

Forschungsberichte der
Technischen Fakultät
Abteilung Informationstechnik

**Die Verwendung unscharfer Maße
zur Korrespondenzanalyse
in Stereo Farbbildern**

André Wolfram

Alois Knoll

Report 94-04

Impressum: Herausgeber:
Robert Giegerich, Alois Knoll, Helge Ritter, Gerhard Sagerer,
Ipke Wachsmuth

Anschrift:
Technische Fakultät der Universität Bielefeld,
Abteilung Informationstechnik, Postfach 10 01 31, 33501 Bielefeld

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Die einzelnen Kapitel in der Übersicht	1
2	Theoretische Grundlagen	3
2.1	Unschärfe Maße	3
2.1.1	Einführung	3
2.1.2	t- bzw. t-Co-Norm basierte unscharfe Maße	5
2.1.3	Glaubwürdigkeits- und Plausibilitätsmaße	12
2.2	Unschärfes Integral	17
2.3	Möglichkeitstheorie	19
3	Stereo-Korrespondenzanalyse	22
3.1	Problembeschreibung	22
3.2	Unschärfe merkmalsbasierte Methoden	27
3.2.1	Merkmalsauswahl	28
3.2.2	Festlegung der unscharfen Attributwerte	29
3.2.3	Lokale Korrespondenzanalyse	31
3.2.4	Globale Korrespondenzanalyse	32
3.2.5	Auswahlentscheidung	32
3.3	Unschärfe intensitätsbasierte Methoden	34
3.3.1	Problemstellung	34
3.3.2	Unschärfe Maße zur Modellierung eines RGB-Kameramodelles	36
3.3.3	Das unscharfe Integral zur RGB-Aggregation	37
3.3.4	Gesamtkonzept basierend auf unscharfen Methoden	38
3.3.5	Ähnlichkeitsbewertungen basierend auf konventionellen Methoden	39
3.3.6	Ähnlichkeitsbewertungen basierend auf unscharfen Methoden	40
3.3.7	Anwendung merkmalsbasierter Methoden	43
3.3.8	Das unscharfe Integral zur Methoden-Aggregation	43
4	Praktische Ergebnisse	47
4.1	Unschärfe merkmalsbasierte Stereo-Korrespondenzanalyse	47
4.2	Unschärfe intensitätsbasierte Stereo-Korrespondenzanalyse	60
5	Zusammenfassung und Ausblick	69
A	Literaturverzeichnis	72

1 Einleitung

*„Alles ist ungenau bis zu einem gewissen Grad, den man erst bemerkt,
wenn man versucht hat, etwas genau zu machen.“*

Bertrand Russell, *The Philosophy of Logical Atomism*, 1985

In der Arbeitsgruppe Technische Informatik der Universität Bielefeld wird das Verfahren der *aktiven Stereometrie mit Farbe* [KOS90, Sas93] weiterentwickelt, welches die Erzeugung dichter Entfernungskarten aus Farbstereobildern ermöglicht.

Aufgrund verschiedener systembedingter Unsicherheiten, insbesondere dem unterschiedlichen, nichtlinearen Übertragungsverhalten der beiden verwendeten Kameras, stellte sich in der ursprünglichen Implementierung des Verfahrens die ausschließlich auf Farbwertverläufen in Punktumgebungen basierende Suche nach korrespondierenden Punkten als schwierig heraus.

Im Rahmen dieses Forschungsberichtes wird deshalb untersucht, ob und wie sich Methoden aus der unscharfen Mengen- und Möglichkeitstheorie [Zad65, Zad78] auf das Korrespondenzproblem in Stereobildern anwenden lassen. Dazu werden nach einer Einführung in die Theorie die Einsatzmöglichkeiten unscharfer Maße und Integrale [Sug74, Sug77] diskutiert.

Weiterhin wird aufgezeigt, inwieweit sich mit derartigen Methoden in Kombination mit intensitäts- und merkmalsbasierten Techniken, das heißt auch der Betrachtung komplexerer Bildmerkmale wie etwa Kanten oder Regionen, der vorliegende, rein intensitätsbasierte Ansatz zur Korrespondenzsuche praktisch erweitern läßt.

Abschließend werden die vorgeschlagenen Methoden einer kritischen Bewertung unterzogen.

1.1 Die einzelnen Kapitel in der Übersicht

Kapitel 1 motiviert die Aufgabenstellung.

Kapitel 2 enthält eine Einführung in die unscharfe Maßtheorie, wobei die wichtigsten unscharfen Maße ausführlich dargestellt sind. Weiterhin wird das Konzept des unscharfen Integrals vorgestellt, das in den folgenden Kapiteln als Operator zur Fusion unsicherer Korrespondenzbewertungen eingesetzt wird. Ausgehend von dem Konzept der Möglichkeitsverteilung, das die Darstellung von vagem und unscharfem Wissen erlaubt, werden anschließend Möglichkeits- und Notwendigkeitsmaße für unscharfe Mengen bzw. unscharfe Ereignisse beschrieben.

In **Kapitel 3** werden nach einer Beschreibung des Stereo-Korrespondenzproblems und der Darstellung konventioneller Lösungsansätze, die Einsatzmöglichkeiten von Methoden aus der Theorie der unscharfen Mengen und der unscharfen Logik diskutiert.

Dabei werden sowohl Vorschläge zur Anwendung solcher Methoden in merkmalsbasierten Techniken angegeben, die markante Bildeigenschaften wie Kanten zur Korrespondenzsuche

nutzen, als auch in intensitätsbasierten Techniken, bei denen korrespondierende Punkte auf der Basis von Ähnlichkeiten in den Grau- oder Farbwertverläufen von Punktumgebungen gefunden werden.

Es wird ein neues Verfahren zur Einbeziehung a priori bekannter interner Informationen wie etwa Wissen über das Übertragungsverhalten der zur Bildaufnahme verwendeten Kameras oder die Verkopplung der einzelnen Farbkanäle, sowie externer Informationen über die aufgenommene Szene oder die dabei herrschenden Aufnahmebedingungen vorgestellt. Dabei kommen die in Kapitel 2 erläuterten unscharfen Maße, speziell die sogenannten unscharfen g_λ -Maße und das unscharfe Integral zum Einsatz.

Die praktische Überprüfung der in Kapitel 3 vorgestellten Methoden anhand von Ergebnissen basierend auf simulierten und realen Daten erfolgt in **Kapitel 4**.

Zunächst wird die prinzipielle Eignung der vorgeschlagenen merkmalsbasierten Techniken aufgezeigt, wobei als Bildmerkmale die extrahierten Kanten aus Bildern verschiedener Szenen, die mit unterschiedlichen Kameraanordnungen aufgenommen wurden, verwendet werden.

Anschließend wird die Anwendbarkeit der entwickelten intensitätsbasierten Techniken mit Simulationen und realen Versuchen erprobt und ihre Korrektheit nachgewiesen. Dabei wurden die Versuchsumgebung und das bereits früher verwendete Testobjekt (hellweißer Getriebedeckel) zugrundegelegt, so daß ein unmittelbarer Vergleich mit dem ursprünglich entwickelten Verfahren möglich ist.

Den Abschluß dieses Forschungsberichtes bilden eine Zusammenfassung und eine kritische Bewertung der vorgeschlagenen Methoden in **Kapitel 5**, sowie das Literaturverzeichnis mit den verwendeten Quellenangaben im **Anhang**.

2 Theoretische Grundlagen

2.1 Unscharfe Maße

2.1.1 Einführung

Die *unscharfe Maßtheorie* (fuzzy measure theory) ist aus der *klassischen Maßtheorie* entstanden, deren Wurzeln in der metrischen Geometrie zu finden sind und sich bis in die frühe Antike zurückverfolgen lassen. Wesentlich beigetragen zur Entwicklung der klassischen Maßtheorie haben vor allem die französischen Mathematiker É. Borel (1871-1956), der als einer der Begründer der heutigen allgemeinen klassischen Maßtheorie angesehen wird, sowie H. Lebesgue (1875-1941), der um 1900 die verallgemeinerten Maß- und Integraldefinitionen einführte, die heutzutage unter den Bezeichnungen *Lebesgue'sches Maß* und *Lebesgue'sches Integral* bekannt sind.

Eng verbunden mit der klassischen Maßtheorie ist die *Wahrscheinlichkeitstheorie*. Das Konzept eines Wahrscheinlichkeitsmaßes wurde axiomatisch 1933 von dem russischen Mathematiker A. Kolmogorov (1903-1987) formuliert. Ein Wahrscheinlichkeitsmaß stellt wie ein klassisches Maß eine Mengenfunktion dar, die der leeren Menge den Wert 0, sowie einer beliebigen anderen Menge eine nichtnegative Zahl zuweist und außerdem additiv ist [Kol33]. Zusätzlich wird gefordert, daß der zugrundegelegten Universalmenge der Wert 1 zugewiesen wird. Die Wahrscheinlichkeitstheorie kann daher als Bestandteil der klassischen Maßtheorie aufgefaßt werden.

Erst nach etwa 50-jährigem Bestehen und der beständigen Weiterentwicklung der klassischen Maßtheorie wurde zunehmend die Additivitätseigenschaft der klassischen Maße in Frage gestellt. Sie erwies sich für viele Anwendungen aufgrund unvermeidbarer Meßfehler unter nicht idealen physikalischen Meßbedingungen oder inhärent unscharfer Meßergebnisse resultierend aus nicht wiederholbaren Versuchen oder subjektiven Bewertungen als zu restriktiv.

Einer der ersten, der sich dieses Problems annahm, war der französische Mathematiker G. Choquet, der basierend auf einer sehr allgemeinen Klasse nichtlinearer Mengenfunktionen ¹ 1953 die sogenannte *Kapazitätstheorie* (theory of capacities) entwickelte [Cho53].

In der Folgezeit entstanden zur Verbesserung der praktischen Anwendbarkeit weitere, weniger allgemeine Typen nichtadditiver Maße ² wie etwa im Kontext der nach A.P. Dempster und G. Shafer [Dem67, Sha76] benannten *Dempster-Shafer-Theorie* ³ die sogenannten *Glaubwürdigkeits-* (belief) und *Plausibilitätsmaße* (plausibility measures) oder im Zusammenhang mit der von L.A. Zadeh eingeführten *Möglichkeitstheorie* [Zad78] die sogenannten *Möglichkeit-* (possibility) und *Notwendigkeitsmaße* (necessity measures), auf die in den Abschnitten 2.1.3 und 2.1.2/2.3 ausführlicher eingegangen wird.

¹Choquet-Kapazitäten sind bezüglich Mengen-Inklusion monotone und stetige Mengenfunktionen, die jeder Teilmenge der Universalmenge eine reelle Zahl zuordnen, die nicht notwendigerweise 0 oder positiv sein muß.

²Die Choquet'sche Theorie der Kapazitäten beinhaltet sowohl die klassischen, als auch die später im Text vorgestellten unscharfen Maße als Spezialfälle; siehe dazu [SW90].

³In der Literatur häufig auch unter der Bezeichnung *Evidenztheorie* zu finden.

Die Theorie der *unscharfen Maße* (fuzzy measures) und *unscharfen Integrale* (fuzzy integrals), die ebenso wie die Möglichkeitstheorie aus dem von L.A. Zadeh entwickelten Konzept der *unscharfen Menge* (fuzzy set) [Zad65] hervorgegangen ist, wurde 1974 von M. Sugeno eingeführt [Sug74].

Die sogenannten *Sugeno-unscharfen Maße*, die in Analogie zur Verallgemeinerung klassischer Mengen (crisp sets) auf unscharfe Mengen als Verallgemeinerung klassischer Maße auf unscharfe Maße angesehen werden können, erhält man durch Ersetzen der Additivitätseigenschaft der klassischen Maße durch die „schwächeren“ Eigenschaften der Monotonie (bzgl. Mengen-Inklusion) und (Semi-)Stetigkeit.

Sei X eine beliebige Grundmenge und \mathcal{A} ein Borel-Feld auf X . Dann läßt sich ein *unscharfes Maß* nach Sugeno ([Sug77], S.90) wie folgt definieren:

Def.2.1.1-1: Ein *unscharfes Maß im Sinne von Sugeno* (Sugeno fuzzy measure) ist eine Mengenfunktion $g : \mathcal{A} \rightarrow [0, 1]$, die die folgenden Bedingungen erfüllt:

- (i.) $g(\{\}) = 0$,
- (ii.) $g(X) = 1$,
- (iii.) $A_1 \subseteq A_2 : g(A_1) \leq g(A_2), \forall A_1, A_2 \in \mathcal{A}$
- (iv.) $\forall A_i \in \mathcal{A}, 1 \leq i < \infty$,
 $A_1 \subseteq A_2 \subseteq \dots \subseteq A_i \subseteq \dots$ oder $A_1 \supseteq A_2 \supseteq \dots \supseteq A_i \supseteq \dots$:
 $\lim_{i \rightarrow \infty} g(A_i) = g(\lim_{i \rightarrow \infty} A_i)$

Diese Definition eines unscharfen Maßes resultiert aus der Anschauung, daß sich die Mengenzugehörigkeiten eines nicht (exakt) lokalisierbaren Elementes \hat{x} aus X meist nur graduell angeben lassen, ausgenommen die Zugehörigkeitsgrade zu $\{\}$ und X , da ja \hat{x} als in der Grundmenge X vorkommend angenommen wird und nicht in der leeren Menge enthalten sein kann⁴. Axiom iii stellt die im Text erwähnte Monotonieeigenschaft der unscharfen Maße (bzgl. Mengen-Inklusion) dar, d.h. der vom unscharfen Maß für eine Menge A gelieferte Wert kann nicht fallen, wenn die Menge A vergrößert wird. Axiom iv fordert Stetigkeit für den Fall, daß X einen unendlichen Grundbereich darstellt. Letzteres wurde erst vor kurzem als zu restriktiv für die Praxis bezeichnet. Wang unterscheidet daher zwischen den beiden Forderungen ([WK92], S.39):

- (iv'.1) $A_i \in \mathcal{A}, A_1 \subseteq A_2 \subseteq \dots, \cup_{i=1}^{\infty} A_i \in \mathcal{A}$:
 $\lim_{i \rightarrow \infty} g(A_i) = g\left(\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i\right)$
- (iv'.2) $A_i \in \mathcal{A}, A_1 \supseteq A_2 \supseteq \dots, g(A_i) < \infty, \cap_{i=1}^{\infty} A_i \in \mathcal{A}$:
 $\lim_{i \rightarrow \infty} g(A_i) = g\left(\bigcap_{i=1}^{\infty} A_i\right)$

⁴Andere Festlegungen als $g(X) = 1$ sind jedoch denkbar.

und bezeichnet unscharfe Maße, die die Axiome i, ii und iv'.1 erfüllen als *untere* und solche, die die Axiome i, ii und iv'.2 erfüllen als *obere semi-stetige unscharfe Maße auf (X, \mathcal{A})* . Das Tripel (X, \mathcal{A}, g) wird *unscharfer Maßraum* genannt und g genauer als *Sugeno-unscharfes Maß auf (X, \mathcal{A})* bezeichnet.

Im Rahmen dieses Forschungsberichtes werden unscharfe Maße dazu verwendet, externes, z.T. schwer modellierbares bzw. nur subjektiv faßbares a priori Wissen in den Prozeß der Stereo-Korrespondenzanalyse einzubeziehen.

In den beiden folgenden Abschnitten 2.1.2 und 2.1.3 werden die axiomatischen Theorien zweier großer Klassen unscharfer Maße, die sogenannten t- bzw. t-Co-Norm basierten unscharfen Maße, sowie die Glaubwürdigkeits- und Plausibilitätsmaße nach Dempster-Shafer und deren wichtigste Spezialfälle (Möglichkeits-, Notwendigkeits-, Wahrscheinlichkeits- und g_λ -Maße) behandelt.

2.1.2 t- bzw. t-Co-Norm basierte unscharfe Maße

Man betrachte in Ergänzung zu Def.2.1.1-1 die folgende intuitiv gerechtfertigte, grundlegende Annahme über die Vereinigung paarweise disjunkter Mengen bzw. (im Sinne der Wahrscheinlichkeitstheorie) unabhängiger Ereignisse ⁵:

$$A_1 \cap A_2 = \{\} : \quad g(A_1 \cup A_2) = \sqcup(g(A_1), g(A_2)) \quad (1)$$

wobei \sqcup einen Operator bezeichne unter dem $[0, 1]$ abgeschlossen sei, d.h. der Unsicherheitsgrad der Vereinigung der disjunkten Ereignisse A_1 und A_2 sei nur vom Unsicherheitsgrad von A_1 und vom Unsicherheitsgrad von A_2 abhängig.

Gleichung (1) ist entscheidend für die einfache Handhabung und Anwendbarkeit unscharfer Maße, da sie die Berechnung des Unsicherheitsgrades kombinierter Ereignisse aus den Unsicherheitsgraden der Elementarereignisse ermöglicht. Definiert man g auf der Potenzmenge von X , so ergeben sich daraus einige Kompatibilitätsanforderungen für \sqcup [DP82a]:

- Die Assoziativität und Kommutativität der Mengenvereinigung führen auf die Forderungen nach Assoziativität und Kommutativität für \sqcup .
- Wegen $A = A \cup \{\}$ und Axiom i, Def.2.1.1-1 muß nach (1) gelten:

$$\sqcup(g(A), 0) = g(A)$$

- Seien (A_1, A_2) und (A_3, A_4) zwei Paare disjunkter Teilmengen von X mit $A_1 \subseteq A_3$ und $A_2 \subseteq A_4$. Nach Axiom iii, Def.2.1.1-1 und (1) folgt dann:

$$g(A_1 \cup A_2) = \sqcup(g(A_1), g(A_2)) \leq \sqcup(g(A_3), g(A_4)) = g(A_3 \cup A_4),$$

d.h. \sqcup muß nicht-fallend in beiden Argumenten sein; speziell

$$\sqcup(1, 1) = 1.$$

⁵In dieser Interpretation wird A auch als Ereignisraum auf dem Ergebnisraum X bezeichnet [DH80].

Es ist offensichtlich, daß alle an den Kombinationsoperator \sqcup gestellten Anforderungen von einer t-Co-Norm (zu t-/t-Co-Normen siehe [Web84, Miz89]) erfüllt werden.

Def.2.1.2-1: Eine Mengenfunktion g wird *t-Co-Norm bzw. s-Norm basierte Mengenfunktion* genannt, falls sie die Eigenschaften eines unscharfen Maßes (i.S.v. Sugeno) besitzt und zudem $(\forall A_1, A_2 \in \mathcal{A} \subset \mathcal{P}(X))$ gilt:

$$A_1 \cap A_2 = \{\} : g(A_1 \cup A_2) = \oplus(g(A_1), g(A_2))$$

Sei g_{\oplus} eine t-Co-Norm basierte Mengenfunktion i.S.v. Def.2.1.2-1 und \ominus eine *Negation* ⁶, d.h. eine einstellige Funktion $\ominus : [0, 1] \rightarrow [0, 1]$, die die folgenden Bedingungen erfüllt:

- i. $\ominus(0) = 1$,
- ii. $\ominus(\ominus(a)) = a$,
- iii. \ominus streng monoton fallend,
- iv. \ominus stetig,

dann läßt sich damit die folgende zu g_{\oplus} \ominus -duale Mengenfunktion

$$g_{\ominus}(A) := \ominus(g_{\oplus}(\bar{A})), \forall A \in \mathcal{A} \quad (2)$$

erzeugen, die ebenfalls ein unscharfes Maß i.S.v. Def.2.1.1-1 darstellt.

Da nun nach Def.2.1.2-1 gilt:

$$\begin{aligned} \bar{A}_1 \cap \bar{A}_2 = \{\} : g_{\oplus}(\bar{A}_1 \cup \bar{A}_2) &= \oplus(g_{\oplus}(\bar{A}_1), g_{\oplus}(\bar{A}_2)) \\ \Leftrightarrow A_1 \cup A_2 = X : g_{\oplus}(A_1 \cap A_2) &= \oplus(g_{\oplus}(A_1), g_{\oplus}(A_2)) \end{aligned}$$

erhält man für g_{\ominus} gemäß (2) unter Ausnutzung der Involutionseigenschaft (ii) der Negation \ominus ($\forall A_1, A_2 \in \mathcal{A}$):

$$A_1 \cup A_2 = X : g_{\ominus}(A_1 \cap A_2) = \odot_{\ominus}(g_{\ominus}(A_1), g_{\ominus}(A_2)) \quad (3)$$

mit $\odot_{\ominus}(a, b) = \ominus[\oplus(\ominus(a), \ominus(b))]$ (\ominus -duale t-Norm zu \oplus)

Def.2.1.2-2: Eine Mengenfunktion g wird *t-Norm basierte Mengenfunktion* genannt, falls sie die Eigenschaften eines unscharfen Maßes (i.S.v. Sugeno) besitzt und zudem für eine t-Norm \odot Gleichung (3) erfüllt.

Für t-Co-Norm bzw. t-Norm basierte Mengenfunktionen ⁷ gelten die folgenden Eigenschaften:

$$\begin{aligned} \forall A_1, A_2 \in \mathcal{A}, \\ A_1 \cap A_2 = \{\} : \oplus_{ma}(g(A_1), g(A_2)) &\leq g_{\oplus}(A_1 \cup A_2) \leq \oplus_{ds}(g(A_1), g(A_2)) \\ A_1 \cup A_2 = X : \odot_{mi}(g(A_1), g(A_2)) &\geq g_{\ominus}(A_1 \cap A_2) \geq \odot_{dp}(g(A_1), g(A_2)) \end{aligned}$$

⁶Zur Erinnerung: das Komplement einer unscharfen Menge \tilde{A} läßt sich über ihre Zugehörigkeitsfunktion punktweise definieren als $\mu_{\tilde{A}}(x) = 1 - \mu_{\tilde{A}}(x)$, $\forall x \in X$.

⁷Mit den Abk.: ma = Maximum, mi = Minimum, ds = Drastische Summe und dp = Drastisches Produkt.

Das erste Ungleichheitszeichen gilt bereits sobald g ein unscharfes Maß darstellt, für beliebige Paare von Teilmengen A_1 und A_2 gemäß Axiom iii, Def.2.1.1-1.

Gleichung (1) kann auch auf den Fall nicht-disjunkter Mengen erweitert werden:

Satz 2.1.2-1: Basiert g auf \oplus bzw. \odot dann gilt:

$$\forall A_1, A_2 \in \mathcal{A} : \quad \begin{aligned} \oplus(g(A_1 \cup A_2), g(A_1 \cap A_2)) &= \oplus(g(A_1), g(A_2)) \\ \odot(g(A_1 \cup A_2), g(A_1 \cap A_2)) &= \odot(g(A_1), g(A_2)) \end{aligned}$$

Ein weiteres interessantes Ergebnis erhält man, wenn man in (1) bzw. in Def.2.1.2-1 und Def.2.1.2-2 $A_1 = A$ und $A_2 = \overline{A}$ setzt ($\forall A \in \mathcal{A}$):

$$\oplus(g(A), g(\overline{A})) = 1 \quad (4)$$

$$\odot(g(A), g(\overline{A})) = 0 \quad (5)$$

Eine t-Co-Norm bzw. t-Norm basierte Mengenfunktion g_{\oplus} bzw. g_{\odot} kann eindeutig bei Kenntnis der t-Co-Norm \oplus bzw. t-Norm \odot und $g(\{x_i\})$ bzw. $g(X - \{x_i\})$ für alle $x_i \in X$ definiert werden.

Dann gilt gemäß (1) bzw. Def.2.1.2-1 und Def.2.1.2-2:

$$g_{\oplus}(A) = g_{\oplus} \left(\bigcup_{j=1}^m \{x_{i_j}\} \right) = \bigoplus_{j=1}^m g_{i_j} \quad (6)$$

$$g_{\odot}(A) = g_{\odot} \left(\bigcap_{j=m+1}^n (X - \{x_{i_j}\}) \right) = \bigodot_{j=m+1}^n \overline{g}_{i_j} \quad (7)$$

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\},$$

$$A = \{x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_m}\},$$

$$\text{mit } \overline{A} = \{x_{i_{m+1}}, x_{i_{m+2}}, \dots, x_{i_n}\},$$

$$g_i = g(\{x_i\}),$$

$$\overline{g}_i = g(X - \{x_i\}).$$

Damit Axiom i bzw. ii, Def.2.1.1-1 erfüllt sind, müssen die folgenden Normalisierungsbedingungen erfüllt sein:

$$\bigoplus_{i=1}^n g_i = 1 \quad (8)$$

$$\bigodot_{i=1}^n \overline{g}_i = 0 \quad (9)$$

(8) bzw. (9) sind trivial erfüllt, falls $g_i = 1$ bzw. $\overline{g}_i = 0$ für irgendein $x_i \in X$ gilt (wegen $\oplus(1, a) = 1$ bzw. $\odot(0, a) = 0$ für beliebiges $a \in [0, 1]$).

Gerade diese Möglichkeit, t-Co-Norm bzw. t-Norm basierte Mengenfunktionen vollständig durch eine reduzierte Datenmenge definieren zu können (festgelegt werden müssen nur die

Normen \oplus bzw. \odot selbst, sowie die Dichte $\{g_i\}$ bzw. Co-Dichte $\{\bar{g}_i\}$, $i = 1, 2, \dots, n$, macht diese Klasse unscharfer Maße so interessant für die Praxis.

Beispiel 2.1.2-1:

Sei $(\oplus, \odot) \equiv (\oplus_{ma}, \odot_{mi})$.

$$g(A_1 \cup A_2) = \oplus_{ma}(g(A_1), g(A_2)) = \max(g(A_1), g(A_2)) \quad (10)$$

$$g(A_1 \cap A_2) = \odot_{mi}(g(A_1), g(A_2)) = \min(g(A_1), g(A_2)) \quad (11)$$

Dann gilt gemäß (6) und (7):

$$g_{\oplus_{ma}}(A) = \max_{j=1}^m (g(\{x_{i_j}\})) \quad (12)$$

$$g_{\odot_{mi}}(A) = \min_{j=m+1}^n (g(X - \{x_{i_j}\})) \quad (13)$$

mit den Normalisierungsbedingungen gemäß (8) und (9):

$$\max_{i=1}^n g_i = 1 \quad (14)$$

$$\min_{i=1}^n \bar{g}_i = 0 \quad (15)$$

Wählt man in (10) für g die Bezeichnung Π und in (11) für g die Bezeichnung N , so erhält man für endliche Grundbereiche ⁸ die von Zadeh [Zad78] vorgeschlagenen *Möglichkeits-* und *Notwendigkeitsmaße* ⁹:

Def.2.1.2-3: Ein *Möglichkeitsmaß* (possibility measure) ist eine Mengenfunktion $\Pi : \mathcal{P}(X) \rightarrow [0, 1]$, die die folgenden Bedingungen erfüllt:

- (i.) $\Pi(\{\}) = 0$,
- (ii.) $\Pi(X) = 1$,
- (iii.) $\Pi(A_1 \cup A_2) = \max(\Pi(A_1), \Pi(A_2))$, $\forall A_1, A_2 \in \mathcal{P}(X)$

Def.2.1.2-4: Ein *Notwendigkeitsmaß* (necessity measure) ist eine Mengenfunktion: $N : \mathcal{P}(X) \rightarrow [0, 1]$, die die folgenden Bedingungen erfüllt:

- (i.) $N(\{\}) = 0$,
- (ii.) $N(X) = 1$,
- (iii.) $N(A_1 \cap A_2) = \min(N(A_1), N(A_2))$, $\forall A_1, A_2 \in \mathcal{P}(X)$

Man beachte die folgenden aus Def.2.1.2-3 und Def.2.1.2-4 leicht ableitbaren, wichtigen Eigenschaften von Möglichkeits- und Notwendigkeitsmaßen ($\forall A \in \mathcal{P}(X)$):

$$\Pi(A) = 1 - N(\bar{A}), \quad (16)$$

⁸Für unendliche Grundbereiche gibt es Gegenbeispiele, bei denen die Stetigkeitsforderung nicht mehr erfüllt ist, was eine Verletzung des Axioms iii, Def.2.1.1-1 eines unscharfen Maßes bedeutet.

⁹Zadeh selbst bezeichnete ursprünglich Notwendigkeitsmaße auch als *Sicherheitsmaße* (certainty measures). Die Namensgebung "Notwendigkeits"maße geht auf Dubois und Prade [DH80] zurück. Sie resultiert aus der Interpretation, daß die Notwendigkeit eines Ereignisses dem Grad der Unmöglichkeit des gegenteiligen Ereignisses entspricht ($N(A) = \ominus(\Pi(\bar{A}))$).

$$\begin{aligned} \max(\Pi(A), \Pi(\overline{A})) = 1 &\Rightarrow \Pi(A) + \Pi(\overline{A}) \geq 1 \\ \min(N(A), N(\overline{A})) = 0 &\Rightarrow N(A) + N(\overline{A}) \leq 1 \end{aligned} \quad (17)$$

Von zwei komplementären Ereignissen ist daher wenigstens eines vollständig *möglich*. Wird ein Ereignis für möglich gehalten, so hat dies jedoch keine unmittelbare Auswirkung auf die Entscheidung über die Möglichkeit des entsprechenden komplementären Ereignisses. Durch die zweite Beziehung in (17) ist ausgeschlossen, daß zwei komplementäre Ereignisse gleichzeitig *notwendig* sein können.

$$\Pi(A) \geq N(A), \forall A \subseteq X \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \Pi(A) < 1 &\Rightarrow N(A) = 0 \\ N(A) > 0 &\Rightarrow \Pi(A) = 1 \end{aligned} \quad (19)$$

Aus den Verteilungsfunktionen von Möglichkeits- und Notwendigkeitsmaßen lassen sich auch weitere semantisch verwandte Maße ableiten wie etwa [KKG93] die *garantierte Möglichkeit*

$$\Delta(A) = \inf_{x \in A} \Pi(\{x\}) \quad (20)$$

als Maß dafür, wie sehr alle x zu A gehören oder die *potentielle Gewißheit*

$$\nabla(A) = 1 - \Delta(\overline{A}) = 1 - \sup_{x \neq A} (\Pi(\{x\})) \quad (21)$$

als Maß dafür, wie sehr wenigstens ein Wert im Komplement von A mit einem niedrigen Möglichkeitswert existiert.

Beispiel 2.1.2-2:

Für das Normpaar $(\oplus_{bs}, \odot_{bp})$ bekommt man:

$$\begin{aligned} A_1 \cap A_2 = \{ \} : g(A_1 \cup A_2) &= \oplus_{bs}(g(A_1), g(A_2)) \\ &= \min(1, g(A_1) + g(A_2)) \end{aligned} \quad (22)$$

$$\begin{aligned} A_1 \cup A_2 = X : g(A_1 \cap A_2) &= \odot_{bp}(g(A_1), g(A_2)) \\ &= \max(0, g(A_1) + g(A_2) - 1) \end{aligned} \quad (23)$$

und durch Einsetzen in (6) bzw. (7):

$$g_{\oplus_{bs}}(A) = \min \left(1, \sum_{j=1}^m g(\{x_{i_j}\}) \right) \quad (24)$$

$$g_{\odot_{bp}}(A) = \max \left(0, 1 - n + \sum_{j=m+1}^n g(X - \{x_{i_j}\}) \right) \quad (25)$$

mit den Normalisierungsbedingungen gemäß (8) und (9):

$$\sum_{i=1}^n g_i \geq 1 \quad (26)$$

$$\sum_{i=1}^n \overline{g}_i \leq n - 1 \quad (27)$$

Fordert man in (26) ausschließlich Gleichheit, so erhält man (mit den Annahmen aus Kap.2.1.1) ein *Wahrscheinlichkeitsmaß*¹⁰:

Def.2.1.2-5: Ein *Wahrscheinlichkeitsmaß* (probability measure) ist eine Mengenfunktion $P : \mathcal{A} \rightarrow [0, 1]$, die die folgenden Bedingungen erfüllt:

- (i.) $P(A) \geq 0, \forall A \in \mathcal{A}$,
 - (ii.) $P(X) = 1$,
 - (iii.) $P\left(\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i\right) = \sum_{i=1}^{\infty} P(A_i)$ (σ -Additivität)
- für paarweise disjunkte Mengen $A_i \in \mathcal{A}, i \in N$

Im Unterschied zu den Beziehungen (17) für Möglichkeits- und Notwendigkeitsmaße gilt für Wahrscheinlichkeitsmaße die (für die Praxis) sehr restriktive Einschränkung

$$P(A) = 1 - P(\overline{A}) \quad (28)$$

Die Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses A legt eindeutig auch die Wahrscheinlichkeit des zu A komplementären Ereignisses \overline{A} fest.

Beispiel 2.1.2-3:

Sei $\oplus \equiv \oplus_{S_\lambda}$, wobei

$$\oplus_{S_\lambda}(a, b) = \min(1, a + b + \lambda ab), \lambda \geq -1$$

eine nach Sugeno benannte parametrische t-Co-Norm darstellt [DP82a].

Dies führt auf die Familie der von Sugeno eingeführten, sogenannten unscharfen g_λ -Maße [Sug74, Sug77]¹¹, die durch das folgende Axiom charakterisiert ist¹²:

$$A_1 \cap A_2 = \{\} : \quad g_\lambda(A_1 \cup A_2) = g_\lambda(A_1) + g_\lambda(A_2) + \lambda \cdot g_\lambda(A_1) \cdot g_\lambda(A_2), \quad (30)$$

$$\lambda > -1$$

Für $-1 < \lambda \leq 0$ erfüllen diese Maße die Beziehung (vergleiche (17))

$$g_\lambda(A) + g_\lambda(\overline{A}) \geq 1 \quad (31)$$

¹⁰Wahrscheinlichkeitsmaße erfüllen offensichtlich auch Gleichung (27).

¹¹Leicht nachweisbar, wenn man beachtet, daß gilt: $g_\lambda(X) = 1$.

¹²Die zu \oplus_{S_λ} duale Norm

$$\odot_{S_\lambda}(a, b) = \max(0, (\lambda + 1)(a + b - 1))$$

erzeugt Mengenfunktionen derselben Familie wie \oplus_{S_λ} -basierte Mengenfunktionen [DP82a]:

$$g'_\lambda(A) = 1 - g_\lambda(\overline{A})$$

mit

$$A_1 \cap A_2 = \{\} : \quad g'_\lambda(A_1 \cup A_2) = g'_\lambda(A_1) + g'_\lambda(A_2) + \lambda' \cdot g'_\lambda(A_1) \cdot g'_\lambda(A_2), \quad (29)$$

$$\lambda' = \frac{-\lambda}{1 + \lambda}$$

Setzt man in (30) $A_1 = A \subseteq X$ und $A_2 = \overline{A_1}$, so erhält man durch einfache Umformung

$$g_\lambda(\overline{A}) = \frac{1 - g_\lambda(A)}{1 + \lambda \cdot g_\lambda(A)} \quad (32)$$

Diese Beziehung wird in der Literatur auch als λ -Komplement bezeichnet [DH80].

Von Bedeutung für die Praxis ist die Beziehung, die sich durch wiederholte Anwendung von (30) auf eine Familie (paarweise) disjunkter Teilmengen A_i von X ergibt [DH80]:

$$g_\lambda \left(\bigcup_{i \in N} A_i \right) = \begin{cases} \sum_{i=1}^{\infty} g_\lambda(A_i) & \text{für } \lambda = 0 \\ \frac{1}{\lambda} [\prod_{i=1}^{\infty} (1 + \lambda \cdot g_\lambda(A_i)) - 1] & \text{sonst} \end{cases} \quad (33)$$

Ist der betrachtete Grundbereich endlich, d.h. $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, so läßt sich ein unscharfes g_λ -Maß allein auf Basis der Werte $g_\lambda(\{x_i\}) \in [0, 1]$ gemäß (33) eindeutig festlegen, falls die Normalisierungsbedingung (vergleiche Def.2.1.1-1, Axiom iii)

$$g_\lambda(X) = 1 = \frac{1}{\lambda} \left[\prod_{i=1}^n (1 + \lambda \cdot g_\lambda(\{x_i\})) - 1 \right] \quad (34)$$

erfüllt ist.

Umformung von (34) ergibt die Beziehung

$$\lambda + 1 = \prod_{i=1}^n (1 + \lambda \cdot g_\lambda(\{x_i\})),$$

die für eine feste Menge $\{g_\lambda(\{x_i\})\}$, $0 < g_\lambda(\{x_i\}) < 1$ eine eindeutige Lösung $\lambda \in (-1, +\infty)$, $\lambda \neq 0$ besitzt ¹³.

Beispiel 2.1.2-4:

Sei $A = \{x_1, x_2\} \subseteq X$. Dann ergibt sich gemäß (30) eine Gleichung erster Ordnung

$$1 = g_\lambda(\{x_1\}) + g_\lambda(\{x_2\}) + \lambda \cdot g_\lambda(\{x_1\}) \cdot g_\lambda(\{x_2\})$$

mit der Lösung

$$\lambda = \frac{1 - (g_\lambda(\{x_1\}) + g_\lambda(\{x_2\}))}{g_\lambda(\{x_1\}) \cdot g_\lambda(\{x_2\})}$$

In dieser Arbeit werden in den Kapiteln 3 und 4 neben Möglichkeits- und Notwendigkeitsmaßen vor allem unscharfe g_λ -Maße verwendet, da diese gemäß (33) einfach zu konstruieren sind ¹⁴, zu den in der Literatur am ausführlichsten untersuchten unscharfen Maßen zählen und für spezielle Werte von λ die Eigenschaften der im nachfolgenden Kapitel 2.1.3 beschriebenen Glaubwürdigkeits- und Plausibilitätsmaße besitzen.

¹³Für einen ausführlichen Beweis siehe [WK92], S.47.

¹⁴In der praktischen Implementierung in Kapitel 4.2 wurde zur Lösung des resultierenden Polynoms $n - 1$ -ter Ordnung das bekannte Newtonsche Nullstellenverfahren eingesetzt.

2.1.3 Glaubwürdigkeits- und Plausibilitätsmaße

Unabhängig von der Entwicklung der Theorie unscharfer Mengen und der Möglichkeits-
theorie durch L.A. Zadeh entwickelte G. Shafer 1976, motiviert durch frühe Arbeiten von
Dempster über untere und obere Wahrscheinlichkeiten [Dem67], für endliche Grundbereiche
die sogenannte *Dempster-Shafer-Theorie* [Sha76].

Gewissermaßen den Ausgangspunkt der Theorie bildet dabei die nachfolgend definierte so-
genannte *grundlegende Wahrscheinlichkeitszuweisung* m .

Def.2.1.3-1: Eine *grundlegende Wahrscheinlichkeitszuweisung* (basic probability assign-
ment) ist eine Mengenfunktion $m : \mathcal{P}(X) \rightarrow [0, 1]$, die die folgenden Bedin-
gungen erfüllt:

$$\begin{aligned} (i.) \quad & m(\{\}) = 0, \\ (ii.) \quad & \sum_{A \in \mathcal{P}(X)} m(A) = 1. \end{aligned}$$

Die grundlegende Wahrscheinlichkeitszuweisung ist damit offensichtlich selbst kein unschar-
fes Maß. Wie jedoch im folgenden gezeigt wird, ist mit ihr ein Paar geordneter unscharfer
Maße verbunden. $m(A)$ kann dabei entweder aufgefaßt werden als Grad des Evidenzgewich-
tes, welches die Behauptung stützt, daß ein bestimmtes Element der Grundmenge X zu der
Menge A gehört, aber nicht zu irgendeiner speziellen Teilmenge von A oder aber als Grad
des relativen Vertrauens in A , d.h. als „Wahrscheinlichkeit“, daß die verfügbare Information
korrekt und vollständig von $x \in A$ beschrieben wird [BG90, KF88, Sha76]. Die Mengen A
mit $m(A) > 0$ werden *Fokalmengen* oder auch *Herdmenngen* [KGG93, BG90] von m genannt.
Das Paar (\mathcal{M}, m) , bei dem \mathcal{M} eine Menge von Herdmengen und m die damit verbunde-
ne grundlegende Wahrscheinlichkeitszuweisung repräsentieren, wird nach Shafer [Sha76] als
Evidenzgesamtheit (body of evidence) bezeichnet und zur Konstruktion verschiedener un-
scharfer Maße verwendet.

Def.2.1.3-2: Sei m eine grundlegende Wahrscheinlichkeitszuweisung gemäß Def.2.1.3-1 auf
einem endlichen Grundbereich X , dann werden durch m die Mengenfunktio-
nen $Gl : \mathcal{P}(X) \rightarrow [0, 1]$ und $Pl : \mathcal{P}(X) \rightarrow [0, 1]$ mit

$$\begin{aligned} (i.) \quad & Gl(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B), \forall A \in \mathcal{P}(X) \\ (ii.) \quad & Pl(A) = \sum_{A \cap B \neq \{\}} m(B), \forall A \in \mathcal{P}(X) \end{aligned}$$

induziert.

Gl und Pl werden als Maße der *Glaubwürdigkeit* (belief) und *Plausibilität* (plausibility)
bezeichnet.

Im Unterschied zu $m(A)$ beschreibt $Gl(A)$ das gesamte Evidenzgewicht oder auch den
Glaubwürdigkeitsgrad dafür, daß das betreffende Element aus X zu A oder zu irgendeiner
Teilmenge von A gehört ([Sha76], S.38, [Kli87], S.148) oder anders ausgedrückt das Evidenz-

gewicht, das sich auf A konzentriert bzw. auf Ereignisse, die das Auftreten von A zur Folge haben. $Pl(A)$ repräsentiert dagegen zusätzlich das Evidenzgewicht, das mit Mengen verbunden ist, die mit A überlappen, d.h. das Evidenzgewicht, das sich *nicht* auf A konzentriert. Dies entspricht im Sinne der Wahrscheinlichkeitstheorie einer Konzentration auf Ereignisse, die das Auftreten von A möglich machen [BG90]. Offensichtlich gilt stets ¹⁵:

$$Gl(A) \leq Pl(A), \forall A \subseteq X \quad (35)$$

Umgekehrt kann die grundlegende Wahrscheinlichkeitszuweisung m auf einem endlichen Grundbereich X aus dem durch sie induzierten Glaubwürdigkeitsmaß Gl (oder Plausibilitätsmaß Pl) mittels der Möbius-Umkehrformel ¹⁶ zurückgewonnen werden:

$$m(A) = \sum_{B \subseteq A} (-1)^{|A-B|} Gl(B), \text{ für irgendein } A \in \mathcal{P}(X) \quad (36)$$

Nach Shafer ([Sha76], S.39) ergibt sich für die durch Axiom i, Def.2.1.3-2 definierte Mengenfunktion Gl auf einem beliebigen endlichen Mengensystem $\mathcal{A} \subseteq \mathcal{P}(X)$ mit $A_i \in \mathcal{A}$, $i = 1, \dots, n$ die folgende äquivalente Definition ¹⁷:

Def.2.1.3-3: Ein *Glaubwürdigkeitsmaß* (belief measure) ist eine Mengenfunktion $Gl : \mathcal{P}(X) \rightarrow [0, 1]$, die die folgenden Bedingungen erfüllt:

$$\begin{aligned} (i.) \quad & Gl(\{\}) = 0, \\ (ii.) \quad & Gl(X) = 1, \\ (iii.) \quad & Gl\left(\bigcup_{i=1}^n A_i\right) \geq \sum_{\substack{I \subseteq \{1, \dots, n\}, \\ I \neq \{\}}} (-1)^{|I|+1} Gl\left(\bigcap_{i \in I} A_i\right), \end{aligned}$$

für jede endliche Teilklasse $\{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ von $\mathcal{P}(X)$.

Anwendung der Axiome i+ii, Def.2.1.3-2 und des Axioms ii, Def.2.1.3-1 ergibt:

$$\begin{aligned} Gl(A) &= \sum_{B \subseteq A} m(B) \\ &= \sum_{B \subseteq X} m(B) - \sum_{B \not\subseteq A} m(B) \\ &= 1 - \sum_{B \cap A \neq \{\}} m(B) \\ \Leftrightarrow Gl(A) &= 1 - Pl(\bar{A}) \end{aligned} \quad (37)$$

¹⁵Daher werden Glaubwürdigkeits- und Plausibilitätsmaße auch als untere und obere Wahrscheinlichkeiten bezeichnet [Dem67] und die Intervalle $[Gl(A), Pl(A)]$ als Bereiche zulässiger Wahrscheinlichkeiten gedeutet. Die Dempster-Shafer-Theorie kann somit als Theorie angesehen werden, die in der Lage ist, intervallwertige Wahrscheinlichkeiten zu verarbeiten.

¹⁶Siehe dazu [Sha76], S.48 oder [WK92], S.56, Lemma 3.4 .

¹⁷Im Falle eines nicht-endlichen Grundbereiches wird für Gl zusätzlich Stetigkeit von oben gefordert [WK92]: Ist $\mathcal{A} \subseteq \mathcal{P}(X)$ ein Mengensystem mit der Eigenschaft, daß jede monotone Folge $A_1 \supseteq A_2 \supseteq \dots$ von Mengen $A_i \in \mathcal{A}$ gegen $(\bigcap_{i=1}^{\infty} A_i) \in \mathcal{A}$ strebt und ist ferner $Gl(A_1) < \infty$, so gilt für jede dieser monotonen Mengenfolgen:

$$iv.) \quad \lim_{i \rightarrow \infty} Gl(A_i) = Gl(\bigcap_{i=1}^{\infty} A_i)$$

und umgekehrt:

$$\begin{aligned}
 Pl(A) &= \sum_{B \cap A \neq \{\}} m(B) \\
 &= \sum_{B \subseteq X} m(B) - \sum_{B \cap \bar{A} \neq \{\}} m(B) \\
 &= 1 - \sum_{B \subseteq \bar{A}} m(B) \\
 \Leftrightarrow Pl(A) &= 1 - Gl(\bar{A})
 \end{aligned} \tag{38}$$

Aus (38) und Axiom iii, Def.2.1.3-3 folgt:

$$Pl\left(\bigcap_{i=1}^n A_i\right) = 1 - Gl\left(\overline{\bigcap_{i=1}^n A_i}\right) \leq 1 - \sum_{\substack{I \subseteq \{1, \dots, n\}, \\ I \neq \{\}}} (-1)^{|I|+1} Gl\left(\bigcap_{i \in I} \bar{A}_i\right)$$

Wegen $1 = \sum_{\substack{I \subseteq \{1, \dots, n\}, \\ I \neq \{\}}} (-1)^{|I|+1}$ bekommt man schließlich nach erneuter Anwendung von (38):

$$Pl\left(\bigcap_{i=1}^n A_i\right) \leq \sum_{\substack{I \subseteq \{1, \dots, n\}, \\ I \neq \{\}}} (-1)^{|I|+1} \left[1 - Gl\left(\bigcap_{i \in I} \bar{A}_i\right)\right] = \sum_{\substack{I \subseteq \{1, \dots, n\}, \\ I \neq \{\}}} (-1)^{|I|+1} Pl\left(\bigcup_{i \in I} A_i\right)$$

Man erhält somit (wobei in (38) für Pl und Gl natürlich dieselbe grundlegende Wahrscheinlichkeitszuweisung m vorausgesetzt wird) die folgende zu Def.2.1.3-3 duale Maßdefinition ¹⁸:

Def.2.1.3-4: Ein *Plausibilitätsmaß* (plausibility measure) ist eine Mengenfunktion $Pl : \mathcal{P}(X) \rightarrow [0, 1]$, die die folgenden Bedingungen erfüllt:

- (i.) $Pl(\{\}) = 0$,
- (ii.) $Pl(X) = 1$,
- (iii.) $Pl\left(\bigcap_{i=1}^n A_i\right) \leq \sum_{\substack{I \subseteq \{1, \dots, n\}, \\ I \neq \{\}}} (-1)^{|I|+1} Pl\left(\bigcup_{i \in I} A_i\right)$,

für jede endliche Teilklasse $\{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ von $\mathcal{P}(X)$.

Für $n = 2$ ergibt sich nach Axiom iii, Def.2.1.3-3/4, $\forall A_1, A_2 \subseteq X$:

$$Gl(A_1 \cup A_2) \geq Gl(A_1) + Gl(A_2) - Gl(A_1 \cap A_2) \tag{39}$$

$$Pl(A_1 \cap A_2) \leq Pl(A_1) + Pl(A_2) - Pl(A_1 \cup A_2) \tag{40}$$

¹⁸Im Falle eines nicht-endlichen Grundbereiches wird für Pl zusätzlich Stetigkeit von unten gefordert [WK92]: Ist $\mathcal{A} \subseteq \mathcal{P}(X)$ ein Mengensystem mit der Eigenschaft, daß jede monotone Folge $A_1 \subseteq A_2 \subseteq \dots$ von Mengen $A_i \in \mathcal{A}$ gegen $(\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i) \in \mathcal{A}$ strebt, so gilt für jede dieser monotonen Mengenfolgen:

$$iv.) \lim_{i \rightarrow \infty} Pl(A_i) = Pl(\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i)$$

Anhand dieser beiden Ungleichungen läßt sich leicht Monotonie für Glaubwürdigkeits- und Plausibilitätsmaße, sowie Superadditivität für jedes Glaubwürdigkeitsmaß und Subadditivität für jedes Plausibilitätsmaß nachweisen.

Beweis 2.1.3-1.1: Seien $A_1, A_2 \subseteq X$ und $A_1 \cap A_2 = \{\}$.

Anwendung der Axiome i und iii, Def.2.1.3-3 ergibt:

$$\begin{aligned} \text{Gl}(A_1 \cup A_2) &\geq \text{Gl}(A_1) + \text{Gl}(A_2) - \text{Gl}(\{\}) \\ &= \text{Gl}(A_1) + \text{Gl}(A_2) && \text{(Superadditivität)} \\ A_1 \cup A_2 \supseteq A_1 &\Leftrightarrow \text{Gl}(A_1 \cup A_2) \geq \text{Gl}(A_1) && \text{(Monotonie)} \end{aligned}$$

Beweis 2.1.3-1.2: Seien $A_1 \subseteq A_2 \subseteq X \Rightarrow \overline{A_2} \subseteq \overline{A_1} \subseteq X$.

Aus der Monotonieeigenschaft der Glaubwürdigkeitsmaße und (38) folgt dann unmittelbar:

$$\begin{aligned} \overline{A_1} \supseteq \overline{A_2} &\Leftrightarrow \text{Gl}(\overline{A_1}) \geq \text{Gl}(\overline{A_2}) \\ A_1 \subseteq A_2 &\Leftrightarrow \text{Pl}(A_1) = 1 - \text{Gl}(\overline{A_1}) \leq 1 - \text{Gl}(\overline{A_2}) = \text{Pl}(A_2) \end{aligned}$$

d.h. die Monotonieeigenschaft der Plausibilitätsmaße.

Weiterhin gilt für $A_1, A_2 \subseteq X$ gemäß Def.2.1.3-4:

$$\begin{aligned} 0 &= \text{Pl}(\{\}) \\ &\leq \text{Pl}(A_1 \cap A_2) \\ &\leq \text{Pl}(A_1) + \text{Pl}(A_2) - \text{Pl}(A_1 \cup A_2) \\ \Leftrightarrow \text{Pl}(A_1 \cup A_2) &\leq \text{Pl}(A_1) + \text{Pl}(A_2) && \text{(Subadditivität)} \end{aligned}$$

Glaubwürdigkeitsmaße sind damit obere, Plausibilitätsmaße untere semi-stetige *unscharfe Maße* i.S.v. Def.2.1.1-1, Axiom iv'1+2 [WK92].

Ein geringer Glaubwürdigkeitsgrad von $(x \in A)$ impliziert nicht automatisch einen hohen Glaubwürdigkeitsgrad von $(x \in \overline{A})$; stattdessen gilt (direkt ablesbar aus (39), (40) mit $A_1 = A, A_2 = \overline{A}$) gemäß Def.2.1.3-3/4:

$$\text{Gl}(A) + \text{Gl}(\overline{A}) \leq 1 \quad (41)$$

$$\text{Pl}(A) + \text{Pl}(\overline{A}) \geq 1 \quad (42)$$

Im folgenden werden einige Spezialfälle der Glaubwürdigkeits- und Plausibilitätsmaße betrachtet.

Bestehen die Herdmengen von m jeweils nur aus einem einzigen Element, dann entspricht m einer gewöhnlichen Wahrscheinlichkeitsverteilung p auf X , und es gilt:

$$\text{Gl}(A) = \text{Pl}(A) = P(A)$$

wobei P ein Wahrscheinlichkeitsmaß bezeichne.

Aus (39) und (40) folgt:

$$\odot_{bp}(\text{Gl}(A), \text{Gl}(B)) \leq \text{Gl}(A \cap B) \leq \odot_{mi}(\text{Gl}(A), \text{Gl}(B)) \quad (43)$$

$$\oplus_{ma}(\text{Pl}(A), \text{Pl}(B)) \leq \text{Pl}(A \cup B) \leq \oplus_{bs}(\text{Pl}(A), \text{Pl}(B)) \quad (44)$$

Anhand von (43) läßt sich als oberer Grenzwert für das Glaubwürdigkeitsmaß Gl ein Notwendigkeitsmaß N und anhand von (44) als unterer Grenzwert für das Plausibilitätsmaß Pl ein Möglichkeitsmaß Π ablesen.

Dubois und Prade haben weiterhin für t- und t-Co-Normen den folgenden wichtigen Satz bewiesen ([DP82a], S.60) ¹⁹:

Satz 2.1.3-1: Mengenfunktionen, die auf distributiven t-Normen (bzw. t-Co-Normen) basieren, sind Glaubwürdigkeitsmaße (bzw. Plausibilitätsmaße). Ist g ein Glaubwürdigkeitsmaß, dann ist das auf der dualen t-Co-Norm basierende unscharfe Maß $1 - g(\bar{A})$ ein Plausibilitätsmaß.

Bekanntestes Beispiel ist das Normpaar $(\odot_{ap}, \oplus_{as})$: Unscharfe Maße, die auf dem Algebraischen Produkt (bzw. der Probabilistischen Summe) basieren, sind nach Satz 2.1.3-1 Glaubwürdigkeitsmaße (bzw. Plausibilitätsmaße).

Sugenos unscharfe g_λ -Maße auf $\mathcal{P}(X)$, die auf der t-Co-Norm \oplus_{S_λ} basieren, sind für den Fall, daß X abzählbar ($X = \{x_1, x_2, \dots\}$) ist, Spezialfälle der Glaubwürdigkeits- und Plausibilitätsmaße. Für ein g_λ -Maß ($\lambda \neq 0$) gilt gemäß (33):

$$\begin{aligned} g_\lambda(A) &= \frac{1}{\lambda} \left[\prod_{x_i \in A} (1 + \lambda \cdot g_\lambda(\{x_i\})) - 1 \right] \\ &= \frac{1}{\lambda} \sum_{\substack{B \subseteq A \\ B \neq \{\}}} \left[\lambda^{|B|} \cdot \prod_{x_i \in B} g_\lambda(\{x_i\}) \right] \\ &= \sum_{\substack{B \subseteq A \\ B \neq \{\}}} \left[\lambda^{|B|-1} \cdot \prod_{x_i \in B} g_\lambda(\{x_i\}) \right], \lambda > 0 \\ &=: \sum_{B \subseteq A} f(B) \end{aligned}$$

wobei die Mengenfunktion $f : \mathcal{P}(X) \rightarrow [0, 1]$ unter Berücksichtigung der Axiome der g_λ -Maße für $\lambda > 0$ die folgenden Eigenschaften besitzen muß:

$$\begin{aligned} f(\{\}) &= 0, \quad (\Leftrightarrow g_\lambda(\{\}) = 0) \\ \sum_{B \subseteq X} f(B) &= 1, \quad (\Leftrightarrow g_\lambda(X) = 1) \\ f(B) &= \lambda^{|B|-1} \cdot \prod_{x_i \in B} g_\lambda(\{x_i\}), \quad B \neq \{\} \end{aligned}$$

Die Mengenfunktion f erfüllt offensichtlich die Axiome i+ii, Def.2.1.3-3, daher kann g_λ als Glaubwürdigkeitsmaß aufgefaßt werden, das durch (die grundlegende Wahrscheinlichkeits-

¹⁹Eine t-Norm \odot bzw. t-Co-Norm \oplus wird genau dann *distributiv* genannt, wenn gilt:

$$\begin{aligned} \odot(a + b - \odot(a, b), c) &= \odot(a, c) + \odot(b, c) - \odot[a, b, c] \\ \text{bzw. } \oplus(a + b - \oplus(a, b), c) &= \oplus(a, c) + \oplus(b, c) - \oplus[a, b, c] \end{aligned}$$

zuweisung) f induziert wird.

Da sich ein Plausibilitätsmaß gemäß (38) durch ein korrespondierendes Glaubwürdigkeitsmaß ausdrücken läßt und gemäß Abschnitt 2.1.2 für g_λ -Maße gilt:

$$g_{\lambda'}(A) = 1 - g_\lambda(\bar{A}), \quad \forall A \subseteq X$$

$$\text{mit } \lambda \in (-1, 0] \mapsto \lambda' = -\frac{1}{1 + \lambda} \in [0, +\infty),$$

ist ein g_λ -Maß mit $\lambda < 0$ genau dann ein Plausibilitätsmaß, wenn das g_λ -Maß für $\lambda > 0$ ein Glaubwürdigkeitsmaß ist.

Zusammenfassend ergibt sich somit für die unscharfen g_λ -Maße auf $\mathcal{P}(X)$ mit abzählbarem Grundbereich X :

$$g_\lambda\text{-Maß: } g_\lambda \triangleq \begin{cases} \text{Glaubwürdigkeitsmaß: } Gl & \lambda > 0 \\ \text{Wahrscheinlichkeitsmaß: } P & \text{für } \lambda = 0 \\ \text{Plausibilitätsmaß: } Pl & \lambda < 0 \end{cases}$$

Abschließend sei noch darauf hingewiesen, daß es offensichtlich (direkt ablesbar anhand von (43), (44)) t-Norm- (bzw. t-Co-Norm-) basierte Mengenfunktionen gibt, die *keine* Glaubwürdigkeitsmaße (bzw. Plausibilitätsmaße) repräsentieren. Ein Beispiel hierfür sind Mengenfunktionen, die auf dem Normpaar $(\odot_{dp}, \oplus_{ds})$ basieren.

2.2 Unscharfes Integral

Basierend auf dem Konzept der unscharfen Maße führte Sugeno 1974 [Sug74] das Konzept des *unscharfen Integrals* (fuzzy integral) ein:

Def.2.2-1: Sei (X, \mathcal{A}) ein meßbarer Raum und $k : X \rightarrow [0, 1]$ eine \mathcal{A} -meßbare Funktion. Das *unscharfe Integral* über $A \subseteq X$ der Funktion k bezüglich dem unscharfen Maß g ist definiert als

$$\int_A k(x) \circ g(\cdot) = \sup_{\alpha \in [0, 1]} [\min(\alpha, g(A \cap W_\alpha))] \quad (45)$$

mit

$$W_\alpha = \{x \mid k(x) \geq \alpha\}$$

Unscharfe Integrale²⁰ sind nichtlineare Funktionale, die die folgenden fundamentalen Eigenschaften besitzen [DH80, TS75, WK92]:

$$\int_X c \circ g(\cdot) = c, \quad c \in [0, 1] \quad (46)$$

²⁰In der Literatur findet man auch flexiblere Integral-Definitionen als Def.2.2-1, bei denen z.B. der Minimum-Operator durch eine beliebige t-Norm ersetzt ist [MS91, GMS92] oder aber das Lebesgue-Integral als Spezialfall enthalten ist [MS89].

$$\int_X \min(c, k) \circ g(\cdot) = \min(c, \int_X k \circ g(\cdot)), \quad c \in [0, 1] \quad (47)$$

$$\int_X \max(c, k) \circ g(\cdot) = \max(c, \int_X k \circ g(\cdot)), \quad c \in [0, 1] \quad (48)$$

$$\int_{A_1} k \circ g(\cdot) \leq \int_{A_2} k \circ g(\cdot), \quad \text{falls } A_1 \subseteq A_2 \quad (49)$$

$$\int_X k_1(x) \circ g(\cdot) \leq \int_X k_2(x) \circ g(\cdot), \quad \text{falls } k_1(x) \leq k_2(x), \quad \forall x \in X \quad (50)$$

Dabei ist insbesondere die von den unscharfen Maßen stammende Monotonieeigenschaft der unscharfen Integrale hervorzuheben.

Die Berechnung unscharfer Integrale bei endlichem Grundbereich $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ läßt sich ggf. nach einer Umsortierung der Funktionswerte von k , derart daß gilt

$$k(x_1) \geq k(x_2) \geq \dots \geq k(x_n)$$

auf einfache (leicht zu implementierende) Weise wie folgt durchführen [TK92]:

$$\int_A k(x) \circ g(\cdot) = \max_{i=1}^n [\min(k(x_i), g(A_i))]$$

mit

$$A_i = \{x_1, \dots, x_i\}$$

Das unscharfe Integral kann zur Integration und Fusion von möglicherweise ungenauen, unvollständigen und unsicheren Informationen verschiedener Wissensquellen (Sensoren, Algorithmen etc.) eingesetzt werden.

Im Gegensatz zu klassischen Kombinationsverfahren wie dem Bayesschen Schließen (s.z.B. [Gne62]) oder der (nicht unumstrittenen, mehrfach modifizierten [DP82b, HJ87]) Dempster-Shafer-Kombinationsregel, sowie dem Einsatz von Inferenzregeln aus der unscharfen Logik wie dem unscharfen Schließen auf Basis des verallgemeinerten Modus Ponens [DP91, Zad73] wird bei Verwendung des unscharfen Integrals als Aggregationsmethode beim Fusionsprozeß zusätzlich zu der von den verschiedenen Quellen gelieferten (objektiven) Evidenz auch der erwartete (subjektive) Wichtigkeitsgrad jeder Auswahl solcher Quellen berücksichtigt.

Die Modellierung des Wichtigkeitsgrades einer Auswahl von Wissensquellen zur Stützung einer aufgestellten Hypothese erfolgt dabei mit Hilfe eines unscharfen Maßes, für das mehrere Ausprägungen unterschiedlicher Art in Bezug auf Komplexität, Flexibilität und Semantik zur Verfügung stehen, wie in Kapitel 2.1 aufgezeigt wurde.

Zu den wichtigsten Anwendungsgebieten des unscharfen Integrals zählen die Modellierung subjektiver Bewertungsprozeße, die einer statistischen Behandlung nicht zugänglich sind, wie die subjektive Beurteilung der Qualität ausgedruckter Farbbilder [TS91], Multi-Attribut-Klassifikationsprobleme (auf der Merkmals- und Klassifikationsebene) [GP90, GS92] und Bildverarbeitungsaufgaben aus der Computer Vision, speziell die Bildsegmentierung und Objekterkennung (ATR [TK92]).

In Kapitel 3.3 wird beschrieben, wie sich das unscharfe Integral als Aggregationsoperator bei der Stereo-Korrespondenzanalyse einsetzen läßt.

2.3 Möglichkeitstheorie

Im zweiten Teil der Arbeit (in den Kapiteln 3 und 4) werden Methoden zur unscharfen Stereo-Korrespondenzanalyse entwickelt, die zur Darstellung von vagem und unvollständigem Wissen auch Möglichkeitsverteilungen verwenden und die bei der Verknüpfung solcher Verteilungen von den (in Kapitel 2.1 für scharfe Mengen bereits eingeführten) Möglichkeits- und Notwendigkeitsmaßen Gebrauch machen. Im folgenden werden deshalb die wichtigsten, im weiteren Verlauf der Arbeit benötigten Begriffe und Konzepte der Möglichkeitstheorie vorgestellt.

Die *Möglichkeitstheorie* (possibility theory) [Zad73, Zad78] ist aus der Theorie der unscharfen Mengen [Zad65] hervorgegangen. Die Grundlage bildet das Konzept der *Möglichkeitsverteilung* (possibility distribution).

Möglichkeitsverteilungen sind nichts anderes als verallgemeinerte, mengen-charakteristische Funktionen, die als Einschränkungen für die Werte einer Variablen interpretiert werden.

Bezeichne im folgenden U die Grundmenge einer Variablen x . Dabei steht x für den von einem Attribut angenommenen unbekanntem Wert, z.B. in einem Bild die Länge einer Kante, den Umfang einer Region etc.

Eine *Möglichkeitsverteilung* π_x auf U ist eine Abbildung von U in das reelle Einheitsintervall $[0, 1]$, die der Variablen x zugewiesen ist. Sie stellt eine flexible Einschränkung der Werte von x dar, wobei die folgenden Festlegungen vereinbart sind:

$$\begin{aligned}\pi_x(u) &= 0 && \text{bedeutet, daß } x = u \text{ unmöglich ist,} \\ \pi_x(u) &= 1 && \text{bedeutet, daß nichts gegen } x = u \text{ spricht.}\end{aligned}$$

Die Flexibilität dieser Einschränkung besteht darin, daß $\pi(u)$ für bestimmte Werte u auch Werte aus $[0, 1]$ annehmen kann. Die Größe $\pi_x(u)$ stellt damit den Grad der Möglichkeit der Zuweisung $x = u$ dar, bei der einige Werte u möglicher als andere sein können. Ist U der vollständige Grundbereich von x , so ist klar, daß wenigstens eines der Elemente von U voll als Wert von x möglich sein sollte, d.h.

$$\exists u, \pi_x(u) = 1 \text{ Normalisierung.}$$

Im folgenden werden nur normalisierte Möglichkeitsverteilungen betrachtet.

Beispiel 2.3-1:

Das Wissen über die Längen von Kanten in einem 512×512 Pixel großen Digitalbild könnte in einer Datenbank z.B. in Form der folgenden Aussagen

$$p_i : „x_i \text{ ist } A_i“, \quad i = 1, 2, 3, 4$$

gespeichert sein:

$$p_1 : \text{„Länge(Kante 1) beträgt 40 Pixel“},$$

- p_2 : „Länge(Kante 2) ist kleiner als 128 Pixel“,
 p_3 : „Länge(Kante 3) ist groß“
 p_4 : „Länge(Kante 4) liegt im Intervall $[1, 512] \subseteq \mathcal{N}$ Pixel “

mit $U := U_i = \{1, 2, \dots, 512\}$ Pixel, $i = 1, 2, 3, 4$

Aussage p_1 impliziert vollständiges Wissen (scharfer Wert) über die Länge der Kante 1, d.h.

$$A_1 = \{a_1\} = 40 \quad \Rightarrow \quad \pi_{x_1}(u) = \begin{cases} 1 & \text{falls } u = 40 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}, \quad \forall u \in U$$

In Aussage p_2 wird der Bereich der möglichen Werte der Variablen Länge(Kante 2) durch die scharfe Menge A_2 eingeschränkt:

$$A_2 = \{1, 2, \dots, 127\} \quad \Rightarrow \quad \pi_x(u) = \mu_{A_2}(u), \quad \forall u \in U$$

Die Einschränkung der für x_3 in Frage kommenden Werte wird durch den linguistischen Term *groß* beschrieben, der durch eine unscharfe Menge \tilde{A}_3 modelliert ist:

$$\tilde{A}_3 \equiv \text{groß} \quad \Rightarrow \quad \pi_{x_3}(u) = \mu_{\tilde{A}_3}(u), \quad \forall u \in U$$

mit z.B.

$$\begin{aligned} \mu_{\tilde{A}_3}(u) &= S(u; 50, 100, 150) \quad (S - \text{Funktion}) \\ &= \begin{cases} 0 & u \leq 50 \\ 2 \left(\frac{u-50}{100} \right)^2 & 50 < u \leq 100 \\ 1 - 2 \left(\frac{u-150}{100} \right)^2 & 100 < u \leq 150 \\ 1 & u > 150 \end{cases} \end{aligned}$$

Aussage p_4 impliziert völlige Unkenntnis über die Länge der Kante 4, d.h.

$$A_4 \equiv \{1, 2, \dots, 512\} = U \quad \Rightarrow \quad \pi_{x_4}(u) = 1, \quad \forall u \in U$$

Beispiel 2.3-1 demonstriert nicht nur die Verwendung unterschiedlicher Restriktionen (in Form von Einzelwerten (Singletons), scharfen und unscharfen Mengen), sondern belegt auch anschaulich die Verwendbarkeit von Möglichkeitsverteilungen zur Darstellung von unscharfem und unvollständigem Wissen.

Ein wichtiges Konzept in der Möglichkeitstheorie ist das *Prinzip der minimalen Spezifiziertheit*, das besagt, daß ein Element $u \in U$ den maximal möglichen Possibilitätsgrad erhalten sollte, der mit allen bekannten Einschränkungen vereinbar ist. Sind z.B. die Einschränkungen über n verschiedene Möglichkeitsverteilungen π_1, \dots, π_n verschiedener Informationsquellen beschrieben, so ist die am wenigsten spezifische und alle Nebenbedingungen berücksichtigende Möglichkeitsverteilung durch $\pi = \min(\pi_1, \dots, \pi_n)$ gegeben [KGK93].

Die in Kapitel 2.1 für scharfe Mengen bereits eingeführten Möglichkeits- und Notwendigkeitsmaße lassen sich auch auf unscharfe Mengen bzw. Ereignisse übertragen [DP88]:

Bezeichne \tilde{A} die zu bemessende unscharfe Menge und \tilde{A}_π eine unscharfe Menge, die durch eine Möglichkeitsverteilung π definiert ist.

Das Möglichkeitsmaß der unscharfen Menge \tilde{A} ist definiert als Bewertung des Grades der Überlappung von \tilde{A} und \tilde{A}_π :

$$\Pi(\tilde{A}) = \sup_{u \in U} \min(\mu_{\tilde{A}}(u), \pi(u)) \quad (51)$$

Die Notwendigkeit des unscharfen Ereignisses \tilde{A} bewertet dagegen den Grad der Inklusion von \tilde{A}_π in \tilde{A} :

$$\begin{aligned} N(\tilde{A}) &= \inf_{u \in U} \max(\mu_{\tilde{A}}(u), 1 - \pi(u)) \\ &= 1 - \Pi(\tilde{A}) \end{aligned} \quad (52)$$

Die derart definierten Möglichkeits- und Notwendigkeitsmaße sind ebenfalls unscharfe Maße im Sinne von Def.2.1.1-1.

Die wohl wichtigste Anwendung der Konzepte der Möglichkeitstheorie stellt das *approximative Schließen* (approximate reasoning) dar. Dabei wird zum einen vages und unvollständiges Wissen in Form von (u.U. mehrdimensionalen) Möglichkeitsverteilungen dargestellt, zum anderen werden zum Ableiten von Schlußfolgerungen für bestimmte interessierende Variablen die Inferenzregeln der Möglichkeitstheorie angewendet. Die Möglichkeitstheorie bildet damit die Basis des unscharfen Schließens.

Über die Möglichkeitstheorie sind inzwischen zahlreiche Artikel veröffentlicht worden, von denen, abgesehen von dem zum Verständnis ohnehin wichtigen Ursprungsartikel [Zad78], vor allem die Monographie [DP88], sowie speziell zur Thematik des unscharfen Schließens mittels Möglichkeitsverteilungen [DP91] und [KGK93] zu empfehlen sind.

3 Stereo-Korrespondenzanalyse

3.1 Problembeschreibung

Dieser Forschungsbericht beschäftigt sich speziell mit dem Problem der *Korrespondenzanalyse* in Stereo-Bildern. Dabei werden die Probleme, die mit den gängigen Verfahren zur Korrespondenzsuche verbunden sind und die im wesentlichen auf der nicht ausreichenden Berücksichtigung von der im Stereo-Prozeß inhärent vorhandenen Vagheit und Unsicherheit beruhen, aufgezeigt und Möglichkeiten zum sinnvollen Einsatz von Methoden aus der Theorie der unscharfen Mengen und der unscharfen Logik sowohl bei merkmalsbasierten (siehe Kapitel 3.2/4.1) als auch bei intensitätsbasierten (siehe Kapitel 3.3/4.2) Techniken angegeben.

Die weiteren in einem vollständigen Stereo-Analyseprozeß benötigten Teilverarbeitungsschritte (siehe weiter unten im Text) wie die Kamerakalibrierung, Merkmalsextraktion, Interpolation und die Geometrie von Bildaufnahmesystemen, auf die im Zusammenhang mit der hier verwendeten Bildaufnahmeumgebung bereits ausführlich in [KOS90, Ott90, Sas93, Ver91] eingegangen wurde, werden im Rahmen dieser Arbeit als weitgehend bekannt vorausgesetzt und nur am Rande, mit Verweisen auf die vorhandene Literatur behandelt.

Wird von einer Szene mit *einer* Kamera eine Aufnahme gemacht, so werden die dreidimensionalen Objekte, die sich in der abgebildeten Szene befinden, auf die (zweidimensionale) Bildebene projiziert. Durch diese Projektion geht die dritte Information, die die Tiefeninformation beinhaltet, vollständig verloren, was eine (selbst partielle) Rekonstruktion der dreidimensionalen Szene aus dem Bildinhalt erschwert und ohne a priori Wissen über in der Szene vorhandene Objekte oder die Szene selbst, sowie komplizierte Inferenzmechanismen sogar unmöglich macht.

Wird ein Objekt von zwei unterschiedlichen Standpunkten aus betrachtet, so kann seine Position im dreidimensionalen Raum mittels geometrischer Beziehungen bestimmt werden. Zur rechnergestützten Bestimmung von Tiefeninformation werden daher meist zwei (oder mehr) Bilder, die von unterschiedlichen Kamerastandpunkten aus aufgenommen wurden, verwendet. Diese Technik wird in Analogie zum menschlichen Stereo-Sehen als *Stereo-Vision* bezeichnet [Kos91].

Ein Stereo-Vision-Verfahren besteht nach Barnard und Fischler aus den folgenden, voneinander unmittelbar abhängigen Verarbeitungsschritten [BF82]:

1. Bildaufnahme
2. Kameramodellierung
3. Merkmalsextraktion
4. **Korrespondenzanalyse**
5. Tiefenbestimmung
6. Interpolation (Approximation)

In allen existierenden Stereo-Systemen stellt dabei die automatische Zuordnung von korrespondierenden Strukturen in beiden Bildern das Hauptproblem (*Korrespondenzproblem*) dar, da bei der Bestimmung der korrespondierenden Bildelemente in der Regel Mehrdeutigkeiten auftreten.

Es können weder die Existenz noch die Eindeutigkeit der Lösung des Korrespondenzproblems gesichert werden, woraus eine kaum überschaubare Vielfalt von Korrespondenzsuche-Algorithmen resultiert, die alle gemeinsam haben, daß sie *keine* allgemeingültige Lösung des Korrespondenzproblems anbieten können.

Algorithmen zur Korrespondenzsuche unterscheiden sich prinzipiell in

- der Art der Korrespondenzanalyse (intensitäts- oder merkmalsbasiert),
- der Auswahl der zuzuordnenden Merkmale (Pixel, Kanten, Regionen, etc.),
- der Auswahl der einschränkenden Annahmen, die getroffen werden, um die Korrespondenzsuche zu vereinfachen,
- der Einbeziehung externer Zusatzinformationen wie aktiver Energiequellen, um unter Verwendung der geometrischen Informationen der Energiequelle, geometrische Information aus der Szene zu extrahieren, oder der Integration und Fusion von Informationen weiterer Wissensquellen,
- in der Anzahl der Bilder bzw. Kamerastandorte, die für die Korrespondenzanalyse verwendet werden und
- in den Anwendungsbereichen, in denen sie eingesetzt werden.

Bei intensitätsbasierten Techniken (area-based stereo) werden korrespondierende Punkte auf der Basis von Ähnlichkeiten in den Grau- oder Farbwertverteilungen von Punktumgebungen ermittelt, so daß prinzipiell eine vorgeschaltete Merkmalsextraktion entfällt, meist jedoch durch eine geeignete Bildvorverarbeitung zu ersetzen ist.

Merkmalsbasierte Techniken (feature-based stereo) verwenden demgegenüber zur Korrespondenzsuche markante Bildeigenschaften wie z.B. Ecken, Liniensegmente, Kanten etc. Sie sind im allgemeinen schneller als intensitätsbasierte Techniken, da sehr viel weniger Kandidaten auf Korrespondenz untersucht werden müssen, unempfindlicher gegenüber perspektivischen Verzerrungen und genauer, da sich die Lage von Bildmerkmalen bis auf Subpixelgenauigkeit bestimmen läßt. Merkmalsbasierte Techniken erfordern jedoch eine ausreichende Anzahl gut zu extrahierender Bildmerkmale, stellen z.T. hohe Ansprüche in Bezug auf Komplexität und Rechenzeit an die Verfahren zur Merkmalsextraktion und liefern im allgemeinen weniger dichte Entfernungskarten als intensitätsbasierte Techniken, was den Einsatz nachgeschalteter Interpolationsverfahren nötig macht; der oben angesprochene Zeitvorteil ist daher kritisch zu betrachten.

Bei praktisch allen bekannten Verfahren werden zur Reduzierung der Mehrdeutigkeiten und zur Steigerung der Effizienz des Auswertungsprozesses eine Reihe von einschränkenden Annahmen über die Anordnung der Kameras bei der Bildaufnahme, die Eigenschaften und

die Geometrie der Objekte, sowie die Anordnung der Objekte in der Szene getroffen. Die meisten Verfahren setzen im Prinzip auch eine ungefähre a priori Kenntnis des zu erwartenden Bildinhaltes voraus, anhand der dann z.B. über die Auswahl geeigneter Bildstrukturen (Bildpunkte, Liniensegmente, Regionen etc.), die der Korrespondenzanalyse zugrundegelegt werden, oder entsprechende Extraktionsverfahren entschieden wird.

Eine Möglichkeit die Suche nach den korrespondierenden Punkten in den beiden Bildern erheblich zu vereinfachen, kann durch Verwendung der Kenntnis der epipolaren Geometrie, die der Bildaufnahme zugrundeliegt, erreicht werden.

Zunächst läßt sich bei Verwendung einer allgemeinen Stereo-Kameraanordnung (beide Kameras gegeneinander verschoben und rotiert) auf Basis der Epipolargeometrie der Suchraum von einem zweidimensionalen Suchraum auf einen eindimensionalen Suchpfad (Gerade) reduzieren, wobei allerdings ideale Verhältnisse vorausgesetzt werden.

Der Suchraum ist damit zwar eingeschränkt, es bleibt jedoch das Problem der rechenzeit-aufwendigen Bestimmung der entsprechenden Epipolarlinien, wobei noch erschwerend hinzukommt, daß bei Verwendung einer variablen Kameraanordnung die Epipolarlinien für jede Stereo-Aufnahme neu bestimmt werden müssen.

Eine weitere Vereinfachung ergibt sich dann, wenn zur Bildaufnahme eine Kameraanordnung gewählt wird, bei der die optischen Achsen der Kameras parallel und die Bildebenen koplanar sind. Man spricht dann von einer *achsenparallelen* Kameraanordnung oder aufgrund der Häufigkeit ihrer Anwendung in der Literatur auch von der *Standard-Stereo-Geometrie* [DA89, Kos91, MT89].

Bei der achsenparallelen Kameraanordnung mit koplanaren Bildebenen stimmen die Epipolarlinien in den beiden Bildern mit den horizontalen Abtastlinien überein. Bei dieser Kameraanordnung entfällt daher die explizite Bestimmung der Epipolarlinien, weswegen ihr i.allg. auch der Vorzug vor der genaueren schielenden Kameraanordnung gegeben wird.

An dieser Stelle sei jedoch darauf aufmerksam gemacht, daß die Standard-Stereo-Geometrie hohe Anforderungen an den Versuchsaufbau stellt, deren Einhaltung nur unter idealen Bedingungen, d.h. in einer kontrollierbaren, festen Aufnahmeumgebung garantiert werden kann, so daß sie sich für einige Anwendungen (z.B. für mobile Robotersysteme) nicht oder nur bedingt einsetzen läßt [Kos91].

In der praktischen Anwendung sollte man realistischer Weise davon ausgehen, daß stets eine, wenn auch geringe Neigung der Kameras vorliegt, was im Prinzip die Verwendung einer schielenden Kameraanordnung bzw. die Berücksichtigung komplexer geometrischer Zusammenhänge impliziert.

Algorithmen zur Korrespondenzsuche müssen daher in der Lage sein, die oben getroffene Annahme je nach Anwendung mehr oder weniger stark aufzuweichen, d.h. eine mehr oder weniger große Toleranzumgebung um die Epipolarlinie herum mit in die Betrachtung einzubeziehen.

Neben Annahmen, die sich aus der Bildentstehung ableiten lassen, können auch Annahmen über Objekteigenschaften ausgenutzt werden, d.h. gewisse Objekteigenschaften werden als bekannt angenommen wie etwa das Vorhandensein nur planarer Flächen, oder bestimmter Objekte mit speziellen Eigenschaften (viele Krümmungen, glatte/rauhe Oberflächenstruktur) in der Szene. Darauf ausgerichtet werden dann einzelne Attribute von Merkmalen anderen Attributen vorgezogen (z.B. Winkel-Attribut oder Farbwerte bei der schielenden Kamera-Anordnung in Kapitel 4.1).

Eine Zusammenfassung gängiger Einschränkungen und Annahmen, die bei der Korrespondenzanalyse getroffen werden, enthält [Kos91], S.87. Von Bedeutung sind dabei für das Kapitel 4 dieser Arbeit, motiviert durch die dort zur Bildaufnahme verwendeten, unterschiedlichen Kameraanordnungen (achsenparallel/schielend) und die als Merkmale verwendeten (linearen) Liniensegmente vor allem die folgenden Einschränkungen:

Annahmen über die Lage der Epipolarlinien

- Ein Punkt im linken Bild kann nur mit einem Punkt im rechten Bild korrespondieren, der auf der zugehörigen Epipolarlinie im rechten Bild liegt.
- Wird ein achsenparalleler (koplanarer) Kameraaufbau (Standard-Stereo-Geometrie) zur Bildaufnahme verwendet, so stimmen die Epipolarlinien mit den Abtastzeilen überein (korrespondierende Punkte liegen in einer Zeile).

Geometrische Ähnlichkeit von Liniensegmenten

- Korrespondierende Liniensegmente müssen in beiden Bildern eine ähnliche Orientierung haben (Winkelkriterium).
- Korrespondierende Liniensegmente müssen in beiden Bildern eine ähnliche Länge haben (Längenkriterium).

Zusammengehörigkeit von Kanten

- Falls keine anderen Informationen vorliegen, sollte eine verbundene Reihe von Kanten in einem Bild auch als verbundene Reihe von Kanten im anderen Bild sichtbar sein.

Eindeutigkeit der Zuordnung

- Jedes Pixel des einen Bildes kann (bis auf wenige Ausnahmen) nur mit genau einem Pixel des anderen Bildes korrespondieren.

Reihenfolge der abgebildeten Punkte in den Bildern

- Punkte, die auf einer Epipolarlinie in einem Bild liegen, werden in genau derselben Reihenfolge auf der korrespondierenden Epipolarlinie des anderen Bildes abgebildet.

Das Disparitätslimit

- Bei der Zuordnung von Merkmalen in Stereo-Bildern existiert ein maximaler Wert für die Disparität.

Dabei ist für die vorliegende Arbeit von besonderem Interesse, daß bei den Annahmen über die geometrische Ähnlichkeit von Liniensegmenten (Winkel-/Längenkriterium) keine Eindeutigkeit gefordert wird. Implizit wird damit bereits von einer nur *ungefähren* Ähnlichkeit ausgegangen. Dies bietet einen der Hauptansatzpunkte für die Theorie der unscharfen Mengen, dem in Kapitel 4 ausführlich nachgegangen wird.

Auch die Verwendung solcher vereinfachenden Annahmen garantiert jedoch keineswegs, daß alle korrespondierenden Bildelemente einander zugeordnet werden, d.h. keine *negativ falschen* Zuordnungen vorgenommen werden, oder aber daß stets die Zuordnung von Bildelementen verhindert wird, die in Wirklichkeit nicht dasselbe Bildelement in der Szene repräsentieren, d.h. keine *positiv falschen* Zuordnungen erfolgen.

Es muß daher nach Wegen gesucht werden, um die Anzahl sowohl der positiv falschen wie negativ falschen Zuordnungen noch weiter zu reduzieren und gleichzeitig die Anzahl der positiven Zuordnungen zu erhöhen.

Eine Möglichkeit die Korrespondenzsuche zu vereinfachen, ist neben den zur Bildaufnahme verwendeten Kameras eine zusätzliche Energiestruktur in der Szene zu verwenden. Zur Abgrenzung werden in der Literatur Verfahren, die ohne Verwendung einer zusätzlichen Energiequelle auskommen als *passiv* und solche die eine zusätzliche Energiequelle verwenden als *aktiv* bezeichnet.

Eine relativ neue Herangehensweise an das Problem der Entfernungsmessung ist die Kombination einer aktiven Energiequelle mit dem normalerweise passiv arbeitenden Stereo-Verfahren, die sogenannte *aktive Stereometrie*. Eine neue Ausprägung der aktiven Stereometrie wurde erst kürzlich in [Sas93] vorgestellt: die *aktive Stereometrie mit Farbe*.

Dieses Verfahren verwendet eine dreidimensionale, kontinuierliche Energiestruktur, die mittels eines Diaprojektors in die untersuchte Szene projiziert wird. Da sich Änderungen wie Absorptionen im Idealfall in beiden Bildern gleich auswirken, besteht die Korrespondenzsuche „nur“ darin, Punkte gleicher Farbe und Helligkeit in den beiden Bildern zuzuordnen. Im Vergleich mit dem Verfahren der Laserstereometrie [Ott90], das als Energiestruktur einen in die Szene projizierten Laserpunkt verwendet und ein hochgenaues, aber relativ langsames Verfahren darstellt, ist die aktive Farbstereometrie ein sehr schnelles, aber nur relativ genaues Verfahren. Es zeichnet sich vor den meisten aktiven Triangulationsverfahren dadurch aus, daß mit einer einzigen Aufnahme die gesamte Meßdatenerfassung vorgenommen werden kann, wodurch die prinzipielle Eignung für die Erfassung selbst bewegter Objekte gewährleistet ist.

Eine andere Möglichkeit bietet die Erweiterung des binokularen Stereo-Aufbaus durch die Hinzunahme eines oder mehrerer Kamerabilder (trinokulare/polynokulare Verfahren) [Shi87, Kos91] oder, insbesondere um bei Außenaufnahmen die aufgrund von stark schwankenden Aufnahmebedingungen auftretenden Schwierigkeiten bei der Verwendung einfacher Kameras zur Bildaufnahme auszugleichen, die Einbeziehung von Zusatzinformationen weiterer Sensorik wie etwa Infrarot- oder Ultraschallsensoren.

Dies induziert den Bedarf an einer Methodik, die es ermöglicht, die Informationen mehrerer

(ggf. physikalisch unterschiedlicher) Wissensquellen, die möglicherweise unvollständige, unsichere, redundante oder sogar widersprüchliche Informationen liefern, zu einer gemeinsamen Bewertung einer aufgestellten Hypothese zu kombinieren, um so differenzierte Betrachtungen mit einem größtmöglichen Grad an Sicherheit gewährleisten zu können.

In einem System, das zur Korrespondenzanalyse als Merkmale Kanten verwendet, könnte sich z.B. eine bei der Kantenextraktion zuvor auf Basis der Kamerabilder getroffene Annahme „Die im linken Bild detektierte Kante ist eine Objektkante“ durch Berücksichtigung der von einem Ultraschallsensor gelieferten gegenteiligen Annahme „Die im linken Bild detektierte Kante ist eine Glanzlichtkante“ als nicht haltbar erweisen und daher zu einem Ausschluß dieser Kante von der anschließenden Korrespondenzsuche führen.

Ein solches System, das in der Lage ist, unterschiedliche Bewertungen der Annahme korrespondierender Bildstrukturen unter Berücksichtigung der (subjektiven) Wichtigkeiten der Einzelbewertungen zu einer Gesamtbewertung zusammenzuführen, wird in Kapitel 3.3 vorgestellt.

3.2 Unschärfe merkmalsbasierte Methoden

Die Grundlage der im folgenden Kapitel vorgestellten (binokularen) Methoden zur (unscharfen) merkmalsbasierten Stereo-Korrespondenzanalyse ist die Beschreibung interessierender Bildmerkmale

$$M_i^l, i = 1, 2, \dots, ml \quad \text{und} \quad M_j^r, j = 1, 2, \dots, mr$$

einer Kategorie wie z.B. Kanten oder Regionen durch eine Anzahl kontextspezifischer Attribute

$$x_{ik}^l \quad \text{und} \quad x_{jk}^r, k = 1, 2, \dots, n$$

z.B. der Länge einer Kante, dem Umfang einer Region etc. ²¹

Dabei bezeichne ml (mr) die Anzahl der Merkmale im linken Bild ²² I^l (rechten Bild I^r) und n die Anzahl der Attribute, die jedem Merkmal zugeordnet wird.

Die Festlegung der entsprechenden Attributwerte A_{ik}^l und A_{jk}^r erfolgt durch Auswertung geeigneter Bilddaten wie z.B. Segmentierungsergebnissen, Meßwerten wie dem mittleren Intensitätswert entlang einer Kante oder innerhalb einer Region für beide Bilder getrennt. Dabei wird gewöhnlich angenommen (wie in Kapitel 3.1 beschrieben), daß die Attributwerte

²¹Die hochgestellten Indizes l und r werden im folgenden zur Unterscheidung zwischen dem linken und rechten Stereo-Bild verwendet.

²²Mit den in dieser Arbeit verwendeten Definitionen:

Def.3.2-1: Ein (digitales) $M \times N$ Intensitätsbild ist eine Abbildung

$$I : [1, M] \times [1, N] \subset \mathcal{N}^2 \rightarrow [0, 1] \subset \mathcal{R}$$

Def.3.2-2: Ein (digitales) $M \times N$ Farbbild F ist eine Zusammenfassung von drei Intensitätsbildern R, G und B zu einer Menge

$$F = \{R, G, B\}$$

eindeutig (scharf) bestimmt werden können und somit zumindest im Falle einer verwendeten achsenparallelen Kameraanordnung die Attribute korrespondierender Merkmale in den beiden Bildern gleiche Attributwerte besitzen oder über auf der Geometrie der Anordnung beruhenden, mathematische Beziehungen ineinander überführt werden können.

Die dadurch vorgenommene Idealisierung des Stereo-Analyseprozesses stellt häufig eine für die Praxis unzulässige Vereinfachung dar. Sie impliziert die Vernachlässigung einer möglichen Abweichung der ermittelten Attributwerte von den realen Werten aufgrund von

- Unterschieden oder Ungenauigkeiten in der verwendeten Bildaufnahmehardware (nicht baugleiche Kameras; unterschiedliches, nichtlineares Übertragungsverhalten selbst baugleicher Kameras; Rauschen; Verschmutzung; Hardwaredefekte),
- kontextbedingten Einflüssen auf die Bildaufnahme (Beleuchtung; Glanzlichter; Schatten; Spiegelungen; oder sogar mechanische Einflüsse),
- Verletzung geometrischer Annahmen über die verwendete Kameraanordnung (wie etwa der extrem restriktiven Annahme der Achsenparallelität)
- algorithmisch bedingten Diskrepanzen bei der Extraktion der Merkmale und der Bestimmung der zugehörigen Attributwerte (Freiheitsgrade von Segmentierungsalgorithmen; Auswahl von Farbmodellen)

Bekannte, konventionelle Verfahren, die die Bewertung der Gleichheit von Merkmalen im linken und rechten Bild meist anhand der mittleren Summe der quadratischen Abweichungen (*mean square error* – MSE) der den Merkmalen zugeordneten Attributwerte vornehmen und die anschließend über die Zuordnung korrespondierender Merkmale anhand der so ermittelten Maximalbewertung entscheiden, halten prinzipbedingt jede kleinste Abweichung in den Attributwerten für einen Hinweis auf *nicht* korrespondierende Merkmale.

Dies kann leicht zu *negativ* oder sogar *positiv falschen* Zuordnungen führen, d.h. es wird entweder *keine* Zuordnung korrespondierender Merkmale oder aber *eine falsche* Zuordnung von Merkmalen, die nicht dasselbe Merkmal in der Szene beschreiben, vorgenommen.

Daher soll jetzt von vorneherein die Möglichkeit solcher Abweichungen modelliert werden. Die Attributwerte A_{ik}^l und A_{jk}^r können nun auch unscharf z.B. in Form linguistischer Terme wie *groß*, *sehr groß*, *ziemlich gering* etc. beschrieben sein. Dabei wird die in Kapitel 2.3 beschriebene Anschauung einer *Möglichkeitsverteilung* π zugrundegelegt, d.h. es kann mehr oder weniger möglich sein, daß ein Element u des zum betrachteten Attribut x gehörenden, nicht zwangsläufig physikalischen Grundbereiches U den realen Wert des Attributes beschreibt.

3.2.1 Merkmalsauswahl

Zunächst muß man sich für einen geeigneten Merkmalstyp (z.B. Ecken, Liniensegmente, Kanten, Regionen, etc.) entscheiden, der der Stereo-Analyse zugrundegelegt werden soll.

Zwei wichtige Entscheidungskriterien sind dabei die Invarianz der Merkmale gegenüber kleinen Veränderungen des Betrachterstandpunktes (Stabilität) und die einfache Beschreibbarkeit der Merkmale durch verschiedene Attribute, um Mehrdeutigkeiten bei der Zuordnung auflösen zu können. Ferner muß der zur Extraktion der Merkmale benötigte Aufwand berücksichtigt werden ²³.

Die meisten merkmalsbasierten Stereo-Ansätze verwenden aus Effizienzgründen als Merkmale Grauwertdiskontinuitäten oder Kanten, wobei zur Extraktion sowohl scharfe [FM81, HS85, NB80] als auch unscharfe Segmentierungsalgorithmen [HD85, HJC98, JH85] verwendet werden können.

Im folgenden werden vorausschauend auf die experimentelle Erprobung in Kapitel 4.1 der nachfolgend beschriebenen Methoden, *Kanten* bzw. (lineare) Liniensegmente als Bildmerkmale angenommen.

3.2.2 Festlegung der unscharfen Attributwerte

Die Festlegung der Attributwerte eines Merkmales durch Zugehörigkeitsfunktionen von unscharfen Mengen oder durch die in Kapitel 2.3 beschriebenen Möglichkeitsverteilungen, mit dem Ziel die in Kapitel 3.1 beschriebene mögliche Variabilität der Attributwerte zu berücksichtigen, wird auch als *Fuzzifizierung* der Attributwerte bezeichnet [KCP92].

Prinzipiell kann man dabei zwischen zwei möglichen Interpretationen unterscheiden:

1. Ein Attributwert wird als unscharfer Wert des zugehörigen Merkmales aufgefaßt, der korrespondierende andere Attributwert als Möglichkeitsverteilung für dieses Attribut (*Asymmetrie*),
2. Die Attributwerte links und rechts werden als Möglichkeitsverteilungen des jeweils anderen Merkmales aufgefaßt (*Symmetrie*).

Im ersten Fall beschreibt A_{ik}^l den (unscharfen) Wert, den das Merkmal M_i^l z.B. aufgrund von Meßungenauigkeiten der Kameras oder Fehlern des Extraktionsalgorithmus annimmt. Der Attributwert A_{jk}^r beschreibt dagegen die Möglichkeit dafür, daß das Merkmal M_i^l , genauer das Attribut x_{ik}^l einen Wert $u \in U$ annimmt bzw. die entsprechende Attributeigenschaft besitzt.

Die Modellierung dieser Möglichkeitsverteilung wird dabei anhand von Systemeigenschaften vorgenommen, wie z.B. der Einbeziehung von Wissen über die verwendete Kameraanordnung, woraus sich ggf. Aussagen über die Lokalisierung des korrespondierenden Merkmales im anderen Bild ableiten lassen.

Bei diesem Ansatz wird quasi eine Kamera zur „Führungskamera“ erklärt (in den obigen Erläuterungen die linke Kamera), deren angenommener (unscharfer) Attributwert mit den von der anderen Kamera für möglich gehaltenen Werten auf Kompatibilität getestet wird

²³Vorausgesetzt ist natürlich, daß eine ausreichende Anzahl gut extrahierbarer Merkmale des ausgewählten Typs im Bild vorhanden ist.

(durch die Möglichkeitsverteilung wird modelliert wie sich Merkmale rechts zu den entsprechenden Merkmalen links verhalten, wenn man einen speziellen Stereoaufbau verwendet oder welche scharfen Attributwerte links für möglich gehalten werden, wenn rechts ein bestimmter scharfer Meßwert des Attributwertes vorliegt).

Bei der zweiten Interpretation schränkt A_{ik}^l die Möglichkeit dafür ein, daß das korrespondierende Attribut x_{jk}^r rechts Werte $u \in U$ annimmt und entsprechend umgekehrt. Bei diesem Ansatz bleibt die Symmetrie erhalten. Beide Kameras sind quasi gleichberechtigt.

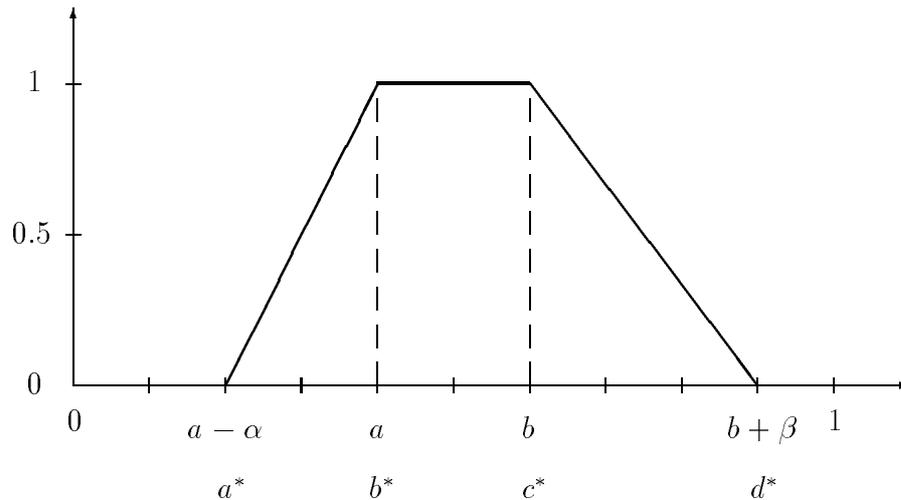


Abb.3.2.2-1: Parameter einer trapezförmigen Möglichkeitsverteilung

Bei der Wahl einer speziellen Zugehörigkeitsfunktion für die Modellierung des Attributwertes stehen eine ganze Reihe z.T. sehr unterschiedlicher Konzepte zur Verfügung (eine Übersicht über verschiedene parametrische Konzepte findet man z.B. in [Wol93]). In dieser Arbeit werden trapezförmige Zugehörigkeitsfunktionen bzw. Möglichkeitsverteilungen (siehe **Abb.3.2.2-1**) verwendet, da diese zum einen der Semantik der Möglichkeitsverteilung nahestehen (mehrere Werte können vollständig möglich sein) und sich zum anderen durch Angabe eines 4-er Tupels $\langle a^*, b^*, c^*, d^* \rangle$ bzw. $\langle a, b, \alpha, \beta \rangle$ (wobei α und β als *Spannweiten* bezeichnet werden) definieren und sehr einfach auf einem Rechner implementieren lassen [CFP82].

Die Möglichkeitsverteilungen der Attributwerte ²⁴ werden meist aufgrund von Vorwissen über

- die Geometrie der Stereo-Anordnung,
- den Extraktionsalgorithmus, sowie
- den Bildinhalt und spezielle Bildeigenschaften

²⁴wobei für die Attributauswahl in Bezug auf Invarianz und Robustheit ähnliche Aussagen wie für die Merkmalsauswahl gelten. Zusätzlich wird jedoch meist noch die lineare Unabhängigkeit von den anderen verwendeten Attributen gefordert.

festgelegt [KCP92].

Nun ist aber nicht unbedingt solches geometrisches Wissen immer vorhanden (schiele Kameraanordnung) bzw. z.T. schwierig in Formeln zu fassen, keine aktuelle Kamerakalibrierungsmatrix vorhanden oder aber die Gültigkeit einer existierenden Kamerakalibrierungsmatrix unsicher.

Eine Möglichkeit ohne solches Wissen auszukommen, stellt die in dieser Arbeit vorgestellte und in Kapitel 4.1 erprobte Trapezmodellierung basierend auf den mittleren Attributwertdifferenzen und zugehörigen Standardabweichungen in beiden Bildern dar, bei der für eine Referenz-Szene zunächst über zwei Faktoren die oberen und unteren Begrenzungen der trapezförmigen Möglichkeitsverteilungen der Attribute derart justiert werden, daß die resultierende Ergebnisrelation bestimmten Anforderungen genügt ²⁵.

Zunächst wird in beiden Bildern über alle Merkmale die mittlere Attributwertdifferenz MWD bestimmt, um ein Maß dafür zu bekommen, welche Differenzen zwischen den Attributwerten in beiden Bildern im Mittel auftreten. Dieser Wert läßt sich dann ggf. zur Angleichung der scharfen Attributwerte links an die scharfen Attributwerte rechts durch einfache Subtraktion (Addition) von den Attributwerten links verwenden. Weiterhin wird die zu den Attributwertdifferenzen gehörende Standardabweichung ermittelt, die bekanntlich ein Maß für die Streuung um dem Mittelwert darstellt.

Die derart ermittelte Standardabweichung σ multipliziert mit einem Faktor k_1 (k_2) ergibt aufaddiert zu bzw. subtrahiert von dem scharfen Attributwert die Parameterwerte a^* , d^* (b^* , c^*) der oben beschriebenen trapezförmigen Möglichkeitsverteilung (vergleiche auch Tab.4.1-1).

3.2.3 Lokale Korrespondenzanalyse

Die nach dem letzten Schritt vorliegenden Trapezmodellierungen der jeweiligen Attributwerte werden nun dazu verwendet, zunächst die Übereinstimmung der einzelnen entsprechenden Attributwerte zweier Merkmale in beiden Bildern zu bestimmen.

Als Kompatibilitätsmaße bieten sich hierfür die in Kapitel 2.3 vorgestellten Möglichkeits- und Notwendigkeitsmaße für unscharfe Mengen an ²⁶.

An dieser Stelle sei auf die prinzipielle Richtigkeit der Verwendung von Möglichkeitsverteilungen anstelle von Wahrscheinlichkeitsverteilungen hingewiesen, da die Summe der Einzelmöglichkeiten nicht Eins sein muß.

Prinzipiell läßt sich hierbei auch das von Zadeh eingeführte Erweiterungsprinzip zur Ähnlichkeitsbestimmung einsetzen. Aufgrund der relativ schwierigen Handhabbarkeit wird jedoch meist zugunsten der semantisch klareren Möglichkeits- und Notwendigkeitsmaße darauf ver-

²⁵Diese Vorgehensweise ist dabei allein durch die Tatsache gerechtfertigt, daß in den Bildern (abgesehen von Ausnahmefällen wie Überdeckungs- oder Glanzlichtkanten) bestimmte Zuordnungen im linken und rechten Bild möglich sein müssen.

²⁶Man beachte, daß ein Notwendigkeitsmaß sehr viel restriktiver als ein Möglichkeitsmaß ist, und die Ergebnisse daher bei Anwendung des Notwendigkeitsmaßes häufig den Wert 0 aufweisen.

zichtet [DPT88].

3.2.4 Globale Korrespondenzanalyse

Die Kombination der Einzelübereinstimmungen der Attributwerte zu einem Gesamtähnlichkeitswert des Merkmales links mit dem Merkmal rechts erfolgt gemäß dem Prinzip der minimalen Spezifiziertheit (s.a. Kapitel 2.3) durch

$$\min_{k=1,\dots,n} (\Pi(A_{ik}^l, A_{jk}^r))$$

bzw.

$$\min_{k=1,\dots,n} (N(A_{ik}^l, A_{jk}^r))$$

Der Vorteil dieser Modellierungen (min) ist, daß die Semantiken von Möglichkeit und Notwendigkeit beibehalten werden. Die Attribute werden dabei als nichtinteraktiv (siehe [GP90, GS92] vorausgesetzt²⁷). Die vorliegende Modellierung entspricht einer Verundung der Einzelbewertungsergebnisse. Man beachte, daß bei dieser Behandlung alle Attribute die gleiche Wichtigkeit besitzen. Es handelt sich im Prinzip um eine sehr pessimistische Auswahl, im Sinne einer *besten Sicherheitsentscheidung*.

Es bietet sich an dieser Stelle an, die einzelnen Attribute zu gewichten (möglicherweise mit variablen Gewichten) oder aber auch Toleranzen zuzulassen [CFP82, DPT88]. Dies stellt eine Möglichkeit dar, Zusatzwissen über die kontextspezifischen Bedingungen bei der Bildaufnahme (bei starker Helligkeit versagt bzw. verringert sich die Güte der Extraktion verschiedener Attribute) und über die verwendete Bildaufnahmehardware (z.B. Rotkanal ist besonders wenig verrauscht) bei der Zuordnungsentscheidung zu berücksichtigen.

Eine andere Möglichkeit der Kombination der Attributergebnisse zu einem Gesamtbewertungsergebnis der Übereinstimmung zweier Merkmale bietet die Verwendung von Operatoren, die zwischen Minimum- und Maximum-Wert abbilden; vor allem parametrische, d.h. einstellbare Operatoren sind hierbei von Interesse; die Verwendung von t-Normen, d.h. von Operatoren, deren Wert kleiner oder gleich dem Minimum ist, erscheint dagegen zu pessimistisch und daher an dieser Stelle nicht attraktiv zu sein. Im Versuch (siehe Kapitel 4) wurde neben dem Minimum-Operator (siehe **Tab. 4.1-2**) auch eine einfache Mittelwertbildung erprobt.

3.2.5 Auswahlentscheidung

Nachdem alle Merkmale des linken und rechten Bildes nach dem zuvor beschriebenen Verfahren bearbeitet wurden, liegen nun eine bzw. zwei Relationstabellen mit der Semantik:

$$\tilde{R}^{\text{II}} = \text{„}M_i^l \text{ korrespondiert möglicherweise mit } M_j^r \text{“},$$

²⁷Sonst gilt statt Gleichheit nur kleiner gleich.

$\tilde{R}^N =$ „ M_i^l korrespondiert notwendigerweise mit M_j^r “,

vor. Die Einträge der Matrizen seien dabei mit r_{ij}^{Π} und r_{ij}^N bezeichnet.

Prinzipiell gilt es an dieser Stelle: *systemabhängige* und *kombinatorische* Nebenbedingungen zu berücksichtigen.

Zu den *systemabhängigen* Nebenbedingungen zählen Probleme wie das Auftreten von Mehrfachzuordnungen, wenn z.B. aufgrund von Schwierigkeiten oder Fehlern bei der Extraktion eine eigentlich zusammenhängende Kante in einem Bild in mehrere kleine Kanten im anderen Bild aufgespalten wurde; eine 1 : 1-Zuordnung in einem solchen Fall bedeutet, daß *eine* Kante einen Partner findet, die anderen jedoch nicht zugeordnet werden können. Eine mögliche Abhilfe bietet hier die Berücksichtigung von Nachbarschaftsrelationen von verbundenen Kanten [Aya91, Kos91] oder aber die Ergänzung von Zusatzattributen.

Zu den *kombinatorischen* Nebenbedingungen zählt die Auswertung der oben angegebenen Relationen.

Zur Lösung des Korrespondenzproblems ist es nun erforderlich, diese unscharfe Relation(en) zu defuzzifizieren, d.h. Paare (M_i^l, M_j^r) so auszuwählen, daß möglichst jedem Merkmal M_i^l genau ein Merkmal M_j^r zugeordnet wird.

Dazu wird zunächst o.B.d.A.

$$m := \max(m^l, m^r)$$

gesetzt und weiterhin die unscharfe Relation \tilde{R} durch imaginäre Merkmale mit

$$r_{ij} := 0, \forall i, j = 1..m, (i > m^l) \vee (j > m^r)$$

zu einer quadratischen Form ergänzt, wobei nun $r_{ij} := 0$ anzeigt, daß eine Korrespondenz zwischen den Merkmalen M_i^l und M_j^r unmöglich (nicht notwendig) ist.

Offensichtlich ist dieses Zuordnungsproblem nicht trivial.

So genügt es z. B. nicht, in einem einfachen sequentiellen Verfahren in jeder Zeile i den maximalen Eintrag an der Stelle j zu ermitteln, das zugehörige Paar (M_i^l, M_j^r) in die scharfe Relation R aufzunehmen und die Zeile i sowie die Spalte j aus der Matrix zu entfernen, da es dabei in der Regel zu Verklemmungen bei der Auswahl kommt und die resultierende Auswahl zudem von der willkürlichen Reihenfolge der Merkmale abhängig ist.

Beispiel 3.2.5-1:

i,j	1	2	3	
$\tilde{R} :$	1	1.0	0.8	0.2
	2	0.2	1.0	0.6
	3	1.0	0.7	0.1

In \tilde{R} werden die Merkmalspaare (M_1^l, M_1^r) , (M_2^l, M_2^r) und (M_3^l, M_3^r) ausgewählt, wobei r_{33} die minimale Möglichkeit (Notwendigkeit) zur Korrespondenz sowohl für M_3^l als auch für M_3^r darstellt.

Vertauscht man nun die Merkmale M_1^r und M_3^r , so werden die Paare (M_1^l, M_3^r) , (M_2^l, M_2^r) und (M_3^l, M_1^r) ausgewählt.

Es erscheint daher angebracht, die Auswahl dahingehend zu optimieren, daß die Summe der Möglichkeiten ausgewählter Paare maximal wird:

$$\begin{aligned} \text{Maximiere } & \sum_{i,j=1}^m r_{ij} x_{ij} \quad \text{mit } \sum_{i=1}^m x_{ij} = \sum_{j=1}^m x_{ij} = 1 \\ \text{wobei } x_{ij} &= \begin{cases} 1 & \text{falls } (M_i^l, M_j^r) \in R \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \end{aligned}$$

Dabei handelt es sich um ein bekanntes Problem der linearen Optimierung, das sogenannte *bipartite weighted matching problem* oder *assignment problem*.

Als eleganteste Lösung gilt die *hungarian method* [Kuh55], die das Problem der Größe m in Laufzeit $\mathcal{O}[m^3]$ löst²⁸. Dies ist insbesondere für zeitkritische Anwendungen von Bedeutung. Für eine genaue Beschreibung der Methode siehe etwa [PS82].

3.3 Unscharfe intensitätsbasierte Methoden

3.3.1 Problemstellung

Sei I^l (I^r) das Intensitätsbild der linken (rechten) Kamera.

Wie in Kapitel 3.1 beschrieben, gilt es bei intensitätsbasierten Techniken, folgendes Problem zu lösen:

Für jeden Pixel $P^l \in I^l$ ist der korrespondierende Pixel $P^r \in I^r$ zu ermitteln. Dazu ist es erforderlich, einen Block H der Größe $s \times t$ um jeden Pixel P^l , sowie jeden Pixel P^r (entlang der Epipolargeraden) zu betrachten.

Wählt man Blöcke mit $t = 2$, so sind ggf. komplexe, geometrische Zusammenhänge zu berücksichtigen und wie etwa bei der schielenden Kameraanordnung eine *Epipolarentzerrung* (rectification) nach [Aya91], S.30 durchzuführen.

Deshalb werden sowohl in [Sas93] als auch im weiteren Verlauf dieser Arbeit Blöcke der Größe $s \times 1$ verwendet²⁹. Weiterhin erscheint es sinnvoll, die Blöcke symmetrisch um die Pixel anzuordnen, d.h. $s = 2p + 1$ zu wählen.

²⁸Das Verfahren ist relativ komplex. Für laufzeitunkritische Anwendungen existieren einfachere Lösungen; so wurde z.B. in Kapitel 4.1 die *Mack's Bradford*-Methode verwendet [Bun84], S.107.

²⁹Basierend auf dieser Annahme werden Blöcke im folgenden eindimensional dargestellt.

Bei der praktischen Anwendung erwies sich $p \in [4, 8] \subset \mathcal{N}$ als geeignet, da kleinere p die Qualität der Korrespondenzanalyse merklich herabsetzten und größere p zu nicht vertretbaren Rechenzeiten führten.

Zur Bewertung der Korrespondenz zweier Pixel P^l und P^r ist es nun erforderlich die Ähnlichkeit zweier Blöcke $H^l, H^r \in [0, 1]^s$ zu bestimmen.

Dazu werden q Abbildungen benötigt ($i = 1, 2, \dots, q$):

$$\Xi_i : [0, 1]^s \times [0, 1]^s \rightarrow \mathcal{R} \quad (\text{für Intensitätsbilder})$$

$$\Xi_i^* : ([0, 1]^s \times [0, 1]^s)^3 \rightarrow \mathcal{R} \quad (\text{für Farbbilder})$$

Für die im folgenden beschriebenen unscharfen Methoden werden Ähnlichkeitsbewertungen eingesetzt, deren Ergebnisse als Bestätigung der Annahme: „Die Pixel P^l und P^r korrespondieren“ interpretiert werden. Daher ist es erforderlich den Bildbereich der Abbildungen Ξ_i auf $[0, 1] \subset \mathcal{R}$ einzuschränken, wobei $\Xi = 0$ keinerlei Bestätigung, allerdings auch keine Widerlegung dieser Annahme und $\Xi = 1$ maximale Bestätigung ausdrücken. Abbildungen wie etwa die bekannten Abstandsmaße der Minkowski Familie sind daher geeignet zu skalieren.

In den vorliegenden konventionellen Verfahren gilt: $q = 1$.

Dabei kommen im allgemeinen die mittlere absolute Differenz (MAD) oder der mittlere quadratische Fehler (MSE) bzw. systemspezifische Abwandlungen zum Einsatz:

$$\Xi(H^l, H^r) = \sum_{j=-p}^{+p} |P_j^l - P_j^r| \quad (\text{MAD})$$

$$\Xi(H^l, H^r) = \sum_{j=-p}^{+p} (P_j^l - P_j^r)^2 \quad (\text{MSE})$$

Als Aggregationsmethode bei Farbbildern $F = \{R, G, B\}$ wird die einfache Summierung

$$\Xi^*(H_F^l, H_F^r) = \sum_{f \in F} \Xi(H_f^l, H_f^r)$$

verwendet.

Diese Restriktionen dienen im folgenden als Ansatzpunkte zur Erweiterung des bestehenden Verfahrens der aktiven Farbstereometrie.

Es ist offensichtlich riskant, sich auf eine einzige Methode Ξ bei der Bewertung der Ähnlichkeit zweier Blöcke ³⁰ zu verlassen. So ist z.B. die Methode MSE in Verbindung mit der Aggregation mittels Summierung nicht in der Lage zwischen Pixeldifferenzen, die auf Farbunterschieden und Helligkeitsunterschieden beruhen, zu unterscheiden.

³⁰im folgenden kurz Ähnlichkeitsbewertungen genannt

Beispiel 3.3.1-1:

Sei $p = 0$ und $P^l = (0.7, 0.4, 0.3) = H_F^l$ (\approx rot), sowie $P^r = (0.7, 0.0, 0.0) = H_{1_F}^r$ (rot) und $P^r = (0.2, 0.4, 0.3) = H_{2_F}^r$ (\approx grün; keinesfalls rot), dann gilt für $\Xi \equiv \text{MSE}$:

$$\begin{aligned} \Xi^*(H_F^l, H_{1_F}^r) &= \sum_{f \in F} \Xi(H_f^l, H_{1_f}^r) \\ &= 0^2 + 0.4^2 + 0.3^2 \\ &= 0.25 \\ &= 0.5^2 + 0^2 + 0^2 \\ &= \sum_{f \in F} \Xi(H_f^l, H_{2_f}^r) \\ &= \Xi^*(H_F^l, H_{2_F}^r), \end{aligned}$$

was in Bezug auf die vorliegende Problematik keinesfalls zufriedenstellend ist.

Weiterhin vernachlässigt die einfache Summierung der Ähnlichkeitsbewertungen für die Einzelkanäle zu einer Gesamtbewertung mögliche Unterschiede zwischen den Farbkanälen und erlaubt es nicht, vorhandenes Wissen darüber bei der Korrespondenzsuche zu berücksichtigen.

3.3.2 Unschärfe Maße zur Modellierung eines RGB-Kameramodelles

Die der Anwendung unscharfer Maße in diesem und den folgenden Kapiteln zugrundegelegte Motivation ist die Interpretation des Maßwertes $g(\cdot)$ als Bewertung der Wichtigkeit oder Bedeutung für die Betrachtung einzelner Farbkanäle oder einer Auswahl von Farbkanälen zur Bewertung der Ähnlichkeit von Farbblöcken im linken und rechten Kamerabild.

Gegeben sei ein unscharfes g_λ -Maß. Die Grundmenge F des Maßes bestehe aus den einzelnen Farbkanälen der Kameras, d.h. es sei $F = \{R, G, B\}$. Jedem Farbkanal $f \in F$ wird nun seine Wichtigkeit $g_\lambda(\{f\}) \in [0, 1]$ für die Ähnlichkeitsbewertung zweier Farbblöcke zugeordnet, wobei wie in Kapitel 2.1 beschrieben, die folgenden Ausprägungen gewählt werden können:

$$\begin{aligned} \sum_{f \in F} g_\lambda(\{f\}) < 1 & \quad \text{Glaubwürdigkeitsmaß} \\ \sum_{f \in F} g_\lambda(\{f\}) = 1 & \quad \text{Wahrscheinlichkeitsmaß} \\ \sum_{f \in F} g_\lambda(\{f\}) > 1 & \quad \text{Plausibilitätsmaß} \end{aligned}$$

Damit ist jedem Element von $\mathcal{P}(F)$ in eindeutiger Weise ein Wichtigkeitsgrad zugeordnet. Das Verhalten des unscharfen Maßes spiegelt die realen Verhältnisse wieder:

- Wird überhaupt kein Farbkanal betrachtet ($A = \{\} \in \mathcal{P}(F)$), so ist eine derartige Betrachtung völlig unwichtig:

$$g_\lambda(\{\}) = 0$$

- Werden alle Farbkanäle in die Betrachtung einbezogen ($A = F$), so ist die Wichtigkeit maximal

$$g_\lambda(\{R, G, B\}) = 1$$

- Die Wichtigkeit einer auf einer Auswahl von Kanälen $A_1 \in \mathcal{P}(F)$ basierenden Betrachtung ist dann kleiner oder gleich der Wichtigkeit einer Betrachtung, die auf $A_2 \in \mathcal{P}(F)$ basiert, wenn neben den bereits in A_1 betrachteten Kanälen zusätzliche Kanäle in A_2 enthalten sind:

$$A_1 \subset A_2 \Rightarrow g_\lambda(A_1) \leq g_\lambda(A_2)$$

Diese Zusammenhänge werden durch das nachfolgende Beispiel verdeutlicht:

Beispiel 3.3.2-1:

A	$g_{0.3719}(A)$	$g_0(A)$	$g_{-0.9025}(A)$
$\{\}$	0	0	0
$\{R\}$	0.2	0.3	0.4
$\{G\}$	0.4	0.3	0.8
$\{B\}$	0.3	0.4	0.5
$\{R, G\}$	0.630	0.6	0.911
$\{G, B\}$	0.745	0.7	0.939
$\{R, B\}$	0.522	0.7	0.720
$\{R, B, G\}$	1	1	1

Dabei stellt $g_{0.3719}$ ein Glaubwürdigkeitsmaß ($\sum_f g_\lambda(\{f\}) = 0.9$), g_0 ein Wahrscheinlichkeitsmaß ($\sum_f g_\lambda(\{f\}) = 1$) und $g_{-0.9025}$ ein Plausibilitätsmaß ($\sum_f g_\lambda(\{f\}) = 1.7$) dar.

Durch die Anwendung unscharfer Maße ist somit eine Möglichkeit gegeben, Wissen über das Übertragungsverhalten der verwendeten Kameras bezüglich der einzelnen Farbkanäle durch Festlegung der entsprechenden Wichtigkeiten $g_\lambda(\{f\})$ beim Korrespondenzanalyseprozeß zu berücksichtigen.

Ein mögliches Verfahren dies zu tun, wird im folgenden Kapitel beschrieben.

3.3.3 Das unscharfe Integral zur RGB-Aggregation

Sei $f \in F = \{R, G, B\}$, $f' \in F' = \{(H_R^1, H_R^i), (H_G^1, H_G^i), (H_B^1, H_B^i)\}$ und g_λ ein auf F' definiertes unscharfes Maß³¹.

Dann läßt sich eine Methode Ξ^* durch unscharfe Integration der Ξ über F' bezüglich des unscharfen Maßes g_λ wie folgt [Sug74] erzeugen (vgl. Kapitel 2.2). Dabei ist es zunächst

³¹Diese Formalisierung wird durch die formale Definition des unscharfen Integrals erzwungen. Informell wird ein Blockpaar f' in einem Kanal f direkt mit dem Kanal identifiziert.

unerheblich, auf welcher Art von Bildmerkmalen die Methode Ξ agiert. Für die zuvor betrachteten Block basierten Methoden erhält man:

$$\begin{aligned}
 \Xi^*(H_F^l, H_F^r) &= \int_{F'} \Xi(f') \circ g_\lambda(\cdot) \\
 &= \sup_{\alpha \in [0,1]} \min(\alpha, g_\lambda(\{f' \mid \Xi(f') \geq \alpha\})) \\
 &= \sup_{A \in \mathcal{P}(F')} \min[\min_{f' \in A}(\Xi(f')), g_\lambda(A)] \tag{53}
 \end{aligned}$$

Hierbei wird $\min_{f' \in A}(\Xi(f'))$ als Entscheidung maximaler Sicherheit (vgl. Kapitel 2.3, Prinzip der minimalen Spezifiziertheit in der Möglichkeitstheorie) für eine Ähnlichkeitsbewertung, die auf einer Auswahl A von Farbkanälen basiert, aufgefaßt. Das unscharfe Integral maximiert dann den durch den Minimum-Operator („Verundung“) erzeugten Grad der Übereinstimmung dieser Sicherheitsentscheidung über die Korrespondenz-Hypothese mit der Erwartung des Systems bezüglich der Wichtigkeit dieser Entscheidung für die Korrespondenz-Hypothese.

Eigenschaften des unscharfen Integrals sind in Kapitel 2.2 dargestellt.

Neben den später vorgestellten, auf unscharfen Methoden basierenden Ähnlichkeitsbewertungen lassen sich nunmehr auch scharfe Standardmethoden wie der MSE oder der Korrelationskoeffizient durch die Verwendung des unscharfen Integrals zur Aggregation der ausschließlich auf den einzelnen Intensitätsbildern agierenden Ähnlichkeitsbewertung Ξ zu einer Bewertung Ξ^* , die die gesamte Farbinformation verwendet, erweitern.

3.3.4 Gesamtkonzept basierend auf unscharfen Methoden

Es wird nun ein Konzept entwickelt, das es gestattet, eine beliebige Anzahl von Ähnlichkeitsbewertungen Ξ^* zu einem System zusammenzufassen. Dazu wird eine Methode benötigt, die die elementaren Bewertungen unter Berücksichtigung ihrer Eignung unter verschiedenen Kontextbedingungen zu einer Gesamtbewertung aggregiert. Weiterhin wird aufgezeigt wie ein solches System dahingehend automatisierbar gehalten werden kann, daß neue Ähnlichkeitsbewertungen hinzugefügt bzw. wie aufgrund von Anpassung des Systems an veränderte Anforderungen nicht mehr benötigte Bewertungen entfernt werden können, ohne daß der Benutzer eine genaue Kenntnis über den inneren Systemaufbau besitzen muß.

Deshalb werden zunächst alternative, konventionelle Methoden der Ähnlichkeitsbewertung angegeben, deren Einzelbewertungen sich wie in Kapitel 3.3.3 beschrieben zu einer Gesamtbewertung aggregieren lassen.

Weiterhin werden verschiedene Methoden aus der Theorie der unscharfen Mengen und der unscharfen Logik vorgestellt, die sich zur Erstellung geeigneter Ähnlichkeitsbewertungen verwenden lassen.

Abschließend wird als mögliche, attraktive Methode zur Vereinigung der so erzeugten Ähnlichkeitsbewertungen zu einem Gesamtsystem erneut das unscharfe Integral eingesetzt.

3.3.5 Ähnlichkeitsbewertungen basierend auf konventionellen Methoden

Zunächst wird jeder Block als Vektor in einem s -dimensionalen, metrischen Raum aufgefaßt, so daß sich z.B. die folgenden bekannten Abstandsmaße verwenden lassen [Til93]:

- die Klasse der \mathbf{L}_p -Distanzen:

$$\Xi_{L_p}(H^l, H^r) = \left(\sum_{j=1}^s |H_j^l - H_j^r|^p \right)^{\frac{1}{p}}, \quad p > 0$$

mit den Spezialfällen:

- $p = 1$ (Hamming-Distanz):

$$\Xi_{Ham}(H^l, H^r) = \sum_{j=1}^s |H_j^l - H_j^r|,$$

- $p = 2$ (Euklidische-Distanz):

$$\Xi_{Eukl}(H^l, H^r) = \left(\sum_{j=1}^s |H_j^l - H_j^r|^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

- die Familie der Minkowski-Distanzen:

$$\Xi_{Mink}(H^l, H^r) = \left(\sum_{j=1}^s w_j |H_j^l - H_j^r|^p \right)^{\frac{1}{p}}, \quad w_j > 0, \quad p \geq 1$$

mit den bekannten Ausprägungen:

- $p = 1$ (City-Block-Distanz):

$$\Xi_{City}(H^l, H^r) = \sum_{j=1}^s w_j |H_j^l - H_j^r|,$$

- $p = 2$ (Gewichtete Euklidische-Distanz):

$$\Xi_{Geuk}(H^l, H^r) = \left(\sum_{j=1}^s w_j |H_j^l - H_j^r|^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

- $p = \infty$ (Dominanz-Distanz):

$$\Xi_{Domi}(H^l, H^r) = \max_j (w_j |H_j^l - H_j^r|)$$

Eine weitere mit den geometrischen Maßen verwandte Methode stellt das in [Sas93] verwendete, modifizierte MSE-Verfahren dar, bei dem zwei zu vergleichende Pixel auf den jeweils größten Farbanteil des einen Pixels normiert werden. Dadurch wird implizit auch die Helligkeitsinformation in den Farbvergleich einbezogen.

Statistische, sowie informationstheoretische Verfahren wie etwa

- der Korrelationskoeffizient oder
- Entropy-Maße

sind ebenso zur Anwendung denkbar [Boc74].

Da im Gesamtkonzept Ähnlichkeitsbewertungen aus $[0, 1]$ angenommen werden, sind entweder in den obigen Definitionen entsprechende Normalisierungsfaktoren einzuführen oder Skalierungsfunktionen wie etwa die aus den Neuronalen Netzen bekannten Sigmoidal-Funktionen oder die von Zadeh eingeführte S-Funktion [ZFTS75] zu verwenden. Die Aufstellung solcher Skalierungsfunktionen „ $\rightarrow [0, 1]$ “ ist jedoch problemspezifisch und im allgemeinen nicht trivial.

3.3.6 Ähnlichkeitsbewertungen basierend auf unscharfen Methoden

Im folgenden wird von der Möglichkeit Gebrauch gemacht, Intensitätsbilder durch Anwendung nichtlinearer Skalierungsfunktionen auf die Intensitätswerte in unscharfe Zugehörigkeitsfunktionen umwandeln zu können:

Satz 3.3.6-1: Sei I ein Intensitätsbild i.S.v. Def.3.2-1 mit Definitionsbereich $U = U_1 \times U_2$. Sei weiterhin t eine problemspezifische Transformationsvorschrift

$$t : [0, 1] \rightarrow [0, 1].$$

Dann läßt sich aus jedem Bild I eine unscharfe Menge (unscharfe Relation) \tilde{I} mit der Zugehörigkeitsfunktion

$$\mu_{\tilde{I}_t}(u_1, u_2) = t(I(u_1, u_2)), \quad \forall (u_1, u_2) \in U_1 \times U_2$$

erzeugen.

Gemäß Satz 3.3.6-1 wird nun jeder Block H_f als unscharfe Menge \tilde{H}_f aufgefaßt, deren Prädikat von der gewählten Transformation t abhängt. Wählt man z.B. $t \equiv id$, so läßt sich $\mu_{\tilde{H}_f}$ ³² als Zugehörigkeit eines Pixels des Blockes zur Menge der betrachteten Intensität $f \in F$ (z.B. zur Menge der roten Pixel) interpretieren.

Dabei muß beachtet werden, daß die so erzeugten Mengen im allgemeinen nicht normalisiert (d.h. $\sup \mu_{\tilde{H}_f} \neq 1$) sind und daß Verfahren der Bildvorverarbeitung (wie etwa die in [Sas93]

³²Auf den identifizierenden Index t wird im folgenden verzichtet.

durchgeführte Farbkorrektur) die Zugehörigkeitsfunktionen dieser unscharfen Mengen beeinflussen.

Damit lassen sich prinzipiell alle Maße, die auf unscharfen Mengen definiert sind, zur Erstellung von Ähnlichkeitsbewertungen verwenden. Zunächst werden einstellige Maße Φ betrachtet.

Eine einfache Möglichkeit zur Erzeugung einer Ähnlichkeitsbewertung Ξ stellt

$$\Xi(H_f^l, H_f^r) = \left| \Phi(\widetilde{H}_f^l) - \Phi(\widetilde{H}_f^r) \right|^p$$

dar.

Neben elementaren Maßen wie Kardinalität und Höhe (ggf. geeigneter α -Schnitte von \widetilde{H}_f) bietet sich die Familie der sogenannten Unschärfemaße Ψ ³³ an.

Die Frage wie man die Vagheit oder Unschärfe von Mengen (im weiteren Sinne) mißt, wird bereits seit Einführung der Theorie der unscharfen Mengen 1965 eingehend diskutiert.

Einen ausgezeichneten Überblick über unterschiedliche Realisierungen von Unschärfemaßen und verschiedene Formen der Unschärfe und Unsicherheit bieten neben anderen vor allem die Arbeiten [DH80, Kli87, KF88]. Neuere Untersuchungen zu diesem Themengebiet insbesondere der Entwicklung allgemeinerer Klassen von Unschärfemaßen wie etwa die von Pal und Bezdek vorgestellten additiven und multiplikativen Klassen findet man in [BPM92, PB93].

Ein *Unschärfemaß* Ψ ist zunächst nichts anderes als eine Abbildung aus der unscharfen Potenzmenge $\widetilde{\mathcal{P}}(X)$ einer zugrundegelegten Basismenge X in das reelle Einheitsintervall, die intuitiv einigen Anforderungen genügen muß.

Im wesentlichen gibt es drei Anforderungen, die jedes sinnvolle Unschärfemaß erfüllen sollte, wobei nur eine davon immer gleich, die anderen beiden jedoch problemspezifisch festzulegen sind.

Die eindeutige Bedingung weist den kleinsten Maßwert ($= 0$) genau nur jeder *scharfen* Teilmenge A von $\widetilde{\mathcal{P}}(X)$ zu. Es ist offensichtlich, daß eine Funktion Ψ , die diese Annahme verletzt, nicht als Maß der Unschärfe geeignet sein kann.

Die zweite Bedingung beruht auf einer speziellen Definition der Relation „*schärfer als*“ bzw. „*weniger unscharf als*“ für zwei unscharfe Mengen $\widetilde{A}_1, \widetilde{A}_2$ auf $\widetilde{\mathcal{P}}(X)$, wobei im folgenden die Notation $\widetilde{A}_1 \prec \widetilde{A}_2$ für „ \widetilde{A}_1 ist schärfer als \widetilde{A}_2 “ verwendet werden soll.

Impliziert nun eine vorliegende Problemstellung, daß eine unscharfe Menge \widetilde{A}_1 schärfer ist als eine unscharfe Menge \widetilde{A}_2 , so wird festgesetzt, daß das Unschärfemaß dies ausdrückt durch: $\Psi(\widetilde{A}_1) \leq \Psi(\widetilde{A}_2)$. Es ist klar, daß dabei jede spezielle Wahl von \prec die zugrundegelegte (kontextabhängige) Interpretation des Unschärfemaßes geeignet erfassen muß.

Die dritte und letzte Bedingung fordert, daß das Unschärfemaß seinen Maximalwert nur für eine im entsprechenden Kontext als *maximal unscharf* betrachtete unscharfe Teilmenge von

³³Auf die Angabe des Index f zur Farbkanalauswahl wird im folgenden verzichtet.

$\tilde{\mathcal{P}}(X)$ annimmt. Natürlich muß für jede spezielle Konzeption eines Unschärfemaßes eindeutig festgelegt werden, was im jeweiligen Kontext als *maximal unscharf* angesehen wird.

Faßt man die oben angegebenen Forderungen zusammen, so ergibt sich die folgende allgemeine Definition eines Unschärfemaßes:

Def.3.3-1: Ein *Unschärfemaß* (measure of fuzziness) ist eine Mengenfunktion $\Psi : \tilde{\mathcal{P}}(X) \rightarrow [0, 1]$ auf einem Grundbereich X , die die folgenden Bedingungen erfüllt:

- (i.) $\Psi(\tilde{A}) = \psi_{\min} = 0 \Leftrightarrow \mu_{\tilde{A}}(x) = \mu_A(x) \in \{0, 1\}, \forall x \in X,$
- (ii.) $\Psi(\tilde{A}_1) \leq \Psi(\tilde{A}_2) \Leftrightarrow \tilde{A}_1 \prec \tilde{A}_2, \forall \tilde{A}_1, \tilde{A}_2 \in \tilde{\mathcal{P}}(X),$
- (iii.) $\Psi(\tilde{A}) = \psi_{\max} \Leftrightarrow \text{„}\tilde{A} \text{ ist maximal unscharf“}, \tilde{A} \in \tilde{\mathcal{P}}(X)$

Beispiel 3.3.6-2: Unschärfemaße

- *Unschärfeindex* (index of fuzziness) [Kau75]

Die beiden folgenden Indizes wurden von Kaufmann 1975 unter den Namen *linearer* Unschärfeindex und *quadratischer* Unschärfeindex eingeführt

$$\begin{aligned} \Psi_l(\tilde{A}) &= \frac{2}{n} \sum_i |\mu_{\tilde{A}}(x_i) - \mu_{A_{\underline{0.5}}}(x_i)| \\ &= \frac{2}{n} \sum_i \mu_{\tilde{A} \cap \bar{\tilde{A}}}(x_i) \\ &= \frac{2}{n} \sum_i \min(\mu_{\tilde{A}}(x_i), 1 - \mu_{\tilde{A}}(x_i)), \quad i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (54)$$

wobei $A_{\underline{0.5}}$ den scharfen Alpha-Schnitt bei 0.5 darstellt, d.h.

$$\mu_{A_{\underline{0.5}}}(x_i) = \begin{cases} 1 & \text{falls } \mu_{\tilde{A}}(x_i) > 0.5 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

und

$$\Psi_q(\tilde{A}) = \frac{2}{\sqrt{n}} \sqrt{\sum_i (\mu_{\tilde{A}}(x_i) - \mu_{A_{\underline{0.5}}}(x_i))^2}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (55)$$

Beide Maße geben den mittleren Betrag der Mehrdeutigkeit (Unschärfe) an, der in \tilde{A} enthalten ist, durch Messung des Abstandes (linear oder quadratisch) von der am nächsten liegenden scharfen Menge.

- *Schärfeindex* (index of non-fuzziness) [PC86]

$$\Psi_s = \frac{1}{n} \sum_i |\mu_{\tilde{A}}(x_i) - \mu_{\bar{\tilde{A}}}(x_i)|, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (56)$$

Der Schärfeindex mißt die Schärfe in \tilde{A} anhand des Abstandes von der Komplementärmenge $\bar{\tilde{A}}$.

Näher an der vorliegenden Problematik sind jedoch zweistellige Operatoren angesiedelt, die den Grad der Überlappung (partial matching) oder der Inklusion (inclusion) bewerten wie die bereits bei den unscharfen merkmalsbasierten Techniken verwendeten Möglichkeits- und Notwendigkeitsmaße [DP82c, ZCB87].

3.3.7 Anwendung merkmalsbasierter Methoden

Wird jedes Pixel eines Blockes als Attribut des Blockes aufgefaßt, so läßt sich das gesamte in Kapitel 3.2 erstellte Instrumentarium auch auf den intensitätsbasierten Korrespondenzanalyseprozeß anwenden. Dabei ist zu beachten, daß die Anzahl von Attributen pro Block gerade $2p + 1$ beträgt, was für $p = 8$ (zeit)kritisch betrachtet werden muß. Daher erscheint es sinnvoll die Attributanzahl z.B. durch die Wahl kleinerer p , die Zusammenfassung von Pixeln zu Gruppen oder eine geeignete Farbkodierung zu verringern.

Beispiel 3.3.7-1:

Sei $p = 1$, d.h. für einen Farbkanal f werden Blöcke

$$H = (P_{-1}, P_0, P_1) \in [0, 1]^3$$

betrachtet ³⁴.

Abb.3.3-1 zeigt die Möglichkeitsverteilungen für die Pixel der Blöcke $H^l = (0.4, 0.5, 0.1)$ und $H^r = (0.7, 0.6, 0.6)$, sowie die resultierenden Ergebnisse des Möglichkeitsmaßes Π .

Das Ergebnis des Blockvergleichs mittels bester Sicherheitsentscheidung stellt sich in diesem Beispiel als

$$\min(0.72, 1.0, 0.25) = 0.25$$

dar, d.h. die Möglichkeit von „der Pixel P_0^l korrespondiert mit dem Pixel P_0^r “ beträgt für den Farbkanal f gerade 0.25.

Liegen die Vergleichsergebnisse der anderen beiden Farbkanäle vor, so erfolgt die Aggregation nach Kapitel 3.3.3. Alternativ zu diesem Aggregationsverfahren können jedem Block H_F direkt $3 \cdot (2p + 1)$ Attribute zugeordnet werden, so daß die RGB-Aggregation implizit vorgenommen wird.

3.3.8 Das unscharfe Integral zur Methoden-Aggregation

In den vorangegangenen Kapiteln wurde eine Vielzahl von Möglichkeiten zur Erzeugung von Methoden zur Ähnlichkeitsbewertung von Blöcken ³⁵ in Farbbildern vorgestellt.

Nunmehr sei eine Auswahl $M = \{\Xi_1^*, \dots, \Xi_q^*\}$ von q Methoden Ξ^* gegeben.

³⁴Auf den Farbkanalindex f wird verzichtet.

³⁵Wie in Kapitel 3.3.3 bereits erwähnt ist die Einschränkung auf Blöcke nicht zwingend erforderlich, soll hier jedoch exemplarisch respektiert werden.

Seien ferner eine Abbildung $k : M \rightarrow [0, 1]$ derart daß

$$k(\xi^*) = \xi^*(H_F^l, H_F^r), \quad \forall \xi^* \in M$$

und ein unscharfes g_λ -Maß auf M gegeben.

Zur Aggregation der Methoden Ξ^* kommt wie in Kapitel 3.3.3 zur RGB-Aggregation das unscharfe Integral zum Einsatz.

$$\begin{aligned} KORR = \Xi^{KORR}(H_F^l, H_F^r) &= \int_M k(\xi^*) \circ g_\lambda(\cdot) \\ &= \sup_{\alpha \in [0,1]} \min(\alpha, g_\lambda(\{\xi^* \mid k(\xi^*) \geq \alpha\})) \\ &= \sup_{A \in \mathcal{P}(M)} \min[\min_{\xi^* \in A} (k(\xi^*)), g_\lambda(A)] \end{aligned} \quad (57)$$

In Abbildung **Abb.3.3-2** ist zusammenfassend das in diesem Kapitel im einzelnen beschriebene Gesamtsystem dargestellt.

Die experimentelle Überprüfung der Korrektheit der vorgestellten Methoden erfolgt in Kapitel 4.2.

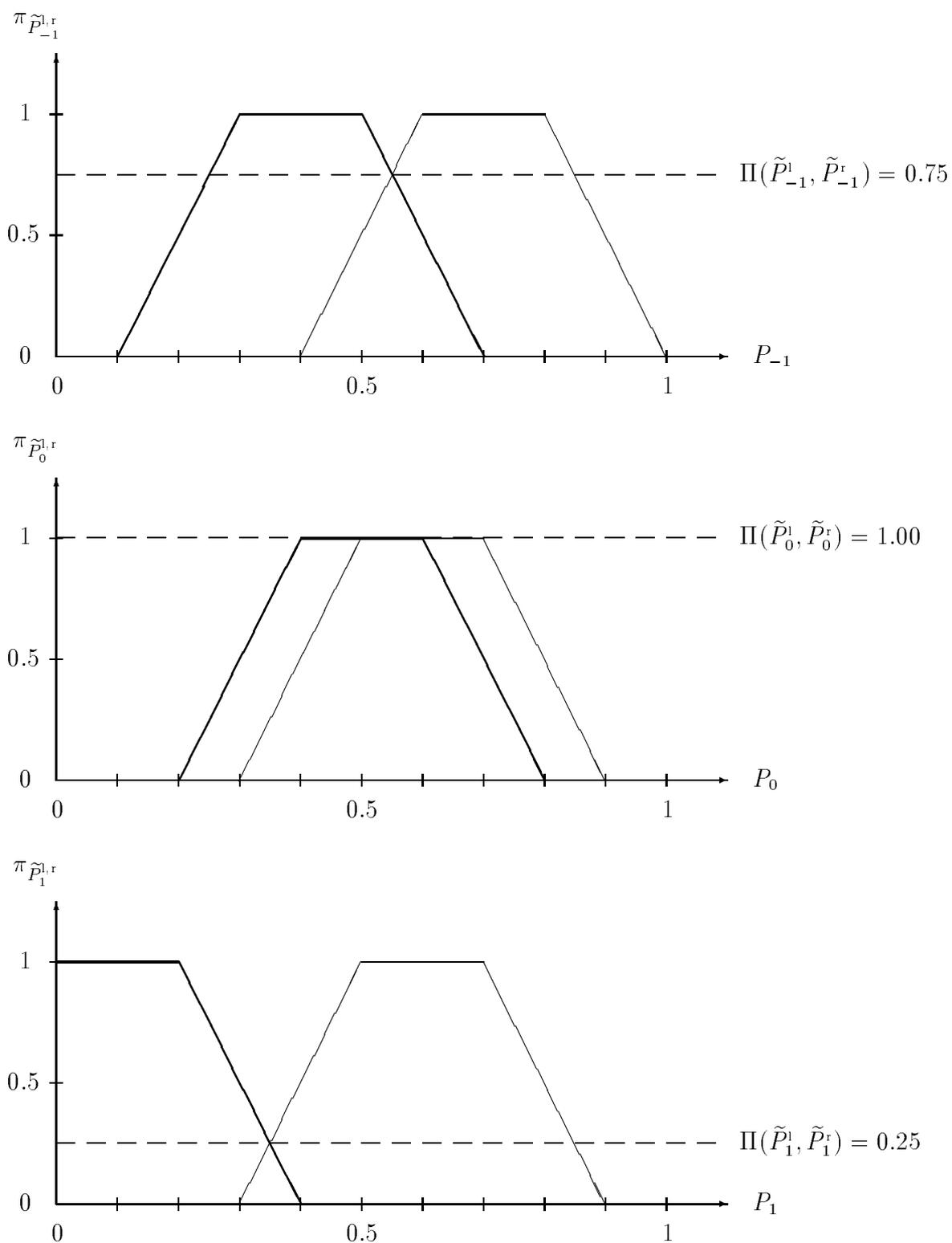


Abb.3.3-1: Möglichkeitsverteilungen zweier Blöcke $H^{l,r}$ mit $s = 3$

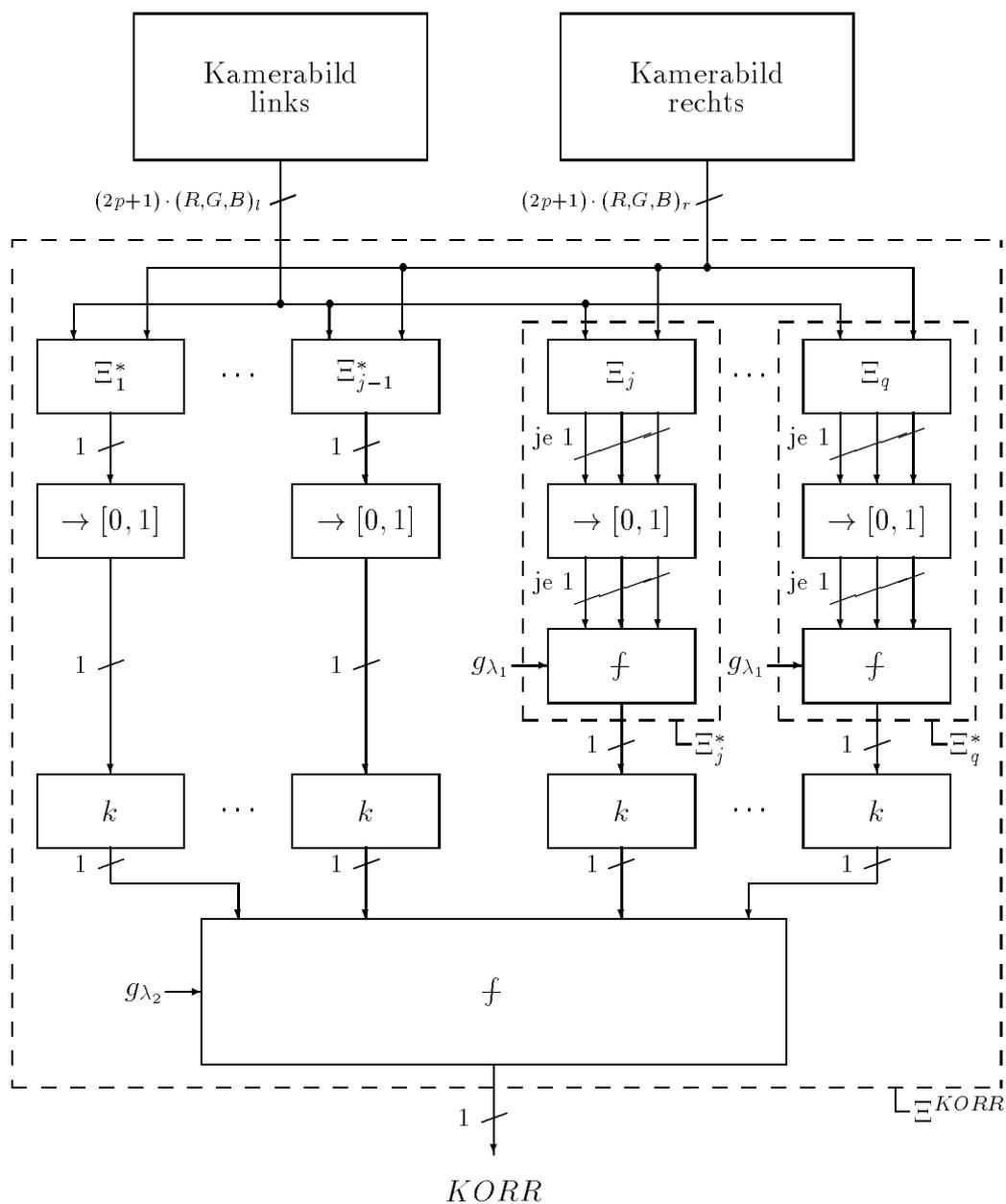


Abb.3.3-2: Systemstruktur

4 Praktische Ergebnisse

4.1 Unscharfe merkmalsbasierte Stereo–Korrespondenzanalyse

Im folgenden ist das Verhalten des in Kapitel 3.2 beschriebenen Verfahrens, welches auf der Darstellung von Unschärfe durch Möglichkeitsverteilungen und der Anwendung von Möglichkeits- und Notwendigkeitsmaßen basiert, anhand verschiedener Beispiele demonstriert.

Bei den betrachteten Bildmerkmalen handelt es sich um Kanten, die manuell aus Bildern einfacher Szenen extrahiert wurden. Diese Vereinfachung wurde vorgenommen, um die Möglichkeit zu gewährleisten, die Korrektheit einzelner Zuordnungen zu prüfen. Deshalb sind die außerordentlich guten Ergebnisse der vorgestellten Methoden in diesen Beispielen nicht unmittelbar auf komplexere Szenen oder automatisch extrahierte Merkmale übertragbar. Insbesondere durch den Vergleich mit den Ergebnissen der konventionellen Methode MSE wird jedoch die grundsätzliche Eignung des Verfahrens belegt.

Zur Aufnahme der Testszene wurden die in den Abbildungen **Abb.4.1-1..2** dargestellten Kameraanordnungen verwendet.

- **Szene 1:** Eine einfache Szene aus der Blöckchenwelt ohne Farbdiastrahlung. Betrachtet werden die RGB–Farbbilder (**Abb.4.1-3a**) zweier Kameras, die achsenparallel aufgebaut sind. Aus beiden Bildern wurden jeweils 21 Kanten extrahiert, die sich bijektiv zuordnen lassen (**Abb.4.1-4a**). Wie in allen Szenen ist die Ordnung der Kanten im rechten Bild zufällig vorgenommen worden, um die sequentielle Maximums–Auswahl (SQM) nicht durch Vorsortierung zu begünstigen.
- **Szene 2:** Eine komplexere Szene (**Abb.4.1-3b**), bei der es im achsenparallelen Aufbau zu Überdeckungen von Kanten kommt. So können nur 12 von 16 Kanten, die aus dem linken Bild extrahiert wurden, einer der 18 Kanten des rechten Bildes zugeordnet werden. (**Abb.4.1-4b**).
- **Szene 3:** Szene 1 mit dem in [Sas93] verwendeten Farbdia (mindestens eine Farbkomponente ist 0, Summe der Intensitäten ist konstant) bestrahlt. Aus den in **Abb.4.1-3c** dargestellten Bildern wurden die in **Abb.4.1-4c** abgebildeten Kanten (ebenfalls jeweils 21) extrahiert.
- **Szene 4:** Die in **Abb.4.1-3d** und **Abb.4.1-4d** dargestellte Szene wurde im Gegensatz zu den Szenen 1–3 mit einem schielenden Kameraaufbau aufgenommen.

In den Tabellen **Tab.4.1-3..6** werden jeweils die korrekten Zuordnungen durch Fettdruck, die durch die sequentielle Maximumsauswahl (SQM) erfolgte Auswahl durch Überstreichung und die Auswahl, die auf der in Kapitel 3.2 beschriebenen Summenmaximierung (HUN) basiert, durch Unterstreichung markiert. Die Einträge am linken Tabellenrand bezeichnen die Kanten des linken, die Einträge am oberen Tabellenrand die Kanten des rechten Bildes.

Die Tabellen **Tab.4.1-3a,b** zeigen die resultierende Möglichkeitsrelation (a) und die Ergebnisse des konventionellen MSE-Verfahrens (b) basierend auf den Kantenattributen *Anfangspunkt horizontal* (apu), *Länge* (l) und *Winkel zur vertikalen Achse* (gw) angewendet auf die erste Szene.

Exemplarisch für die Festlegung der trapezförmigen Möglichkeitsverteilungen der Attributwerte auf Basis der mittleren Attributwertdifferenz in beiden Bildern (hier: $MWD = -0.9571$) und der zugehörigen Standardabweichung ($\sigma = 2.9160$), wie in Kapitel 3.2 beschrieben, sind in Tabelle **Tab.4.1-1** die Trapezmodellierungen ($\langle a, b, c, d \rangle$; m bezeichnet den scharfen Attributwert) des Attributes *Länge* für die jeweils 21 Kanten im linken bzw. rechten Bild der ersten Szene abgebildet. Dabei wurde für korrespondierende Längen im rechten (linken) Bild eine maximale Möglichkeit im Bereich von

$$m^{l(r)} \pm (0.5 \cdot \sigma)$$

angenommen. Längen außerhalb des Bereiches

$$m^{l(r)} \pm (5.0 \cdot \sigma)$$

wurden dagegen als Evidenz für eine unmögliche Korrespondenz gewertet.

Die Tabelle **Tab.4.1-2** verdeutlicht den Ansatz der besten Sicherheitsentscheidung bei der Erstellung einer Gesamtbewertung aus den Ergebnissen der Attributbewertungen *Anfangspunkt horizontal* (apu), *Länge* (l), und *Winkel zur vertikalen Achse* (gw) am Beispiel von Kante 2 im linken Bild der ersten Szene.

Wie **Tab.4.1-3a** zeigt, werden durch HUN-Auswahl basierend auf der Möglichkeitsrelation alle Kanten korrekt zugeordnet. Die SQM-Auswahl hingegen ordnet nur 20 von 21 Kanten des linken Bildes eine Kante im rechten Bild zu (Möglichkeit der Zuordnung > 0), da der Eintrag (17, 1) eine unmögliche Korrespondenz anzeigt. Exemplarisch sind Verklemmungen der SQM-Auswahl zu beobachten. Die Auswahl des Paares (16, 3) verhindert die Auswahl von (17, 3), während die HUN-Auswahl auf die Wahl von (16, 3) zugunsten der Gesamtsumme verzichtet. Als Folge werden durch die SQM-Auswahl nur 18 Kanten korrekt zugeordnet. Durch die erfolgte Summenmaximierung beträgt die mittlere Möglichkeit für die gewählten Paare bei der HUN-Auswahl 0.78, bei der SQM-Auswahl jedoch nur 0.74. Betrachtet man den mittleren Abstand eines ausgewählten Paares zum Maximum der übrigen Zeileneinträge, so erhält man ein Maß für die Eindeutigkeit der Auswahl. Bei der SQM-Auswahl beträgt dieser Abstand 0.244 und ist damit etwas niedriger als bei der HUN-Auswahl (0.276).

Wendet man die Auswahlmethoden auf die Ergebnisse eines konventionellen MSE-Verfahrens an, so sind die Ergebnisse wie **Tab.4.1-3b** zeigt erheblich schlechter. Da das Ergebnis des MSE-Verfahrens nach der vorgenommenen Normierung (maximale Differenzen in den Attributwerten werden auf 0, Identitäten auf 1 abgebildet) nur in dem Spezialfall gerade gleich 0 sein kann, daß alle Attributdifferenzen gleichzeitig maximal sind, werden von beiden Auswahlmethoden alle Kanten zugeordnet. Die Ergebnisse dieser Zuordnungen sind jedoch unbefriedigend. So werden durch HUN-Auswahl 15 und durch SQM-Auswahl 12 Kanten korrekt zugeordnet. Ursache für dieses Verhalten ist offensichtlich die geringe Eindeutigkeit der Auswahl. Bei der HUN-Auswahl beträgt diese 0.003. Die Fehlzugeordnungen der SQM-Methode haben sogar einen Wert von -0.01 für die mittlere Eindeutigkeit zur Folge.

Die Tabellen **Tab.4.1-4a..d** beziehen sich auf die komplexere Szene 2. Um den höheren Anforderungen dieser Szene gerecht zu werden, wurde die erweiterte Attributmenge *Mittelpunkt horizontal*, *Mittelpunkt vertikal*, *Länge* und *Winkel zur vertikalen Achse* verwendet. Zu beachten ist, daß jeweils nur die 12 durch Fettdruck markierten Kanten (5..16 im linken Bild und 1..7 sowie 10..14 im rechten Bild) korrespondierende Kanten im anderen Bild besitzen. Im linken Bild wurden die 4 Kanten ohne Korrespondenzpartner an den Anfang der Liste gesetzt, um den allgemeinen Fall ungünstiger Vorsortierung für die SQM-Methode zu gewährleisten. Eine optimale Zuordnung sollte nicht nur alle 12 Kanten korrekt zuordnen, sondern auch von einer Zuordnung der verbleibenden Kanten absehen.

Diesem Anspruch kann nur die auf der Möglichkeitsrelation **Tab.4.1-4a** arbeitende HUN-Auswahl gerecht werden, während die SQM-Auswahl auf die ungünstige Vorsortierung extrem sensibel reagiert und von den 11 zugeordneten Kanten nur 5 korrekt zuordnet.

Um das Verhalten der in Kapitel 3.2.4 vorgestellten Notwendigkeitsverteilung exemplarisch zu demonstrieren, wurde **Tab.4.1-4.b** aufgenommen. Hier kann nur die HUN-Auswahl befriedigende Resultate aufweisen (von 12 Kanten werden 11 korrekt zugeordnet). Die SQM-Auswahl ordnet aufgrund vielfältiger Verklemmungen von 7 Zuordnungen nur 5 korrekt zu. Die Ursache für dieses Verhalten sind die Vielzahl von 0.00-Einträgen in die Matrix der Notwendigkeitsverteilung. Als Möglichkeit zur Verbesserung der SQM-Auswahl bietet es sich an, Zuordnungen unterhalb eines Schwellwertes nicht zuzulassen und auf das Entfernen des entsprechenden Spalteneintrages zu verzichten.

Als Alternative zur Aggregation der Einzelergebnisse mittels größter Sicherheitsentscheidung ist in **Tab.4.1-4c** das Verhalten der Mittelwertbildung aufgezeigt. Diese führt ähnlich zum MSE-Verfahren zu einer Homogenisierung der Einzelergebnisse und damit zur Abnahme der Eindeutigkeit der Auswahl und zu vollständiger Zuordnung aller 16 Kanten des linken Bildes. Von diesen Zuordnungen sind jedoch bei der SQM-Auswahl nur 9 korrekt, während die HUN-Auswahl alle 12 Kanten des linken Bildes, die eine Entsprechung im rechten Bild besitzen, korrekt zuordnet.

Wie **Tab.4.1-4d** zeigt, ist das MSE-Verfahren auch in der komplexen Szene unterlegen. Sowohl SQM-Auswahl als auch HUN-Auswahl nehmen nur 9 korrekte Zuordnungen vor.

Die Tabellen **Tab.4.1-5a,b** dokumentieren die Ergebnisse für Szene 3. Um die Eignung der in dieser Szene durch Bestrahlung mit einem Farbdia zusätzlich enthaltene Farbinformation als Kantenattribut zu untersuchen, wurde das Attribut *Winkel zur vertikalen Achse* aus Szene 1 durch das Attribut *mittlerer Intensitätswert des Grün-Kanales entlang einer Kante* ersetzt. Befriedigende Ergebnisse für Attributmengen, die ausschließlich auf Farbinformation basierten, konnten nicht erzielt werden, da die gewählten Farbattribute offensichtlich zu einfach gestaltet waren, um die Zuordnungen eindeutig zu ermöglichen. Die Wahl komplexerer Farbattribute bedeutete jedoch intensitätsbasierte Korrespondenzanalyse, die nicht Gegenstand dieser Untersuchungen war. Die Ergebnisse, die mit dem Grün-Kanal erzielt wurden, belegen die grundsätzliche Eignung von einfacher Farbinformation für die merkmalsbasierte Korrespondenzanalyse. Wie in dem vorangegangenen Beispiel ordnet die SQM-Methode aufgrund einer Verklemmung in den Zeilen 15 und 21 nur 20 Kanten zu; davon sind 19 korrekt zugeordnet. Die HUN-Auswahl ordnet alle 21 Kanten korrekt zu. Die Werte für die

mittlere Möglichkeit einer Auswahl (SQM 0.73, HUN 0.74) und die mittlere Eindeutigkeit (SQM 0.224, HUN 0.238) sind etwas geringer als im Experiment mit Szene 1.

Die in **Tab.4.1-5b** dargestellten Ergebnisse des MSE-Verfahrens sind geringfügig besser als in Szene 1. Zwar werden erneut nur 12 (HUN) bzw. 15 Kanten korrekt zugeordnet, die mittlere Eindeutigkeit der Auswahl ist mit 0.004 für die SQM-Auswahl und 0.006 für die HUN-Auswahl jedoch höher.

Bei den Untersuchungen der Szene 4 wurden die Kantenattribute *Anfangspunkt horizontal, mittlerer Intensitätswert des Grün-Kanales entlang einer Kante* und *Winkel zur vertikalen Achse* verwendet. Wiederum sind die auf der Möglichkeitsverteilung (**Tab.4.1-6a**) basierenden Zuordnungen besser als die Zuordnungen, die auf dem MSE-Verfahren (**Tab.4.1-6b**) beruhen. Auf Basis der Möglichkeitsverteilung ordnet nur die HUN-Auswahl alle 21 Kanten korrekt zu, während die SQM-Auswahl von 20 Zuordnungen noch 15 korrekt vornimmt. Bei der Zuordnung auf Grundlage des MSE-Verfahrens werden von der HUN-Auswahl 13 korrekt ausgewählt (SQM-Auswahl: 10).

Abschließend zeigt Tabelle **Tab.4.1-7** (siehe unten) die Zuordnungsergebnisse für alle Szenen. In den Spalten *zuge* ist angegeben, wieviele [%] der Kanten des linken Bildes, die eine korrespondierende Kante im rechten Bild besitzen, von der angegebenen Methode zugeordnet wurden. In den Spalten *korr* ist die Anzahl der korrekten Zuordnungen verzeichnet. Vergleicht man die Ergebnisse, so fällt auf, daß die auf den Möglichkeitsrelationen basierenden Zuordnungen deutlich besser sind, als die, die auf Grundlage des MSE vorgenommen wurden. Einzige Ausnahme bildet die SQM-Auswahl in Szene 3. Weiterhin erweist sich die HUN-Auswahl der SQM-Auswahl als signifikant überlegen. Bei den perfekten Resultaten der HUN-Auswahl auf Basis der Möglichkeiten darf allerdings die relative Einfachheit der Szenen nicht unberücksichtigt bleiben. Auch wenn die endgültige Beurteilung der vorgestellten Verfahren die Untersuchung komplexerer Szenen erfordert, belegt der Vergleich mit den Ergebnissen der konventionellen MSE-Methode die grundsätzliche Eignung der vorgestellten Verfahren für die merkmalsbasierte Stereokorrespondenzanalyse.

Szene	Möglichkeit				MSE			
	SQM		HUN		SQM		HUN	
	<i>zuge</i>	<i>korr</i>	<i>zuge</i>	<i>korr</i>	<i>zuge</i>	<i>korr</i>	<i>zuge</i>	<i>korr</i>
1	95	86	100	100	100	57	100	71
2	92	42	100	100	133	75	133	75
3	95	90	100	100	100	57	100	71
4	95	71	100	100	100	48	100	62

Tab.4.1-7: Ergebnisübersicht

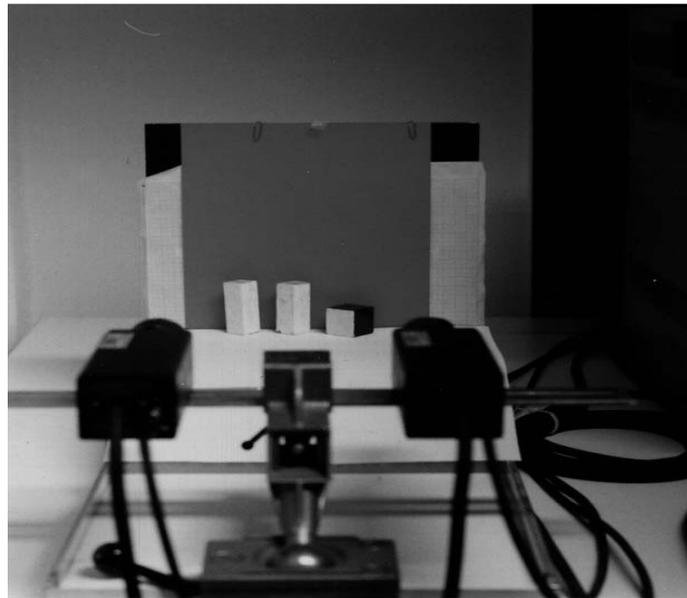


Abb.4.1-1: Achsenparallele Kameraanordnung

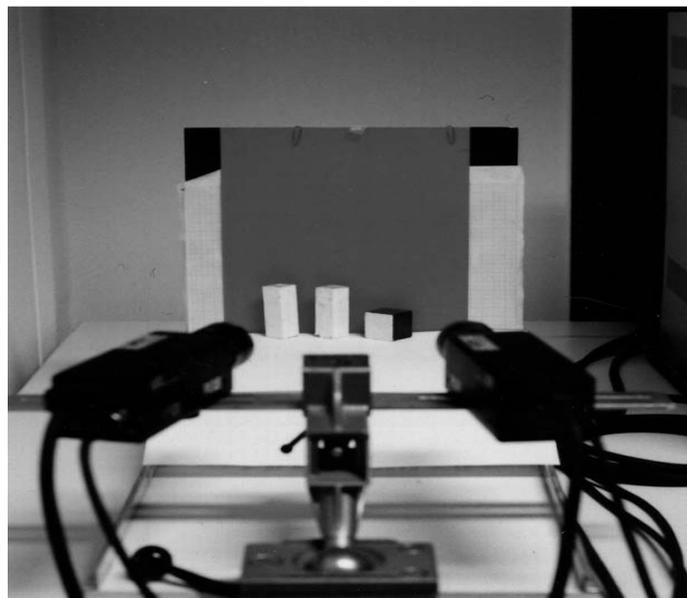


Abb.4.1-2: „Schielende“ Kameraanordnung

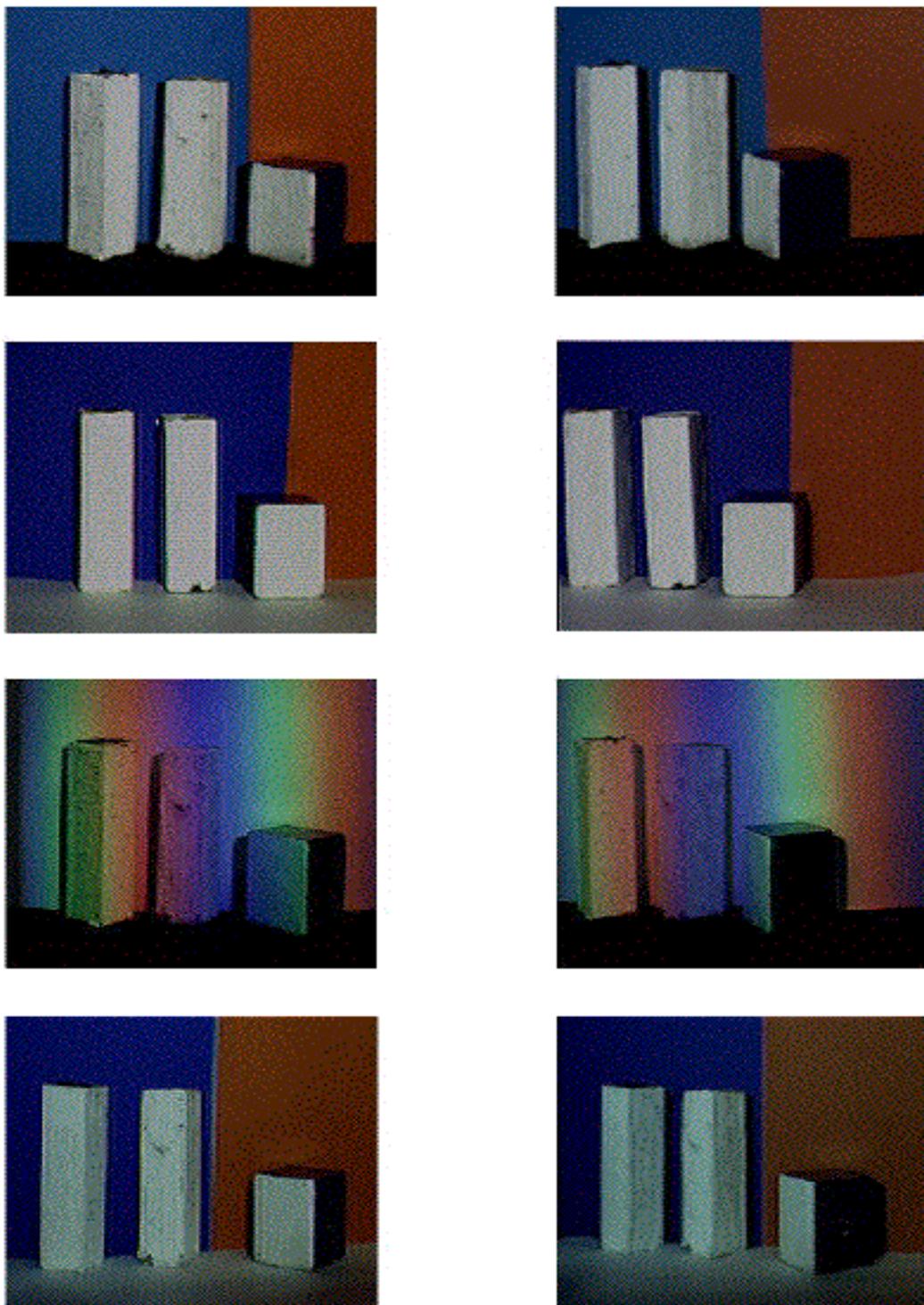


Abb.4.1-3: Digitalisierte Farbaufnahmen der betrachteten Testszenen
(a. einfach, b. komplex, c. Farbdiode-bestrahlt, d. schielend)

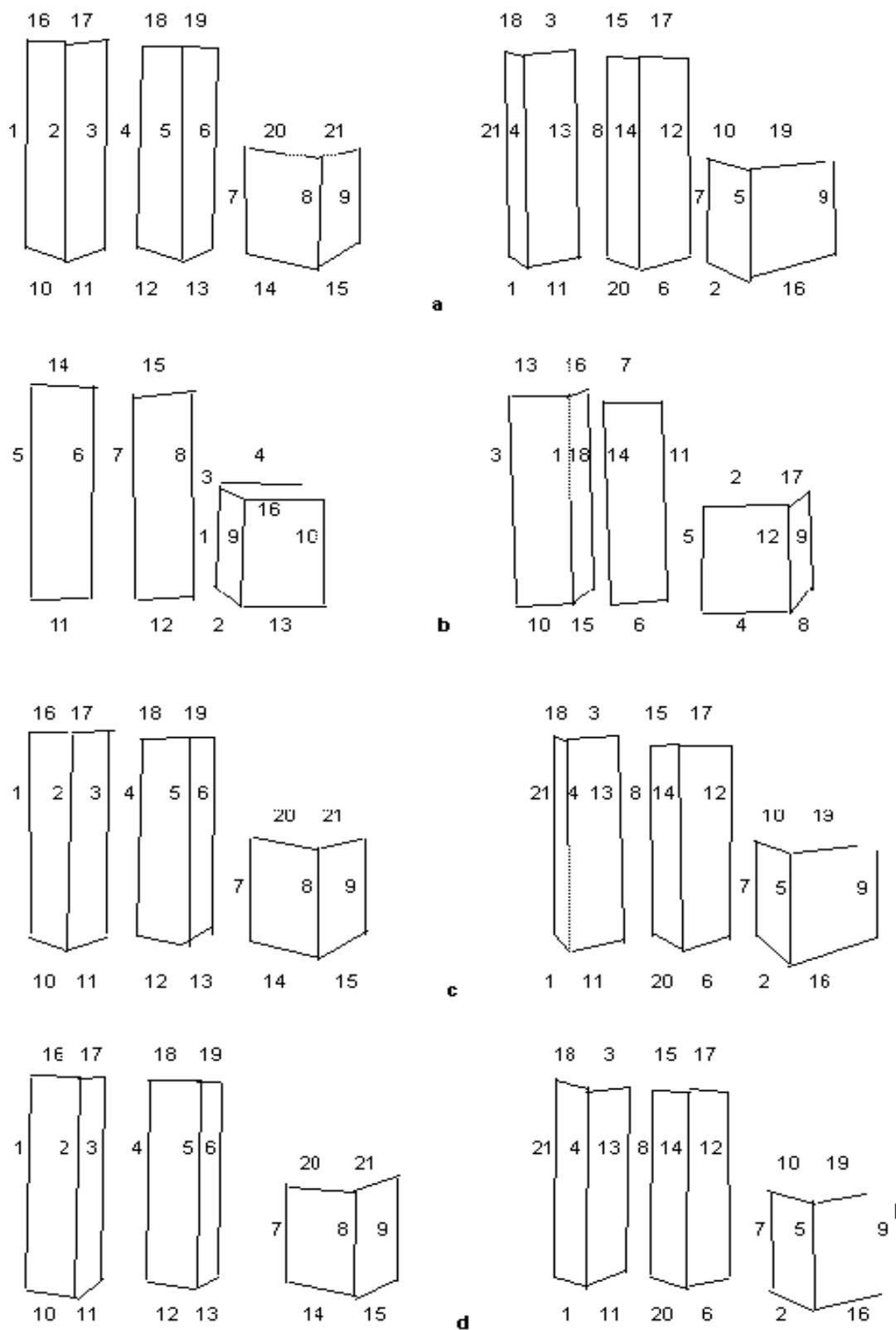


Abb.4.1-4: Extrahierte Kanten (l,r) aus den Abb.4.1-3a..d (a. einfach, b. komplex, c. Farbdiabestrahlt, d. schielend)

	a^l	b^l	m^l	c^l	d^l
1	108.84	121.97	123.43	124.88	138.01
2	114.84	127.96	129.42	130.88	144.00
3	109.84	122.97	124.43	125.88	139.01
4	104.88	118.00	119.46	120.92	134.04
5	110.84	123.96	125.42	126.88	140.00
6	102.88	116.00	117.46	118.92	132.04
7	47.85	60.97	62.43	63.89	77.01
8	50.87	63.99	65.45	66.91	80.03
9	41.84	54.96	56.42	57.88	71.00
10	9.54	22.66	24.12	25.58	38.70
11	6.38	19.50	20.96	22.42	35.54
12	9.19	22.32	23.77	25.23	38.35
13	2.73	15.85	17.31	18.77	31.89
14	25.10	38.23	39.68	41.14	54.26
15	11.47	24.59	26.05	27.51	40.63
16	5.84	18.96	20.42	21.88	35.00
17	7.04	20.17	21.63	23.08	36.21
18	5.84	18.96	20.42	21.88	35.00
19	2.87	15.99	17.45	18.91	32.03
20	22.50	35.62	37.08	38.54	51.66
21	4.49	17.61	19.07	20.53	33.65

	a^r	b^r	m^r	c^r	d^r
1	0.00	11.35	12.81	14.26	27.39
2	10.48	23.60	25.06	26.52	39.64
3	13.58	26.70	28.16	29.62	42.74
4	110.44	123.56	125.02	126.47	139.60
5	51.42	64.54	66.00	67.46	80.58
6	12.62	25.74	27.20	28.66	41.78
7	46.43	59.55	61.01	62.47	75.59
8	102.42	115.54	117.00	118.46	131.58
9	40.43	53.55	55.01	56.47	69.59
10	8.51	21.63	23.09	24.55	37.67
11	15.03	28.16	29.61	31.07	44.19
12	101.42	114.55	116.00	117.46	130.58
13	108.44	121.56	123.02	124.47	137.60
14	109.42	122.54	124.00	125.46	138.58
15	2.45	15.57	17.03	18.49	31.61
16	33.50	46.62	48.08	49.54	62.66
17	11.44	24.56	26.02	27.48	40.60
18	0.00	8.98	10.44	11.90	25.02
19	23.63	36.75	38.21	39.67	52.79
20	2.51	15.63	17.09	18.55	31.67
21	107.44	120.56	122.02	123.47	136.60

Tab.4.1-1: Trapezmodellierungen des Attributes **Länge** im linken und rechten Bild der Szene 1

	apu	l	gw	\odot_{mi}
1	0.9129	0.0000	0.0000	0.0000
2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
3	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000
4	1.0000	0.9433	1.0000	0.9433
5	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000
6	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
7	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000
8	0.0000	0.6378	1.0000	0.0000
9	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000
10	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
11	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000
12	0.0000	0.5999	1.0000	0.0000
13	0.3317	0.8671	1.0000	0.3317
14	0.0000	0.9045	1.0000	0.0000
15	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
16	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
17	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
18	0.8432	0.0000	0.0000	0.0000
19	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
20	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
21	0.8432	0.8290	1.0000	0.8290

Tab.4.1-2: Sicherheitsentscheidungen für Kante 2 im linken Bild der Szene 1

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	0.00	0.00	0.00	0.58	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.92
2	0.00	0.00	0.00	0.94	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.33	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.83
3	0.00	0.00	0.00	0.42	0.00	0.00	0.00	0.51	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08
4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.74	0.58	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.60	0.00	0.00	0.00	0.40	0.01	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.53	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.40	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.63	0.00	0.00	0.00	0.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.99	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
10	0.49	0.00	0.54	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.47	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.59	0.00	0.00	0.00
11	0.51	0.00	0.51	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.78	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.71	0.00	0.00	0.00
12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.44	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.44	0.00	0.00	0.86	0.00
13	0.00	0.05	0.00	0.00	0.00	0.73	0.00	0.00	0.00	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.09	0.00	0.02	0.00	0.00	0.60	0.00
14	0.00	0.55	0.00	0.00	0.00	0.04	0.00	0.00	0.00	0.48	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.44	0.01	0.00	0.40	0.00	0.00
15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
16	0.00	0.00	0.58	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.51	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.52	0.00	0.00	0.00
17	0.00	0.00	0.86	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.81	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.68	0.00	0.00	0.00
18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.98	0.00	0.58	0.00	0.00	0.31	0.00
19	0.00	0.03	0.00	0.00	0.00	0.68	0.00	0.00	0.00	0.09	0.00	0.00	0.00	0.00	0.56	0.00	0.78	0.00	0.00	0.49	0.00
20	0.00	0.46	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.58	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.51	0.00	0.00	0.47	0.00	0.00
21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.38	0.00	0.00

Tab.4.1-3a: Ergebnisrelation (Möglichkeit) für Szene 1

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	0.60	0.48	0.49	1.00	0.74	0.50	0.78	0.96	0.56	0.41	0.53	0.89	0.98	0.94	0.38	0.46	0.39	0.47	0.34	0.49	1.00
2	0.57	0.50	0.46	1.00	0.77	0.49	0.80	0.98	0.61	0.42	0.51	0.93	0.99	0.97	0.37	0.48	0.39	0.44	0.37	0.48	1.00
3	0.59	0.56	0.48	0.99	0.83	0.54	0.85	0.99	0.69	0.49	0.53	0.96	1.00	0.99	0.41	0.55	0.44	0.46	0.44	0.52	0.99
4	0.60	0.61	0.50	0.98	0.88	0.58	0.89	1.00	0.76	0.54	0.54	0.98	1.00	1.00	0.45	0.61	0.48	0.47	0.50	0.56	0.97
5	0.54	0.59	0.44	0.96	0.89	0.55	0.89	0.99	0.78	0.52	0.49	0.99	0.99	1.00	0.40	0.60	0.44	0.41	0.49	0.52	0.95
6	0.55	0.64	0.46	0.93	0.93	0.59	0.92	0.99	0.84	0.58	0.51	1.00	0.97	0.99	0.44	0.66	0.49	0.43	0.55	0.55	0.91
7	0.73	0.81	0.59	0.81	0.99	0.74	1.00	0.90	0.95	0.75	0.63	0.93	0.86	0.89	0.62	0.77	0.64	0.60	0.69	0.73	0.80
8	0.62	0.79	0.50	0.72	1.00	0.70	0.98	0.85	0.99	0.73	0.54	0.91	0.80	0.86	0.56	0.77	0.59	0.50	0.69	0.67	0.70
9	0.57	0.78	0.44	0.64	0.98	0.67	0.96	0.78	1.00	0.72	0.48	0.86	0.72	0.80	0.52	0.76	0.56	0.45	0.68	0.63	0.62
10	0.99	0.86	0.98	0.57	0.58	0.93	0.65	0.56	0.46	0.87	0.99	0.50	0.56	0.50	0.94	0.79	0.92	0.99	0.79	0.96	0.58
11	0.99	0.91	0.99	0.56	0.63	0.96	0.69	0.57	0.54	0.91	0.99	0.53	0.56	0.52	0.97	0.85	0.95	0.99	0.84	0.98	0.57
12	0.96	0.96	0.98	0.54	0.69	0.99	0.74	0.59	0.63	0.97	0.98	0.57	0.56	0.55	0.99	0.92	0.98	0.97	0.92	1.00	0.55
13	0.94	0.99	0.94	0.52	0.75	0.99	0.79	0.59	0.71	0.98	0.95	0.60	0.56	0.56	0.97	0.94	0.97	0.94	0.94	0.99	0.52
14	0.85	0.99	0.90	0.50	0.75	0.98	0.77	0.60	0.73	0.99	0.91	0.63	0.56	0.58	0.96	0.99	0.98	0.87	0.99	0.96	0.50
15	0.79	0.98	0.78	0.46	0.83	0.93	0.84	0.59	0.85	0.97	0.80	0.66	0.54	0.59	0.87	0.97	0.90	0.77	0.96	0.91	0.45
16	0.94	0.84	0.99	0.41	0.43	0.92	0.51	0.41	0.32	0.86	0.99	0.35	0.40	0.35	0.96	0.78	0.94	0.99	0.80	0.95	0.43
17	0.96	0.90	1.00	0.47	0.55	0.96	0.61	0.49	0.45	0.91	1.00	0.45	0.48	0.44	0.98	0.85	0.96	0.99	0.86	0.98	0.49
18	0.92	0.94	0.98	0.40	0.56	0.98	0.61	0.45	0.51	0.96	0.98	0.44	0.42	0.41	1.00	0.91	1.00	0.96	0.93	0.98	0.40
19	0.90	0.96	0.96	0.38	0.61	0.99	0.65	0.45	0.57	0.98	0.95	0.46	0.42	0.42	1.00	0.94	1.00	0.94	0.96	0.99	0.38
20	0.84	0.99	0.90	0.47	0.72	0.98	0.74	0.56	0.70	0.99	0.91	0.60	0.52	0.55	0.96	0.99	0.98	0.87	0.99	0.96	0.46
21	0.77	0.98	0.81	0.32	0.72	0.94	0.72	0.45	0.74	0.98	0.82	0.52	0.40	0.45	0.91	0.98	0.93	0.79	0.98	0.91	0.31

Tab.4.1-3b: Ergebnisrelation (MSE) für Szene 1

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
1	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>0.72</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2	<u>0.00</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>0.00</u>
3	0.00	<u>0.04</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
4	0.00	0.74	<u>0.00</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
5	0.13	0.00	<u>0.98</u>	<u>0.00</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
6	<u>1.00</u>	0.00	0.34	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
7	0.59	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.28	0.00	0.00	<u>1.00</u>	0.00	0.00	0.00	0.89
8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>1.00</u>	0.00	0.00	0.28	0.00	0.00	0.00	0.05
9	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>0.93</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>0.05</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>0.81</u>	0.00	0.00	<u>0.99</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>0.91</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>1.00</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
13	0.00	0.00	0.00	<u>0.92</u>	0.00	0.00	<u>0.00</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>0.97</u>	0.00	0.00	0.40	0.00	0.00
15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>0.94</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>0.26</u>	0.00	0.00
16	0.00	<u>0.95</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>0.00</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Tab.4.1-4a: Ergebnisrelation (Möglichkeit) für Szene 2

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
1	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>0.11</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2	<u>0.00</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
3	0.00	<u>0.00</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
4	0.00	0.13	<u>0.00</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
5	0.00	0.00	<u>0.23</u>	<u>0.00</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
6	<u>0.27</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>0.13</u>
7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>0.25</u>	0.00	0.00	0.00	<u>0.27</u>
8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>0.27</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
9	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>0.32</u>	<u>0.00</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.00	0.00	<u>0.27</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>0.30</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>0.39</u>	<u>0.00</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
13	0.00	0.00	0.00	<u>0.31</u>	0.00	0.00	0.00	<u>0.00</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>0.17</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>0.01</u>	0.00	<u>0.00</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
16	0.00	<u>0.33</u>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	<u>0.00</u>	0.00	0.00	0.00

Tab.4.1-4b: Ergebnisrelation (Notwendigkeit) für Szene 2

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
1	0.34	0.37	0.34	0.25	<u>0.90</u>	0.13	0.12	0.00	0.75	0.07	0.53	0.64	0.05	0.35	0.00	0.00	0.08	0.29
2	0.00	0.16	0.00	0.38	0.32	0.49	0.21	<u>0.75</u>	0.00	0.40	0.15	0.08	0.17	0.00	0.74	0.33	0.50	0.00
3	0.25	0.39	0.25	0.17	0.25	0.25	0.17	0.33	0.06	0.16	0.39	0.00	0.14	0.24	0.50	0.50	<u>0.75</u>	0.25
4	0.21	<u>0.91</u>	0.21	0.74	0.26	0.43	0.44	0.15	0.14	0.46	0.23	0.16	0.44	0.19	0.05	0.23	0.33	<u>0.25</u>
5	0.78	0.23	<u>1.00</u>	0.00	0.25	0.00	0.00	0.00	0.31	0.12	0.75	0.25	0.14	0.74	0.00	0.01	0.25	0.72
6	<u>1.00</u>	0.23	0.83	0.00	0.25	0.02	0.03	0.00	0.31	0.21	0.73	0.25	0.19	0.87	0.21	0.23	0.25	0.88
7	0.88	0.25	0.75	0.00	0.25	0.16	0.18	0.00	0.33	0.06	0.82	0.25	0.04	<u>1.00</u>	0.20	0.17	0.25	0.95
8	0.74	0.25	0.75	0.00	0.39	0.18	0.17	0.00	0.33	0.00	<u>1.00</u>	0.25	0.00	0.82	0.00	0.00	0.25	0.73
9	0.25	0.34	0.25	0.30	<u>0.98</u>	0.06	0.02	0.06	0.70	0.06	0.36	<u>0.76</u>	0.02	0.27	0.08	0.00	0.00	0.25
10	0.26	0.27	0.26	0.23	0.75	0.06	0.03	0.30	<u>0.94</u>	0.07	0.27	<u>0.99</u>	0.03	0.27	0.08	0.00	0.25	0.25
11	0.14	0.40	0.21	0.63	0.06	0.75	0.50	0.46	0.04	<u>0.98</u>	0.00	0.07	0.75	0.01	0.47	0.44	0.16	0.06
12	0.03	0.38	0.00	0.61	0.11	<u>1.00</u>	0.75	0.47	0.02	0.74	0.18	0.07	0.50	0.17	0.49	0.42	0.17	0.11
13	0.00	0.73	0.00	<u>0.98</u>	0.21	0.66	0.43	0.45	0.24	0.69	0.00	0.29	0.43	0.00	0.24	0.19	0.18	0.00
14	0.15	0.44	0.19	0.45	0.05	0.48	0.70	0.16	0.08	0.75	0.00	0.03	<u>0.98</u>	0.02	0.21	0.68	0.12	0.08
15	0.04	0.41	0.00	0.42	0.07	0.75	<u>0.99</u>	0.19	0.06	0.50	0.18	0.01	0.74	0.17	0.25	0.67	0.16	0.11
16	0.25	<u>0.98</u>	0.25	0.73	0.19	0.43	0.43	0.23	0.32	0.45	0.25	0.25	0.43	0.25	0.05	0.20	0.44	<u>0.22</u>

Tab.4.1-4c: Ergebnisrelation (gemittelte Einzelmöglichkeiten) für Szene 2

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
1	0.87	0.75	0.83	0.73	<u>1.00</u>	0.75	0.64	0.88	0.96	0.69	0.92	0.97	0.59	0.90	0.85	0.69	0.86	0.90
2	0.63	0.88	0.59	0.93	0.90	0.94	0.73	<u>0.97</u>	0.86	0.89	0.69	0.87	0.67	0.67	0.97	0.74	0.92	0.67
3	0.61	0.95	0.57	0.89	0.83	0.91	0.91	0.90	0.82	0.85	0.68	0.81	0.85	0.65	0.91	0.90	<u>0.97</u>	0.67
4	0.58	<u>1.00</u>	0.53	0.92	0.75	0.91	0.94	0.84	0.75	0.84	0.65	0.74	0.86	0.62	0.82	0.87	0.93	0.63
5	0.99	0.48	<u>1.00</u>	0.41	0.80	0.50	0.49	0.46	0.66	0.54	0.93	0.69	0.52	0.97	0.62	0.55	0.46	0.98
6	<u>1.00</u>	0.54	0.99	0.47	0.85	0.53	0.52	0.54	0.74	0.54	0.97	0.77	0.52	0.99	0.63	0.56	0.54	1.00
7	1.00	0.60	0.98	0.53	0.89	0.56	0.54	0.61	0.80	0.55	0.99	0.83	0.53	<u>1.00</u>	0.66	0.57	0.61	1.00
8	0.98	0.63	0.94	0.56	0.91	0.56	0.54	0.66	0.86	0.52	<u>1.00</u>	0.88	0.49	0.99	0.64	0.55	0.66	0.98
9	0.86	0.74	0.81	0.74	<u>1.00</u>	0.74	0.61	0.90	0.97	0.67	0.92	<u>0.98</u>	0.53	0.89	0.83	0.64	0.85	0.89
10	0.77	0.73	0.70	0.73	0.98	0.68	0.55	0.92	<u>1.00</u>	0.58	0.88	<u>1.00</u>	0.43	0.82	0.76	0.56	0.87	0.81
11	0.55	0.83	0.57	0.88	0.68	0.97	0.77	0.73	0.55	<u>1.00</u>	0.53	0.58	0.79	0.56	0.94	0.76	0.71	0.58
12	0.55	0.92	0.53	0.96	0.75	<u>1.00</u>	0.80	0.86	0.68	0.98	0.58	0.70	0.76	0.58	0.95	0.76	0.84	0.58
13	0.50	0.94	0.44	<u>1.00</u>	0.75	0.96	0.74	0.90	0.74	0.88	0.58	0.75	0.64	0.55	0.86	0.65	0.87	0.54
14	0.57	0.81	0.58	0.63	0.56	0.74	0.97	0.52	0.47	0.77	0.55	0.46	<u>1.00</u>	0.57	0.73	0.98	0.71	0.61
15	0.58	0.91	0.56	0.73	0.65	0.79	<u>1.00</u>	0.66	0.62	0.76	0.61	0.60	0.97	0.60	0.76	<u>0.98</u>	0.84	0.63
16	0.55	<u>1.00</u>	0.50	0.94	0.74	0.91	0.91	0.85	0.76	0.83	0.64	0.75	0.82	0.60	0.82	<u>0.83</u>	0.93	0.60

Tab.4.1-4d: Ergebnisrelation (MSE) für Szene 2

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	0.00	0.00	0.00	0.57	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.82
2	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.37	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.75
3	0.00	0.00	0.00	0.42	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.89	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.17
4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.75	0.00	0.00	0.00	0.00	0.54	0.61	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.49	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.00	0.00	0.00	0.96	0.00	0.56	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.54	0.00	0.96	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.36	0.00	0.00	0.18	0.00	0.00
8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.42	0.00	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.94	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
10	0.63	0.00	0.31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.43	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
11	0.81	0.00	0.75	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.82	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.12	0.00	0.00	0.00
12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.47	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.44	0.00	0.40	0.00	0.00	0.99	0.00
13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.75	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.66	0.00	0.68	0.00	0.00	0.66	0.00
14	0.00	0.53	0.00	0.00	0.08	0.00	0.40	0.00	0.00	0.40	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.36	0.00	0.00	0.33	0.00	0.00
15	0.00	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.26	0.00	0.00	0.70	0.00	0.00
16	0.40	0.00	0.57	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.64	0.00	0.00	0.00
17	0.78	0.00	0.85	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.60	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.60	0.00	0.00	0.00
18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.67	0.00	0.54	0.00	0.00	0.67	0.00
19	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.52	0.00	0.00	0.00	0.08	0.00	0.00	0.00	0.00	0.52	0.00	0.50	0.00	0.00	0.52	0.00
20	0.00	0.45	0.00	0.00	0.00	0.00	0.22	0.00	0.00	0.58	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.59	0.00	0.00	0.00

Tab.4.1-5a: Ergebnisrelation (Möglichkeit) für Szene 3

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	0.70	0.61	0.79	0.99	0.68	0.66	0.74	0.93	0.39	0.62	0.75	0.86	0.97	0.88	0.68	0.49	0.72	0.71	0.42	0.64	1.00
2	0.62	0.57	0.73	1.00	0.65	0.59	0.71	0.91	0.35	0.59	0.67	0.86	0.95	0.85	0.62	0.42	0.67	0.67	0.34	0.55	0.99
3	0.70	0.70	0.80	0.99	0.79	0.72	0.83	0.98	0.55	0.70	0.76	0.94	0.99	0.94	0.72	0.61	0.77	0.70	0.54	0.69	0.99
4	0.72	0.75	0.77	0.87	0.88	0.81	0.87	0.99	0.74	0.72	0.80	0.97	0.97	0.99	0.74	0.81	0.79	0.59	0.75	0.78	0.87
5	0.66	0.75	0.72	0.87	0.89	0.78	0.88	0.98	0.76	0.72	0.75	0.99	0.96	1.00	0.71	0.81	0.77	0.54	0.74	0.74	0.85
6	0.67	0.79	0.75	0.90	0.91	0.79	0.91	0.99	0.76	0.77	0.75	1.00	0.97	0.99	0.74	0.78	0.81	0.61	0.72	0.74	0.89
7	0.84	0.97	0.86	0.71	1.00	0.96	1.00	0.89	0.93	0.95	0.89	0.92	0.83	0.89	0.92	0.95	0.95	0.74	0.93	0.93	0.72
8	0.72	0.93	0.78	0.72	0.96	0.86	0.97	0.85	0.86	0.93	0.77	0.91	0.80	0.83	0.85	0.82	0.90	0.71	0.80	0.81	0.72
9	0.65	0.92	0.67	0.48	0.97	0.88	0.94	0.76	0.99	0.89	0.73	0.84	0.67	0.78	0.80	0.96	0.85	0.52	0.95	0.84	0.48
10	0.97	0.84	0.94	0.60	0.77	0.93	0.81	0.73	0.64	0.82	0.98	0.66	0.69	0.69	0.93	0.78	0.91	0.85	0.78	0.96	0.64
11	1.00	0.90	0.98	0.66	0.82	0.96	0.87	0.77	0.68	0.90	1.00	0.72	0.73	0.72	0.98	0.79	0.96	0.92	0.79	0.98	0.70
12	0.94	0.93	0.92	0.56	0.89	0.99	0.90	0.76	0.82	0.91	0.97	0.74	0.69	0.74	0.96	0.91	0.95	0.80	0.92	1.00	0.60
13	0.94	0.97	0.92	0.57	0.92	1.00	0.94	0.76	0.85	0.96	0.96	0.75	0.69	0.73	0.98	0.91	0.98	0.83	0.93	1.00	0.60
14	0.87	0.99	0.88	0.63	0.98	0.98	0.99	0.82	0.93	0.98	0.91	0.85	0.76	0.81	0.95	0.94	0.97	0.77	0.95	0.96	0.65
15	0.71	0.91	0.68	0.34	0.93	0.91	0.89	0.66	0.98	0.87	0.77	0.72	0.55	0.68	0.82	0.98	0.85	0.52	1.00	0.89	0.35
16	0.95	0.81	0.98	0.73	0.68	0.84	0.78	0.71	0.45	0.84	0.93	0.63	0.71	0.61	0.92	0.54	0.90	0.99	0.55	0.85	0.77
17	0.98	0.89	1.00	0.72	0.79	0.92	0.87	0.77	0.60	0.91	0.97	0.71	0.75	0.69	0.97	0.69	0.96	0.98	0.69	0.93	0.76
18	0.97	0.96	0.98	0.70	0.89	0.98	0.94	0.81	0.76	0.97	0.98	0.79	0.77	0.76	1.00	0.82	1.00	0.93	0.83	0.98	0.73
19	0.94	0.98	0.93	0.57	0.90	0.99	0.94	0.74	0.83	0.98	0.95	0.74	0.67	0.70	0.99	0.88	0.99	0.87	0.90	0.99	0.60
20	0.84	0.96	0.89	0.69	0.90	0.90	0.95	0.78	0.78	0.98	0.85	0.81	0.74	0.73	0.93	0.76	0.96	0.87	0.76	0.87	0.71
21	0.71	0.91	0.68	0.30	0.91	0.91	0.88	0.62	0.97	0.87	0.76	0.68	0.51	0.64	0.83	0.97	0.84	0.52	0.99	0.89	0.31

Tab.4.1-5b: Ergebnisrelation (MSE) für Szene 3

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	0.00	0.00	0.00	0.19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.77
2	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.35	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.86
3	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.38	0.00	0.00	0.00	0.00	0.77	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.44
4	0.00	0.00	0.00	0.25	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.96	0.54	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.47	0.00	0.00	0.00	0.74	0.08	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.35	0.12	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.73	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.74	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.54	0.00	0.00	0.00	0.51	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
10	0.74	0.00	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.70	0.00	0.00	0.00
11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.32	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
12	0.00	0.00	0.25	0.00	0.00	0.48	0.00	0.00	0.00	0.00	0.25	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.48	0.00	0.00	0.88	0.00
13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.35	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.00	0.00	0.54	0.00
14	0.00	0.61	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.92	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.74	0.00	0.00	0.70	0.00	0.00
15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.60	0.00	0.00	0.42	0.00	0.00	0.00
16	0.65	0.00	0.22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.70	0.00	0.00	0.00	0.00
17	0.76	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.38	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.81	0.00	0.00	0.00
18	0.00	0.00	0.25	0.00	0.00	0.48	0.00	0.00	0.00	0.00	0.16	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.48	0.00	0.00	0.37	0.00
19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.82	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.54	0.00	1.00	0.00	0.00	0.37	0.00
20	0.00	0.19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.73	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.51	0.00	0.00	0.31	0.00	0.00
21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.63	0.00	0.00	0.67	0.00	0.00

Tab.4.1-6a: Ergebnisrelation (Möglichkeit) für Szene 4

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	0.78	0.69	0.71	0.99	0.76	0.68	0.85	0.95	0.50	0.65	0.81	0.90	0.96	0.92	0.65	0.45	0.62	0.73	0.40	0.76	1.00
2	0.77	0.72	0.72	1.00	0.78	0.71	0.91	0.95	0.50	0.70	0.81	0.92	0.94	0.97	0.68	0.45	0.61	0.69	0.39	0.78	1.00
3	0.75	0.77	0.70	0.97	0.89	0.72	0.90	0.99	0.70	0.70	0.80	0.96	1.00	0.91	0.65	0.61	0.69	0.76	0.56	0.77	0.97
4	0.75	0.76	0.70	0.99	0.84	0.72	0.96	0.95	0.57	0.75	0.80	0.95	0.94	0.99	0.69	0.49	0.62	0.66	0.43	0.79	0.97
5	0.72	0.78	0.68	0.97	0.87	0.73	0.99	0.95	0.63	0.77	0.78	0.96	0.93	1.00	0.68	0.53	0.63	0.63	0.47	0.78	0.95
6	0.66	0.83	0.63	0.90	0.98	0.71	0.92	0.98	0.88	0.73	0.73	0.99	0.98	0.87	0.61	0.72	0.71	0.71	0.69	0.74	0.87
7	0.64	0.83	0.61	0.90	0.98	0.72	0.98	0.96	0.84	0.77	0.71	0.99	0.94	0.93	0.63	0.68	0.67	0.62	0.63	0.74	0.86
8	0.55	0.82	0.54	0.82	0.97	0.68	0.97	0.90	0.86	0.76	0.64	0.96	0.87	0.89	0.58	0.67	0.63	0.53	0.63	0.69	0.77
9	0.31	0.72	0.31	0.58	0.95	0.51	0.76	0.78	1.00	0.56	0.42	0.84	0.77	0.60	0.34	0.74	0.55	0.45	0.72	0.48	0.53
10	1.00	0.82	0.99	0.73	0.48	0.93	0.59	0.67	0.21	0.86	0.98	0.62	0.68	0.66	0.96	0.64	0.89	0.94	0.61	0.96	0.73
11	0.96	0.90	0.94	0.90	0.76	0.93	0.81	0.90	0.55	0.88	0.98	0.86	0.90	0.84	0.90	0.75	0.90	0.95	0.71	0.96	0.90
12	0.98	0.94	0.99	0.73	0.64	0.99	0.70	0.73	0.44	0.96	0.98	0.72	0.72	0.71	0.99	0.82	0.97	0.94	0.79	1.00	0.72
13	0.93	0.98	0.94	0.82	0.81	0.98	0.83	0.86	0.66	0.97	0.96	0.86	0.85	0.81	0.94	0.88	0.96	0.93	0.85	0.98	0.80
14	0.86	0.99	0.89	0.65	0.74	0.98	0.75	0.72	0.63	0.99	0.89	0.75	0.70	0.69	0.94	0.92	0.96	0.85	0.90	0.95	0.62
15	0.60	0.91	0.64	0.49	0.82	0.79	0.63	0.68	0.86	0.80	0.67	0.72	0.67	0.50	0.68	0.99	0.87	0.74	0.98	0.74	0.45
16	0.98	0.83	0.98	0.67	0.48	0.93	0.54	0.65	0.27	0.84	0.97	0.60	0.67	0.58	0.95	0.72	0.93	0.98	0.70	0.95	0.68
17	0.98	0.89	0.99	0.69	0.56	0.97	0.60	0.69	0.36	0.89	0.98	0.65	0.70	0.62	0.97	0.79	0.96	0.98	0.76	0.97	0.69
18	0.95	0.93	0.98	0.65	0.60	0.99	0.62	0.68	0.44	0.94	0.96	0.66	0.68	0.61	0.98	0.86	0.99	0.96	0.84	0.97	0.64
19	0.93	0.96	0.96	0.63	0.63	0.99	0.64	0.67	0.49	0.96	0.94	0.67	0.67	0.62	0.97	0.89	0.99	0.93	0.87	0.97	0.61
20	0.86	0.95	0.90	0.62	0.64	0.97	0.71	0.64	0.47	0.99	0.89	0.68	0.61	0.68	0.96	0.83	0.92	0.80	0.80	0.94	0.58
21	0.58	0.88	0.62	0.41	0.76	0.77	0.56	0.61	0.82	0.77	0.64	0.66	0.61	0.41	0.66	0.99	0.86	0.73	0.99	0.71	0.38

Tab.4.1-6b: Ergebnisrelation (MSE) für Szene 4

4.2 Unschärfe intensitätsbasierte Stereo-Korrespondenzanalyse

Zur Untersuchung der in Kapitel 3.3 vorgestellten Ansätze wurde zunächst eine Simulationsumgebung erstellt. Um die Suche nach korrespondierenden Fenstern entlang einer Epipolarlinie zu simulieren, wurde das in [Sas93] verwendete Farbdiammuster zweimal erzeugt und zur Nachbildung des Übertragungsverhaltens der Kameras nichtlinearen Transformationen T unterworfen (siehe (58) und Tabelle **Tab.4.2-1**). Die derart transformierten Farbmuster wurden zusätzlich mit kanal- und kameraspezifischen Varianzen (siehe Tabelle **Tab.4.2-2**) normalverteilt verrauscht. Zuletzt wurde für beide Farbmuster eine Farbkorrektur gemäß [Sas93], S.90ff durchgeführt.

$$T(x_{f,k}) := x_{f,k} \left(1 + a_{f,k} + \frac{\ln(x_{f,k} + 1)}{b_{f,k}} \right) \quad (58)$$

mit $x_{f,k}$: Intensität im Kanal f der Kamera k

	rot	grün	blau
links			
a	0.05	0.02	-0.06
b	50	-14	30
rechts			
a	0.04	0.03	-0.06
b	45	-12	20

Tab.4.2-1:
Parameter a und b der
Transformationsvorschrift (58)

σ_{rot}	$\sigma_{\text{grün}}$	σ_{blau}
links		
0.05	0.03	0.15
rechts		
0.01	0.08	0.12

Tab.4.2-2:
Varianzen σ der
normalverteilten
Zufallszahlen

Ξ^*	MSE
<i>MSE</i>	6.00
<i>SAS</i>	5.92
<i>POS</i>	5.73
<i>INK</i>	4.89

Tab.4.2-3:
Mittlere quadratische Fehler
verschiedener intensitätsbasierter
Methoden

Abbildung **Abb.4.2-1** zeigt oben das Original-Farbmuster, in der Mitte ein daraus erzeugtes transformiertes und verrauschtes Farbmuster, sowie unten das zugehörige farbkorrigierte Farbmuster.

Zur Überprüfung der prinzipiellen Eignung einer Methode zur Bewertung der Korrespondenz von Farbfenstern wurden alle möglichen Fenster der Breite 17 des „linken Bildes“ entlang des gesamten Farbmusters im „rechten Bild“ bewertet und die mittlere quadratische Abweichung von den korrekten Positionen zu den Positionen maximaler Bewertung ermittelt.

Tabelle **Tab.4.2-3** zeigt die mittleren quadratischen Abweichungen für die intensitätsbasierten Methoden:

MSE: der mittlere quadratische Fehler,

SAS: die in [Sas93], S.97 vorgeschlagene, modifizierte Form des MSE,

POS: eine analog zu Kapitel 3.3.7 auf Möglichkeitsverteilungen basierende Methode,

INK: eine auf der Theorie unscharfer Mengen beruhende Ähnlichkeitsbewertung, die den Grad der gegenseitigen Inklusion zweier Intensitätsblöcke bewertet (siehe dazu [Ped89], S.13).

Beobachtet man das Verhalten der einzelnen Methoden bei der Bewertung der Farbfenster, so lassen sich wie in Abbildung **Abb.4.2-2** dargestellt, deutliche Unterschiede feststellen.

Dargestellt sind die Bewertungsergebnisse für das Muster mit der Position 109 im linken Farbmuster entlang des gesamten rechten Farbmusters. Die geringste Eindeutigkeit der Zuordnung ist bei *SAS* zu beobachten. Der Maximalwert liegt bei Position 107, kann jedoch durch die Darstellung nicht mehr aufgelöst werden. Ebenfalls den Maximalwert an Position 107 nehmen die Verfahren *MSE* und *INK* an, wobei die Methode *INK* diesen eindeutiger auswählt. Die deutlichste Entscheidung trifft die auf Möglichkeitsverteilungen basierende Vergleichsmethode *POS* an Position 108.

Als nächster Schritt in der Simulation wurde das Verhalten des unscharfen Integrals zur RGB-Aggregation (Kapitel 3.3.3) untersucht. Als elementare Ähnlichkeitsbewertung kam hierbei der MSE zum Einsatz (siehe auch Abbildung **Abb.4.2-2e**). Dabei wurde das unscharfe Maß g_λ zunächst grob anhand der Simulationsparameter eingestellt (0.9,0.2,0.1). Das Ergebnis dieser Simulation lag mit 5.10 zwischen den Fehlern von *POS* und *INK*. Wurde das unscharfe Maß g_λ nun genauer an die Simulation angepaßt (0.9,0.7,0.5), so erbrachte die resultierende Methode mit 3.97 das beste Ergebnis. Um die Möglichkeit zur Modellierung von Systemwissen durch Vorgabe vorsätzlich falscher Informationen zu belegen, wurde das unscharfe Maß g_λ auf die zur letzten Konstellation negierten Werte (0.1,0.3,0.5) gesetzt. Das unscharfe Integral verhielt sich mit dem bisher größten Fehler von 6.75 wie erwartet. Stellt man die Werte des unscharfen Maßes noch weiter dem Systemwissen widersprechend ein (0.1,0.2,0.9), so steigt der Fehler (8.05) der resultierenden Methode weiter an. Dieses Verhalten belegt die Fähigkeit des unscharfen Integrales, Systeminformationen, die in Form des unscharfen Maßes g_λ vorliegen, zu verarbeiten.

Aufgrund der während der Simulationsläufe gemachten Erfahrungen wurden nun verschiedene Experimente am realen Aufbau unternommen. Dabei wurde dasselbe Testobjekt – ein seidenmatt hellweiß lackierter metallischer Getriebedeckel – und dasselbe Farbdia (mit einem handelsüblichen Diafilm AGFA EXCL CT 100i von einem Farbmonitor MITSUBISHI UC-3922 ELPA abfotografiert) zur Bestrahlung durch einen handelsüblichen Diaprojektor (BRAUN Paximat 2850) wie in [Sas93] verwendet, um vergleichende Aussagen treffen zu können.

Abbildung **Abb.4.2-3** zeigt die durch ein Erfassungssystem (ITI FG-100-Q) in eine Grauwertmatrix digitalisierten Aufnahmen (Blende 5.6) der beiden 1 Chip RGB-CCD-Kameras (SONY XC-711P), die eine Auflösung von 756×581 Sensorbildpunkten aufweisen. Dabei werden die einzelnen Farbauszüge unmittelbar nacheinander in den Speicherbereich des Erfassungssystems eingeschrieben.

Im Gegensatz zu [Sas93], S.119, wo zur Vermeidung des mangelhaften Gleichlaufes der beiden Kameras das temporäre Stereo-Prinzip (dieselbe Kamera wird für die Aufnahme beider Bilder verwendet) zum Einsatz kam, wurden hier mit zwei Kameras beide Bilder gleichzeitig aufgenommen (displacement stereo), um die praktische Anwendbarkeit des Verfahrens zu verbessern.

Die Korrespondenzsuche agierte auf Fenstern der Breite 17. Um die für die Korrespondenzanalyse erforderlichen Rechenzeiten auf ein akzeptables Maß (etwa 1h pro Versuch) einzuschränken, wurde die Korrespondenzanalyse auf den in **Abb.4.2-4-Oben** abgebildeten Ausschnitt der Größe $66 \times 191 = 12606$ eingeschränkt. Abbildung **Abb.4.2-4-Mitte** zeigt den Bereich des selektierten Ausschnittes, dessen Punkte (insgesamt 8022) aufgrund der Epipolargeometrie bei der Korrespondenzsuche berücksichtigt wurden (auftretende Texturen sind dabei auf Rundungsfehler bei der subpixelgenauen Betrachtung der Zeilenposition der betrachteten Pixel zurückzuführen). In **Abb.4.2-4-Unten** sind alle Pixel entfernt (weiß), für die keine der betrachteten Methoden eine Zuordnung vornehmen konnte, da aufgrund interner Restriktionen die Betrachtung unbeleuchteter Bildbereiche von der Korrespondenzanalyse ausgeschlossen ist.

Die Abbildungen **Abb.4.2-5..10** zeigen die Korrespondenzergebnisse der verschiedenen Methoden. Dabei sind in der oberen Darstellung die eineindeutigen (positiven) Zuordnungen und in der mittleren Darstellung die nichteineindeutigen (positiv falschen) Zuordnungen weiß markiert. Die untere Darstellung faßt positive (hellgrau), positiv falsche (grau) und negativ falsche Zuordnungen (schwarz) zu einer Gesamtdarstellung zusammen, die im folgenden als Korrespondenzkarte bezeichnet werden soll. Allgemein fällt auf, daß alle Verfahren in Bereichen von starken Farbübergängen, in denen zwei Farbinformationen im Dia vorhanden sind, einen hohen Anteil positiver Zuordnungen aufweisen, während in Bereichen, die von einer einzigen Farbinformation dominiert werden, dieser Anteil geringer ist. Dieser Zusammenhang legt die Vermutung nahe, daß durch entsprechend angepaßte Wahl eines Farbdias die Ergebnisse der Korrespondenzanalyse zu verbessern sind.

Abb.4.2-5 zeigt die Korrespondenzergebnisse der Methode MSE mit einfacher RGB-Aggregation durch Summierung. Von den 8022 betrachteten Pixeln wurden 2821 eineindeutig zugeordnet, während 5004 nichteineindeutig zugeordnet wurden.

Abb.4.2-6 zeigt die Korrespondenzergebnisse der Methode MSE mit RGB-Aggregation durch das unscharfe Integral. Dabei wurde das unscharfe Maß g_λ gemäß den Erfahrungen verschiedener Benutzer über die Qualität der einzelnen Farbkanäle zunächst drastisch zu Gunsten des Rot-Kanales und zu Ungunsten des Blau-Kanales ($g_r = 0.9, g_g = 0.4, g_b = 0.1, \lambda = -0.8722$) eingestellt. Von den 8022 betrachteten Pixeln wurden 3252 eineindeutig zugeordnet, während 4573 nichteineindeutig zugeordnet wurden. Diese Methode (*INT-1*) ist dem MSE-Verfahren ohne Aggregation durch unscharfes Integral bereits überlegen.

Abb.4.2-7 zeigt die Korrespondenzergebnisse der Methode MSE mit RGB-Aggregation durch das unscharfe Integral für eine, den Erfahrungen widersprechende Festlegung des unscharfen Maßes ($g_r = 0.1, g_g = 0.4, g_b = 0.9, \lambda = -0.8722$). Von den 8022 betrachteten Pixeln wurden 2779 eineindeutig zugeordnet, während 5046 nichteineindeutig zugeordnet wurden. Damit ist diese Methode (*INT-2*) wie erwartet die schlechteste der betrachteten Methoden.

Abb.4.2-8 zeigt die Korrespondenzergebnisse der Methode MSE mit einer etwas abgewandelten RGB-Aggregation. Die Bestätigungen der Annahme „Die betrachteten Fenster korrespondieren nicht“ bildeten hier Eingangswerte des unscharfen Integrales. Das unscharfe Maß wurde wie bei der Methode *INT-1* festgelegt. Von den 8022 betrachteten Pixeln wur-

den 3255 eindeutig zugeordnet, während 4570 nichteindeutig zugeordnet wurden. Diese Methode (*INT-3*) ist demnach vergleichbar mit der Methode *INT-1*.

Abb.4.2-9 zeigt die Korrespondenzergebnisse der Methode MSE mit RGB-Aggregation durch das unscharfe Integral für eine moderate Einstellung des unscharfen Maßes ($g_r = 0.9, g_g = 0.7, g_b = 0.5, \lambda = -0.9814$), die die realen Verhältnisse offenbar am besten widerspiegelt. Von den 8022 betrachteten Pixeln wurden 3367 eindeutig zugeordnet, während 4458 nichteindeutig zugeordnet wurden. Diese Methode (*INT-4*) ist damit allen anderen überlegen.

Abb.4.2-10 zeigt die Korrespondenzergebnisse der gemäß [Sas93] abgewandelten Form der Methode MSE. Von den 8022 betrachteten Pixeln wurden 3061 eindeutig zugeordnet, während 4764 nichteindeutig zugeordnet wurden. Die Methode *SAS* stellt damit zwar eine Verbesserung des MSE dar, kann jedoch die Resultate der Methoden, die das unscharfe Integral zur RGB-Aggregation einsetzen, nicht erreichen.

In Tabelle **Tab.4.2-4** sind die Ergebnisse der verschiedenen Methoden zusammengefaßt. Dabei sind in der Spalte positiv + (positiv richtig) die eindeutigen Zuordnungen und in der Spalte positiv – (positiv falsch) die nichteindeutigen Zuordnungen aufgeführt.

Betrachtet man die Menge P_i der Punkte, die von der Methode M_i eindeutig zugeordnet werden, so folgt aus $|P_i| < |P_j|$ nicht $P_i \subset P_j$ ³⁶. Betrachtet man die Abbildungen **Abb.4.2-11..15**, so erscheint eher $P_i \cap P_j \approx \{\}$ vorzuliegen.

In den Abbildungen **Abb.4.2-11..15-oben** sind zum Vergleich zweier Methoden M_a und M_b die Punkte markiert, die von der Methode M_a , aber nicht von der Methode M_b eindeutig zugeordnet wurden. In den mittleren Abbildungen sind die Punkte markiert, die von der Methode M_b aber nicht von M_a eindeutig zugeordnet wurden. Die untere Darstellung faßt diese Markierungen zusammen. Grün gefärbte Punkte stellen einen Vorteil bei M_a , rot gefärbte Punkte einen Vorteil bei M_b dar.

In der Tabelle **Tab.4.2-5** sind die Ergebnisse des Vergleiches der verschiedenen Methoden zusammengefaßt.

Die vorgestellten praktischen Experimente unterstreichen die Eignung des unscharfen Integrales, Vorwissen über die Qualität der einzelnen Farbkanäle für eine RGB-Aggregation einzusetzen.

³⁶ $|P|$ bezeichnet hier die Kardinalität der Menge P .

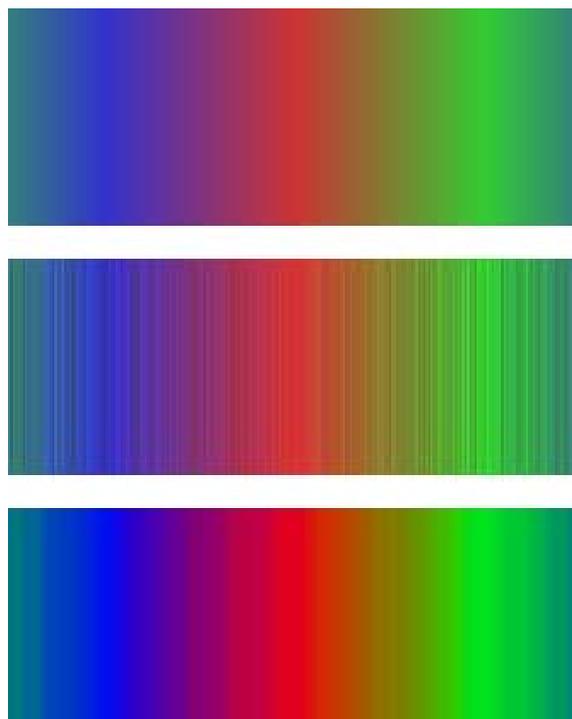


Abb.4.2-1: Simulierte Farbbestrahlung (oben: Original-Farbmuster, mittig: transformiert und verrauscht, unten: farbkorrigiert)

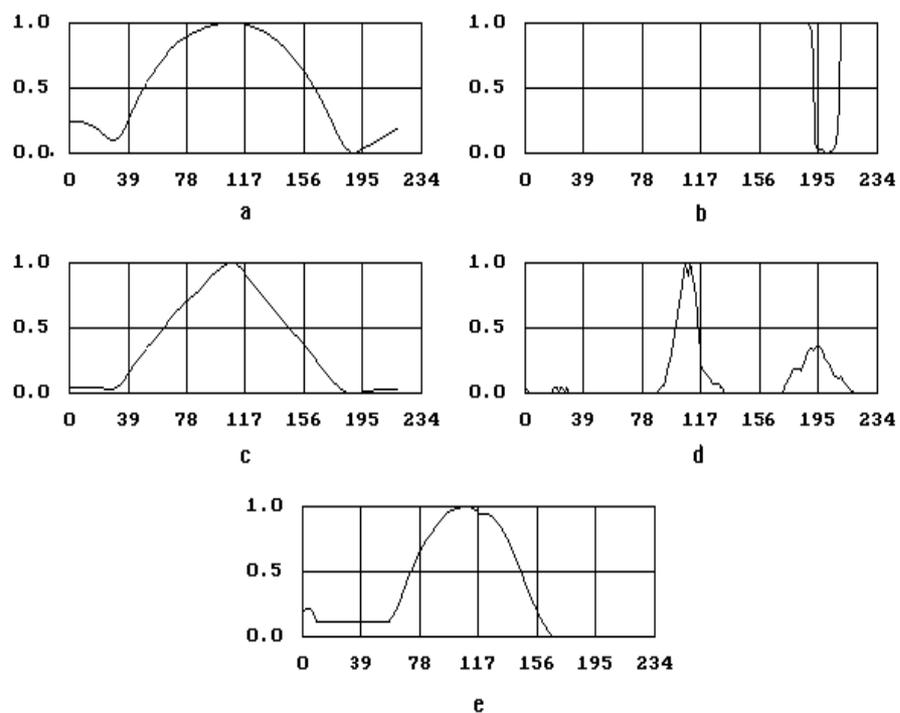


Abb.4.2-2: Fenstervergleichsergebnisse für die Methoden (a) MSE, (b) SAS, (c) INK, (d) POS und (e) MSE mit RGB-Aggregation durch das unscharfe Integral

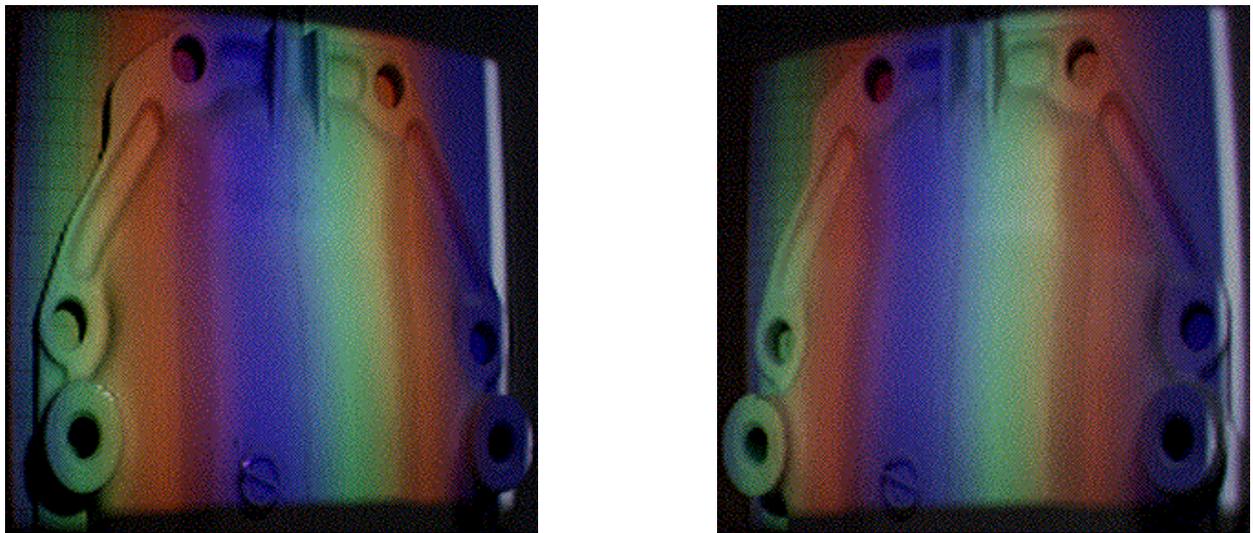


Abb.4.2-3: Digitalisierte Farbbilder der linken und rechten Kamera

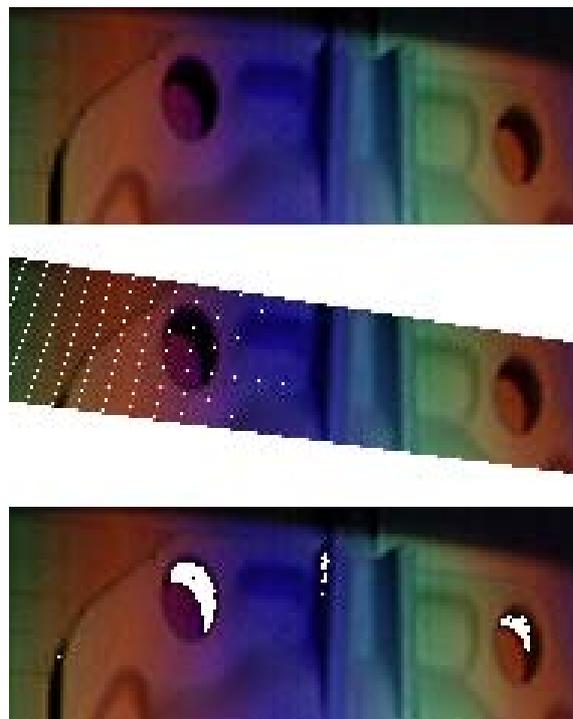


Abb.4.2-4: oben: selektierter Bildausschnitt,
mittig: berücksichtigter Bildausschnitt,
unten: nicht zugeordnete Punkte

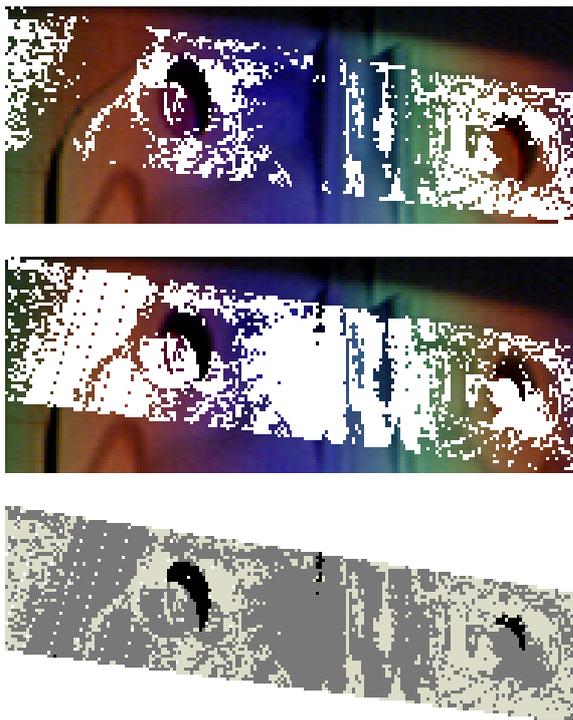


Abb.4.2-5: Korrespondenzkarten für die Methode *MSE*

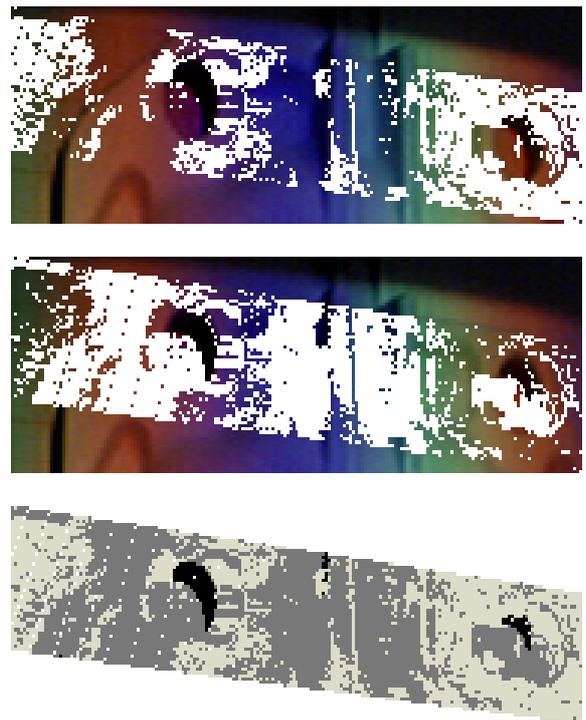


Abb.4.2-6: Korrespondenzkarten für die Methode *INT-1*

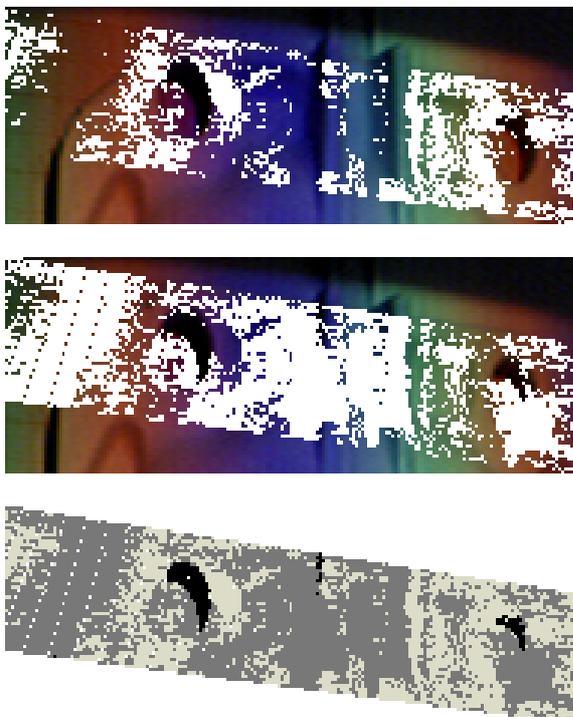


Abb.4.2-7: Korrespondenzkarten für die Methode *INT-2*

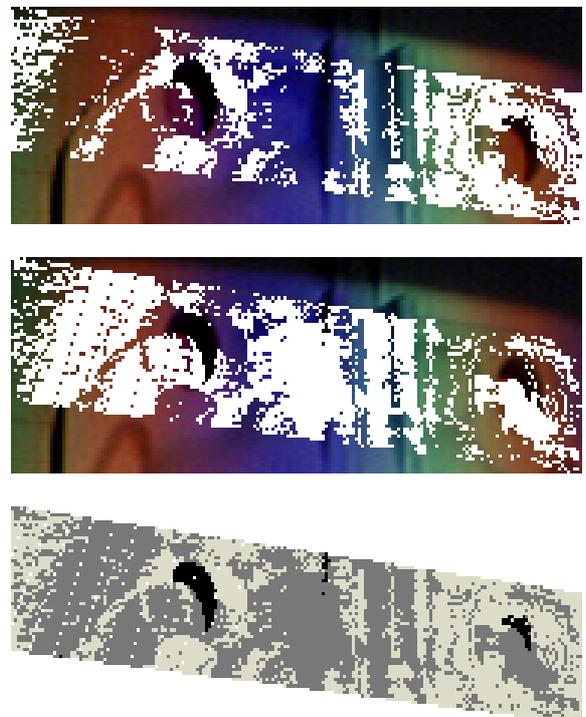


Abb.4.2-8: Korrespondenzkarten für die Methode *INT-3*

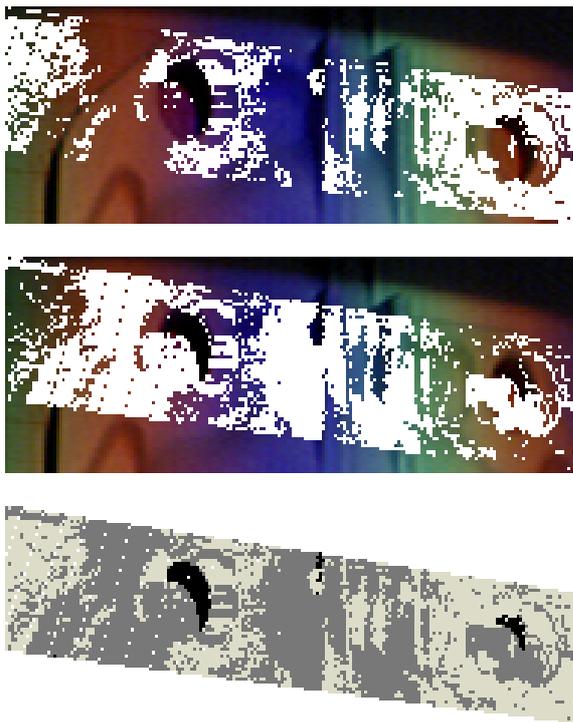


Abb.4.2-9: Korrespondenzkarten für die Methode $INT-4$

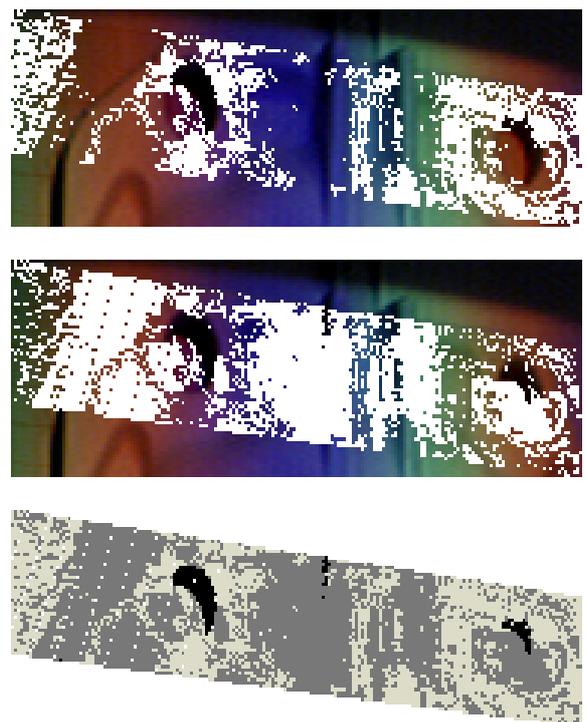


Abb.4.2-10: Korrespondenzkarten für die Methode SAS

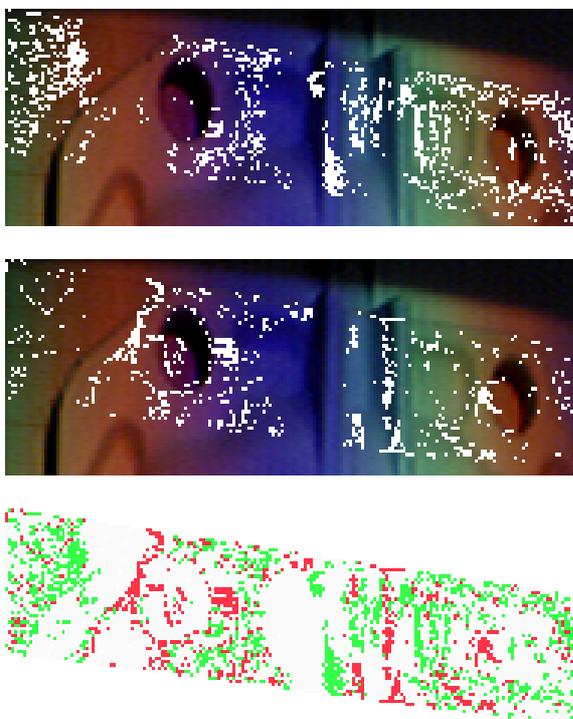


Abb.4.2-11: Vergleich der Methoden $INT-4 (M_a)$ und $MSE (M_b)$

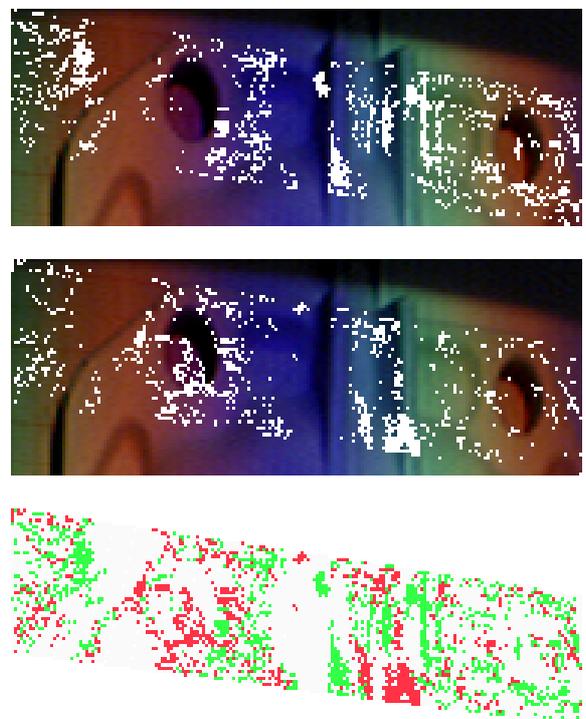


Abb.4.2-12: Vergleich der Methoden $INT-4 (M_a)$ und $SAS (M_b)$

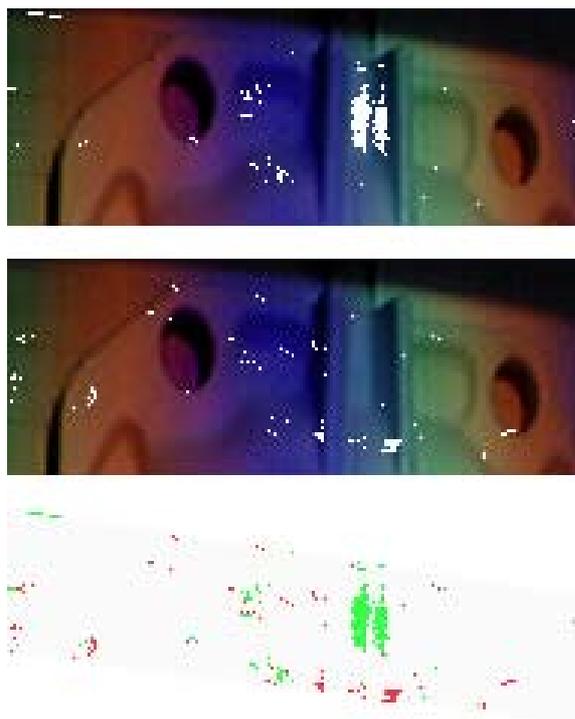


Abb.4.2-13: Vergleich der Methoden $INT-4 (M_a)$ und $INT-1 (M_b)$

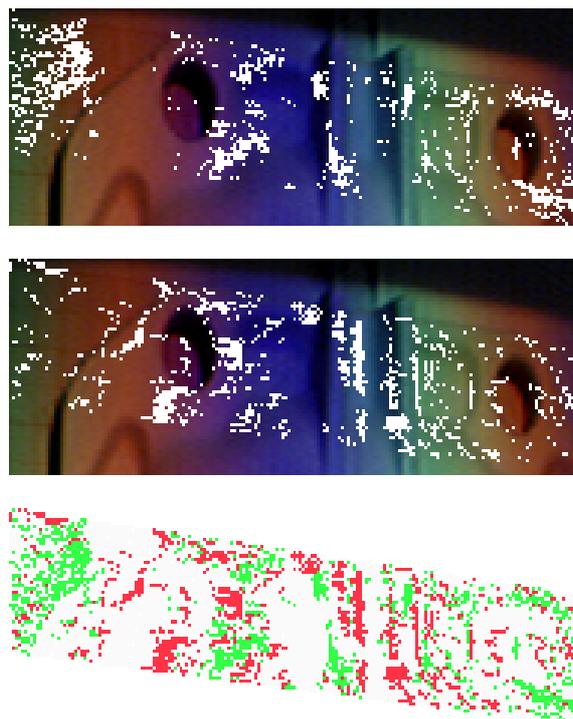


Abb.4.2-14: Vergleich der Methoden $INT-1 (M_a)$ und $INT-3 (M_b)$

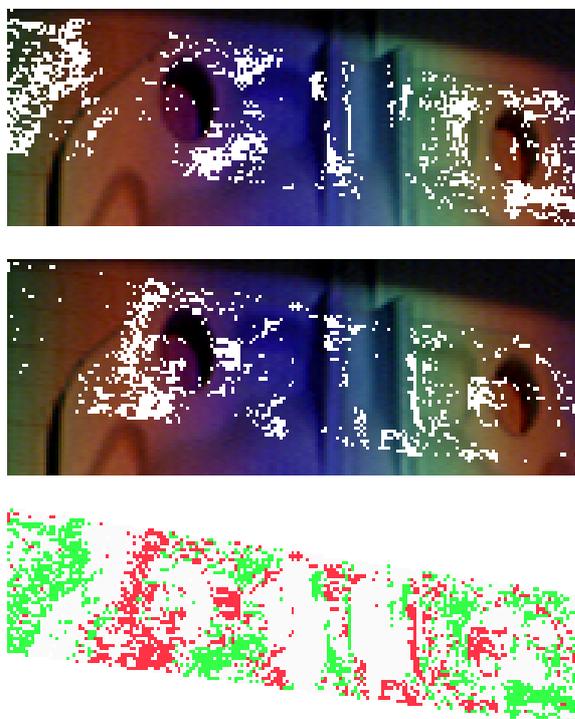


Abb.4.2-15: Vergleich der Methoden $INT-1 (M_a)$ und $INT-2 (M_b)$

Methode	positiv +	positiv -
MSE	2821	5004
$INT-1$	3252	4573
$INT-2$	2779	5046
$INT-3$	3255	4570
$INT-4$	3367	4458
SAS	3061	4764

Tab.4.2-4: Zusammenfassung der Korrespondenzergebnisse

Abb.	M_a	M_b	$abs(P_a - P_b)$
4.2-11	$INT-4$	MSE	546
4.2-12	$INT-4$	SAS	306
4.2-13	$INT-4$	$INT-1$	115
4.2-14	$INT-1$	$INT-3$	3
4.2-15	$INT-1$	$INT-2$	473

Tab.4.2-5: Differenzen in der Anzahl eindeutiger Zuordnungen

5 Zusammenfassung und Ausblick

Im Rahmen dieses Forschungsberichtes wurde aufgezeigt, wie sich Methoden aus der Theorie der unscharfen Mengen und der unscharfen Logik auf das Problem der Korrespondenzanalyse in Stereobildern anwenden lassen.

Dazu wurde zunächst ein Verfahren zur *merkmalsbasierten* Korrespondenzanalyse vorgestellt, das zur Darstellung von Unschärfe in den Attributwerten von Bildmerkmalen trapezförmige Möglichkeitsverteilungen verwendet. Zur Bewertung der Übereinstimmung von Attributwerten wurden dabei nach einer ausführlichen Einführung in die Theorie der *unscharfen Maße* die sogenannten *Möglichkeits-* und *Notwendigkeitsmaße* eingesetzt.

Anhand einfacher Testszenen, die sowohl mit einer achsenparallelen als auch mit einer schiefen Kameraanordnung aufgenommen wurden, konnte die prinzipielle Korrektheit des vorgeschlagenen Verfahrens, sowie seine Überlegenheit gegenüber der konventionellen MSE-Methode nachgewiesen werden.

Ansatzpunkte für zukünftige Erweiterungen des merkmalsbasierten Verfahrens³⁷ sind vor allem die automatische Einstellung der Parameter der trapezförmigen Möglichkeitsverteilungen (k_1, k_2) anhand von Gütekriterien für die erzeugte(n) Ergebnisrelation(en) (denkbar ist z.B. die Beurteilung der Separierbarkeit bzw. Eindeutigkeit der erzeugten Lösung für verschiedene Werte von k_1 und k_2), die Hinzunahme zusätzlicher Grauwert-/Farbattribute (z.B. minimale (maximale) Streuung der Intensitätswerte in einer Fensterumgebung um die Kanten), sowie die in [CFP82, DPT88] vorgeschlagene Einbeziehung von Toleranzen oder Wichtigkeiten der einzelnen Attribute je nach Szenen-/Umweltbedingungen und der Einsatz des unscharfen Maß-/Integralansatzes nach dem in Kapitel 3.3 vorgestellten Schema³⁸.

Im zweiten Teil des Berichtes wurde für *intensitätsbasierte* Verfahren aufgezeigt, wie verschiedenste konventionelle und/oder unscharfe Ansätze zur Korrespondenzbewertung kombiniert und zu einem Gesamtsystem zusammengesetzt werden können.

Als übergeordnete Kontrollinstanz kam dabei das sogenannte *unscharfe Integral* zum Einsatz.

Durch die Berücksichtigung von Vorwissen über die Güte und Verkopplung der Farbkanäle der im Versuch verwendeten CCD-Farbkameras in Form eines unscharfen g_λ -Maßes konnten für verschiedene Modellierungen der Kamera-Übertragungsfunktionen in mehreren Simulationsläufen³⁹ und am realen Testobjekt (hellweiß lackierter, metallischer Getriebedeckel) die konventionelle und die in [Sas93] modifizierte MSE-Methode verbessert, d.h. eine Erhöhung der Anzahl der gefundenen (positiven) Korrespondenzen erreicht werden.

³⁷abgesehen von der für praktische Anwendungen natürlich unabdingbaren rechnergestützten Kantenextraktion,

³⁸In das Integral gehen dann die Bewertungen der Übereinstimmungen der einzelnen Attributwerte ein, wobei die subjektive Bewertung (Erwartung) der Wichtigkeit eines Attributwertvergleiches für die Beurteilung der Korrespondenzannahme durch das unscharfe Maß modelliert wird.

³⁹Die Einstellung des unscharfen Maßes erfolgte aufgrund von Vorwissen über die „Verrauschung“ der Farbkanäle, d.h. anhand der Simulationsparameter.

Dabei sei insbesondere darauf hingewiesen, daß für diese Verbesserung der Korrespondenzergebnisse durch den unscharfen Maß-/Integral-Ansatz zum einen keine zeitaufwendige Bildvorverarbeitung benötigt und zum anderen die Bildaufnahme nicht nach dem Prinzip des temporären Stereos, sondern gleichzeitig mit *zwei* Kameras vorgenommen wurde, wodurch die praktische Anwendbarkeit des in [Sas93] entwickelten Verfahrens deutlich verbessert wurde.

Das vorgeschlagene System, dem zur Koordinierung der Verfahren unter Anwendung der unscharfen Maße auch subjektive Informationen z.B. über Umweltbedingungen übermittelt werden können, zeichnet sich vor allem durch seine hohe Flexibilität aus. Neue Methoden lassen sich unter Angabe ihrer Eignung für die Korrespondenzbewertung in das Gesamtsystem integrieren, ohne daß dabei die Systemstruktur verändert werden muß. Es wird nur erwartet, daß der Benutzer die Eignung der von ihm ergänzten Methode unter speziellen Umweltbedingungen einzuschätzen vermag, wobei aufgrund der Fusion mehrerer Methoden die Fehlergefahr durch Fehleinschätzungen reduziert ist. Eine genaue Kenntnis der inneren Ablaufmechanismen des Systems wird nicht verlangt.

Durch die Berücksichtigung der Vergleichsergebnisse zusätzlicher Methoden erhöht sich natürlich auch der benötigte Rechen-/Zeitaufwand, der daher kritisch betrachtet und ggf. durch den Einsatz schneller, parallel arbeitender Prozessoren kompensiert werden muß⁴⁰. In diesem Zusammenhang ist zur Reduzierung der dreidimensionalen Korrespondenzsuche im RGB-Farbraum auf eine möglichst eindimensionale Suche, die Verwendung alternativer Farbmodelle⁴¹ unter Ausnutzung der speziellen Eigenschaften der gewählten Farbkorrektur (Summe der Intensitäten konstant, eine Farbkomponente 0) zu prüfen.

Eine andere Möglichkeit zur weiteren Verbesserung des vorgeschlagenen Verfahrens stellt eine vor der Korrespondenzanalyse durchgeführte Farbkalibrierung dar, bei der zunächst das linke (rechte) Kamerabild in den drei RGB-Kanälen an das andere Kamerabild anhand von Referenzmessungen angepaßt wird, nach [Hel93] (Annahme: lineares Verhalten; (scharfe) Methode: Lösung eines überbestimmten Gleichungssystems) oder aber nach [Wol93] (Annahme: nichtlineares Verhalten; (unscharfe) Methode: t- bzw. s-Norm-basiertes „Lernen“ der Kameraübertragungsfunktion (Input: r^l, g^l, b^l , Output: jeweils r^r, g^r, b^r)).

Die Wichtigkeitsgrade der einzelnen Farbkanäle, die die Werte des unscharfen Maßes bilden, wurden in dieser Arbeit aufgrund von empirischen Voruntersuchungen über das Aufnahmeverhalten der im Versuch verwendeten Kameras bei verschiedenen Umweltbedingungen (Variation von Beleuchtung und Einstellung der Blende) [Hel93, Sas93] und von Referenzmessungen mit einfarbigen Pappen [Hel93] festgelegt.

Die Feineinstellung des unscharfen Maßes anhand von unscharfen Einstellregeln wie etwa

WENN INT(r)=HO UND KBE(r)=HO UND HK=MI DANN KBG=HO

mit den Abkürzungen: r=rot, HO=hoch, MI=mittel, INT=Intensität, HK=Helligkeit,

⁴⁰Der Zeitaufwand lag jedoch bereits mit der in [Sas93] verwendeten Methode in einem für Echtzeitanwendungen nicht geeigneten Bereich.

⁴¹Interessant erscheint in diesem Zusammenhang vor allem der Einsatz des HSI-Farbmodelles (hue, saturation, intensity) [BB82].

KBE=Bestätigung der Annahme korrespondierender Punkte bei Berücksichtigung nur eines Farbkanales, KBG=Bestätigung der Annahme korrespondierender Punkte bei Berücksichtigung der Erfülltheitsgrade der Regelvorbedingungen

und der Anwendung von Techniken des unscharfen Schließens wie z.B. dem verallgemeinerten Modus Ponens [DP91, Zad73], erfordert für die Aufstellung solcher Regeln detaillierte und ausgedehnte Testreihen, die leider im zeitlichen Rahmen dieses Berichtes nicht mehr durchgeführt werden konnten.

Aufgrund der vielversprechenden Ergebnisse, die bereits mit den nur grob eingestellten Werten des unscharfen Maßes erzielt werden konnten, sollten deshalb vorrangig die Identifikation des zugrundegelegten unscharfen Maßes, sowie der mathematische Nachweis der Existenz und der Eindeutigkeit einer (semantisch einsichtigen) Lösung Schwerpunkte zukünftiger Forschungsbemühungen sein.

Anhang A Literaturverzeichnis

- [Aya91] N. Ayache. *Artificial vision for mobile robots*. MIT Press, 1991.
- [BB82] D.H. Ballard and C.M. Brown. *Computer vision*. Prentice-Hall, 1982.
- [BF82] S.T. Barnard and M.A. Fischler. Computational stereo. *Computing Surveys*, 14(4):553–572, December 1982.
- [BG90] H. Bandemer and S. Gottwald. *Einführung in Fuzzy Methoden*. Akademie-Verlag-Berlin, 1990.
- [Boc74] H.H. Bock. *Automatische Klassifikation*. Vandenhoeck & Ruprecht, 1974.
- [BPM92] N.R. Bhandari, N.R. Pal, and D.D. Majumder. Measures of discrimination and ambiguity for fuzzy sets. In *1st IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems, San Diego*, pages 145–152, March 1992.
- [Bun84] B.D. Bunday. *Basic linear programming*. Edward Arnold, 1984.
- [CFP82] M. Cayrol, H. Farreny, and H. Prade. Fuzzy pattern matching. *Kybernetes*, 11:103–116, 1982.
- [Cho53] G. Choquet. *Theory of capacities*. Ann. Inst. Fourier, Grenoble, 1953.
- [DA89] U.R. Dhond and J.K. Aggarwal. Structure from stereo – a review. *IEEE Trans. on SMC*, 19(6):1489–1510, 1989.
- [Dem67] A.P. Dempster. Upper and lower probabilities induced by a multi-valent mapping. *Ann. of Math. Stat.*, 38:325–339, 1967.
- [DH80] D. Dubois and Prade H. *Fuzzy sets and systems – theory and applications*. Academic Press, Toulouse, 1980.
- [DP82a] D. Dubois and H. Prade. A class of fuzzy measures based on triangular norms. *Int. Journal General Systems*, 8:43–61, 1982.
- [DP82b] D. Dubois and H. Prade. On several representations of an uncertain body of evidence. In [GS82], pages 167–181. North-Holland, 1982.
- [DP82c] D. Dubois and H. Prade. A unifying view of comparison indices in a fuzzy set-theoretic framework. In [GS82], pages 3–13. Pergamon Press, 1982.
- [DP88] D. Dubois and H. Prade. *Possibility theory – an approach to computerized processing of uncertainty*. Plenum Press, 1988.
- [DP91] D. Dubois and H. Prade. Fuzzy sets in approximate reasoning, part 1: inference with possibility distributions. *Fuzzy Sets and Systems*, 40:143–202, 1991.
- [DPT88] D. Dubois, H. Prade, and C. Testemale. Weighted fuzzy pattern matching. *Fuzzy Sets and Systems*, 28:313–331, 1988.

- [FM81] K.S. Fu and J.K. Mui. A survey on image segmentation. *Pattern Recognition*, 13:3–16, 1981.
- [GMS92] M. Grabisch, T. Murofushi, and M. Sugeno. Fuzzy measure of fuzzy events defined by fuzzy integrals. *Fuzzy Sets and Systems*, 50:293–313, 1992.
- [Gne62] B.W. Gnedenko. *Lehrbuch der Wahrscheinlichkeitsrechnung*. Akademie Verlag, 3rd edition, 1962.
- [GP90] M. Grabisch and H. Prade. Multi-attribute classification and fuzzy integral. In *Proc. of the Int. Conf. on Fuzzy Logic & Neural Networks, Iizuka*, pages 841–844, 1990.
- [GS82] M.M. Gupta and E. Sanchez, editors. *Fuzzy information and decision processes*. North-Holland, 1982.
- [GS92] M. Grabisch and M. Sugeno. Multi-attribute classification using fuzzy integral. In *1st IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems, San Diego*, pages 47–54, 1992.
- [GSG77] M.M. Gupta, G.N. Saridis, and B.R. Gaines, editors. *Fuzzy automata and decision processes*. North-Holland, 1977.
- [HD85] T.L. Huntsberger and M.F. Descalzi. Color edge detection. *Pattern Recognition Letters*, 3:205–209, 1985.
- [Hel93] T. Helbig. Farbkalibrierung eines Stereokamerasystems. *Studienarbeit, FB Informatik, TU-Berlin*, August 1993.
- [HJ87] T.L. Huntsberger and S.N. Jayaramamurthy. A framework for multi-sensor fusion in the presence of uncertainty. In *Proc. Workshop Spatial Reasoning and Multi-Sensor Fusion, St. Charles Il.*, pages 345–350, 1987.
- [HJC98] T.L. Huntsberger, C.L. Jacobs, and R.L. Cannon. Iterative fuzzy image segmentation. *Pattern Recognition*, 18:131–138, 1985.
- [HS85] R.M. Haralick and L.G. Shapiro. Image segmentation techniques. *Computer Graphics and Image Processing*, 29:100–132, 1985.
- [JH85] S.N. Jayaramamurthy and T.L. Huntsberger. Edge and region analysis using fuzzy sets. In *Proc. IEEE Workshop Languages for Automation*, pages 71–75, 1985.
- [Kau75] A. Kaufmann. *Introduction to the theory of fuzzy subsets*. Academic Press, 1975.
- [KCP92] D.H. Kim, W.Y. Choi, and R.-H. Park. Stereo matching technique based on the theory of possibility. *Pattern Recognition Letters*, 13:735–744, 1992.
- [KF88] G.J. Klir and T.A. Folger. *Fuzzy sets, uncertainty, and information*. Prentice Hall, 1988.
- [KGK93] Kruse, Gebhardt, and Klawonn. *Fuzzy Systeme*. Teubner, 1993.
- [Kli87] G.J. Klir. Where do we stand on measures of uncertainty, ambiguity, fuzziness, and the like? *Fuzzy Sets and Systems*, 24:141–160, 1987.

- [Kol33] G.N. Kolmogoroff. *Grundbegriffe der Wahrscheinlichkeitsrechnung*. Berlin, 1933.
- [KOS90] A. Knoll, F. Ottink, and R. Sasse. Aktive Stereometrie – Ein Verfahren zur schnellen Generierung von Entfernungsbildern in der Robotik. Forschungsbericht 6, FB Informatik, TU-Berlin, 1990.
- [Kos91] A. Koschan. Eine Methodenbank zur Evaluierung von Stereo-Vision-Verfahren. Forschungsbericht 9, FB Informatik, TU-Berlin, 1991.
- [Kuh55] H.W. Kuhn. *The hungarian method for the assignment problem*, volume 2. Naval Research Logistics Quarterly, 1955.
- [Miz89] M. Mizumoto. Pictorial representations of fuzzy connectives, part 1: cases of t-norms, t-conorms and averaging operators. *Fuzzy Sets and Systems*, 31:217–242, 1989.
- [MS89] T. Murofushi and M. Sugeno. An interpretation of fuzzy measures and the choquet integral as an integral with respect to a fuzzy measure. *Fuzzy Sets and Systems*, 29:201–227, 1989.
- [MS91] T. Murofushi and M. Sugeno. Fuzzy t-conorm integral with respect to fuzzy measures: generalization of sugeno integral and choquet integral. *Fuzzy Sets and Systems*, 42:57–71, 1991.
- [MT89] S.B. Marapane and M.M. Trivedi. Region-based stereo analysis for robotic applications. *IEEE Trans. on SMC*, 19(6):1447–1464, 1989.
- [NB80] R. Nevatia and K.R. Babu. Linear feature extraction and description. *Computer Graphics and Image Processing*, 13:257–269, 1980.
- [Ott90] F. Ottink. Grundlagenuntersuchung zur Laserstereoskopie. Diplomarbeit, FB Informatik, TU-Berlin, 1990.
- [PB93] N.R. Pal and J.C. Bezdek. Several new classes of measures of fuzziness. In *2nd IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems, San Francisco*, pages 928–933, 1993.
- [PC86] S.K. Pal and B. Chakraborty. Fuzzy set theoretic measure for automatic feature evaluation. *IEEE Trans. on SMC*, 16(5):754–760, 1986.
- [Ped89] W. Pedrycz. *Fuzzy Control and Fuzzy Systems*. Research Studies Press Ltd., 1989.
- [PS82] H. Papadimitriou and I. Steiglitz. *Combinatorial optimization: algorithms and complexity*. Prentice Hall, 1982.
- [Sas93] R. Sasse. *Bestimmung von Entfernungsbildern durch aktive stereoskopische Verfahren*. Dissertation, FB Informatik, TU-Berlin, 1993.
- [Sha76] G. Shafer. *A mathematical theory of evidence*. Princeton University Press, 1976.
- [Shi87] Y. Shirai. *Three-dimensional computer vision*. Springer, 1987.
- [Sug74] M. Sugeno. *Theory of fuzzy integrals and its applications*. PhD thesis, Tokyo Institute of Technology, 1974.

- [Sug77] M. Sugeno. Fuzzy measures and fuzzy integrals: a survey. In [GSG77], pages 89–102. North-Holland, 1977.
- [SW90] J.R. Sims and Z. Wang. Fuzzy measures and fuzzy integrals: an overview. *Int. Journal General Systems*, 17:157–189, 1990.
- [Til93] T. Tilli. *Mustererkennung mit Fuzzy-Logik*. Franzis-Verlag Gmbh München, 1993.
- [TK92] H. Tahani and J.M. Keller. Information fusion in computer vision using the fuzzy integral. In [WK92], pages 319–341. Plenum Press, 1992.
- [TS75] T. Terano and M. Sugeno. Conditional fuzzy measures and their applications. In [ZFTS75], pages 151–170. Academic Press, 1975.
- [TS91] K. Tanaka and M. Sugeno. A study on subjective evaluation of printed color images. *Int. Journal of Approximate Reasoning*, 5(3):213–222, 1991.
- [Ver91] M. Verch. Entwurf und Implementierung eines Verfahrens zur Entfernungsmessung durch Auswertung von Farbinformationen. Diplomarbeit 8, FB Informatik, TU-Berlin, 1991.
- [Web84] S. Weber. \perp -decomposable measures and integrals for archimedean t-conorms \perp . *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, 101:114–138, 1984.
- [WK92] Z. Wang and G.J. Klir. *Fuzzy measure theory*. Plenum Press, 1992.
- [Wol93] A. Wolfram. Theorie unscharfer Mengen und unscharfer Logik – Einführung und Anwendung auf Multisensorsysteme. Studienarbeit 4, FB Informatik, TU-Berlin, 1993.
- [Zad65] L.A. Zadeh. Fuzzy sets. *Information and Control*, 8:338–353, 1965.
- [Zad73] L.A. Zadeh. Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes. *IEEE Trans. on SMC*, 3:28–44, 1973.
- [Zad78] L.A. Zadeh. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy Sets and Systems*, 1:3–28, 1978.
- [ZCB87] R. Zwick, E. Carlstein, and D.V. Budesu. Measures of similarity among fuzzy concepts: a comparative analysis. *Int. Journal of Approximate Reasoning*, 1:221–242, 1987.
- [ZFTS75] L.A. Zadeh, K.S. Fu, K. Tanaka, and M. Shimura, editors. *Fuzzy sets and their applications to cognitive and decision processes*. Academic Press, 1975.