuwien.ac.at/ingeo>
alexander.reiterer@tuwien.ac.at