Semiglobale Verfahren zur Generierung von Eckpunkthypothesen in 2D und 3D

Diplomarbeit

am Lehrstuhl für Kognitive Systeme
Institut für Informatik und Praktische Mathematik
Christian-Albrechts-Universität zu Kiel
Prof. Dr. Gerald Sommer

vorgelegt von

Marco Hahn

Betreuer: Dr. Norbert Krüger

August 1999

Für meine Eltern,
Emmi und Hans-Dieter Hahn,
die mir meinen Weg aufzeigten und mich unterstützten.

Zusammenfassung

In dieser Arbeit werden Verfahren vorgestellt, die in Grauwertbildern Eckpunkte finden und klassifizieren. Im Gegensatz zu anderen Verfahren wird dazu nicht die unmittelbare Umgebung des Eckpunkts untersucht, sondern von globalen Merkmalen auf Orte möglicher Eckpunkte geschlossen. Diese Hypothesen werden dann in einer gewissen Entfernung vom Ort der Eckpunkthypothese verifiziert oder falsifiziert.

Das Ergebnis dieses Findeprozesses ist eine Beschreibung des Eckpunkts, die den einzelnen Kanten und dem gesamten Eckpunkt jeweils Wahrscheinlichkeitsmaße, sogenannte Konfidenzen, zuweist und so mehrere Interpretationen zuläßt. Möglichen späteren Verarbeitungsstufen werden somit noch Freiheiten zur Verfügung gestellt.

In einem weiteren Schritt werden die Eckpunkte als Grundlage für Stereo-Bildverarbeitung betrachtet. Dazu werden drei Matchingverfahren eingeführt, wobei zwei Verfahren wesentlich auf der neuen Beschreibung eines Eckpunkts beruhen. Es wird gezeigt, daß mit der erarbeiteten Beschreibung nicht nur der Ort eines Eckpunkts im Raum, sondern auch die absolute Orientierung der Kanten bestimmt werden kann.

Anhand von Experimenten mit realen Aufnahmen werden qualitative und quantitative Aussagen über die Leistungsfähigkeit der Verfahren getroffen.

Inhaltsverzeichnis

1. Einführung

Augen sind für viele Lebewesen die wichtigsten Sinnesorgane. Sie liefern dem Lebewesen einen Überblick über das Umfeld, in dem es sich befindet und erlauben ihm, Teile des Umfeldes durch attentive Mechanismen genauer zu untersuchen. Damit ist es möglich, Objekte zu erkennen und zu klassifizieren. Die von Augen aufgenommenen Informationsmengen erfordern eine komplizierte, mehrstufige Verarbeitung. Zunächst werden nur einfachste, lokale Strukturen detektiert. Später werden in mehreren Schritten aus solchen grundlegenden Strukturen ganze Objekte zusammengesetzt [OP94].

Als Umsetzung der visuellen Wahrnehmung für Maschinen ist die Computer Vision ein weites Feld der Forschung, um Robotern und Maschinen ebenfalls Informationen über die Umwelt geben zu können. Gerade in den von Menschen erschaffenen Umgebungen finden sich viele kantige Strukturen und infolgedessen durch das Zusammentreffen mehrerer Kanten auch Ecken. Die Detektion und Klassifizierung von Ecken ist daher ein Forschungsgebiet, das große Aufmerksamkeit erhalten hat; als Beispiele seien [Huf71, Wal75, Mor77, DN82, KR82, Bey91a, Roh92, DG93, För94, MS94, PGH98] genannt. Es wurde ferner nachgewiesen, daß auch Gehirne von Katzen kreuzförmige Strukturen extrahieren [SNL+95].

Die Eckpunktdetektion und -klassifizierung läßt sich in drei Teilgebiete untergliedern. Zunächst muß eine Eckpunkthypothese in einer Aufnahme gefunden werden. Danach kann es zu einer semantischen Interpretation der Ecke kommen, bei der die Anzahl und die Orientierungen der Kanten bestimmt werden. Wenn diese Verarbeitung einzelner Bilder abgeschlossen ist, kann in einem dritten Schritt durch das Verknüpfen der Informationen aus zwei Bildern dazu übergegangen werden, Rückschlüsse auf die 3D-Position des Eckpunkts und die 3D-Orientierung der Kanten zu treffen.

Da oft aufgrund nur lokaler Informationen keine abschließende Bewertung möglich ist, wurde hier der Ansatz verfolgt, Entscheidungen hauptsächlich späteren Verarbeitungsstufen zu überlassen. Diesem Umstand wird dadurch Rechnung getragen, daß die vorgestellten Verfahren nur Eckpunkthypothesen und mögliche Bewertungen derselben erstellen. Eventuelle interpretatorische Mehrdeutigkeiten bleiben weitgehend erhalten und können unter Berücksichtigung globaler Zusammenhänge später aufgelöst werden.

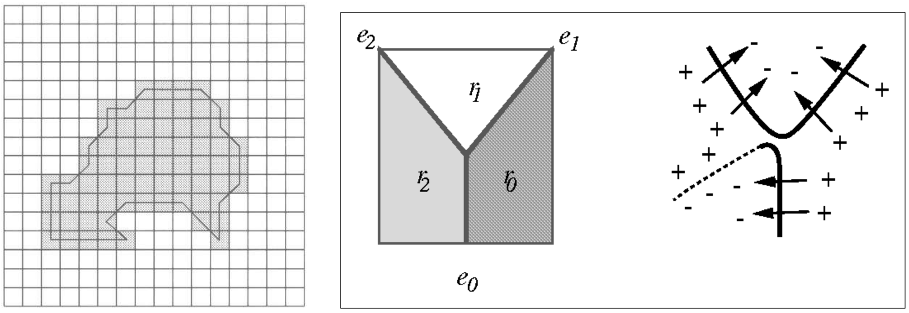
Aufnahmen stellen eine zweidimensionale Datenstruktur dar. Die Suche nach Merkmalen in Bildern berücksichtigt in den meisten Ansätzen einen zweidimensionalen, in der

Regel quadratischen oder kreisförmigen, Ausschnitt einer Aufnahme. Gleiches gilt für die Beschreibung von Eckpunkten. Im Gegensatz hierzu verarbeiten fast alle Verfahren dieser Arbeit lineare Teile von Aufnahmen, also eindimensionale Strukturen, und erfordern somit eine kurze Verarbeitungszeit.

1.1. Einordnung der Arbeit

Diese Arbeit beschäftigt sich zu Teilen jeweils mit der Eckpunktdetektion in zweidimensionalen Aufnahmen, der Klassifizierung von Eckpunkten in Aufnahmen und abschließend mit der Lokalisierung und Klassifizierung von Eckpunkten im Raum. Unter Klassifizierung wird das Feststellen der Anzahl und Orientierung der von einem Eckpunkt ausgehenden Kanten verstanden. Unter Orientierung wird in dieser Arbeit die Kombination aus Richtungs- und Orientierungsangabe verstanden. Eine Orientierungsangabe legt also die Semantik einer Kante eindeutig fest.

Verfahren zur 2D-Eckpunktdetektion lassen sich im wesentlichen in zwei Gruppen unterteilen [DG93]: Die erste Gruppe beinhaltet Verfahren, die zunächst Kantenbeschreibungen gewinnen und dann nach Treffpunkten von Kanten suchen. Dies kann beispielsweise in der Form von Kettencodes [Jäh97] geschehen, wobei dann in den gewonnenen Codefolgen nach Stellen mit maximaler Krümmung gesucht wird (siehe Abbildung 1.1(a)). Eine andere Möglichkeit ist es, zu versuchen, gefundene Intensitätsgradienten zu paaren, was aber bei Eckpunkten mit ungerader Anzahl von Kanten zu sogenannten Phantom-Kanten führt [Bey91b] (siehe Abbildung 1.1(b)).



(a) (b)

Abbildung 1.1.: 2D-Eckpunkt-Detektionsverfahren der ersten Gruppe:
(a) Suche nach Orten maximaler Krümmung im Kettencode (aus [Jäh97])
(b) Paare von Intensitätsgradienten. Die gestrichelte Linie ist eine Phantom-Kante (aus [Bey91a])

Verfahren der zweiten Gruppe arbeiten hingegen direkt auf den Grauwertbildern und analysieren den Gradienten und die Krümmung der Grauwertoberfläche (siehe die Verfahren von Dreschler und Nagel [DN82] und von Kitchen und Rosenfeld [KR82]), lokale Statistiken des Bildes wie der mittlere quadrierte Gradient [För94] oder basieren auf Heuristiken wie der „interest operator“ von Moravec, der Pixel mit lokal maximaler Grauwertdifferenz in horizontaler, vertikaler und beiden diagonalen Richtungen sucht [Mor77].

Die oben genannten Verfahren liefern nur den Ort eines Eckpunkts aber keine semantische Interpretation. Die Verfahren dieser Arbeit nutzen zur Generierung der Hypothesen Kanten und deren Schnittpunkte, zur Überprüfung hingegen unter anderem den Gradienten. Es stellt somit eine Mischform zwischen beiden Gruppen dar.

Verfahren zur 2D-Eckpunktklassifizierung stellen beispielsweise Rohr [Roh92], Parida, Geiger und Hummel [PGH98] und Michaelis und Sommer [MS94] vor. Das Verfahren von Rohr paßt ein parametrisiertes Eckpunktmodell an die Grauwertoberfläche an, wobei die Grauwertoberfläche in einer quadratischen Nachbarschaft um den Eckpunkt durch eine Funktion modelliert wird, die bereichsweise konstante Ebenen darstellt (siehe Abbildung 1.2).

Parida, Geiger und Hummel [PGH98] untersuchen ein ringförmiges Umfeld um einen Aufpunkt, wobei der innere und äußere Radius veränderbar sind. Sie benutzen mehrere radiale Trennlinien und versuchen die Grauwertdifferenzen zwischen den Trennlinien zu minimieren, indem die Anzahl und Orientierung der Trennlinien angepaßt wird. Sie unterteilen somit die Umgebung in Bereiche einheitlicher Grauwerte.

Michaelis und Sommer [MS94] verwenden in Orientierung und Skalierung steuerbare Filter. Die komplexe Filterantwort eines Quadraturpaares liefert Informationen über das Vorhandensein und den Typ eines Ereignisses. Sie können zwischen scharfen und verschwommenen Kanten und Linien unterscheiden, benötigen aber einen hohen Rechenaufwand.

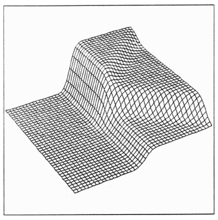


Abbildung 1.2.: 2D-Eckpunkt-Klassifizierungsverfahren nach Rohr (aus [Roh92])

Die Größe des betrachteten Bereichs reicht bei allen drei Verfahren von wenigen Pixeln bis zu Entfernungen von einigen Dutzend Pixeln. Die betrachteten Bereiche sind in jedem Verfahren fest begrenzt. Alle Verfahren setzen die Kenntnis des Eckpunkts voraus; sie bestimmen nur die Semantik.

Waltz [Wal75] stellte eine auf Huffman [Huf71] beruhende Klassifizierung von Eckpunkten vor, die in Abbildung 1.3 abgebildet ist. Während Huffman nur Eckpunkte betrachtet, an denen genau drei Flächen aneinanderstoßen, hebt Waltz diese Einschränkung auf und beachtet auch die durch Schattenwürfe entstehenden Grauwertunterschiede. Sowohl das Verfahren von Parida, Geiger und Hummel als auch das Verfahren von Michaelis und Sommer machen keine Annahmen über die Anzahl der in der Aufnahme vorhandenen Kanten und können somit alle Typen von Eckpunkten finden.

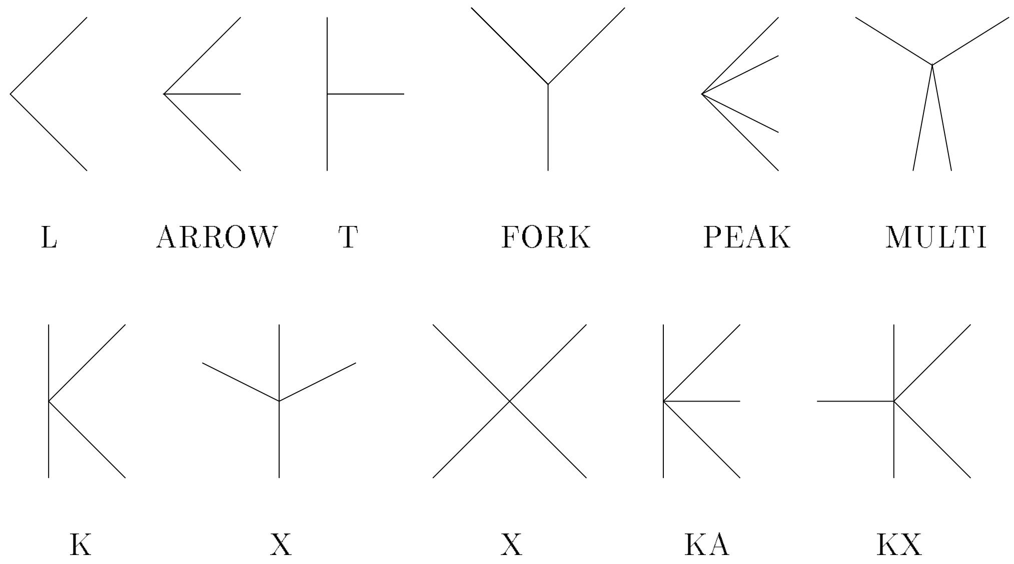


Abbildung 1.3.: 2D-Eckpunkt-Klassifizierung nach Waltz [Wal75]

Trotz Literaturrecherche ist kein anderes Verfahren bekannt, das den Schritt von Eckpunkten in einem Grauwertbild zu Eckpunkten in Stereograuwertbildern geht und somit versucht, eine dreidimensionale Rekonstruktion der Eckpunkte zu vollziehen.

Die hier vorgestellten Verfahren gehen alle drei Teilprobleme, also die Eckpunktdetektion und Eckpunktklassifizierung in Bildern und die Bestimmung der Position und Kantenausrichtung im dreidimensionalen Raum, in einem einheitlichen Modell an. Sie finden mögliche Eckpunkte anhand von Geraden, die von einer Vorverarbeitung geliefert werden. Sie arbeiten also auf der Basis von Daten, die schon von der Grauwertstruktur des Bildes abstrahiert sind. Die semantische Bewertung der Eckpunkte basiert zum Teil auf diesen Eingabedaten, zum Teil aber auch auf der Grauwertstruktur des Bildes. Die Verfahren geben den gefundenen Eckpunkten sowohl im einzelnen Bild als auch in Stereobildern und damit im dreidimensionalen Raum eine oder mehrere semantische Interpretationen. Diese Interpretationen sind zu keinem Zeitpunkt absolut, sondern immer mit einem Wahrscheinlichkeitsmaß, einer Konfidenz, bewertet. Fehlinterpretationen aufgrund zu früh getroffenener Entscheidungen werden so erschwert. Sofern die Eingabedaten korrekt sind, kann jeder Eckpunkttyp nach Waltz erkannt werden. Ein wesentlicher Unterschied zu anderen Verfahren ist die Verarbeitung eines nur eindimensionalen Teils der Bildinformation und der damit verbundene Geschwindigkeitsgewinn.

1.2. Aufbau der Arbeit

Diese Arbeit beschreibt die Verfahren in der Reihenfolge, wie sie auf Bilder angewandt und Merkmale extrahiert und klassifiziert werden (siehe auch Abbildung 1.4, die dort links angegebenen Schrittnummern sind hier geklammert angegeben). In Kapitel 2 wird kurz auf die Verfahren eingegangen, die zur Extraktion der Kanten (2) verwendet werden, die die Grundlage der Eckpunkthypothesen bilden. Die Berechnung und Bewertung dieser Hypothesen (3) wird in Kapitel 3 erläutert. Während bis zu diesem Punkt noch direkt auf den zugrundeliegenden Grauwertbildern gearbeitet wurde, findet in Kapitel 4 dann der Übergang zu davon abstrahierten Strukturen (4, 5) statt, ein Eckpunkt wird fortan als Ansammlung orientierter, bewerteter Kanten mit gemeinsamen Aufpunkt beschrieben. Die dabei gewonnene Struktur beinhaltet die gesamte Semantik eines Eckpunkts (6) in einem Bild.

Zur Vorbereitung auf die Verarbeitung von Stereopaaren wird in Kapitel 5 dann das verwendete Kalibrierungsverfahren erläutert. Im folgenden Kapitel wird aufgezeigt, wie aus den Informationen zweier Bilder und den mathematischen Beschreibungen der aufnehmenden Kameras die Positionen von Eckpunkten und die Orientierungen ihrer Kanten im Raum (8) bestimmt werden.

In Kapitel 7 werden die Ergebnisse von Experimenten mit Aufnahmen verschiedener Szenen vorgestellt.

Abschließend erfolgt eine Diskussion der erzielten Ergebnisse und ein Ausblick auf Ergänzungen und Anwendungen der vorgestellten Verfahren. Der Anhang enthält eine Einführung in die verwendete Fuzzy Logic und listet zuletzt die verwendeten Standardeinstellungen für die vorkommenden Parameter der entwickelten Algorithmen auf.

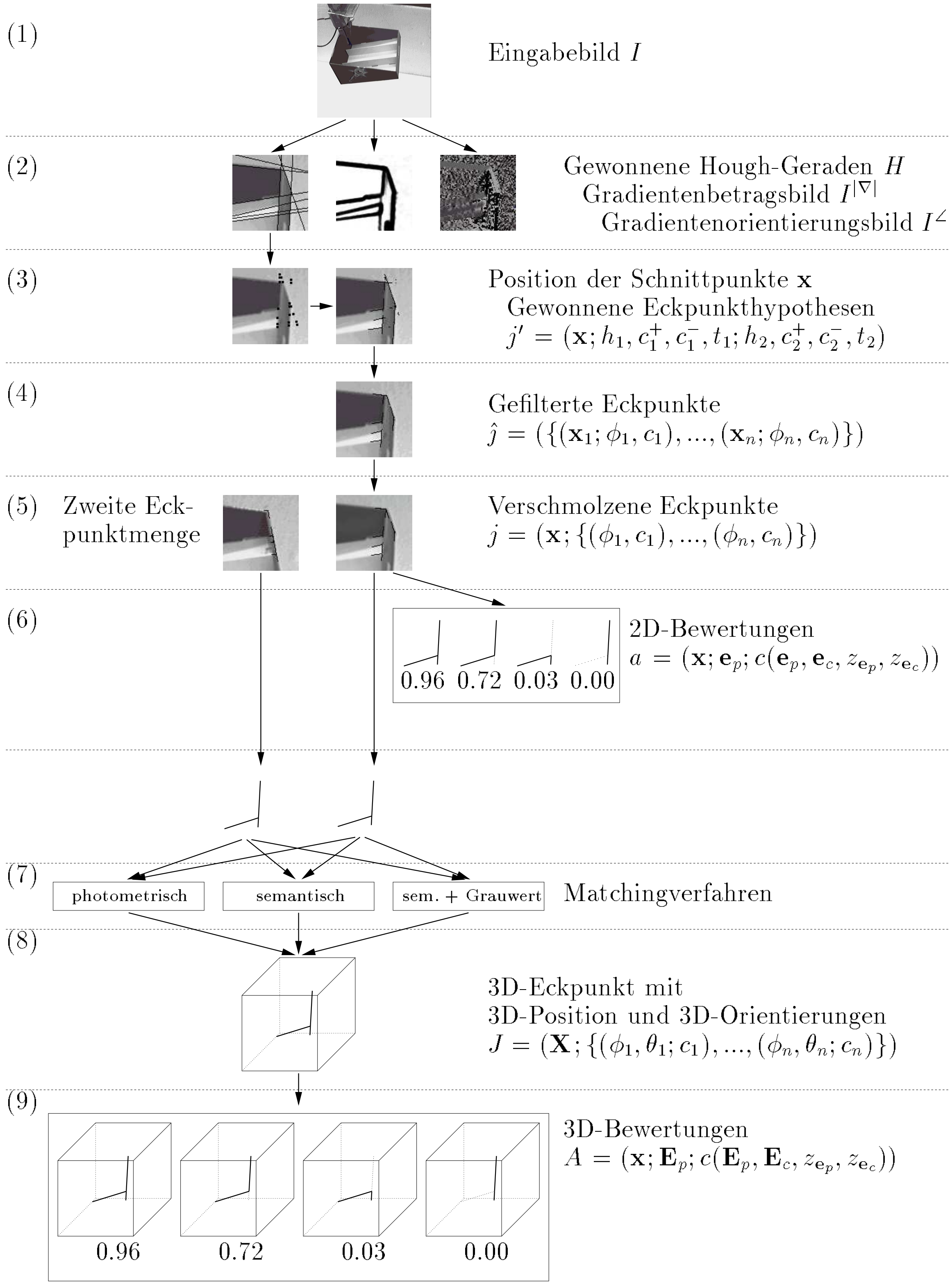


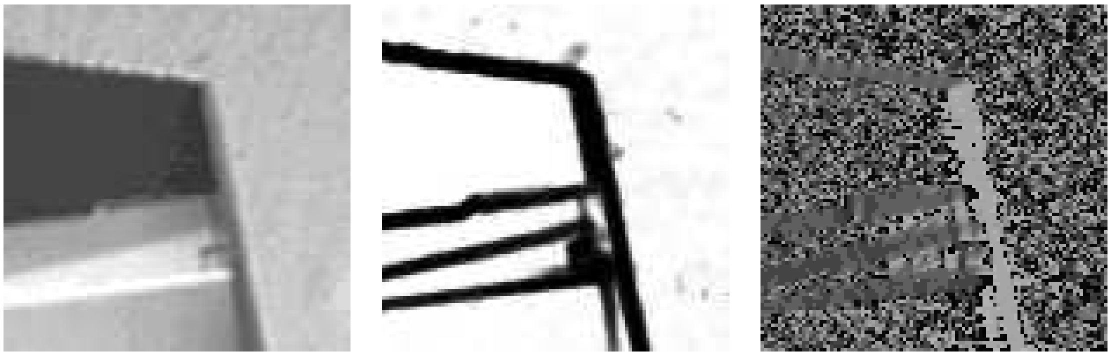
Abbildung 1.4.: Ablaufplan der Verfahren dieser Arbeit

2. Vorverarbeitung

Die Vorverarbeitung beschränkt sich im wesentlichen auf die Berechnung des Gradienten (Abschnitt 2.1) und das Finden von Kanteninformationen im Bild (Abschnitt 2.2). Aus der gefundenen Kanteninformation wird später durch Schnittpunktberechnung eine Menge von Eckpunkthypothesen erzeugt, die dann jeweils einzeln verifiziert werden. Da die Implementierung dieser Verfahren überwiegend von Ackermann vorgenommen wurde, sei für Details auf [Ack99] verwiesen.

2.1. Berechnung des Gradienten

Für jeden Pixel des Bildes wird der Gradient, zerlegt in Betrag und Richtung, bestimmt. Zu jedem Bild I wird also ein Gradientenbetragsbild $I^{|\nabla|}$, welches mit einem Verfahren in Anlehnung an [Krü98] lokal auf das Intervall $[0,1]$ normalisiert ist, und ein Gradientenorientierungsbild $I^{\angle}$ berechnet (siehe Abbildung 2.1). Das gewonnene Gradientenbetragsbild wird anschließend in Richtung des Gradientenwinkels ausgedünnt, so daß an den lokalen Maxima des Betrags Kanten mit einer Breite von einem Pixel bleiben.



(a) (b) (c)

Abbildung 2.1.: (a) Eingabebild I
(b) Auf das Intervall $[0,1]$ normalisiertes Gradientenbetragsbild $I^{|\nabla|}$
(c) Gradientenorientierungsbild $I^{\angle}$

Zur Gradientenberechnung werden die folgenden modifizierten Sobel-Operatoren [Sch96] verwendet:

$$G_{S,x} = \frac{1}{32}\begin{bmatrix} 3 & 0 & -3 \\ 10 & 0 & -10 \\ 3 & 0 & -3 \end{bmatrix} \tag{2.1}$$

$$G_{S,y} = \frac{1}{32}\begin{bmatrix} 3 & 10 & 3 \\ 0 & 0 & 0 \\ -3 & -10 & -3 \end{bmatrix} \tag{2.2}$$

2.2. Geradenextraktion mit der Hough-Transformation

Zur Geradendarstellung existieren mehrere Möglichkeiten (siehe auch Abbildung 2.2(a)), beispielsweise die Punkt-Steigungs-Form $x_2 = m \cdot x_1 + c$ oder die Normalendarstellung $\mathbf{pn} = r$, wobei $\mathbf{p} = (x_1, x_2)^T$ ein Punkt auf der Geraden, $\mathbf{n} = \mathbf{n}(\psi) = (\cos\psi, \sin\psi)^T$ der Normalenvektor der Geraden und r der minimale Abstand der Geraden zum Ursprung des Koordinatensystems in der Bildmitte ist. Insbesondere kann die zweite Darstellung auch für vertikale Geraden verwendet werden.

Die Hough-Transformation [Hou62] bestimmt zu jedem gefundenen Kantenpunkt die Menge aller Tupel (r, ψ), die eine Gerade ergeben, die durch den Kantenpunkt verläuft. Für ein Bild mit den Ausmaßen $B \times H$ (Breite $\times$ Höhe) und der Diagonalen D ergibt sich ein sogenannter Hough-Raum mit den Ausmaßen $[-D/2, D/2] \times [0, 180]$, wobei die horizontale Achse den orientierten Abstand vom Ursprung und die vertikale Achse die Orientierung angibt (siehe Abbildung 2.2(b)). Im Hough-Raum wird für jedes dieser Tupel die Anzahl aller Pixel akkumuliert, die für entsprechende Geraden votierten. Die Positionen der lokalen Maxima im Hough-Raum beschreiben dann die Parametersätze $(r_i,\ \psi_i)$ der gefundenen Hough-Geraden H_i. Die Höhe der lokalen Maxima kann als ein Maß für die Länge der Linien angesehen werden.

Eine wesentliche Verbesserung in Bezug auf Rechenzeit und Qualität stellt die orientierungsbasierte Hough-Transformation dar [Bal81]. Hierbei wird an jedem Kantenpunkt durch einen modifizierten Sobel-Operator auch die Gradientenrichtung bestimmt. Sofern die Gradientenrichtung im Kantenpunkt orthogonal zur Richtung der Hough-Geraden ist, also die globale und lokale Orientierung einer möglichen Kante ähnlich sind, wird genau das Feld inkrementiert, das dem Parametersatz aus Orientierung und Ursprungsabstand entspricht. Letzterer kann aus der Position im Bild und dem Gradientenwinkel berechnet werden.

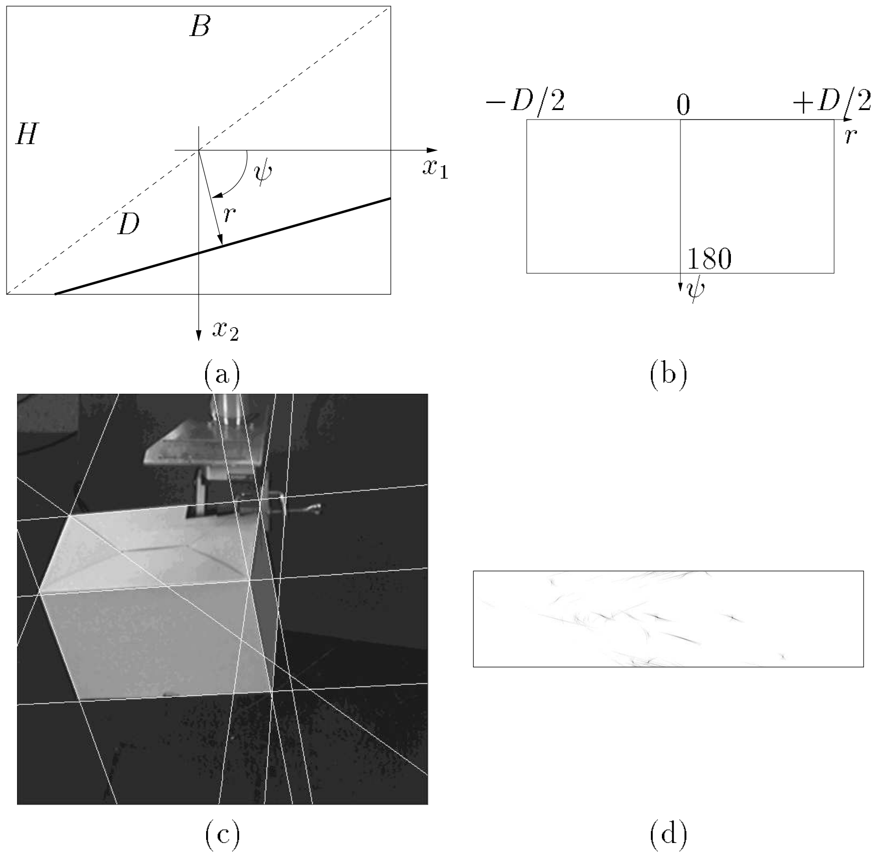


Abbildung 2.2.: (a) Die Parameter der Hough-Transformation
(b) Der Hough-Raum
(c) Bild mit detektierten Hough-Geraden
(d) Dem linken Bild entsprechender Hough-Raum

3. Eckpunkthypothesenfindung und -gewichtung

In diesem Kapitel wird beschrieben, wie aus den in einem Bild gefundenen Geraden Hypothesen über mögliche Eckpunkte gewonnen und bewertet werden. Zunächst wird in Abschnitt 3.1 erläutert, wie aus den Hough-Geraden eine Vorstufe einer 2D-Eckpunkt-Beschreibung gewonnen wird und welche Informationen diese Vorstufe beinhaltet. Bevor dann in Abschnitt 3.3 die Bestimmung der Konfidenzen für die zu einem Eckpunkt gehörenden Kanten dargestellt wird, erfolgt in Abschnitt 3.2 eine Herleitung der dabei verwendeten Gewichtungsfunktion.

Das Verhalten der vorgestellten Verfahren kann über einige Parameter beeinflußt werden. Die im Rahmen dieser Arbeit verwendeten Standardeinstellungen sind im Anhang B aufgeführt.

3.1. Gewinnung der Eckpunkthypothesen

Aufgrund der Vorverarbeitung aus Kapitel 2 ist zu jedem Bild eine große Menge durch das Bild verlaufender Geraden bekannt, die streckenweise vorhandenen Kanten entsprechen (siehe Abbildung 2.2). Potentielle Eckpunkte entsprechen Endpunkten von Kanten beziehungsweise Schnittpunkten mindestens zweier Geraden. Das im folgenden beschriebene Verfahren zur Eckpunkthypothesengewinnung bestimmt die Menge der Schnittpunkte aller Hough-Geraden, die im Bild liegen und führt eine Bewertung der möglichen Kanten durch. Im folgenden Kapitel wird dann erläutert, wie aus diesen gewichteten Eckpunkthypothesen die sinnvollen Eckpunkte gewonnen werden.

Die mit der in Abschnitt 2.2 beschriebenen orientierungsselektiven Hough-Transformation gewonnenen Hough-Geraden sind fortlaufend numeriert in einer Liste abgespeichert, wobei jeder Eintrag H_i die Werte r_i (Abstand vom Ursprung) und ψ_i (Orientierung der Geraden) enthält: $H_i = (r_i, \psi_i)$.

Auf jede Hough-Gerade ist weiterhin noch ein parametrisierter Zugriff möglich. Er erlaubt, die Punkte der Hough-Geraden in Abhängigkeit von der Entfernung zu dem Punkt der Hough-Geraden mit dem kürzesten Abstand zum Ursprung direkt auszurechnen:

$$\mathbf{x}(t) = \begin{pmatrix} x(t) \\ y(t) \end{pmatrix} = r \cdot \begin{pmatrix} \cos\psi \\ -\sin\psi \end{pmatrix} + t \cdot \begin{pmatrix} \cos(\frac{\pi}{2} - \psi) \\ \sin(\frac{\pi}{2} - \psi) \end{pmatrix} \qquad t_{min} \leq t \leq t_{max} \quad (3.1)$$

Weitere Funktionen bestimmen die Werte t_{min} und t_{max}, welche die Schnittpunkte der Hough-Geraden mit den Bildrändern angeben.

Eine Eckpunkthypothese enthält deutlich mehr Informationen als der Schnittpunkt zweier Hough-Geraden. Sie wird durch den Merkmalsvektor $(\mathbf{x}; h_1, c_1^+, c_1^-, t_1; h_2, c_2^+, c_2^-, t_2)$ beschrieben. Hierbei ist $\mathbf{x}$ die Position des Eckpunkts, h ein Index auf den zugehörigen Eintrag in der Liste mit den Hough-Geraden, c^+ die Konfidenz entlang zunehmendem Parameter t und c^- die Konfidenz entlang abnehmendem t. Da zwei Hough-Geraden zugrundeliegen, werden diese mit den Ziffern 1 und 2 indiziert. In Abbildung 3.1 sind die einzelnen Werte verdeutlicht. Die Konfidenzen sind reelle Werte aus dem Intervall $[0, 1]$ und ein Maß für das Vorhandensein einer Kante im Bild an der Position der Hough-Halbgeraden. Der Wert 0 entspricht dem Nichtvorhandensein einer Kante, der Wert 1 entspricht einer sicheren Kante.

Zu jeder Hough-Geraden wird bestimmt, von welcher anderen Hough-Geraden diese geschnitten wird und wo die Schnittpunkte $\mathbf{x}_i = (x_i, y_i)^T$ liegen. Liegt ein $\mathbf{x}_i$ im aufgenommenen Bild, so stellt diese Position eine Eckpunkthypothese j' dar. Die Position wird direkt in die Beschreibung der Eckpunkthypothese übernommen. Die Orientierung ψ wird bei der zugrundeliegenden Hough-Geraden gespeichert.

Die Position des gefundenen Schnittpunktes auf den einzelnen Hough-Geraden wird auch in der durch t parametrisierten Darstellung der Hough-Geraden bestimmt. Zusätzlich zu diesen Positionsinformationen werden die Konfidenzen c_1^+, c_1^-, c_2^+ und c_2^- für das Vorhandensein von Kanten entlang der beiden den Schnittpunkt definierenden Hough-Geraden bestimmt (siehe auch Abschnitt 3.3). Zur Bestimmung der Konfidenzen wird im nächsten Abschnitt eine Formel hergeleitet, die stark an die Plancksche Strahlungsformel angelehnt ist.

3.2. Die Plancksche Strahlungsformel

Da die Bilddaten in unmittelbarer Umgebung eines Eckpunkts in realen Aufnahmen verrauscht sind (siehe Beymer [Bey91b, Bey91a]) und Eckpunkte andererseits ein lokales Merkmal sind, liegt es nahe, die Kanteneigenschaft der von den Eckpunkten ausgehenden Kanten in einer gewissen Entfernung von der Ecke zu überprüfen, aber gleichzeitig dafür zu sorgen, daß mit zunehmender Entfernung immer geringer gewichtete Informationen die Beurteilung beeinflussen.

Gesucht ist also eine Gewichtungsfunktion, die folgende Charakteristiken aufweist: Nahe einem gegebenen Punkt muß diese verschwindend klein sein, danach relativ stark an-

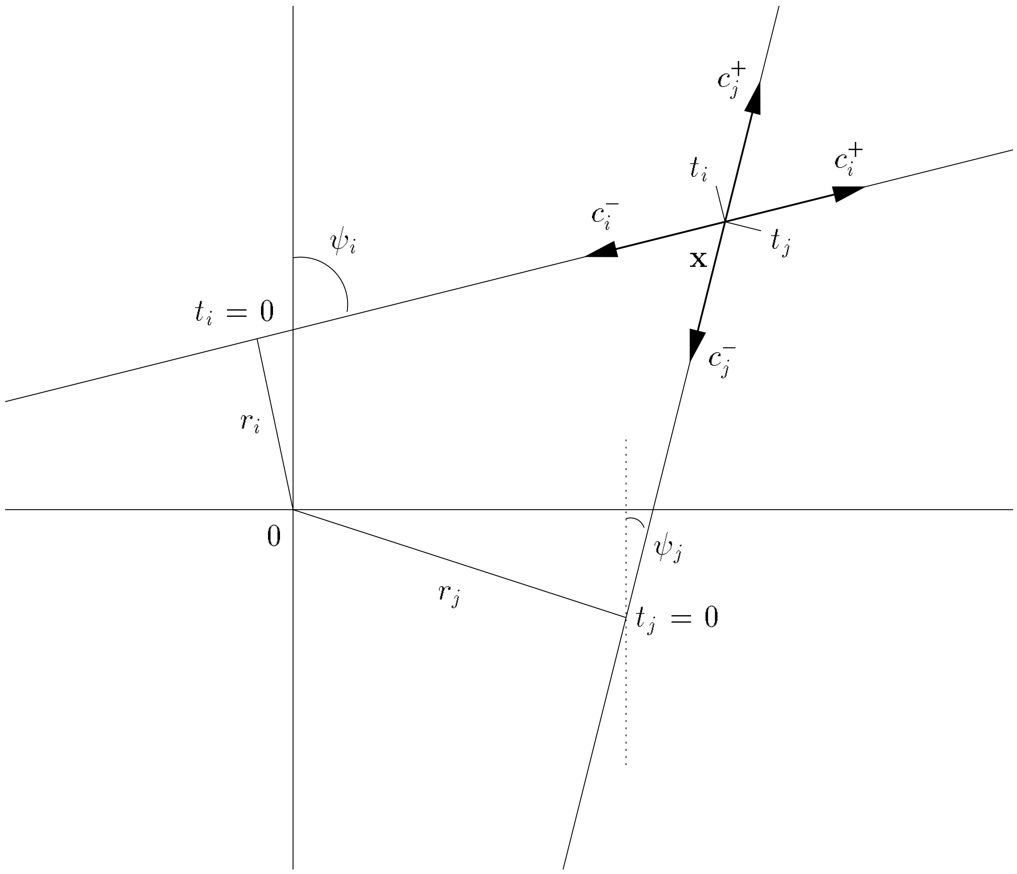


Abbildung 3.1.: Darstellung der Parameter einer Eckpunkthypothese. Die Parameter r_i, r_j, ψ_i, ψ_j beschreiben die zugrundeliegenden Hough-Geraden. Der Schnittpunkt der Hough-Geraden liegt in der parametrisierten Darstellung bei t_i beziehungsweise t_j.

wachsen, über ein eher verbreitertes Maximum verfügen und schließlich langsam verschwinden. Die in der Physik seit längerem bekannte Plancksche Strahlungsformel besitzt diese Eigenschaften.

Eines der großen ungelösten Probleme der Physik zu Anfang des 20. Jahrhunderts war die Beschreibung der spektralen Energiedichte der Strahlung schwarzer Körper. Die mit klassischen Ansätzen begründete Rayleigh-Jeans-Formel beschrieb diese für kleine Frequenzen, während die theoretisch schlecht begründete Wiensche Strahlungsformel den Grenzfall für große Frequenzen gut annäherte. Planck benutzte 1900 den Ansatz, daß Energien nicht in beliebigen Werten auftreten können, sondern nur als Vielfaches einer bestimmten Größe, dem Produkt aus dem Planckschen Wirkungsquantum h und der Frequenz ν. Damit ließ sich eine Formel herleiten, die für die beiden Extremfälle sehr kleiner beziehungsweise sehr großer Frequenzen in die Rayleigh-Jeans-Formel und die Wiensche Strahlungsformel übergeht.

Die Plancksche Strahlungsformel lautet [AF88]:

$$E(\nu) = \frac{8\pi h\nu^3}{c^3} \frac{1}{e^{h\nu/kT} - 1} \tag{3.2}$$

In dieser Formel ist $E(\nu)$ die spektrale Energiedichte im Frequenzbereich $[\nu, \nu + d\nu]$, $h = 6.626176 \cdot 10^{-34}\,\mathrm{JHz}^{-1}$ das Plancksche Wirkungsquantum, $c = 2.997925 \cdot 10^8\,\mathrm{ms}^{-1}$ die Vakuumlichtgeschwindigkeit, $k = 1.3805 \cdot 10^{-23}\,\mathrm{JK}^{-1}$ die Boltzmann-Konstante und T die Temperatur des schwarzen Körpers.

Durch Zusammenfassen beziehungsweise Weglassen der Konstanten, das Zulassen allgemeiner Potenzen von x und Vernachlässigen der Subtraktion von 1 ergibt sich folgende Funktion g, deren Graph dem der Planckschen Strahlungsformel sehr ähnlich ist:

$$g(x) = \frac{x^b}{e^{x/c}} \tag{3.3}$$

In dieser Arbeit soll die Auswertung der Kanteneigenschaften in Abhängigkeit von der Entfernung zum Eckpunkt vorgenommen werden, wobei die Gewichtung gemäß der Funktion g vorgenommen wird. Weil Konfidenzen auf das Intervall $[0, 1]$ normiert sind, ist es nötig, das Integral der Funktion über die positive reelle Zahlenachse ebenfalls auf 1 zu normieren. Das Integral berechnet sich zu [BS91]:

$$\int_0^\infty g(x)\,dx = \int_0^\infty \frac{x^b}{e^{x/c}}\,dx = b!\,c^{b+1} \tag{3.4}$$

Also ist folgende Funktion flächennormiert:

$$p(x) = \frac{1}{b!\,c^{b+1}} \cdot g(x) = \frac{1}{b!\,c^{b+1}} \cdot \frac{x^b}{e^{x/c}} \tag{3.5}$$

Durch Wahl des Parameters c kann die Breite des Bereiches, der nennenswert von 0 verschiedene Funktionswerte liefert, gewählt werden. Geeignetes Anpassen von b bestimmt dann, wie weit das Maximum der Funktion von 0 entfernt ist. So ist sowohl die Skalierbarkeit der Funktion, also die Anpaßbarkeit an unterschiedliche Objektgrößen im Bild, als auch die Größe des zu vernachlässigenden Bereichs in Eckennähe anpaßbar. Insbesondere könnten diese Parameter situationsbedingt auch gelernt werden. Einen Überblick über das Aussehen des Graphen für unterschiedliche Werte von b und c gibt Abbildung 3.2.

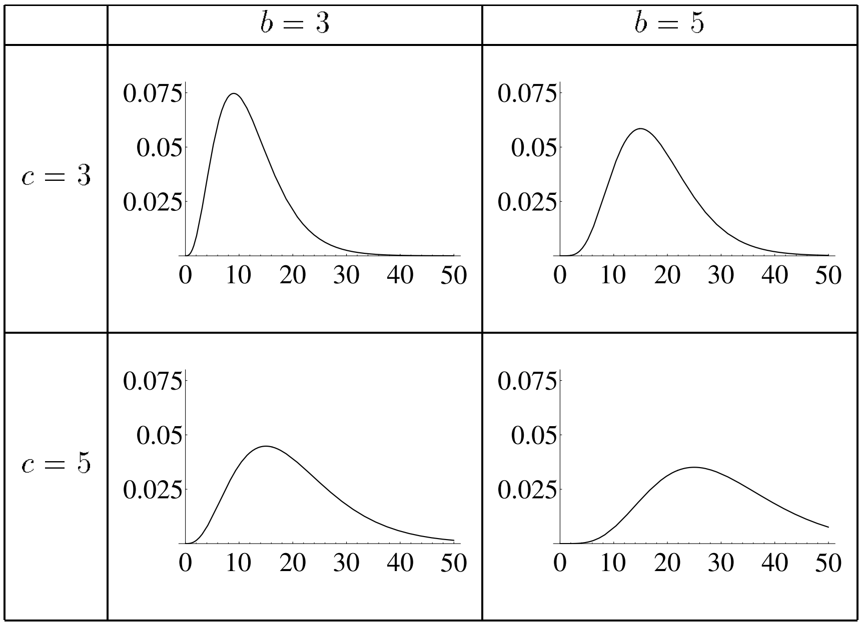


Abbildung 3.2.: Form der vereinfachten Planckschen Strahlungsformel für unterschiedliche Werte von b und c

Für kleine Strukturen mit typischen Kantenlängen von 5-20 Pixeln kann beispielsweise der Parametersatz $(b, c) = (3, 3)$ gewählt werden, während bei Kantenlängen von 20 bis 50 Pixeln eher die Wahl $(b, c) = (5, 5)$ angemessen ist. Bei den in dieser Arbeit verwendeten Beispielbildern wurde für die Verarbeitung die Wahl $(b, c) = (5, 3)$ getroffen.

3.3. Bewertung der Eckpunkthypothesen

Die im folgenden beschriebene Konfidenzbestimmung beruht auf einem eindimensionalen Teilstück des Bildes. In diesem Teilstück wird der Gradient in Betrag und Orientierung ausgewertet und die pixelweisen Bewertungen gewichtet aufsummiert, um die Konfidenz c zu erhalten.

Nachdem die Lokalisierung der möglichen Eckpunkte vorgenommen wurde, gilt es, die möglichen Kanten zu jedem Eckpunkt zu detektieren. Zur Detektion einer Kante kann entweder das lokale Maximum des Gradientenbetrages oder die Nullstelle der zweiten Ableitung verwendet werden (siehe Abbildung 3.3).

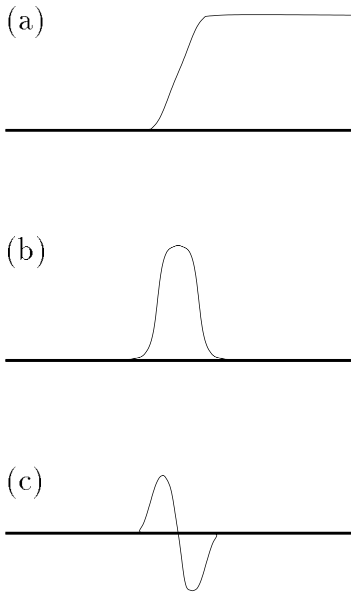


Abbildung 3.3.: (a) Grauwertstufenkante
(b) Verlauf des Gradientenbetrages
(c) Verlauf der zweiten Ableitung

In der vorliegenden Arbeit wird zur Kantendetektion die erste Alternative genutzt, also der Betrag des Gradienten ausgewertet. Zu jedem Bild I werden ein normalisiertes Gradientenbetragsbild $I^{|\nabla|}$ und ein Orientierungsbild $I^{\angle}$ berechnet. Der Betrag des normalisierten Gradienten $I^{|\nabla|}$ geht als Faktor in die Bewertung ein.

Eine weitere Information über die mögliche Kante liefert die Orientierung des Gradienten. Da die Hough-Geraden entlang der Kanten gefunden werden, muß die Orientierung des Gradienten entlang einer korrekten Kante senkrecht zu der Orientierung der Hough-Geraden sein. Allerdings sind sowohl die Orientierung der Hough-Geraden als auch die Gradientenorientierung unterschiedlich stark verrauscht. Der Fehler in der Orientierung der Hough-Geraden beträgt wenige Grad und kann durch einen Parameter der Hough-Transformation vorgegeben werden. In der vorliegenden Arbeit ist in der Regel bei der Hough-Transformation eine Orientierungsauflösung von einem Grad gewählt worden, was der feinsten Einstellung bei der gewählten Implementation entspricht. Die Orientierungsauflösung des Gradientenbildes ist abhängig von der gewählten Maske zur Gradientenberechnung. Hierzu wurde ein modifizierter Sobel-Operator verwendet [Sch96], der Fehler beträgt maximal $0.324°$. Unterschreitet die Differenz der Orientierungen einen bestimmten Schwellwert, so geht das betreffende Pixel voll in die Konfidenzbestimmung ein, andernfalls nicht:

$$c_O(\psi, \nabla_{\angle}(\mathbf{x})) = \left\{ \begin{array}{ll} 1 & \text{falls } |\psi - \nabla_{\angle}(\mathbf{x})| \leq \delta_{\angle} \\ 0 & \text{falls } |\psi - \nabla_{\angle}(\mathbf{x})| > \delta_{\angle} \end{array} \right\} \tag{3.6}$$

Hier ist ψ die Orientierung der Hough-Geraden, $\nabla_{\angle}$ die Orientierung des Gradienten und $\delta_\angle$ ein wählbarer Schwellwert; bei den Beispieldaten dieser Arbeit wurde $\delta_\angle = 15°$ verwendet (siehe auch Anhang B).

In die Bewertung geht als letzter Faktor eine Gewichtungsfunktion gemäß Gleichung (3.5) ein. Es hat sich herausgestellt, daß die Gewichtung relativ unempfindlich gegenüber Änderungen an den Parametern b und c ist. Dies ist darin begründet, daß unabhängig von der Wahl der Parameter b und c in jedem Fall die Gewichtungsfunktion die unmittelbar an der Ecke liegenden Pixel vernachlässigt und dann ein Bereich mit stark berücksichtigten Pixeln folgt, der langsam aber monoton mit zunehmender Entfernung ausläuft. Jeder Gewichtungsfaktor liegt ebenfalls zwischen 0 und 1, da die Gewichtungsfunktion auf 1 flächennormiert ist.

Die Kombination der Faktoren aus den Gleichungen (3.5) und (3.6) mit dem normierten Gradientenbetrag ergibt die Bewertung, die ein einzelnes Pixel erreicht:

$$\begin{aligned} c_{pixel}(t) &= g(t) \cdot I^{|\nabla|}(\mathbf{x}(t)) \cdot c_O(\psi, \nabla_\angle(\mathbf{x}(t))) \\ &= \frac{1}{b!\, c^{b+1}} \cdot \frac{t^b}{e^{t/c}} \cdot I^{|\nabla|}(\mathbf{x}(t)) \cdot \left\{ \begin{array}{ll} 1 & \text{falls } |\psi - \nabla_\angle(\mathbf{x}(t))| \leq \delta_\angle \\ 0 & \text{falls } |\psi - \nabla_\angle(\mathbf{x}(t))| > \delta_\angle \end{array} \right\} \end{aligned} \tag{3.7}$$

Hierbei ist $\mathbf{x}(t)$ die Position der zugrundeliegenden Hough-Geraden an der Stelle t in der parametrisierten Darstellung.

Die Gesamtbewertung einer Kante ergibt sich durch Aufsummieren einer gewissen Anzahl von Pixeln entlang jeder Kante. Es reicht, den Bereich zu betrachten, in dem die Gewichtungsfunktion deutlich von 0 verschieden ist (siehe auch Abbildung 3.2). Dieser Bereich beginnt nahe bei 0 und endet meist bei einigen Dutzend Pixeln. Bezeichnet man diese obere Grenze als t_{max}, so erhält man:

$$c = \sum_{t=0}^{t_{max}} c_{pixel}(t) \tag{3.8}$$

In Abbildung 3.4 sind die Konfidenzen für eine Aufnahme eingezeichnet. An den rechten Kanten der beiden Eckpunkte in der unteren, rechten Ecke der Aufnahme ist ersichtlich, daß der Gradientenbetrag in die Berechnung eingeht. Die Einzelkante oberhalb der Bildmitte wird nur deshalb gefunden, weil erst in 10 bis 25 Pixel Entfernung eine Kante im Bild vorliegt. In der entgegengesetzten Richtung ist die Kanteninformation zu weit entfernt, um einen nennenswerten Beitrag zu liefern. Für die beiden darunter liegenden Eckpunkte wird keine Kante nach oben detektiert, weil der stark ausgeprägte Gradient die falsche Orientierung besitzt.

Obwohl jede dieser Konfidenzen zwischen 0 und 1 liegen kann, ist es doch sinnvoll, zwei weitere Werte zu bestimmen. Wird die Menge der Konfidenzen aller auftretenden Kanten im Bild betrachtet, so kann aus dieser Menge das Minimum und das Maximum bestimmt werden. Somit ist eine Normierung der Konfidenzen möglich und es läßt sich der Begriff der *signifikanten Konfidenz* definieren, der aber nicht mit dem Signifikanz-Begriff der Stochastik verwechselt werden darf:

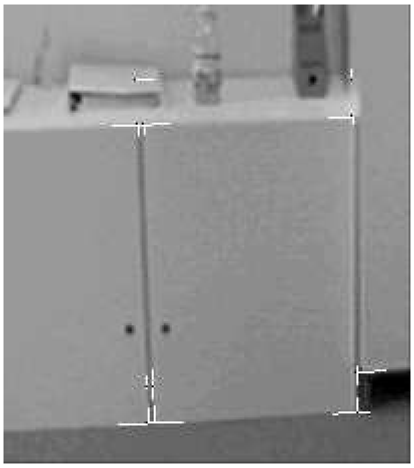


Abbildung 3.4.: Beispiele für Eckpunkte- und Kantenbewertungen

Definition 3.1 *Sei* $c_{sign} \in [0, 1]$. *Seien* c_{min} *und* c_{max} *die minimale und maximale Konfidenz unter allen auftretenden Konfidenzen einer Szene. Die Konfidenz* c *einer beliebigen Kante heißt signifikant (bezüglich* c_{sign}*), wenn gilt:*

$$\frac{c - c_{min}}{c_{max} - c_{min}} \geq c_{sign} \tag{3.9}$$

Viele Kantenkonfidenzen unterhalb der signifikanten Konfidenz entsprechen den Kanten, die durch zufällige Schnittpunkte von Hough-Geraden in der Nähe von Objekten oder Bereichen mit äußerst uneinheitlicher Textur gegeben sind. Abbildung 3.5 verdeutlicht diesen Effekt und zeigt, daß die Filterung von Kanten mit nicht-signifikanten Konfidenzen eine deutliche Verbesserung des Detektionsergebnisses liefert.

Experimente zeigen, daß die Wahl $c_{sign} = 0.1$ einen Großteil der falsch interpretierten Kanten korrekt identifiziert und gleichzeitig kaum korrekt interpretierte Kanten ausschließt. Es brauchen für die weitere Verarbeitung nur signifikante Kanten betrachtet werden.

(a)

(b)

(c)

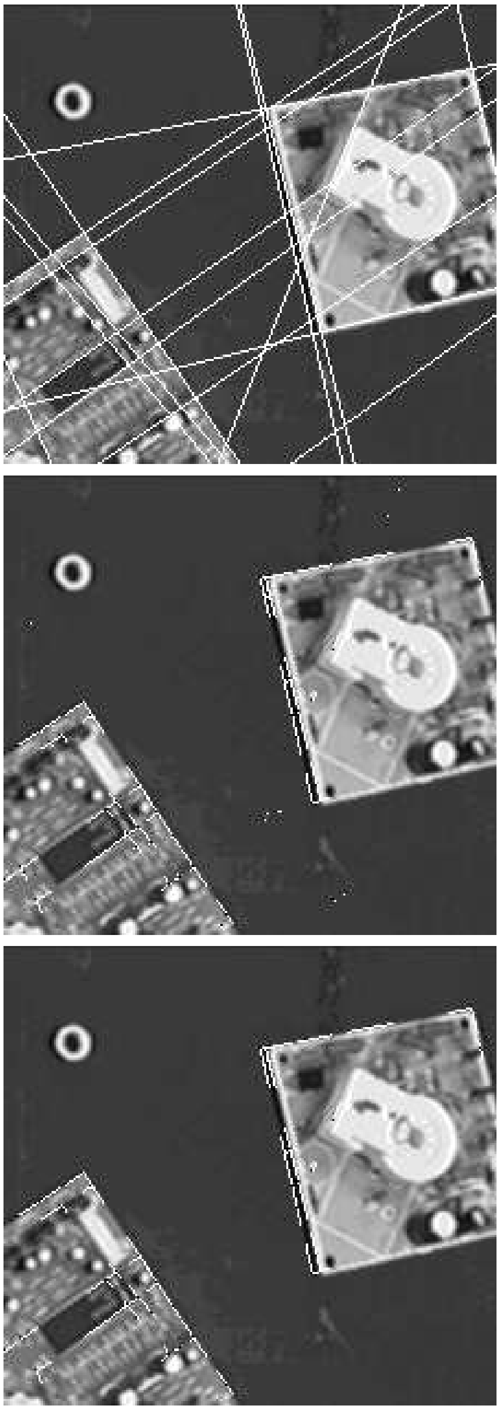


Abbildung 3.5.: Filterung nicht-signifikanter Kanten:
(a) Detektierte Hough-Geraden
(b) Berechnete Konfidenzen, insbesondere sind viele nahezu verschwindende Konfidenzen außerhalb der beiden Platinen gefunden worden
(c) Konfidenzen, die über einem Schwellwert liegen

4. Eckpunkt-Verschmelzung

Ein wesentlicher Nachteil der bisher gefundenen Eckpunkte $\mathbf{j}'$ ist es, daß sie keine beliebigen Echtwelt-Ecken modellieren können, da sie nur Kanten berücksichtigen, die entlang der zwei zugrundeliegenden Hough-Geraden liegen. Die meisten Ecken dreidimensionaler Objekte werden jedoch in komplizierteren Strukturen abgebildet. Häufig sind dies drei von einem gemeinsamen Punkt ausgehende Halbgeraden mit drei unterschiedlichen Orientierungen (siehe Abbildung 4.1). Waltz [Wal75] beschäftigte sich ausführlich mit den Eckpunkten, die durch das Zusammentreffen dreier ebener Flächen entstehen. Er führt eine Untersuchung der möglichen Semantiken von Aufnahmen von Eckpunkten mit drei Kanten durch.

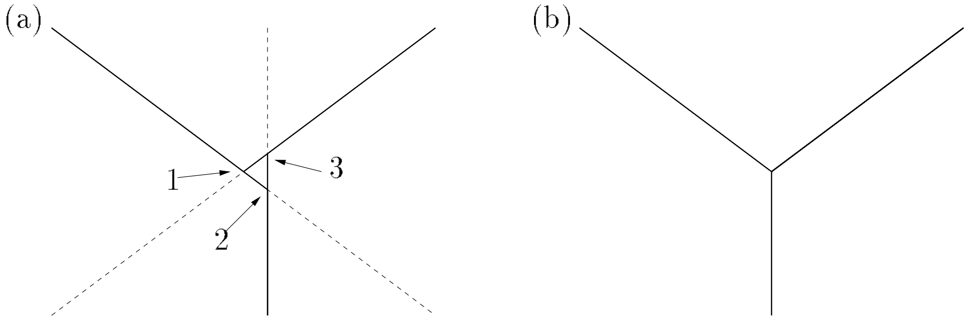


Abbildung 4.1.: Aufsicht auf die Ecke eines Würfels:
(a) Durch die Vorverarbeitung gewonnene Geraden und danach gewichtete Kanten
(b) Wirkliche Struktur der Ecke und Ziel und Ergebnis der Verschmelzung

Das bisher erläuterte Verfahren liefert in einem Fall dreier zusammentreffender Ebenen drei Hough-Geraden, die sich in der Regel nicht in einem einzigen Punkt schneiden, sondern vielmehr in drei dicht beieinanderliegenden Schnittpunkten jeweils zweier Geraden. Bei noch komplizierteren Strukturen sind entsprechend mehr Hough-Geraden und resultierende Schnittpunkte beteiligt.

Für einen menschlichen Betrachter der Szene ist jedoch klar, daß diese mehrfachen Schnittpunkte und die zu den einzelnen Schnittpunkten gehörenden Kanten eine semantische Einheit bilden und entsprechend zu werten sind. Hier wird deutlich, daß die menschliche Wahrnehmung auch einen konstruktiven Charakter hat, indem sie aus vielen Teilinformationen ein zusammenhängendes Bild erzeugt.

Betrachtet man obigen Fall mit drei Hough-Geraden, so wird jeder Eckpunkt zwei Kanten mit signifikanten Konfidenzen haben. Jede abgebildete Objektkante ist dabei doppelt bewertet, da jede in zwei Eckpunkte eingeht. Es muß ein Verfahren genutzt werden, um die beiden zugrundeliegenden Konfidenzen zusammenzufassen und der resultierenden Kante eine Konfidenz zuweisen zu können.

In diesem Kapitel wird beschrieben, wie die oben diskutierten Probleme gelöst werden. Bei der resultierenden Konfidenzbestimmung der Kanten verschmolzener Eckpunkte $\mathbf{j}$ (siehe Abschnitt 4.2) und später bei der semantischen Interpretation der Eckpunkte, die im Abschnitt 4.3 erläutert wird, werden dabei Methoden der Fuzzy Logic genutzt, auf die zunächst kurz eingegangen wird.

4.1. OWA-Operatoren

In der booleschen Logik können Aussagen mit den Wahrheitswerten „wahr“ (dargestellt durch das Symbol $\top$) und „falsch“ ($\perp$) belegt werden. Oftmals ist eine derart eindeutige Klassifizierung aber nicht möglich, beispielsweise weil ein Begriff nicht genau definiert ist. Die Problematik läßt sich mit folgendem Beispiel verdeutlichen: Welche Körpergröße muß ein erwachsener Mann besitzen, um als „groß“ zu gelten? Sicherlich trifft dies auf Männer mit einer Körpergröße von 1.50 m nicht zu, während ein 2.00 m großer Mann wohl einhellig als „groß“ angesehen wird. Dazwischen befindet sich eine Grauzone und verschiedene Leute mögen unterschiedliche Urteile zur „Größe“ eines Menschen abgeben.

Ähnliche Problematiken finden sich auch im Bereich der visuellen Wahrnehmung. Physikalische Begrenzungen der Aufnahmesysteme erzeugen Ungenauigkeiten und Mehrdeutigkeiten, so daß ein Bild nicht den vollen Informationsgehalt der aufgenommenen Szene beinhalten kann.

Die Fuzzy Logic wurde entwickelt, um mit derartig unscharfen Aussagen mathematisch verfahren zu können. Die beiden Wahrheitswerte „wahr“ und „falsch“ werden durch die reellen Zahlen 1 und 0 repräsentiert; andere Zahlen aus dem Einheitsintervall $[0,1]$ stellen beliebig feine Abstufungen zwischen diesen Aussagen dar. Zusätzlich zu der Möglichkeit, unscharfe Aussagen überhaupt aufstellen zu können, ist es sinnvoll, mit ihnen rechnen zu können. In dieser Arbeit wird eine unscharfe Erweiterung der logischen Funktionen „und“ ($\wedge$) und „oder“ ($\vee$) benötigt, um mehrere Konfidenzwerte zu einem Wert zusammenfassen zu können.

Die dazu nötigen mathematischen Grundlagen sind in Anhang A dargestellt. Als Ergebnis sei hier nur die Funktion Ω_z eingeführt, die in dieser Arbeit zur gewichteten Verknüpfung vieler Werte verwendet wird:

$$\Omega_z(v_1, v_2, ..., v_n) := \sum_{i=1}^{n} \left[\left(\frac{i}{n}\right)^z - \left(\frac{i-1}{n}\right)^z \right] \cdot v'_i = \sum_{i=1}^{n} w_i \cdot v'_i, \qquad z \in \mathbb{R}_{\geq 0} \tag{4.1}$$

Hier sind die v_i, $i = 1, ..., n$, ein Eingabevektor von reellen Zahlen aus dem Intervall $[0,\ 1]$, v'_i, $i = 1, ..., n$, ist ein Vektor, in dem die v_i absteigend sortiert sind (daher auch die Bezeichnung *ordered* weighted averaging) und die w_i, $i = 1, ..., n$, sind Gewichtungen. Da beide Brüche zwischen 0 und 1 liegen und der kleinere potenzierte Bruch vom größeren subtrahiert wird, liefert Ω_z auch einen Wert aus dem Intervall $[0, 1]$. Das Verhalten von Ω_z hängt stark vom gewählten Wert für z ab: Für $z = 1$ entspricht die Operation dem arithmetischen Mittel, für $z \to +0$ strebt das Verhalten gegen die Maximumbildung, für $z \to \infty$ gegen die Minimumbildung.

In Abbildung 4.2 ist die Berechnung des Ω_z zugeordneten Gewichtungsvektors W für fünf Stützstellen dargestellt. Teilabbildung (a) zeigt die Potenzfunktion $q_z(x) = x^z$ für unterschiedliche z und deren Werte an den gleichmäßig verteilten Stützstellen. In der Teilabbildung (b) ist für einige z die Differenz nach Gleichung (A.6) aufgetragen: Für $z = 1$ ist die Gleichgewichtung aller Werte, für $z = 0.2$ die anteilig sehr große Gewichtung des größten Elements der Eingabemenge A und für $z = 5$ die anteilig sehr große Gewichtung des kleinsten Elements der Eingabemenge A erkennbar.

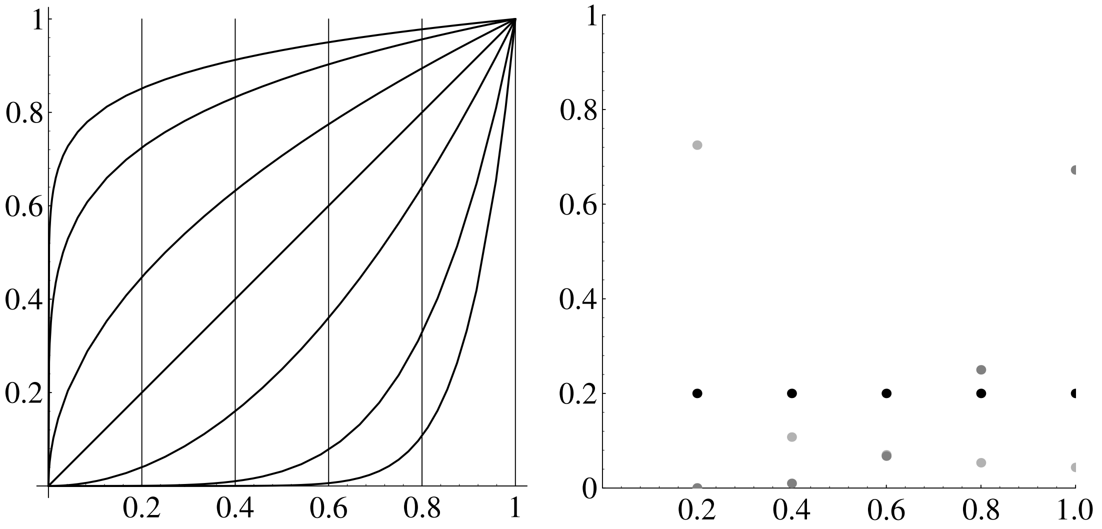
Als Beispiel sei der Vektor $V = (0.1, 0.2, 0.4, 0.8)$ gegeben. Für unterschiedliche Werte von z ergibt sich dann:

z	0.2	0.5	1	2	5
$\Omega_z(V)$	0.67	0.53	0.38	0.23	0.13

Im Vergleich zu den Rangordnungsfiltern (siehe [Jäh97]) stellt sich die Funktion Ω_z als mächtiger dar. Zwar ordnen sowohl die Rangordnungsfilter als auch Ω_z die Eingabewerte, jedoch wird von einem Rangordnungsfilter nur eine einzige Komponente aus dem sortierten Eingabevektor gewählt, während Ω_z sämtliche Komponenten unterschiedlich gewichtet berücksichtigt.

4.2. Durchführung der Eckpunkt-Verschmelzung

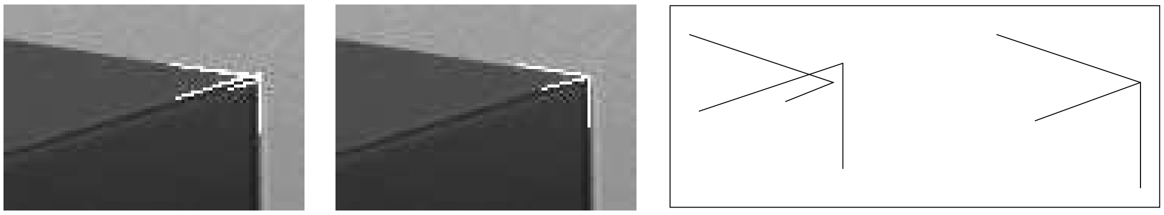
Bei der Verschmelzung der gefundenen Eckpunkte sind zwei Probleme zu lösen: Zum einen muß die Position $\mathbf{x}$ des Eckpunkts bestimmt werden, zum anderen muß die Kanteninformation neu bewertet werden, da die der Verschmelzung zugrundeliegenden Eckpunkte Kanten mit gleicher Orientierung ϕ besitzen können, die dann zu jeweils einer Kante verschmolzen werden (siehe Abbildung 4.3). Durch die Neuberechnung der Eckpunktlage wird ein grundsätzlicher Wechsel der Datenstruktur bedingt. Die bisherige



(a) (b)

Abbildung 4.2.: Abhängigkeit des Gewichtsvektors von z:
(a) Graphen von f_z für $z = 0.1, 0.2, 0.5, 1, 2, 5, 10$ (oberster Graph bis unterster Graph)
(b) Differenzen der Stützstellen für $z = 0.2$ (hellgraue Punkte), $z = 1$ (schwarze Punkte) und $z = 5$ (dunkelgraue Punkte)

Position war an die Hough-Geraden $H = (r, \psi)$ gebunden, also letzten Endes auf diskrete Positionierungsmöglichkeiten beschränkt. Dieser Nachteil wird zugunsten einer freien, kontinuierlichen Positionierung aufgegeben.



(a) (b) (c)

Abbildung 4.3.: Beispiel einer Eckpunktverschmelzung:
(a) Zwei Eckpunkte mit jeweils zwei lokalisierten Kanten
(b) Ein verschmolzener Eckpunkt mit drei Kanten
(c) Schematische Darstellung des Übergangs und der beteiligten Kanten

Der Übergang vollzieht sich in zwei Schritten: In einem ersten Schritt wird die Bindung an die zugrundeliegenden Hough-Geraden H aufgelöst und ein Eckpunkt $\hat{\jmath}$ wird als Menge von lokalisierten Kanten $\mathbf{e}' = \{(\mathbf{x}_1; \phi_1, c_1), ..., (\mathbf{x}_{n'}; \phi_{n'}, c_{n'})\}$ beschrieben. In einem zweiten Schritt wird dann die Positionsinformation $\mathbf{x}$ von den lokalisierten Kanten $\mathbf{e}'$ auf die Eckpunkte $\mathbf{j}$ selbst übertragen, deren Kanten nur noch durch Orientierung ϕ_i und Konfidenz c_i charakterisiert werden: $j = (\mathbf{x}; \{(\phi_1, c_1), ..., (\phi_n, c_n)\})$. Eventuell sehr dicht beieinander liegende Eckpunkte werden zusammengefaßt, wobei die Position $\mathbf{x}$ des Eckpunkts neu berechnet wird. Abbildung 4.4 zeigt die Änderungen an den Daten, und Abbildung 4.3 verdeutlicht den dabei vorgenommenen Übergang am Beispiel. Wie bei allen Abbildungen in dieser Arbeit gibt die Länge der eingezeichneten Kante die Konfidenz c an: eine Kante mit großer Länge hat eine hohe Konfidenz, eine Kante mit kurzer Länge eine geringe Konfidenz.

Im ersten Schritt wird die Kanteninformation an die neue Datenstruktur angepaßt: Jeder Schnittpunkt zweier Hough-Geraden unterteilt beide Hough-Geraden in zwei Halbgeraden, auf denen jeweils die Konfidenz bestimmt wurde. Jede dieser vier bewerteten Halbgeraden ergibt bei ausreichend hoher Konfidenz eine lokalisierte Kante. Eine lokalisierte Kante e' wird durch einen Merkmalsvektor beschrieben, der die Position des Aufpunkts $\mathbf{x}$, die Orientierung der Kante ϕ und die Konfidenz c beinhaltet: $(\mathbf{x}; \phi, c)$. Ein Eckpunkt $\hat{\jmath}$ ist zu diesem Zeitpunkt ein Tupel mit einer Menge von lokalisierten Kanten und der Mächtigkeit dieser Menge: $\hat{\jmath} = (\{(\mathbf{x}_1; \phi_1, c_1), ..., (\mathbf{x}_n; \phi_n, c_n)\}, n \in \{2, 3, 4\})$. Da diese Eckpunkte noch direkt aus den zugrundeliegenden Hough-Geraden bestimmt werden, kann zwischen insgesamt sechs grundlegenden Typen von Eckpunkten unterschieden werden, die sich anhand der Anzahl und Anordnung der Kanten mit signifikanter Konfidenz unterscheiden (siehe Abbildung 4.5).

Der Typ 0 entspricht Eckpunkten mit keiner signifikanten Kante und kann sofort ver-

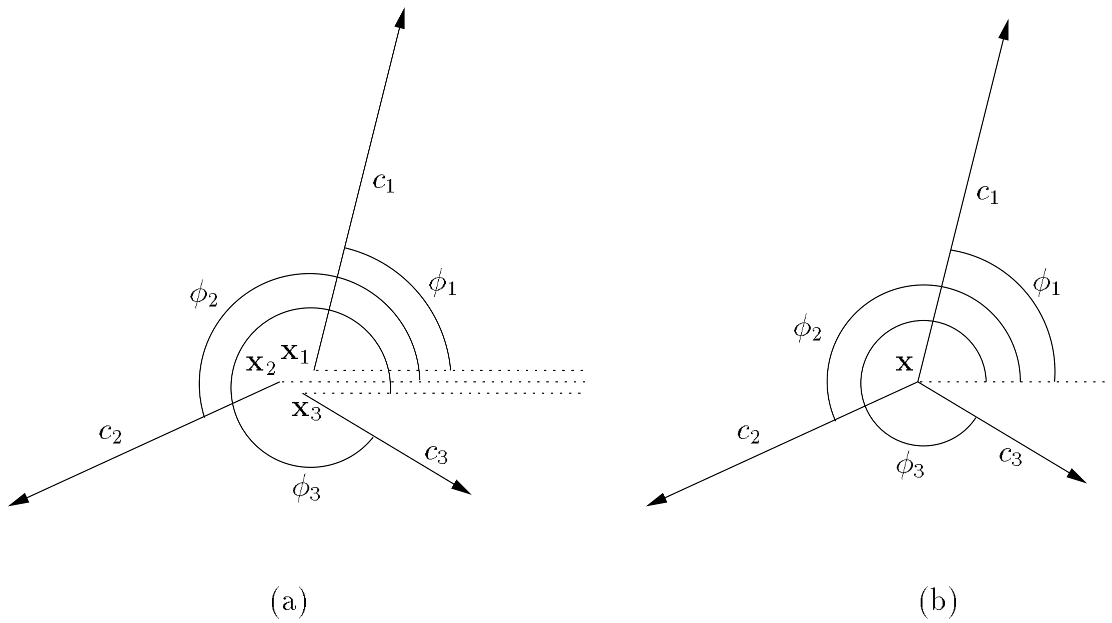


Abbildung 4.4.: Gegenüberstellung der Eckpunkttypen:
(a) Eckpunkt mit lokalisierten Kanten, jede Kante hat einen eigenen Aufpunkt
(b) Verschmolzener Eckpunkt, alle Kanten besitzen denselben Aufpunkt

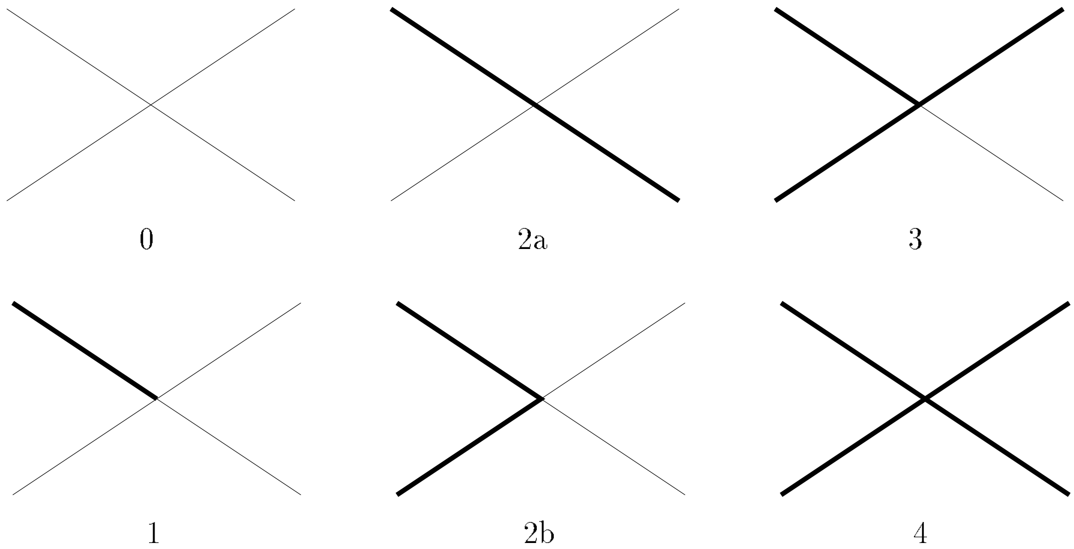


Abbildung 4.5.: Mögliche Typen unverschmolzener Eckpunkte bei Betrachtung signifikanter Kanten (hier fett eingezeichnet)

nachlässigt werden. Zur Darstellung der Typen 1, 2a und 2b sei auf die Abbildung 4.6 verwiesen. Gezeigt wird die schematische Darstellung eines kleinen Ausschnitts einer Aufnahme, bei dem die Filterung durchgeführt wurde. Die fett gezeichneten Linien entsprechen einer Ecke eines größeren flachen Objektes. Die Hough-Geraden a und c wurden als die Kanten beschreibend detektiert, die Hough-Geraden b und d rühren von Kanten an anderen Objekten in entfernten Bildbereichen her. Es werden drei Eckpunkte gefunden, die von links nach rechts den Typen 2a, 2b und 1 entsprechen. Der linke Eckpunkt ist eigentlich ein Liniensegment, die signifikanten Kanten befinden sich entlang derselben Hough-Geraden. Der mittlere Eckpunkt besitzt zwei signifikante Kanten auf unterschiedlichen Hough-Geraden. Da auch weiter entfernte Kanteninformation berücksichtigt wird, kann der rechte Eckpunkt unter Umständen eine signifikante Kante nach links besitzen, die aber keiner reellen 3D-Struktur entspricht (siehe Abbildung 4.7 (b)). Es sei noch erwähnt, daß Typ 1 auch als Abbild eines Linienendes auf ebenem Untergrund entstehen kann. Die Typen 1 und 2a werden in den allermeisten Fällen nicht relevante Eckpunkt-Informationen enthalten. Hingegen sind die Typen 2b, 3 und 4 mögliche Abbilder von 3D-Eckpunkten. Eine entsprechende Filterung von Eckpunkten wird bei dem Übergang von den Hough-Geraden-basierten Strukturen $j' = (\mathbf{x}; h_1, c_1^+, c_1^-, t_1; h_2, c_2^+, c_2^-, t_2)$ zu Eckpunkten mit lokalisierten Kanten $\hat{\jmath} = (\{(\mathbf{x}_1; \phi_1, c_1), ..., (\mathbf{x}_n; \phi_n, c_n)\}, n \in \{2, 3, 4\})$ vorgenommen.

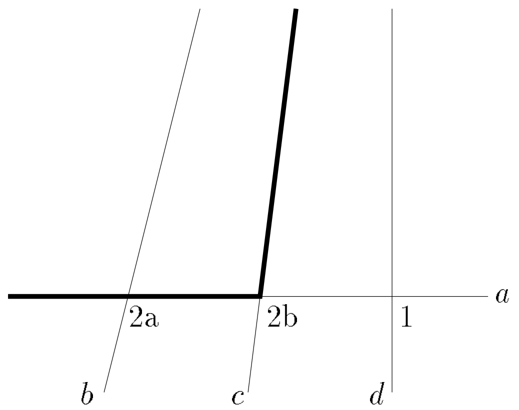


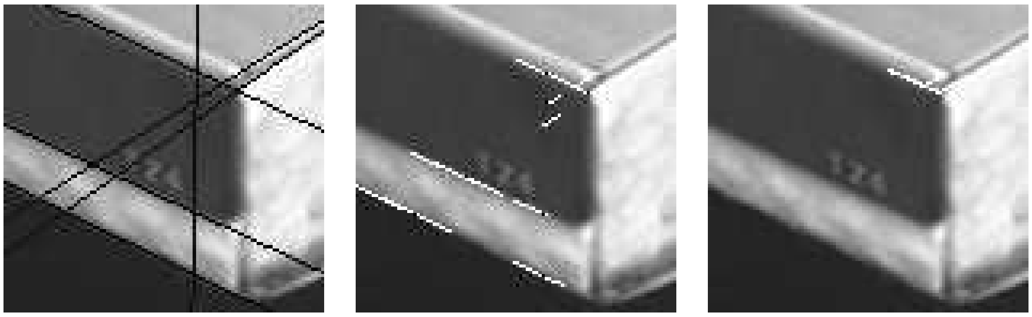
Abbildung 4.6.: Entstehung von Eckpunkten der Typen 1, 2a und 2b

Die Filterung überprüft also, ob von jeder zugrundeliegenden Hough-Geraden mindestens eine Kante eine Konfidenz oberhalb der signifikanten Konfidenz c_{sign} besitzt; es muß also gelten:

$$\max\left\{c_1^+, c_1^-\right\} \geq c_{sign} \quad \wedge \quad \max\left\{c_2^+, c_2^-\right\} \geq c_{sign} \tag{4.2}$$

Kanten die das Kriterium (4.2) erfüllen werden nicht gefiltert.

Es wird nun der zweite Schritt, also die Verschmelzung mehrerer nahe beieinanderliegender Eckpunkte mit lokalisierten Kanten, betrachtet. Zunächst wird zu jedem Eckpunkt



(a) (b) (c)

Abbildung 4.7.: Beispiel einer Eckpunktfilterung:
(a) Gefundene Hough-Geraden
(b) Berechnete Konfidenzen
(c) Gefilterte Eckpunkte

mit lokalisierten Kanten die Gesamtkonfidenz C aller lokalisierten Kanten berechnet und die Liste aller Eckpunkte mit lokalisierten Kanten nach dieser Gesamtkonfidenz in absteigender Reihenfolge sortiert. Ferner wird eine boolesche Marke v hinzugefügt, die angibt, ob der Eckpunkt mit lokalisierten Kanten schon verschmolzen wurde. Es ergibt sich eine Liste von erweiterten Eckpunkten $\hat{\jmath}$, deren M Einträge folgende Datenstruktur besitzen:

$$\hat{\jmath} = \left(\{(\mathbf{x}_{m,2}; \phi_{m,2}, c_{m,2}), ..., (\mathbf{x}_{m,n_m}; \phi_{m,n_m}, c_{m,n_m})\} \, ; \, n_m \in \{2,3,4\}; \, C_m = \sum_{i=2}^{n_m} c_{m,i}; \, v_m \right)$$

wobei für alle $1 \leq m < M$ gilt, daß $C_m \geq C_{m+1}$ und $\mathbf{x}_{m,j} = \mathbf{x}_{m,k}$ für alle $j,k \in \{1, n_m\}$.

Des weiteren wird der Abstand zwischen allen Eckpunkten mit lokalisierten Kanten berechnet. Basierend auf diesen Eingabedaten wird die Verschmelzung durchgeführt:

Die Liste wird gemäß absteigender Gesamtkonfidenzen durchlaufen. Falls ein Eckpunkt $\hat{\jmath}_i$ mit lokalisierten Kanten noch nicht verschmolzen wurde, so wird die Teilmenge der in der Liste folgenden Eckpunkte mit einem Abstand kleiner einem wählbaren Schwellwert d_{max} gebildet (hier wurde $d_{max} = 10$ Pixel oder kleiner verwendet, siehe auch Anhang B). Sei I die Menge der Indizes dieser Eckpunkte mit lokalisierten Kanten, die einen entsprechend kleinen Abstand besitzen:

$$I = \{m \mid (i < m \leq M) \wedge (|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_m| \leq d_{max})\} \tag{4.3}$$

Der neue Mittelpunkt des verschmolzenen Eckpunkts wird als mit der Gesamtkonfidenz gewichteter Mittelwert der bisherigen Mittelpunkte berechnet:

$$\mathbf{x}^{neu} = C_i \cdot \mathbf{x}_i + \sum_{m \in I} C_m \cdot \mathbf{x}_m \tag{4.4}$$

Die Kantenmenge des verschmolzenen Eckpunkts wird aus der Kantenmenge der einbezogenen Eckpunkte mit lokalisierten Kanten gebildet. Dazu wird im ersten Schritt jede Kante betrachtet, ihre Orientierung und Konfidenz übernommen und anschließend die entstehende Liste nach den Orientierungen sortiert. Es entsteht für jeden Eckpunkt folgende Kantenliste: $((\phi_1, c_1), (\phi_2, c_2), ..., (\phi_N, c_N))$, wobei $\phi_n \leq \phi_{n+1}$ für alle $1 \leq n < N$ gilt.

Lokalisierte Kanten mit Orientierungen, die in dieser Liste nur einmalig vorkommen, können direkt unter Vernachlässigung der Positionsangabe als eine nicht-lokalisierte Kante e übernommen werden. Existieren jedoch zu einer Orientierung mehrere lokalisierte Kanten (wie in Abbildung 4.3), so muß eine Verschmelzung der Kanten vorgenommen werden, was bedeutet, daß die Konfidenz neu zu berechnen ist. Dies geschieht mit dem OWA-Operator Ω_z (siehe Gleichung (4.1)), wobei $z = z_{merge}$ nahe 0 gewählt werden sollte (sich Ω_z also nahezu wie die max-Operation verhält). Es ist anzunehmen, daß die niedrigeren Konfidenzen durch die nicht optimale Position des Aufpunkts der lokalisierten Kante bedingt sind.

Das Ergebnis dieser Kantenverschmelzung liefert eine neue Liste von nicht-lokalisierten Kanten:

$$\mathbf{e} = ((\phi_1, c_1)^{neu}, (\phi_2, c_2)^{neu}, ..., (\phi_{N'}, c_{N'})^{neu})$$

mit $N' \leq N$, so daß die verschmolzenen Eckpunkte $\mathbf{j}$ eine Menge mit Elementen folgender Struktur ist (siehe auch Abbildung 4.4):

$$j = (\mathbf{x}^{neu}; \{(\phi_1, c_1)^{neu}, ..., (\phi_{N'}, c_{N'})^{neu}\})$$

Abbildung 4.3 zeigt ein Beispiel einer Eckpunkt-Verschmelzung. Da im folgenden Teil dieser Arbeit nur noch mit verschmolzenen Eckpunkten $j = (\mathbf{x}; \{(\phi_1, c_1), ..., (\phi_{N'}, c_{N'})\})$ gearbeitet wird, werden zukünftig für diese die vereinfachenden Bezeichnungen „Eckpunkt“ beziehungsweise „Eckpunkthypothesen“ verwendet.

4.3. Semantische Interpretation der gefundenen Eckpunkthypothesen

Für die weitere Verarbeitung ist es sinnvoll, wenn ein Eckpunkt nicht nur als Mittelpunkt mit einer Ansammlung von Kanten mit unterschiedlichen Konfidenzen betrachtet werden kann. Vielmehr wird dem gesamten Datensatz eine weitergehende Semantik gegeben. Wesentliche Merkmale sind beispielsweise die Anzahl und die Orientierungen der vom Eckpunkt ausgehenden Kanten. Ein weiteres Merkmal ist die Gesamtkonfidenz des Eckpunkts.

Wie an der Abbildung 4.8 gesehen werden kann, ist oft die genaue Einordnung nur anhand der lokalen Information nicht möglich. Beispielsweise könnte die rechte untere

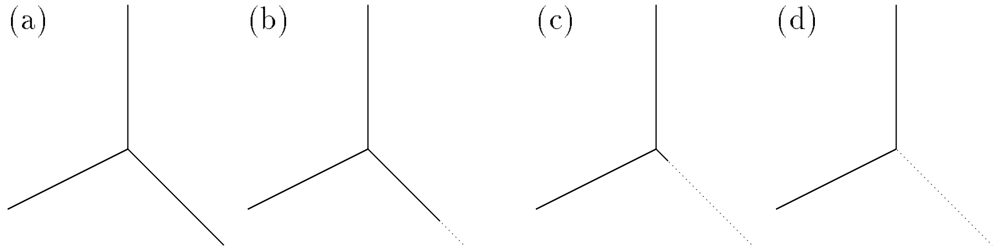


Abbildung 4.8.: Problematik der Eckpunktklassifizierung:
(a) Ein Eckpunkt mit drei Kanten
(d) Eckpunkt mit zwei Kanten
(b) und (c) Zwischenstufen

Kante durchaus eine reale Kante zwischen zwei ebenen Flächen sein, aber die Konfidenz könnte unverhältnismäßig klein bestimmt werden, da die Reflexionseigenschaften beider angrenzender Flächen ähnlich sind. Unter diesen Umständen könnte durch Einbeziehen weiterer Informationen (beispielsweise eines Eckpunkts in gewisser Entfernung in Kantenrichtung mit ähnlich niedrig gewichteter Kante in entgegengesetzter Orientierung) in einem späteren Schritt die Konfidenz erhöht werden. Es ist also sinnvoll, wichtige lokale Entscheidungen erst im globalen Gesamtkontext zu treffen. Das visuelle System des Menschen stellt offensichtlich diesen globalen Zusammenhang her. Um diese globale Bewertung zu ermöglichen, ist es wichtig Entscheidungen nicht zu früh zu treffen, sondern für höhere Schichten der Vorverarbeitung Hypothesen zu generieren, die dann aufgrund globaler Zusammenhänge ausgewertet werden.

Um dieses Dilemma zu lösen, wurde auf eine eindeutige Einordnung verzichtet. Vielmehr kann zu jedem Eckpunkt j eine Liste möglicher Bewertungen a generiert werden. Diese Liste kann durchaus mehrere Bewertungen mit unterschiedlichen Kantenanzahlen beinhalten, ist aber in vielen Fällen einelementig. Bei problematischen Fällen wird aber die Möglichkeit eröffnet, zu einem späteren Zeitpunkt unter Zuhilfenahme weiterer Informationen zu einer korrekten Klassifizierung zu kommen. Dieses Vorgehen steht ganz im Gegensatz zu Marr [Mar82], der eine möglichst frühe Entscheidungsfindung propagiert.

Zur Bewertung wird die Kantenmenge $\mathbf{e}$ eines Eckpunkts in zwei disjunkte Teilmengen $\mathbf{e}_p$ (pro) und $\mathbf{e}_c$ (contra) aufgeteilt, so daß gilt: $\mathbf{e} = \mathbf{e}_p \cup \mathbf{e}_c$ und $\mathbf{e}_p \cap \mathbf{e}_c = \emptyset$. Die pro-Kanten in $\mathbf{e}_p$ (dies sind nach Abschnitt 4.2 mindestens zwei) sind hierbei diejenigen, die für eine bestimmte Bewertung werten, die contra-Kanten in $\mathbf{e}_c$ werten dagegen. Bei einer korrekten Bewertung besitzen die pro-Kanten jeweils hohe Konfidenzen und contra-Kanten kleine Konfidenzen. Formal läßt sich dies bei Verwendung des OWA-Operators Ω_z aus Gleichung (4.1) und den Formparametern $z_{\mathbf{e}_p} < 1$ und $z_{\mathbf{e}_c} > 1$ wie folgt ausdrücken:

$$c(\mathbf{e}_p, \mathbf{e}_c, z_{\mathbf{e}_p}, z_{\mathbf{e}_c}) = \max\{\Omega_{z_{\mathbf{e}_p}}(\mathbf{e}_p) - \Omega_{z_{\mathbf{e}_c}}(\mathbf{e}_c), 0\} \tag{4.5}$$

Es läßt sich schnell bestätigen, daß $0 \leq c(\mathbf{e}_p, \mathbf{e}_c, z_{\mathbf{e}_p}, z_{\mathbf{e}_c}) \leq 1$ gilt, also eine gültige

Konfidenz berechnet wird. Die vollständige Eckpunktbewertung a enthält folgende Informationen: $a = (\mathbf{x}; \mathbf{e}_p; c(\mathbf{e}_p, \mathbf{e}_c, z_{\mathbf{e}_p}, z_{\mathbf{e}_c}))$. Zwar geht hier die contra-Kantenmenge in die Berechnung der Konfidenz ein, sie ist aber danach nicht verfügbar. Dies ist sinnvoll, denn die ihr zugehörigen Kanten wurden verworfen.

Sei zur Verdeutlichung dieses Verfahren auf die vier Beispiele von Abbildung 4.8 angewandt und dabei die Kanten jeweils mit O (oben), L (links) und R (rechts) bezeichnet. Sei ferner $z_{\mathbf{e}_p} = 0.5$ und $z_{\mathbf{e}_c} = 2.0$, also wird für die pro-Kanten eher die kleinere Konfidenz und für die contra-Kanten eher die größere Konfidenz genommen. Seien des weiteren $c(O) = c(L) = 1.0$. Es ergeben sich dann folgende mögliche Bewertungen:

	(a) $c(R) = 1.00$	(b) $c(R) = 0.70$	(c) $c(R) = 0.20$	(d) $c(R) = 0.00$
$c(\{OLR\}, \emptyset, 0.5, 2.0)$	1.00	0.83	0.56	0.44
$c(\{OL\}, \{R\}, 0.5, 2.0)$	0.00	0.30	0.80	1.00
$c(\{LR\}, \{O\}, 0.5, 2.0)$ $c(\{OR\}, \{L\}, 0.5, 2.0)$	0.00	0.00	0.00	0.00

Der Übergang von der Bewertung als gleichberechtigter Drei-Kanten-Ecke zur Zwei-Kanten-Ecke unter Vernachlässigung der unteren rechten Kante läßt sich gut erkennen.

In Abbildung 4.9 sind die unteren Ecken zweier nebeneinander stehender Schränke mit den gefundenen Konfidenzen gezeigt. Während der linke Schrank mit der Vorderfront bis auf den Boden reicht, sind die Türen des rechten Schranks der Standfläche vorgelagert. Die Standfläche ist daher nicht erkennbar, aber der Schattenwurf der Schranktür schließt genau mit der Vorderfront des linken Schranks. Es wird ein Eckpunkt mit drei Kanten gefunden.

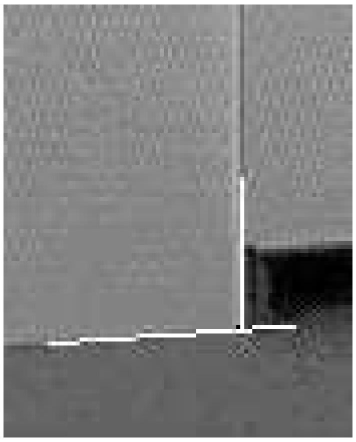


Abbildung 4.9.: Beispiel einer nicht-eindeutigen Eckpunktklassifizierung

Die drei Kanten $e = (\phi, c)$ besitzen folgende Orientierungen (in Bogenmaß) und Konfidenzen: $e_1 = (0.07, 0.20)$, $e_2 = (1.57, 0.57)$, $e_3 = (3.21, 0.72)$.

Das Bewertungsverfahren läßt beide Bewertungen offen, die Bewertung für einen Eckpunkt mit zwei Kanten ist 0.44, die für einen Eckpunkt mit drei Kanten 0.50. Die lokal schwer zu treffende Entscheidung, ob die rechte, untere Kante vorliegt, kann zu einem späteren Zeitpunkt unter Einbeziehung weiterer Informationen leichter getroffen werden.

5. Kalibrierung

Die Aufnahme einer dreidimensionalen Szene durch eine Kamera erzeugt ein zweidimensionales Bild. Jedem Bildpunkt liegt dabei ein Punkt der aufgenommenen Szene zugrunde, wobei dieser Punkt auf einer Geraden liegt, die durch die Mitte der Kameralinse geht. Die Beziehung zwischen der Geraden und dem Bildpunkt läßt sich durch eine Projektionsmatrix angeben. Diese Projektionsmatrix beschreibt sowohl den Aufbau der Kamera (die sogenannten intrinsischen Parameter) als auch die Orientierung und Position der Kamera zur aufgenommenen Szene (die extrinsischen Parameter). Die Bestimmung der Werte dieser Parameter anhand der Analyse der Bildkoordinaten zu vorgegebenen Weltkoordinaten wird als Kalibrierung bezeichnet.

Im folgenden werden die theoretischen Grundlagen und das Verfahren erläutert sowie das Kalibrierungsobjekt und experimentelle Ergebnisse vorgestellt.

5.1. Definition der intrinsischen und extrinsischen Parameter

Die Geometrie des Strahlengangs einer üblichen Kamera kann gut durch das Lochkameramodell (siehe Abbildung 5.1) angenähert werden, bei dem sich die Fokalebene $\mathcal{F}$ mit einem punktförmigen Loch im Abstand f (der Brennweite) von der Bildebene $\mathcal{R}$ befindet.

Die vier intrinsischen Parameter k_u, k_v, u_0 und v_0 (siehe Abbildung 5.2) beschreiben den Aufbau der Kamera. Die Kenntnis dieser Parameter erlaubt es, mit der Kamera metrische Messungen durchzuführen. Der Vektor $(u_0, v_0)^T$ gibt die Koordinaten vor, an denen die optische Achse die Bildebene schneidet. Aus der horizontalen und vertikalen Größe der Pixel in Meter, gegeben durch k_u^{-1} und k_v^{-1}, und der Brennweite f der Kamera werden die Brennweiten in Pixeln $\alpha_u = -fk_u$ und $\alpha_v = -fk_v$ gewonnen (in der Regel sind Pixel nicht quadratisch und daher gilt $k_u \neq k_v$).

Die sechs extrinsischen Parameter (siehe Abbildung 5.3) beschreiben die Orientierung und Position der Kamera, genauer: des optischen Zentrums der Kamera, im Weltkoordinatensystem. Drei Parameter geben die Rotation an, definieren also die neun Einträge

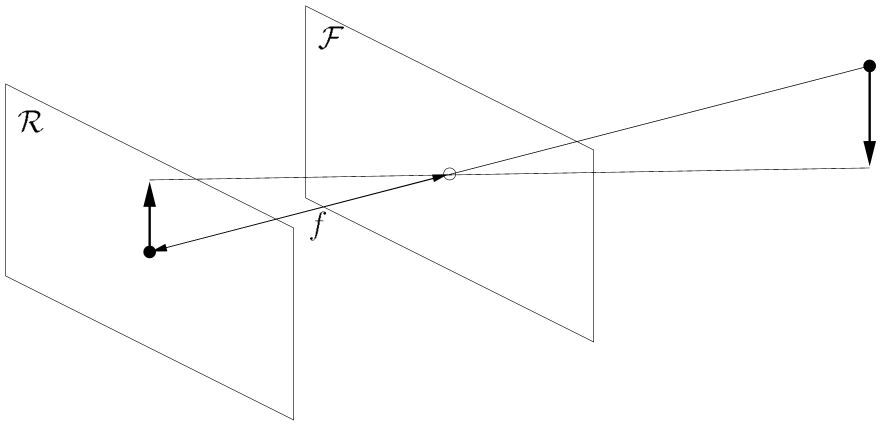


Abbildung 5.1.: Das Lochkameramodell

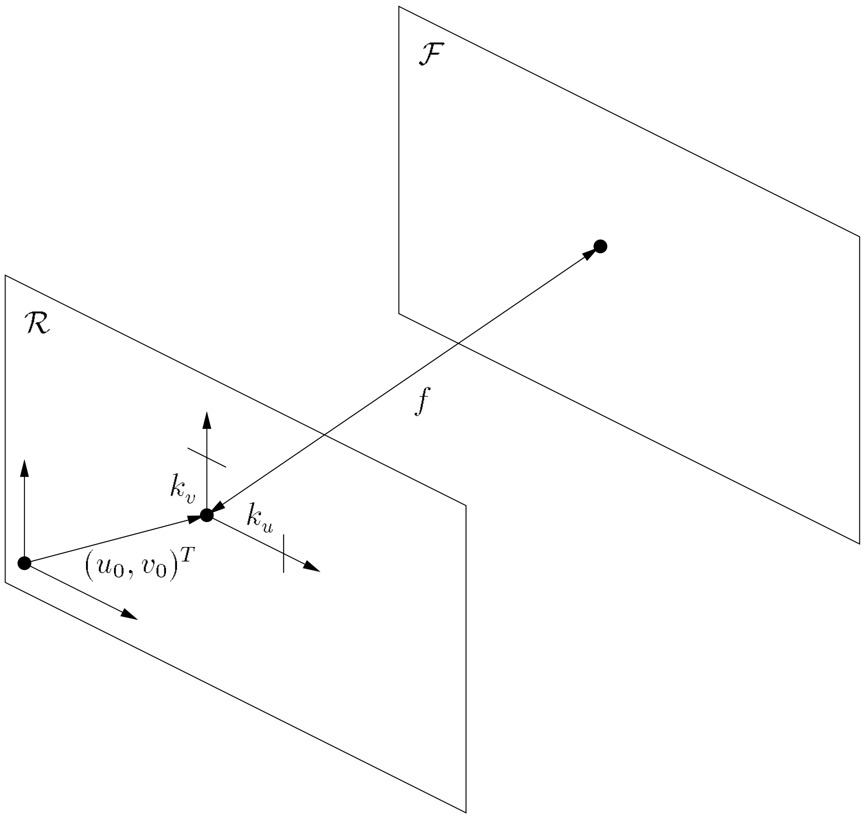


Abbildung 5.2.: Die intrinsischen Kameraparameter

der 3×3 – Rotationsmatrix $\mathbf{R}$ mit den Zeilenvektoren $\mathbf{r}_i$, $i = 1, 2, 3$, drei weitere die Translation $\mathbf{t} = (t_x, t_y, t_z)^T$ vom Ursprung des Weltkoordinatensystems $\mathbf{O}$ zur Linsenmitte $\mathbf{C}$. Durch Verwendung homogener Koordinaten lassen sich beide Operationen in einer 3×4 – Matrix zusammenfassen.

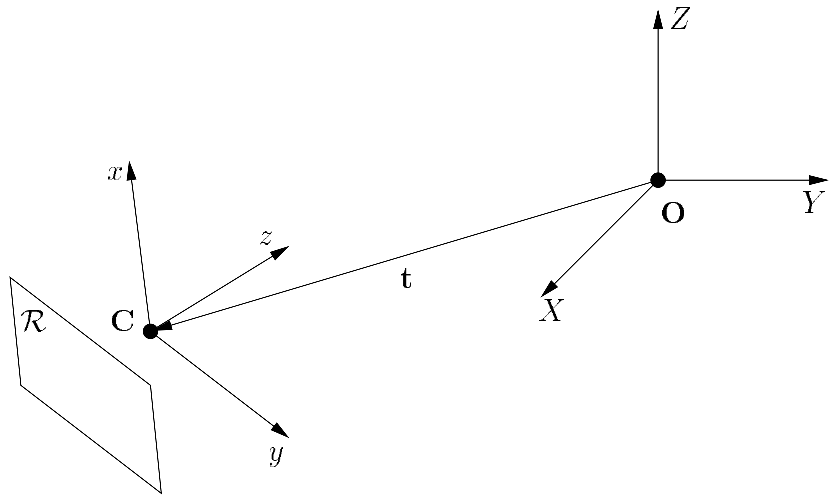


Abbildung 5.3.: Die extrinsischen Kameraparameter

Als zusammenfassende Darstellung aller zehn Parameter in einer Projektionsmatrix $\tilde{\mathbf{P}}$ gibt Faugeras [Fau93] an:

$$
\begin{aligned}
\tilde{\mathbf{P}} &= \begin{pmatrix} \alpha_u & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \alpha_v & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{pmatrix} \\
&= \begin{pmatrix} \alpha_u \mathbf{r}_1 + u_0 \mathbf{r}_3 & \alpha_u t_x + u_0 t_z \\ \alpha_v \mathbf{r}_2 + v_0 \mathbf{r}_3 & \alpha_v t_y + v_0 t_z \\ \mathbf{r}_3 & t_z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{q}_1^T & q_{14} \\ \mathbf{q}_2^T & q_{24} \\ \mathbf{q}_3^T & q_{34} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{P} & \tilde{\mathbf{p}} \end{pmatrix}
\end{aligned}
\tag{5.1}
$$

Werden Bild- und Weltpunkt in homogenen Koordinaten, die im folgenden immer mit einer Tilde gekennzeichnet sind, angegeben, so läßt sich die Abbildung eines Weltpunkts $\tilde{\mathbf{M}}_i = (\mathbf{M}_i^T, 1)^T = (X_i, Y_i, Z_i, 1)^T$ in einen Bildpunkt $\tilde{\mathbf{m}}_i = (\mathbf{m}_i^T, 1)^T = (u_i, v_i, 1)^T$ angeben als:

$$\tilde{\mathbf{m}}_i = \tilde{\mathbf{P}} \cdot \tilde{\mathbf{M}}_i \tag{5.2}$$

5.2. Bestimmung der Parameter

Sind mindestens vier korrespondierende Paare von Welt- und Bildpunkten bekannt, so können mit Gleichung (5.2) die Parameter der Projektionsmatrix bestimmt werden.

In [Fau93] wird dazu folgendes Verfahren vorgeschlagen: Gleichung (5.2) wird unter Verwendung von Gleichung (5.1) explizit aufgeschlüsselt

$$\begin{aligned} 1 \cdot u_i &= \mathbf{q}_1^T \mathbf{M}_i + q_{14} && (5.3)\\ 1 \cdot v_i &= \mathbf{q}_2^T \mathbf{M}_i + q_{24} && (5.4)\\ 1 &= \mathbf{q}_3^T \mathbf{M}_i + q_{34} && (5.5) \end{aligned}$$

und die Gleichung (5.5) als Vorfaktor für u_i beziehungsweise v_i in den beiden Gleichungen (5.3) und (5.4) verwendet. Somit ergeben sich:

$$\begin{aligned} \mathbf{q}_1^T \mathbf{M}_i - u_i \mathbf{q}_3^T \mathbf{M}_i + q_{14} - u_i q_{34} &= 0\\ \mathbf{q}_2^T \mathbf{M}_i - v_i \mathbf{q}_3^T \mathbf{M}_i + q_{24} - v_i q_{34} &= 0 \end{aligned} \qquad (5.6)$$

Bei n Punktkorrespondenzen ergeben sich also $2n$ Gleichungen. Wird die Matrix $\tilde{\mathbf{P}}$ in den Vektor $\tilde{\mathbf{q}} = (\mathbf{q}_1^T, q_{14}, \mathbf{q}_2^T, q_{24}, \mathbf{q}_3^T, q_{34})^T$ umgeordnet und die aus n Messungen sich ergebenden $2n$ Gleichungen gemäß den beiden Gleichungen aus (5.6) in einer Matrix $\tilde{\mathbf{A}}$ zusammengefaßt, so folgt das überbestimmte Gleichungssystem:

$$\underbrace{\begin{pmatrix} \mathbf{M}_1^T & 1 & \mathbf{0}_3^T & 0 & -u_1\mathbf{M}_1^T & -u_1 \\ \mathbf{0}_3^T & 0 & \mathbf{M}_1^T & 1 & -v_1\mathbf{M}_1^T & -v_1 \\ & & & \vdots & & \\ \mathbf{M}_n^T & 1 & \mathbf{0}_3^T & 0 & -u_n\mathbf{M}_n^T & -u_n \\ \mathbf{0}_3^T & 0 & \mathbf{M}_n^T & 1 & -v_n\mathbf{M}_n^T & -v_n \end{pmatrix}}_{\tilde{\mathbf{A}}} \cdot \underbrace{\begin{pmatrix} \mathbf{q}_1^T \\ q_{14} \\ \mathbf{q}_2^T \\ q_{24} \\ \mathbf{q}_3^T \\ q_{34} \end{pmatrix}}_{\tilde{\mathbf{q}}} = \underbrace{\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}}_{\mathbf{0}} \qquad (5.7)$$

Aus Gründen der numerischen Instabilität und um triviale Lösungen auszuschließen, wird die Bedingung $q_{34} = 1$ gefordert, so daß sich Gleichung (5.7) umschreiben läßt zu:

$$\underbrace{\begin{pmatrix} \mathbf{M}_1^T & 1 & \mathbf{0}_3^T & 0 & -u_1\mathbf{M}_1^T \\ \mathbf{0}_3^T & 0 & \mathbf{M}_1^T & 1 & -v_1\mathbf{M}_1^T \\ & & & \vdots & \\ \mathbf{M}_n^T & 1 & \mathbf{0}_3^T & 0 & -u_n\mathbf{M}_n^T \\ \mathbf{0}_3^T & 0 & \mathbf{M}_n^T & 1 & -v_n\mathbf{M}_n^T \end{pmatrix}}_{\mathbf{A}} \cdot \underbrace{\begin{pmatrix} \mathbf{q}_1^T \\ q_{14} \\ \mathbf{q}_2^T \\ q_{24} \\ \mathbf{q}_3^T \end{pmatrix}}_{\mathbf{q}} = \underbrace{\begin{pmatrix} u_1 \\ v_1 \\ \vdots \\ u_n \\ v_n \end{pmatrix}}_{\mathbf{b}} \qquad (5.8)$$

Das Householder-Verfahren [PFTV86], welches zum Finden einer Ausgleichslösung überbestimmter linearer Gleichungssysteme dient, wird dann zur Lösung dieses Gleichungssystems verwendet.

5.3. Verwendetes Kalibrierungsobjekt

Als Kalibrierungsobjekt dient ein weißer Würfel, auf dem drei an eine Ecke angrenzende Flächen mit identischem Muster versehen sind. Diese Ecke dient als Ursprung des

Weltkoordinatensystems und das Muster besteht aus einer 5×5 – Anordnung schwarzer Quadrate mit einer Seitenlänge von 40 mm und einem Abstand von 60 mm zwischen zwei benachbarten Quadraten. Ferner beginnt das Muster in 10 mm Abstand zu den Kanten des Würfels. Abbildung 5.4 zeigt eine Aufnahme des Kalibrierungswürfels.

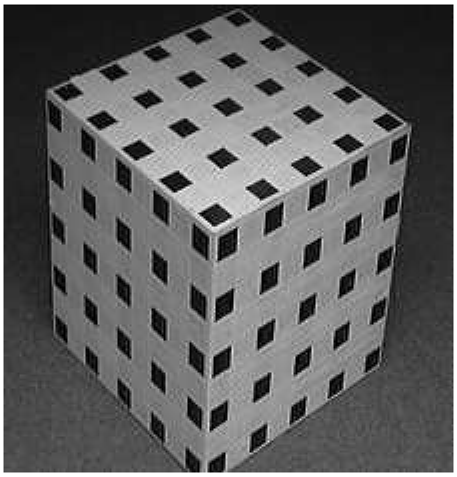


Abbildung 5.4.: Der verwendete Kalibrierungswürfel

Die Weltkoordinaten der Eckpunkte der Quadrate lassen sich also wie folgt angeben:

$$(x, y, z)^T = (q(i), q(j), q(k))^T, \tag{5.9}$$

wobei eine der drei Variablen i, j, k gleich 0 ist und die beiden anderen aus der Menge $\{1, 2, ..., 10\}$ sind und q wie folgt definiert ist:

$$q(i) = \begin{cases} 0 & \text{falls } i = 0 \\ 10 + 100 \cdot \lfloor i/2 \rfloor & \text{falls } i = 1, 3, 5, 7, 9 \\ 50 + 100 \cdot (i/2 - 1) & \text{falls } i = 2, 4, 6, 8, 10 \end{cases} \tag{5.10}$$

6. Generierung von 3D-Eckpunkthypothesen: Tiefen- und Orientierungsbestimmung

Aus *einem* Bild und der Projektionsmatrix der bei der Aufnahme benutzten Kamera kann die Entfernung des Punktes von der Kamera, genauer von dem optischen Zentrum der Kamera, nicht bestimmt werden. Ebenso ist es nicht möglich, räumliche Orientierungen von Kanten zu bestimmen. Wie in Kapitel 5 erwähnt, kann nur die Richtung des Punktes ermittelt werden. Wenn es sich so verhält, daß zwei Aufnahmen derselben Szene und die Positionen und Ausrichtungen der Kameras zu der Szene vorliegen und es möglich ist, einen Szenenpunkt eindeutig zwei Bildpunkten zuzuordnen, so kann prinzipiell aus dem Schnittpunkt der beiden Geraden Bildpunkt-Szenenpunkt die Tiefe des Szenenpunktes berechnet werden. Ferner kann aus der Schnittgerade zweier Ebenen, die die abgebildeten Kanten und die optischen Zentren beinhalten, die Orientierung einer Kante im Raum bestimmt werden. In der Praxis ergeben sich vielfältige Probleme, wie Rundungs- oder Zuordnungsfehler, so daß die Korrektheit nicht immer gegeben ist und auch nicht immer ein Schnittpunkt der beiden Geraden existiert.

Die durch die bei der Aufnahme erfolgte Diskretisierung und die Rundungsfehler begründeten Probleme bei der Bestimmung des Schnittpunktes lassen sich relativ leicht beheben. Statt den genauen Schnittpunkt zu suchen, wird der Punkt bestimmt, der mit minimalem Fehler auf die beiden Bildpunkte projiziert wird.

Eindeutigkeitsprobleme entstehen dadurch, daß aus der Grauwertinformation nicht klar hervorgeht, welche Punkte in beiden Aufnahmen korrespondieren. Die Menge der möglicherweise korrespondierenden Punkte kann durch geometrische Einschränkungen verkleinert werden. Eine wichtige derartige Einschränkung ist die Epipolargerade, auf der ein korrespondierender Punkt liegen muß. Eine weitere Einschränkung ergibt sich daraus, daß sich die Tiefe eines zusammenhängenden Objekts nur langsam ändert, also auch die rekonstruierte Tiefe sich nur langsam ändern darf. Diese Einschränkung gilt natürlich nicht an Objektkanten und -rändern. Eine weitere Einschränkung ergibt sich aus der Anordnung der Abbilder mehrerer Punkte entlang der Epipolargeraden. Hier kann gezeigt werden, daß bestimmte Anordnungen nicht physikalisch sinnvollen Objekten entsprechen können.

Faugeras [Fau93] erläutert diese Problematiken und einige Lösungsmöglichkeiten sehr ausführlich, während in dieser Arbeit auf eine erschöpfende Behandlung aller Möglichkeiten verzichtet wird.

Dieses Kapitel stellt zunächst in Abschnitt 6.1 die Epipolargeometrie vor, anhand derer die Suche nach korrespondierenden Bildpunkten von der Suche im gesamten Bild auf die Suche entlang einer Geraden durch das Bild reduziert werden kann. Im folgenden Abschnitt wird dann darauf eingegangen, wie bei gefundenen Punktkorrespondenzen die Position des Punktes im Weltkoordinatensystem berechnet werden kann.

In drei weiteren Abschnitten wird dann auf die drei im Rahmen dieser Arbeit implementierten Korrespondenzfindungsverfahren eingegangen: photometrisches Matching (Abschnitt 6.3), merkmalsbasiertes Eckpunkt-Matching (Abschnitt 6.4) und Eckpunkt-Matching unter Zuhilfenahme des Grauwerts (Abschnitt 6.5). Da bei den beiden letztgenannten Verfahren nicht nur eine Eckpunkt-, sondern auch eine Kantenkorrespondenz hergestellt wird, ist es danach möglich, aus diesen Informationen die Orientierung von Kanten im dreidimensionalen Raum zu bestimmen, wie in Abschnitt 6.6 gezeigt wird. Abschließend wird die im Abschnitt 4.3 vorgestellte semantische Interpretation auf Eckpunkte im dreidimensionalen Raum erweitert.

6.1. Epipolargeometrie

Faugeras [Fau93] stellt die Epipolargeometrie wie folgt vor: Sei ein Stereosystem bestehend aus zwei Kameras mit den Bildebenen $\mathcal{R}_1$ und $\mathcal{R}_2$ sowie den optischen Zentren $\mathbf{C}_1$ und $\mathbf{C}_2$ gegeben. Diese bilden einen Weltpunkt $\mathbf{M}$ auf zwei Bildpunkte $\mathbf{m}_1$ und $\mathbf{m}_2$ ab (siehe Abbildung 6.1). Der Punkt $\mathbf{M}$ liegt auf der Halbgeraden $\langle \mathbf{m}_1, \mathbf{C}_1 \rangle$. Die Abbildung eines beliebigen Punktes auf dieser Halbgeraden durch die zweite Kamera ergibt einen Punkt auf einer Halbgeraden ep_2, die in der Bildebene $\mathcal{R}_2$ liegt. Diese Halbgerade wird Epipolargerade zu $\mathbf{m}_1$ genannt. Insbesondere wird die Linsenmitte $\mathbf{C}_1$ in den Epipol $\hat{\mathbf{E}}_2$ abgebildet. Entsprechende Überlegungen ergeben den Epipol $\hat{\mathbf{E}}_1$ der zweiten Kamera in der Bildebene der ersten Kamera und die Epipolargerade ep_1 zu dem Bildpunkt $\mathbf{m}_2$.

Das Korrespondenzproblem, also die Suche des Bildpunktes im Bild der zweiten Kamera zu einem Bildpunkt im Bild der ersten Kamera, ist durch Ausnutzung der Kamerageometrien von einer zweidimensionalen Suche auf eine eindimensionale Suche reduzierbar.

Zur Berechnung der Epipolargeraden ep_2 (die andere Epipolargerade ep_1 berechnet sich völlig analog) seien ferner der Punkt im Unendlichen $\mathbf{D}_1$ auf der Halbgeraden $\langle \mathbf{m}_1, \mathbf{C}_1 \rangle$ und die Projektionsmatrizen $\tilde{\mathbf{P}}_1$ und $\tilde{\mathbf{P}}_2$ der beiden Kameras betrachtet. Weiter seien die zugehörigen homogenen Größen wie in Kapitel 5 mit einer Tilde gekennzeichnet. Da $\mathbf{D}_1$ auf $\mathbf{m}_1$ abgebildet wird, gilt:

$$\tilde{\mathbf{m}}_1 = \tilde{\mathbf{P}}_1 \tilde{\mathbf{D}}_1 = \begin{pmatrix} \mathbf{P}_1 & \tilde{\mathbf{p}}_1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{D}_1 \\ 0 \end{pmatrix} \tag{6.1}$$

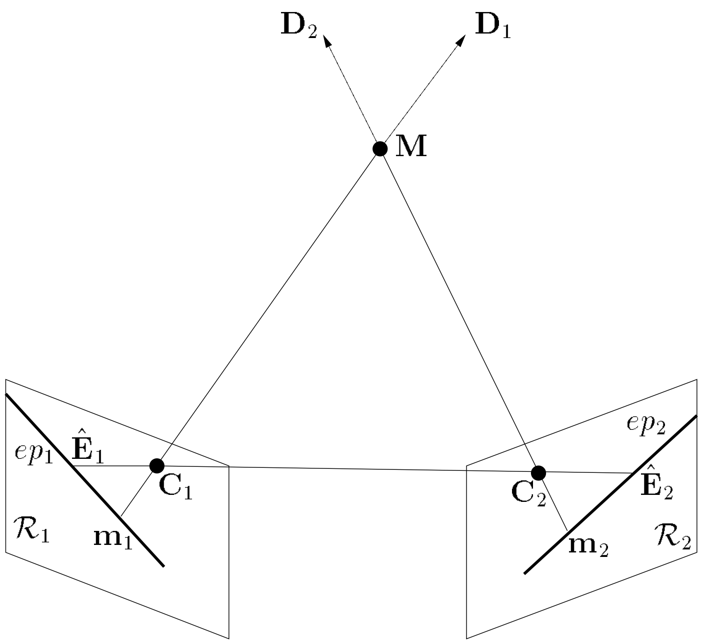


Abbildung 6.1.: Die Epipolargeometrie

und, da $\mathbf{D}_1$ ein Punkt im Unendlichen ist, somit:

$$\mathbf{D}_1 = \mathbf{P}_1^{-1}\tilde{\mathbf{m}}_1 \tag{6.2}$$

Die Abbildung dieses Punkts durch die zweite Kamera ergibt:

$$\tilde{\mathbf{m}}_2 = \mathbf{P}_2\mathbf{D}_1 = \mathbf{P}_2\mathbf{P}_1^{-1}\tilde{\mathbf{m}}_1 \tag{6.3}$$

Da das optische Zentrum $\mathbf{C}_1$, also die Linsenmitte der ersten Kamera, der Ursprung des Koordinatensystems für die erste Kamera ist, kann es aus dem Gleichungssystem

$$\tilde{\mathbf{P}}_1 \begin{pmatrix} \mathbf{C}_1 \\ 1 \end{pmatrix} = \mathbf{0} \tag{6.4}$$

bestimmt werden. Durch Ausmultiplizieren ergibt sich $\mathbf{P}_1\mathbf{C}_1 + \tilde{\mathbf{p}}_1 = 0$. Auflösen nach $\mathbf{C}_1$ ergibt $\mathbf{C}_1 = -\mathbf{P}_1^{-1}\tilde{\mathbf{p}}_1$ und Einsetzen in die Abbildungsgleichung der zweiten Kamera somit den Epipol $\hat{\mathbf{E}}_2$ und einen zweiten Punkt auf der Epipolargeraden ep_2:

$$\hat{\mathbf{E}}_2 = \begin{pmatrix} E_{2,1} \\ E_{2,2} \\ E_{2,3} \end{pmatrix} = \tilde{\mathbf{P}}_2 \begin{pmatrix} -\mathbf{P}_1^{-1}\tilde{\mathbf{p}}_1 \\ 1 \end{pmatrix} \tag{6.5}$$

Aus diesen zwei Punkten kann eine projektive Darstellung der Epipolargeraden durch Bildung des Kreuzprodukts $\hat{\mathbf{E}}_2 \times \tilde{\mathbf{m}}_2$ gewonnen werden. Sei das Kreuzprodukt mit $\hat{\mathbf{E}}_2$

durch die antisymmetrische Matrix

$$\tilde{\mathbf{E}}_2 = \begin{pmatrix} 0 & -E_{2,3} & E_{2,2} \\ E_{2,3} & 0 & -E_{2,1} \\ -E_{2,2} & E_{2,1} & 0 \end{pmatrix} \tag{6.6}$$

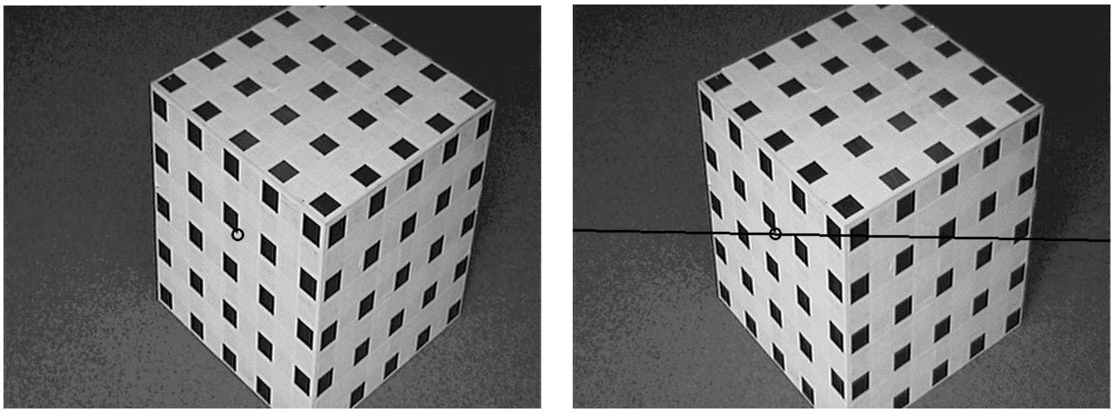
repräsentiert. Dann ist die sogenannte Fundamentalmatrix gegeben durch:

$$\mathbf{F} = \tilde{\mathbf{E}}_2 \mathbf{P}_2 \mathbf{P}_1^{-1} \tag{6.7}$$

und für jeden Punkt $\mathbf{m}_2$ auf der Epipolargeraden ep_2 gilt die Longuet-Higgins-Gleichung [LH81]:

$$\tilde{\mathbf{m}}_2^T \mathbf{F} \tilde{\mathbf{m}}_1 = 0 \tag{6.8}$$

Abbildung 6.2 zeigt die zu einem gegebenen Punkt gefundene Epipolargerade.



(a) (b)

Abbildung 6.2.: Beispiel einer Epipolargeraden:
(a) Aufnahme der linken Kamera mit einem selektierten Punkt
(b) Aufnahme der rechten Kamera mit eingezeichneter Epipolargeraden und dem Punkt markiert, der zu dem Punkt in der linken Aufnahme korrespondiert

Zu jedem Bildpunkt in einem Bild kann also die Epipolargerade im anderen Bild berechnet werden. Das Korrespondenzproblem ist (bis auf kleine Fehlertoleranzen) auf eine eindimensionale Suche reduziert. Ein übliches Verfahren zur Lösung des Korrespondenzproblems ist das photometrische Matching (auch *template matching*, siehe Abschnitt 6.3), das die Grauwertdifferenz zwischen der Umgebung des Punktes im ersten Bild und Punkten entlang der Epipolargeraden im zweiten Bild zu minimieren versucht. In dieser Arbeit wird ferner ein merkmalsbasierter Vergleich zwischen Eckpunkten in beiden Bildern vorgestellt, der sich auf Eckpunkte nahe der Epipolargeraden im zweiten Bild beschränken kann (siehe Abschnitt 6.4). Als dritter Ansatz wird auch ein gemischter Ansatz verfolgt, der sowohl Eckpunktmerkmale als auch Grauwertinformationen nutzt (siehe Abschnitt 6.5).

6.2. Punktrekonstruktion

Sind die Positionen eines Punktes der aufgenommenen Szene in beiden Bildern bekannt, so kann daraus die Position des Punktes im Weltkoordinatensystem bestimmt werden. Faugeras [Fau93] gibt dafür folgendes Verfahren an:

Sei $\tilde{\mathbf{M}} = (\mathbf{M}^T, 1)^T = (X, Y, Z, T)^T$ die unbekannte Position des Punktes in homogenen Koordinaten und seien $\tilde{\mathbf{m}}_1 = (u_1, v_1, 1)^T$ und $\tilde{\mathbf{m}}_2 = (u_2, v_2, 1)^T$ die homogenen Koordinaten des abgebildeten Punktes in den beiden Bildern. Die zugehörigen inhomogenen Größen seien wieder ohne Tilde gekennzeichnet. Seien des weiteren $\tilde{\mathbf{P}}_1$ und $\tilde{\mathbf{P}}_2$ die beiden Projektionsmatrizen, wie in Gleichung (5.1) eingeführt.

Analog zu Gleichung (5.6) gelten dann folgende Gleichungen, bei denen die Elemente der ersten Projektionsmatrix mit $\mathbf{p}_i$, $p_{i4}, i = 1, 2, 3$, und die der zweiten Projektionsmatrix mit $\mathbf{q}_i$, $q_{i4}, i = 1, 2, 3$, bezeichnet seien:

$$\begin{aligned}
\mathbf{p}_1^T\mathbf{M} - u_1\mathbf{p}_3^T\mathbf{M} + p_{14} - u_1 p_{34} &= 0\\
\mathbf{p}_2^T\mathbf{M} - v_1\mathbf{p}_3^T\mathbf{M} + p_{24} - v_1 p_{34} &= 0\\
\mathbf{q}_1^T\mathbf{M} - u_2\mathbf{q}_3^T\mathbf{M} + q_{14} - u_2 q_{34} &= 0\\
\mathbf{q}_2^T\mathbf{M} - v_2\mathbf{q}_3^T\mathbf{M} + q_{24} - v_2 q_{34} &= 0
\end{aligned} \tag{6.9}$$

Werden diese zwei Gleichungspaare wieder in zwei Gleichungstripeln analog zu den Gleichungen (5.3) bis (5.5) aufgespalten und dabei die homogene vierte Koordinate des Weltpunktes als T_1 beziehungsweise T_2 bezeichnet, so ergibt sich folgendes Gleichungssystem:

$$\begin{array}{lrrcl}
\mathbf{p}_1^T\mathbf{M} & -u_1T_1 & +p_{14} & = & 0\\
\mathbf{p}_2^T\mathbf{M} & -v_1T_1 & +p_{24} & = & 0\\
\mathbf{p}_3^T\mathbf{M} & -T_1 & +p_{34} & = & 0\\
\mathbf{q}_1^T\mathbf{M} & -u_2T_2 & +q_{14} & = & 0\\
\mathbf{q}_2^T\mathbf{M} & -v_2T_2 & +q_{24} & = & 0\\
\mathbf{q}_3^T\mathbf{M} & -T_2 & +q_{34} & = & 0
\end{array} \tag{6.10}$$

Dieses läßt sich durch Umordnen und Zusammenfassen als folgende Matrixgleichung schreiben:

$$\underbrace{\begin{pmatrix} -p_{14}\\ -p_{24}\\ -p_{34}\\ -q_{14}\\ -q_{24}\\ -q_{34} \end{pmatrix}}_{\mathbf{Y}} \underset{=}{=} \underbrace{\begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & -u_1 & 0\\ p_{21} & p_{22} & p_{23} & -v_1 & 0\\ p_{31} & p_{32} & p_{33} & -1 & 0\\ q_{11} & q_{12} & q_{13} & 0 & -u_2\\ q_{21} & q_{22} & q_{23} & 0 & -v_2\\ q_{31} & q_{32} & q_{33} & 0 & -1 \end{pmatrix}}_{\mathbf{B}} \underset{\cdot}{\cdot} \underbrace{\begin{pmatrix} X\\ Y\\ Z\\ T_1\\ T_2 \end{pmatrix}}_{\mathbf{X}} \tag{6.11}$$

Mit der Pseudoinversen $(\mathbf{B}^T\mathbf{B})^{-1}\mathbf{B}^T$ von $\mathbf{B}$ wird die Ausgleichslösung zu diesem Gleichungssystem bestimmt:

$$\mathbf{X} = (\mathbf{B}^T\mathbf{B})^{-1}\mathbf{B}^T \cdot \mathbf{Y} \tag{6.12}$$

Die ersten drei Komponenten von $\mathbf{X}$ enthalten die euklidischen Koordinaten der Ausgleichslösung.

6.3. Photometrisches Matching

Matching-Verfahren stellen die Korrespondenz zwischen zwei Merkmalen aus unterschiedlichen Aufnahmen her. Mit dieser Korrespondenz und den Kalibrierungsdaten ist es dann möglich, dreidimensionale Messungen vorzunehmen.

Als erstes von drei Matching-Verfahren, das im Rahmen dieser Arbeit implementiert wurde, wird das photometrische Matching, auch *template matching* genannt, vorgestellt. Um die Korrespondenz zweier Punkte zu bewerten, wird hierbei der Grauwertunterschied einer Menge von Pixeln in der Nachbarschaft beider Punkte bestimmt. Dieses Verfahren erfordert einige Annahmen, die in der Regel nicht genau, aber dennoch annähernd erfüllt sind:

1. Beide Kameras sind baugleich und besitzen dieselbe Brennweite und Blendeneinstellung.
2. Die Ausleuchtung ist in beiden Aufnahmen gleich und die Objekte besitzen dieselben Reflektanzeigenschaften bezüglich beider Kameras.
3. Das Objekt wird in beiden Kameras annähernd gleich abgebildet, das heißt, die Winkeldifferenz zwischen beiden Kameras ist klein.

Diese Annahmen sollen sicherstellen, daß Abbildungen eines Objekts in beiden Aufnahmen ähnlich aussehen. Unter diesen Voraussetzungen ist nach Ballard und Brown [BB82] als Distanzmaß die Summe der quadrierten Differenzen ausreichend.

Seien I_1, I_2 die beiden Aufnahmen, $\mathbf{m}_1 = (u_1, v_1)^T$, $\mathbf{m}_2 = (u_2, v_2)^T$ die auf Korrespondenz zu testenden Punkte und sei die betrachtete Nachbarschaft durch ein Rechteck mit den Ausmaßen $2B+1$ (Breite) und $2H+1$ (Höhe) gegeben. Damit kann der Mittelpunkt der Nachbarschaft auf die zu testenden Punkte gelegt werden. Das Distanzmaß d berechnet sich dann wie folgt:

$$d(I_1(\mathbf{m}_1), I_2(\mathbf{m}_2)) = \sum_{u=-B}^{B} \sum_{v=-H}^{H} \left[I_1(\mathbf{m}_1 + (u,v)^T) - I_2(\mathbf{m}_2 + (u,v)^T)\right]^2 \qquad (6.13)$$

Dieses Distanzmaß erfordert $2(2B+1) \cdot (2H+1)$ Subtraktionen und Additionen und $(2B+1) \cdot (2H+1)$ Multiplikationen für jeden auf Korrespondenz zu untersuchenden Pixel. Es entsteht also ein recht hoher Rechenaufwand, der aber bei kalibrierten Kameras durch die Verwendung der Epipolargeometrie von einem zweidimensionalen auf ein nahezu eindimensionales Suchproblem reduziert werden kann. Werden die Fehler in den Projektionsmatrizen berücksichtigt, so ergibt sich keine unendlich dünne Epipolargerade, sondern ein Streifen mit zwar dünner, aber nicht verschwindender Breite. In Abbildung 6.3 ist das photometrische Matching unter Ausnutzung der Epipolargeometrie veranschaulicht.

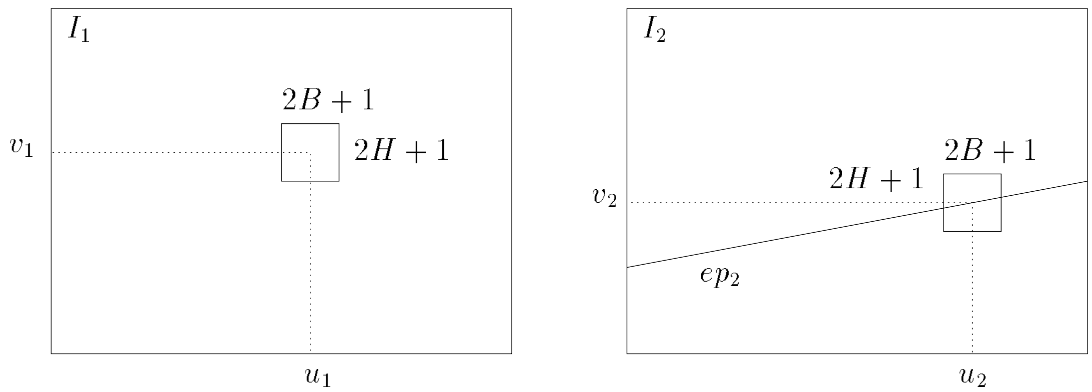


Abbildung 6.3.: Photometrisches Matching unter Verwendung der Epipolargeometrie

Falls die Ausleuchtung und Reflektanzeigenschaften nicht in beiden Aufnahmen gleich sind, so kann durch Einbeziehen des mittleren Grauwerts und der Standardabweichung der Grauwertverteilung in den betrachteten Nachbarschaften versucht werden, dieses auszugleichen [Fau93]. Dazu wird in einem ersten Durchlauf der durchschnittliche Grauwert $\bar{I}_i$ in beiden Nachbarschaften bestimmt:

$$\bar{I}_i(\mathbf{m}_i) = \frac{1}{(2B+1)\cdot(2H+1)} \sum_{u=-B}^{B} \sum_{v=-H}^{H} I_i(\mathbf{m}_i + (u,v)^T) \qquad i = 1,2 \tag{6.14}$$

Hiermit läßt sich die Varianz σ_i^2 berechnen:

$$\sigma_i^2(\mathbf{m}_i) = \frac{1}{(2B+1)\cdot(2H+1)} \sum_{u=-B}^{B} \sum_{v=-H}^{H} (I_i(\mathbf{m}_i + (u,v)^T) - \bar{I}_i(\mathbf{m}_i))^2 \qquad i = 1,2 \tag{6.15}$$

Abschließend wird die Korrelation C_{12} berechnet:

$$C_{12}(\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2) = \frac{1}{K} \sum_{u=-B}^{B} \sum_{v=-H}^{H} (I_1(\mathbf{m}_1 + (u,v)^T) - \bar{I}_1(\mathbf{m}_1)) \cdot (I_2(\mathbf{m}_2 + (u,v)^T) - \bar{I}_2(\mathbf{m}_2)) \tag{6.16}$$

mit

$$K = (2B+1)\cdot(2H+1)\cdot\sigma_1(\mathbf{m}_1)\cdot\sigma_2(\mathbf{m}_2) \tag{6.17}$$

Beim photometrischen Matching wird nur die Korrespondenz für die Position des betrachteten Merkmals hergestellt. Es wird keine Korrespondenz für Teilmerkmale hergestellt. Im Fall von Eckpunkten wird keine Kantenkorrespondenz hergestellt, und somit ist es nicht möglich, die Orientierung von Kanten im Raum zu bestimmen. Die in den beiden folgenden Abschnitten vorgestellen Verfahren stellen auch Kantenkorrespondenzen her und erlauben somit die Bestimmung der räumlichen Kantenorientierung.

6.4. Merkmalsbasiertes Eckpunkt-Matching

Die in Kapitel 4 gewonnenen Eckpunkte erlauben auch eine völlig andere Art von Matching, das auf den Merkmalen der Eckpunkte beruht. Legt man die Annahmen aus dem Abschnitt 6.3 zugrunde, so werden die aus beiden Aufnahmen extrahierten korrespondierenden Eckpunkte eine große Ähnlichkeit bezüglich der Kantenorientierungen und Kantenkonfidenzen aufweisen (siehe auch Abbildung 6.4), sofern die zugrundeliegenden Hough-Geraden in beiden Aufnahmen korrekt extrahiert werden.

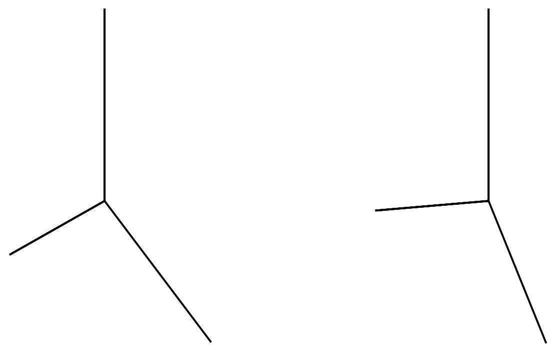


Abbildung 6.4.: Merkmalsbasiertes Matching: Matching aufgrund der Kantenorientierungen und Kantenkonfidenzen

Zusätzlich zu den Kanteninformationen kann bei bekannten Projektionsmatrizen die Epipolargerade berechnet und somit der Abstand der auf Korrespondenz untersuchten Eckpunkte zur Epipolargeraden mit ausgewertet werden. Ist eine Epipolargerade ep durch einen Aufpunkt $\mathbf{E}_{ep}$ und den Normalenvektor $\mathbf{n}_{ep}$ gegeben (siehe Abbildung 6.5), so läßt sich der Abstand d_{ep} eines beliebigen Punktes $\mathbf{x}$ zur Epipolargeraden ep bestimmen durch folgende Gleichung:

$$d_{ep}(\mathbf{x}) = |\mathbf{n}_{ep} \cdot (\mathbf{E}_{ep} - \mathbf{x})| \tag{6.18}$$

Der so gewonnene Abstand $d_{ep}(\mathbf{x})$ wird anschließend mit einer Gauß-Funktion gewichtet, bei der die Flächennormierung weggelassen wird, so daß sie im Ursprung einen maximalen Wert von 1 hat:

$$c_{dist} = \exp\left(-\frac{1}{2}\frac{d_{ep}(\mathbf{x})^2}{{\sigma_n}^2}\right) \tag{6.19}$$

Über σ_n kann die zulässige Entfernung von der Epipolargeraden gesteuert werden. Je größer der Fehler in den Projektionsmatrizen ist, desto größer sollte σ_n gewählt werden.

Um die symbolische Beschreibung der Kanten, also die Orientierung ϕ und Konfidenz c, auszuwerten, wird zunächst ein Matching anhand der Orientierungen durchgeführt. Dabei wird zu jeder Kante ϕ^l des Eckpunkts $j_l = (\mathbf{x}^l; \mathbf{e}^l) = (\mathbf{x}^l; \{(\phi_1, c_1)^l, ..., (\phi_{n_l}, c_{n_l})^l\})$

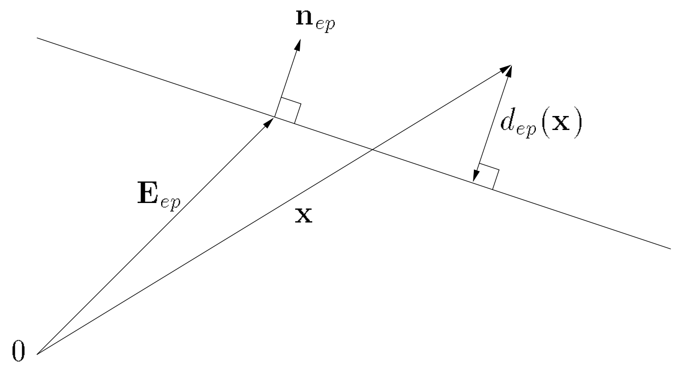


Abbildung 6.5.: Abstand eines Punktes von einer Geraden

bestimmt, wie groß die Winkeldifferenz $\delta(\phi^l, \phi_k^r)$ zur Orientierung ϕ_k^r jeder Kante e_k^r des zweiten Eckpunkts $j_r = (\mathbf{x}^r; \mathbf{e}^r) = (\mathbf{x}^r; \{(\phi_1, c_1)^r, ..., (\phi_{n_r}, c_{n_r})^r\})$ ist, der auf Korrespondenz untersucht wird, wobei der jeweils kleinere Winkel zwischen den beiden Kanten gewählt wird. Diese Information wird in einer Matrix M abgelegt, deren Spalten den Kanten des einen Eckpunkts und deren Zeilen den Kanten des anderen Eckpunkts entsprechen. Diese Matrix kann durchaus nicht-quadratisch sein, da auch Eckpunkte j_l und j_r mit unterschiedlichen Kantenanzahlen n_l und n_r verglichen werden können.

In dieser Matrix M wird jetzt das absolute Minimum gesucht, es entspricht den beiden Kanten $e_{i_1}^l$ und $e_{k_1}^r$ der beiden Eckpunkte j_l und j_r, die minimale Winkeldifferenz $\delta(\phi_{i_1}^l, \phi_{k_1}^r)$ zueinander besitzen. Dieses Kantenpaar wird gespeichert, und sämtliche Einträge mit gleichem Spaltenindex i_1 oder Zeilenindex k_1 werden gelöscht. Danach wird wieder das absolute Minimum der Matrix M gesucht und ein neues Kantenpaar $e_{i_2}^l$, $e_{k_2}^r$ gewonnen. Nach dem Löschen der Einträge in der gleichen Spalte i_2 und Zeile k_2 werden diese Schritte wiederholt, bis alle Einträge der Matrix gelöscht sind, dies ist nach $N = \min(n_l, n_r)$ Schritten der Fall. Danach sind alle Kantenkorrespondenzen hergestellt. Seien im folgenden die Mengen der N korrespondierenden Kanten mit $\mathbf{e}_{corr}^l$ und $\mathbf{e}_{corr}^r$ und die Mengen der nicht-korrespondierenden Kanten mit $\mathbf{e}_{miss}^l$ und $\mathbf{e}_{miss}^r$ bezeichnet. Für den Fall, daß Eckpunkte mit unterschiedlichen Kantenzahlen n_l und n_r verglichen werden, so wird zu jeder Kante des Eckpunkts mit der geringeren Kantenzahl eine korrespondierende Kante im anderen Eckpunkt gefunden, während nicht zu jeder Kante des Eckpunkts mit der höheren Kantenzahl eine korrespondierende Kante im anderen Eckpunkt gefunden wird.

Es ist zu beachten, daß dieses Verfahren keine Annahmen über die Semantik der zugrundeliegenden Eckpunkte macht, insbesondere wird nicht verwertet, wieviele Kanten in den Eckpunkten zusammentreffen. Allerdings werden bei Eckpunkten mit unterschiedlich vielen Kanten die „überzähligen“ Kanten des einen Eckpunkts vernachlässigt. Da zu diesen Kanten aber keine 3D-Orientierungsinformation gewonnen werden kann, wird diese Information ohnehin später vernachlässigt.

Zur Veranschaulichung wird in Abbildung 6.6 das Vorgehen für den Fall zweier Eckpunkte mit 3 beziehungsweise 4 Kanten durchgeführt.

Die Kantenkorrespondenz c'_{corr} sei hoch bewertet, wenn sowohl die Orientierungen als auch die Konfidenzen ähnlich sind. Jede Kantenkorrespondenz zweier Kanten $e^l = (\phi, c)^l$ und $e^r = (\phi, c)^r$ wird daher nach folgender Gleichung bewertet:

$$c'_{corr}(e^l, e^r) = \max\left\{0, 1 - \max\left\{\delta(\phi^l, \phi^r), |c^l - c^r|\right\}\right\} \tag{6.20}$$

wobei $\delta(\phi^l, \phi^r) = \min(|\phi^l - \phi^r|, 2\pi - |\phi^l - \phi^r|)$ die oben erläuterte Winkeldifferenz berechnet. Da für große Winkeldifferenzen der rechte Term kleiner 0 werden kann, ist die äußere Maximumsbildung nötig, um eine Bewertung im Intervall $[0, 1]$ sicherzustellen.

Die Bewertung gemäß Gleichung (6.20) wird für alle N korrespondierenden Kanten durchgeführt und anschließend mit der Ω_z-Funktion, $z = z_{corr}$ (siehe auch Anhang B), zu c_{corr} zusammengefaßt:

$$c_{corr}(\mathbf{e}^l_{corr}, \mathbf{e}^r_{corr}) = \Omega_{z_{corr}}(c'_{corr}(e^l_{i_1}, e^r_{k_1}), ..., c'_{corr}(e^l_{i_N}, e^r_{k_N})) \tag{6.21}$$

Falls die beiden auf Korrespondenz untersuchten Eckpunkte unterschiedlich viele Kanten besitzen, wird anschließend noch die Konfidenz der nicht korrespondierenden Kanten mit Ω_z, $z = z_{miss}$, zusammengefaßt. Der so berechnete Wert $c_{miss}(\mathbf{e}^l_{miss}, \mathbf{e}^r_{miss})$ wird von der Bewertung der korrespondierenden Kanten nach der Gleichung (6.21) abgezogen und die endgültige Kantenkorrespondenzbewertung $c_{edges}(\mathbf{e}^l, \mathbf{e}^r)$ ergibt sich:

$$c_{edges}(\mathbf{e}^l, \mathbf{e}^r) = \max\left\{0, c_{corr}(\mathbf{e}^l_{corr}, \mathbf{e}^r_{corr}) - c_{miss}(\mathbf{e}^l_{miss}, \mathbf{e}^r_{miss})\right\} \tag{6.22}$$

Die Gesamtbewertung der Korrespondenz ist dann die gewichtete Summe der Entfernungsbewertung nach Gleichung (6.19) und der Kantenkorrespondenzbewertung nach Gleichung (6.22). Da die beiden Anteile äußerst unterschiedliche Aussagen treffen, ist hier eine gewichtete Summenbildung sinnvoll und nicht ein Zusammenfassen mit Ω_z. Die Epipolargeometrie liefert einen wesentlich wichtigeren Beitrag, wenn sie genau berechnet werden kann. Über einen Faktor w_{epi} kann ihr Anteil am Gesamtmatching gesteuert werden:

$$c_{sem}(j_l, j_r) = w_{epi} \cdot c_{dist} + (1 - w_{epi}) \cdot c_{edges}(\mathbf{e}^l, \mathbf{e}^r) \tag{6.23}$$

Wenn keine Epipolargerade bestimmt werden kann, da keine Kamerakalibrierung durchgeführt wurde, so ist $w_{epi} = 0$ zu setzen.

Werden die Gleichungen (6.19) und (6.22) in Gleichung (6.23) eingesetzt, so ergibt sich folgende Gesamtbewertung für den Fall, daß ein rechter Eckpunkt j_r auf Korrespondenz zu einem linken Eckpunkt j_l getestet wird:

$$\begin{aligned} c_{sem}(j_l, j_r) &= w_{epi} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}\frac{d_{epi_l}(\mathbf{x}^r)^2}{\sigma_n{}^2}\right) \\ &+ (1 - w_{epi}) \cdot \max\left\{0, c_{corr}(\mathbf{e}^l_{corr}, \mathbf{e}^r_{corr}) - c_{miss}(\mathbf{e}^l_{miss}, \mathbf{e}^r_{miss})\right\} \end{aligned} \tag{6.24}$$

Die verwendeten Werte für σ_n, z_{corr}, z_{miss} und w_{epi} sind im Anhang B aufgeführt.

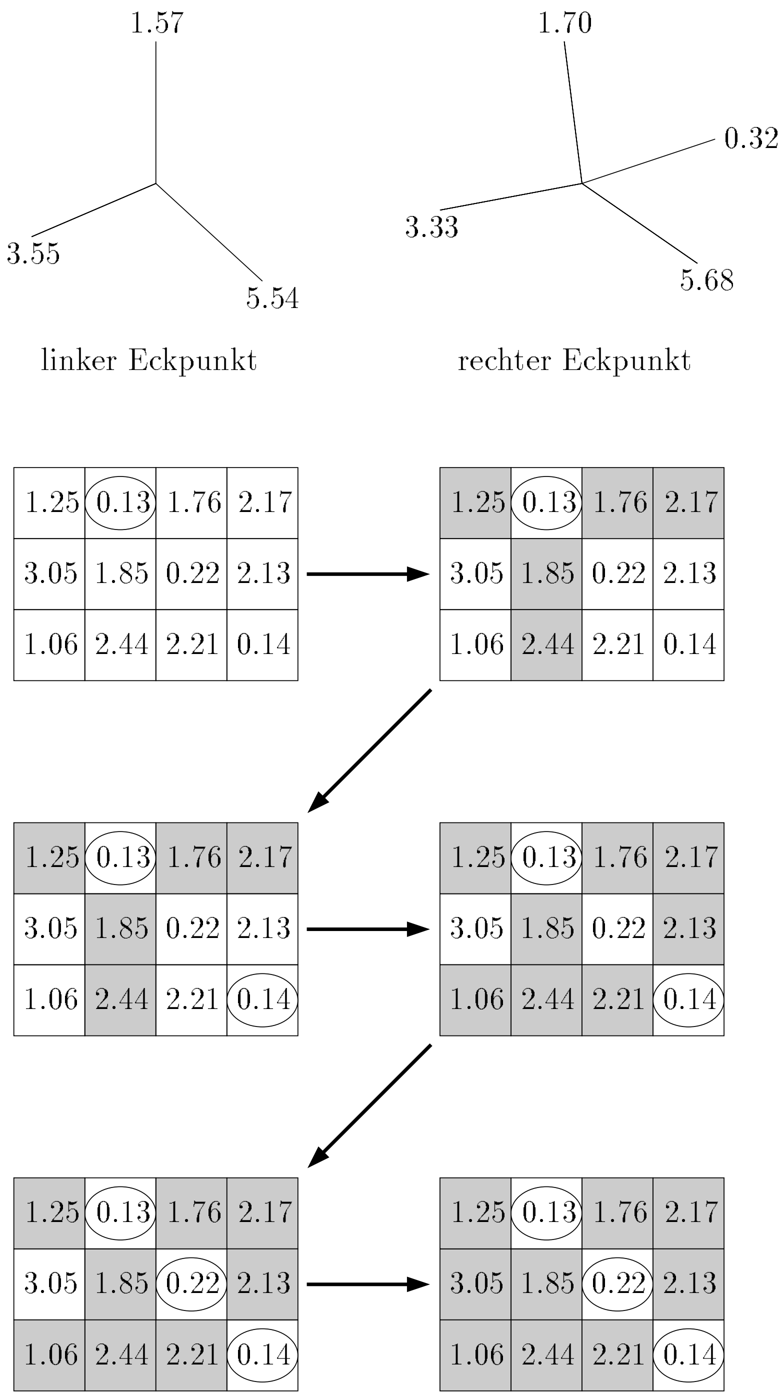


Abbildung 6.6.: Beispiel einer Kantenzuordnung: Oben sind die beiden Eckpunkte mit den Orientierungen der Kanten in Bogenmaß angegeben. Darunter ist die Auswahl einer Korrespondenz in der linken Spalte und das Löschen der betreffenden Spalten und Zeilen in der rechte Spalte verdeutlicht. Die gefundene Zuordnung ist die Menge folgender Orientierungspaare: $\{(1.57, 1.70), (5.54, 5.68), (3.55, 3.33)\}$.

Dieses Verfahren besitzt einen wesentlichen Geschwindigkeitsvorteil gegenüber dem photometrischen Matching, da es nur eine sehr begrenzte Menge von Eckpunkten auswerten muß. Üblicherweise werden in einer Aufnahme weniger signifikante Eckpunkte extrahiert als beispielsweise die Epipolargerade in Pixel lang ist. Ferner kann dieses Verfahren auch ohne Ausnutzung der Epipolargeometrie verwendet werden, was die Kalibrierung der Kameras erspart. Im Gegensatz zum photometrischen Matching explodiert die Menge der auf Korrespondenz zu untersuchenden Punkte jedoch nicht gleich auf die Anzahl aller Pixel im Bild, sondern bleibt auf die relativ kleine Anzahl der gefundenen Eckpunkte beschränkt. Dennoch bietet die Epipolargeometrie einen großen Vorteil, da sie viele unplausible Eckpunkte von vornherein ausschließt.

Da eine Kantenkorrespondenz hergestellt wird, ist es möglich, die räumliche Orientierung der Kanten zu bestimmen.

6.5. Eckpunkt-Matching unter Zuhilfenahme des Grauwerts

Das im vorangegangenen Abschnitt beschriebene Verfahren verwendet zwar die aus den Grauwertinformationen der Bilder gewonnenen Kanteninformationen, greift jedoch nicht mehr auf die Grauwerte selbst zu. Dieser Informationsverlust kann sich in offensichtlichen Fehlkorrespondenzen äußern, wie in Abbildung 6.7 erkennbar ist. In diesem Beispiel führt die semantische Abstraktion dazu, daß zwischen den beiden Eckpunkten nicht zu unterscheiden ist, während auf der Signalebene ein großer Unterschied besteht. Entsprechende Probleme entstehen oft beim Abstrahieren von Informationen.

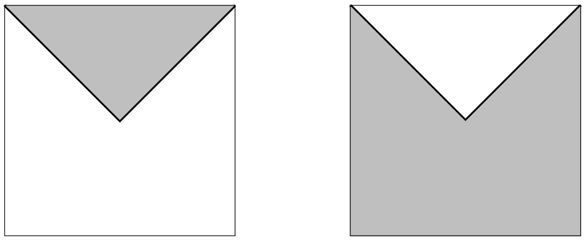


Abbildung 6.7.: Zwei Eckpunkte mit Kanten in gleichen Orientierungen, aber offensichtlich sind die abgebildeten Eckpunkte nicht Abbildungen desselben Eckpunkts

Um diesem Problem abzuhelfen, wurde ein drittes Matching-Verfahren implementiert, das sowohl die extrahierten Kanteninformationen als auch die zugrundeliegende Grauwertinformation berücksichtigt. Dabei wird die Grauwertinformation in Sektoren zusammengefaßt und dann der durchschnittliche Grauwert der Sektoren verglichen. Die Sektoren werden für jeden Eckpunkt aus den Kanteninformationen bestimmt (siehe auch

Abbildung 6.8). Der Begriff „Sektor“ ist hierbei nicht ganz wörtlich zu nehmen, da die ausgewertete Fläche nicht gleichmäßig ausgewertet wird. Vielmehr werden die berücksichtigten Pixel analog zu Gleichung (3.5) gewichtet, wobei in diesem Fall die Gewichtung durch den Radius r dividiert wird:

$$P(r) = \frac{p(r)}{r} = \frac{1}{b!\,c^{b+1}} \cdot \frac{r^{b-1}}{e^{r/c}} \tag{6.25}$$

Somit wird sichergestellt, daß alle Pixel in einer bestimmten Entfernung zunächst zu einem Mittelwert zusammengefaßt werden, bevor dieser dann gemäß Gleichung (3.5) gewichtet wird. Weiter außen liegende Bereiche werden also nicht dadurch aufgewertet, daß sie eine höhere Anzahl Pixel enthalten als weiter innen liegende Bereiche. Abbildung 6.9 zeigt an einem Beispiel die Verteilung der Gewichtungsfaktoren.

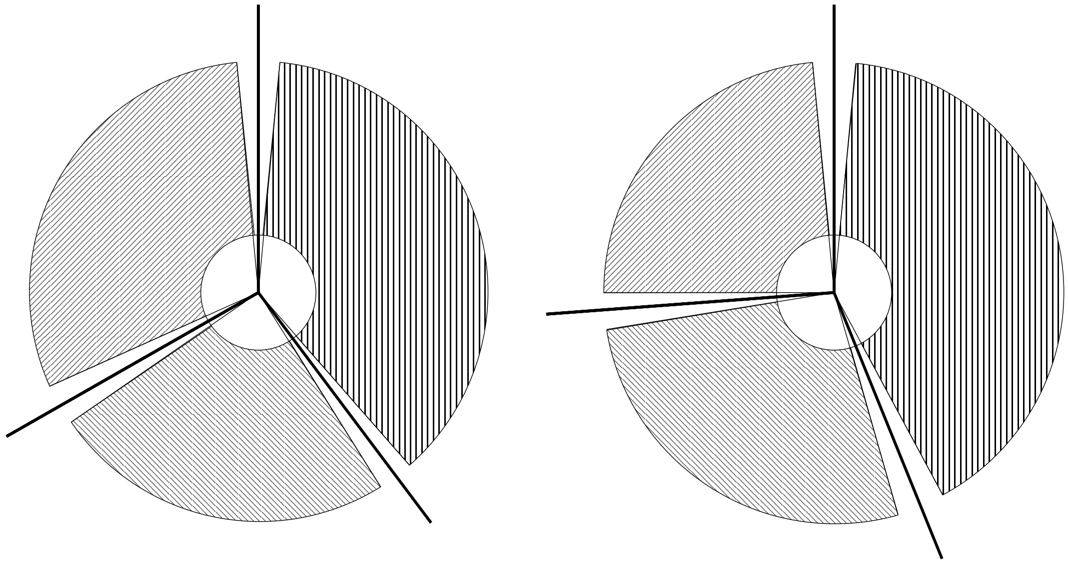
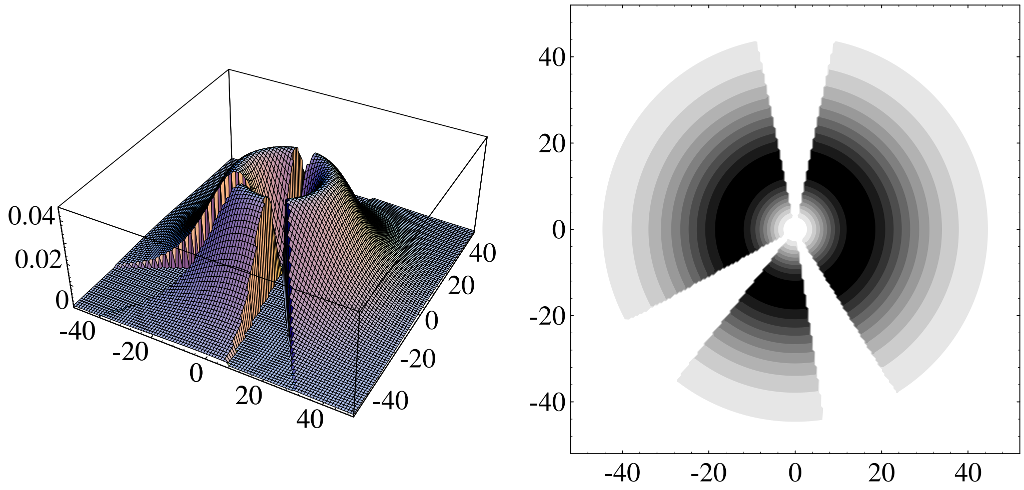


Abbildung 6.8.: Bestimmung der korrespondierenden Sektoren bei zwei Eckpunkten. Der Einfachheit halber sind hier nicht die genauen Gewichtungsfaktoren angegeben (siehe hierzu Abbildung 6.9), sondern nur die Bereiche mit Gewichtungsfaktoren über einem bestimmten Schwellwert.

Nach dem im vorangegangenen Abschnitt beschriebenen Algorithmus werden auch bei diesem Verfahren die Kantenkorrespondenzen hergestellt und ebenso wie dort beschrieben bewertet. Anschließend wird überprüft, ob die als korrespondierend eingestuften Kanten ihre Eckpunkte in derselben Richtung umlaufen: Für je zwei Kantenpaarkorrespondenzen (e_{i_l}, e_{i_r}) und (e_{j_l}, e_{j_r}) mit e_{i_l} ist im Uhrzeigersinn unmittelbare Nachbarkante von e_{i_r} muß auch e_{j_l} im Uhrzeigersinn unmittelbare Nachbarkante von e_{j_r} sein. Wenn dies nicht der Fall ist, kann keine Korrespondenz vorliegen. Anderenfalls können die Sektoren berechnet werden.

Dazu werden aus den Orientierungen der Kanten die beiden radialen Begrenzungslinien berechnet, wobei zusätzlich noch ein Randbereich um die Kanten (ϕ_{border}) angegeben



(a) (b)

Abbildung 6.9.: Beispiel der Gewichtungsfaktoren bei einem Eckpunkt mit drei Kanten in den Orientierungen 90°, 220° und 290°, einem Rand von 11.5° beiderseits der Kanten und den Formparametern $b = 3$ und $c = 5$:
(a) Als 3D-Plot
(b) Grauwertkodiert (kleine Werte: hell, große Werte: dunkel)

werden kann, der ungenutzt bleibt. Dieser Rand soll einen Ausgleich dafür schaffen, daß die zugrundeliegenden Grauwerte in der Nähe von Kanten unscharf werden. Für einen Eckpunkt $j = (\mathbf{x}; \{(\phi_1, c_1), ..., (\phi_n, c_n)\})$, dessen Kanten nach der Orientierung aufsteigend sortiert sind, wird der durchschnittliche Grauwert $\bar{g}''(j,i)$ des durch die Kanten mit den Orientierungen ϕ_i und ϕ_{i+1} begrenzten i-ten Sektors also wie folgt berechnet:

$$\bar{g}''(j,i) = \frac{\int\limits_0^{r_{max}} \int\limits_{\phi_i+\phi_{border}}^{\phi_{i+1}-\phi_{border}} P(r) I\left(\mathbf{x} + \begin{pmatrix} r\cos\phi \\ r\sin\phi \end{pmatrix}\right) d\phi\, dr}{\int\limits_0^{r_{max}} \int\limits_{\phi_i+\phi_{border}}^{\phi_{i+1}-\phi_{border}} P(r)\, d\phi\, dr} \tag{6.26}$$

Hierbei ist r_{max} das r, für das $P(r)$ auf ein Zehntel des maximalen Wertes abgefallen ist und I das zugrundeliegende Bild. In weiteren Schritten wird der mittlere Grauwert $\bar{g}'(j)$ aller Sektoren bestimmt, dieser von den Sektorengrauwerten abgezogen und die Grauwerte auf ein Einheitsintervall normiert. Somit werden für den abschließenden Vergleich Helligkeitsunterschiede zwischen unterschiedlichen Aufnahmen ausgeglichen:

$$\bar{g}'(j) = \frac{\sum\limits_{i=1}^{n} \bar{g}''(j,i)}{n} \tag{6.27}$$

$$\forall i \in \{1, ..., n\} : \bar{g}'(j,i) = \bar{g}''(j,i) - \bar{g}'(j) \tag{6.28}$$

$$\forall i \in \{1, ..., n\} : \bar{g}(j,i) = \frac{\bar{g}'(j,i)}{\max_i \bar{g}'(j,i) - \min_i \bar{g}'(j,i)} \tag{6.29}$$

Die so gewonnenen normalisierten Sektorgrauwerte $\bar{g}(j_l, i_l)$ und $\bar{g}(j_r, i_r)$ zweier Eckpunkte j_l und j_r werden dann mit dem Distanzmaß der Summe der quadrierten Differenzen verglichen:

$$d(j_l, j_r) = \sum_{i=1}^{n} (\bar{g}(j_l, i) - \bar{g}(j_j i))^2 \tag{6.30}$$

Dieser Wert ist durch die in Gleichung (6.29) durchgeführte Normalisierung auf das Intervall $[0,1]$ beschränkt. Die Grauwertähnlichkeitsbewertung $c_{gray}(j_l,\ j_r)$ ergibt sich unmittelbar durch Abzug der Wurzel des Distanzmaßes von 1:

$$c_{gray}(j_l, j_r) = 1 - \sqrt{d(j_l, j_r)} \tag{6.31}$$

Die Gesamtbewertung $c_{sem,G}$ entspricht dann dem Produkt aus der Konfidenz- und Orientierungsbewertung nach Gleichung (6.22) und der Bewertung des Sektorengrauwertvergleichs nach Gleichung (6.31).

Wie bei dem in Abschnitt 6.4 vorgestellten Verfahren kann auch hier bei denselben Vor- und Nachteilen auf die Epipolargeometrie verzichtet werden, so daß sich für die

Gesamtbewertung ergibt:

$$\begin{aligned} c_{sem,G}(j_l, j_r) &= w_{epi} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}\frac{d_{ep_l}(\mathbf{x}^r)^2}{\sigma_n{}^2}\right) \\ &+ (1 - w_{epi}) \cdot c_{sem}(j_l, j_r) \cdot c_{gray}(j_l, j_r) \end{aligned} \tag{6.32}$$

6.6. Bestimmung der Orientierung von Kanten

Als Abschluß der dreidimensionalen Eckpunktbeschreibung soll auch die Orientierung der vom Eckpunkt ausgehenden Kanten bestimmt werden. Eine Orientierung läßt sich in Kugelkoordinaten als Einheitsvektor mit zwei Winkeln beschreiben, wobei der eine den Winkel zwischen Einheitsvektor und z-Achse, der andere den Winkel zwischen der Projektion des Einheitsvektors auf die xy-Ebene und der x-Achse angibt (siehe Abbildung 6.10).

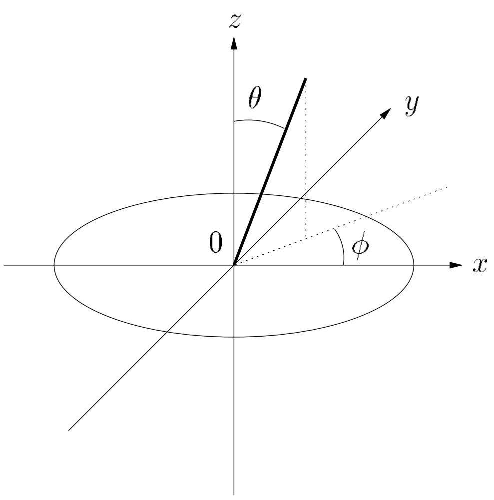


Abbildung 6.10.: Kugelkoordinatensystem

Diese beiden Winkel sind als Funktion der beiden Kantenorientierungen einer korrespondierenden Kante in beiden Aufnahmen zu bestimmen. Das Vorgehen kann Abbildung 6.11 entnommen werden: Jede der beiden Kanten in den Abbildungen spannt zusammen mit dem optischen Zentrum der Kamera (nicht eingezeichnet) eine Ebene im dreidimensionalen Raum auf. Diese Ebenen müssen die abgebildete Kante enthalten. Insbesondere muß daher die Schnittgerade beider Ebenen mit der abgebildeten Kante übereinstimmen. Eine genaue Überlegung liefert ferner, daß die Positionen der beiden Kameras und des Eckpunkts in 3D keinen Einfluß auf die Orientierung der Kante haben, da die Translation einer Ebene den Schnittwinkel dieser Ebene mit einer anderen Ebene nicht ändert. Hingegen beeinflußt die Orientierung der Bildebenen der beiden Kameras die Orientierung der beiden Ebenen, die die Schnittgerade bestimmen.

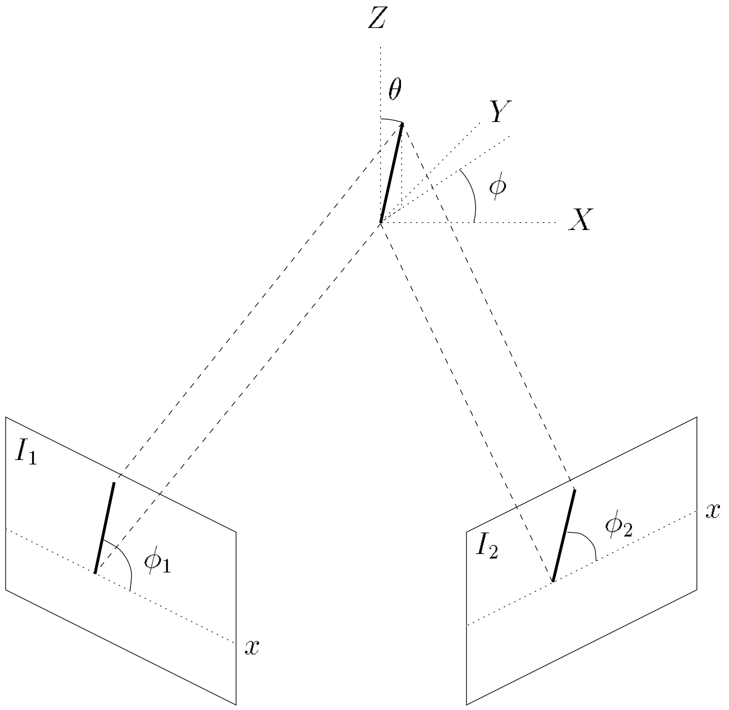


Abbildung 6.11.: Verfahren zum Bestimmen von Kantenorientierungen im dreidimensionalen Raum

Zunächst wird beschrieben, wie von den Kantenorientierungen in zwei Aufnahmen und den Kameraparametern die Orientierung der abgebildeten Kante im dreidimensionalen Raum bestimmt werden kann. In einem ersten Schritt wird dazu die Bildebene der Kamera in ein dreidimensionales Koordinatensystem eingebettet, wobei die Bildebene zu der xy-Ebene des dreidimensionalen Weltkoordinatensystems wird und die optische Achse entlang der positiven z-Achse verläuft (siehe Abbildung 6.12). Im folgenden wird immer das 3D-Welt-Rechtskoordinatensystem, welches durch den Kalibrierungswürfel definiert wird, verwendet. Wird zusätzlich die Rotation des eingebetteten Kamerakoordinatensystems im Verhältnis zum Weltkoordinatensystem betrachtet, so kann die Ebene gewonnen werden, in der die abgebildete Kante liegt. Wird dieses Vorgehen für beide Kameras durchgeführt, so kann aus den beiden Ebenen die Schnittgerade der Ebenen bestimmt werden, also die abgebildete Kante.

Um eine Ebene zu bestimmen, müssen drei Punkte dieser Ebene bekannt sein, die nicht auf einer Geraden liegen dürfen. Diese drei Punkte definieren zwei Vektoren, die in der Ebene liegen und diese beiden Vektoren wiederum definieren den Normalenvektor $\mathbf{n}$ der Ebene. Als erster Vektor $\mathbf{v}$ kann der Richtungsvektor der Kante im Bild dienen. Als zweiter Vektor $\mathbf{w}$ dient der Vektor vom optischen Zentrum der Kamera zum Bild des Eckpunkts in der Bildebene. Zur Berechnung dieser Vektoren ist die Kenntnis der intrinsischen Kameraparameter nötig. Abbildung 6.13 verdeutlicht die Anordnung der beiden Vektoren in der schematisierten Kamera.

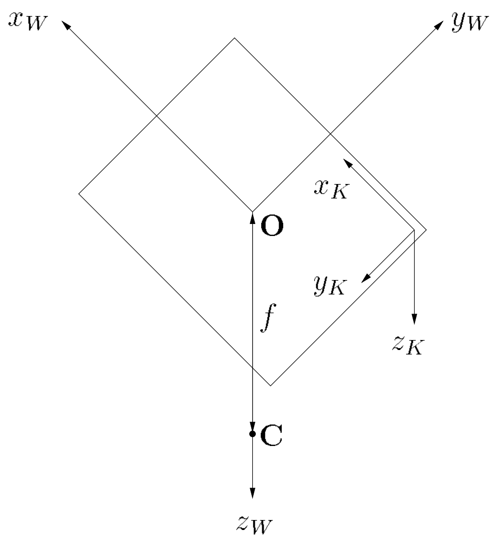


Abbildung 6.12.: Einbettung des 2D-Kamera-Linkskoordinatensystems in das 3D-Welt-Rechtskoordinatensystem und Erklärung für den Vorzeichenwechsel in der y-Koordinate

Das Problem der Bestimmung der Kantenorientierung läßt sich also nur durch Kenntnis des Rotationsanteils der extrinsischen Kameraparameter, aller intrinsischen Kameraparameter der beiden Kameras und der Orientierungen der Kanten in den beiden Bildern lösen. Hierbei muß jedoch beachtet werden, daß das Weltkoordinatensystem aufgrund der verwendeten Kalibrierung ein Rechts-System ist, wohingegen das Kamerasystem ein Links-System darstellt. Aus diesem Grund muß das Vorzeichen der y-Komponente negiert werden (siehe Abbildung 6.12).

Der Vektor $\mathbf{v}'$ (siehe Abbildung 6.13) ergibt sich aus dem Winkel ϕ der Kante in der Abbildung:

$$\mathbf{v}' = (\cos\phi, -\sin\phi, 0)^T \tag{6.33}$$

Da die Pixel der Kamera nicht notwendigerweise quadratisch sind, muß dieser Umstand korrigiert werden. Die Arcustangensfunktion bestimmt aus dem Verhältnis zwischen Gegen- und Ankathete den eingeschlossenen Winkel. Abbildung 6.14 demonstriert den Sachverhalt: Der eingezeichnete Winkel zwischen Gerade und der Horizontalen beträgt $45°= \arctan 12/12$. Wenn die Kamera aber doppelt so breite wie hohe Pixel besitzt (also die punktierten Geraden wegfallen), so beträgt der Winkel in der Aufnahme $63.4°= \arctan 12/6$. Wird $\mathbf{v}'$ jetzt bestimmt, so ergibt sich aus Gleichung (6.33) $\mathbf{v}' = 5^{-1/2} \cdot (1, -2, 0)^T$. Um den korrekten Winkel zu erhalten, muß dieser Vektor in x- und y-Komponente durch die jeweilige Größe eines Pixel dividiert werden, so daß der korrekte Vektor $\mathbf{v}$ sich wie folgt ergibt:

$$\mathbf{v} = \left(\frac{\cos\phi}{\alpha_u}, -\frac{\sin\phi}{\alpha_v}, 0\right)^T \tag{6.34}$$

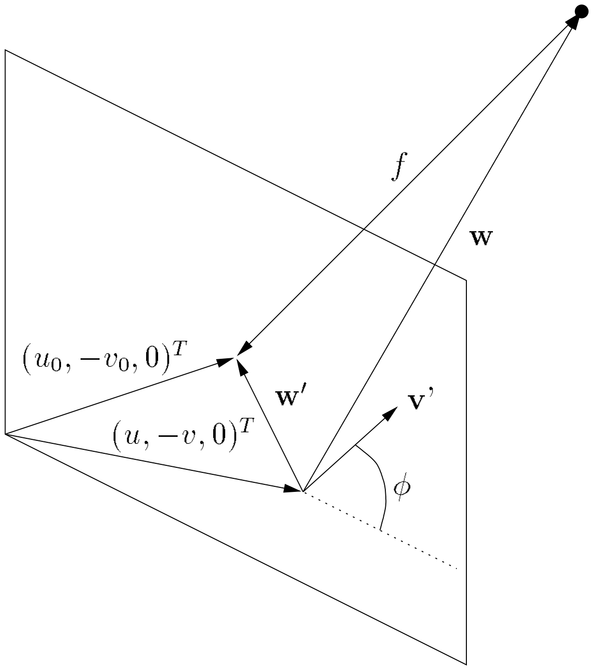


Abbildung 6.13.: Die Ebene aufspannende Vektoren

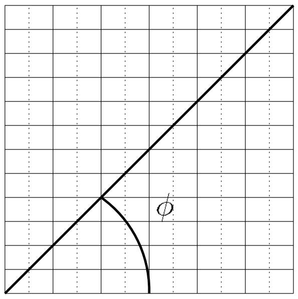


Abbildung 6.14.: Korrektur des Winkels bei nichtquadratischen Pixeln

Zur Bestimmung von $\mathbf{w}$ sei wieder auf Abbildung 6.13 verwiesen. Zunächst wird die Position des Eckpunkts relativ zum Schnittpunkt der optischen Achse mit der Bildebene bestimmt: $\mathbf{w}' = (u_0, -v_0, 0)^T - (u, -v, 0)^T$. Die Komponenten dieses Vektors sind in Pixel angegeben; um $\mathbf{w}$ bestimmen zu können, muß eine Umrechnung in Meter erfolgen, was durch Multiplikation mit $k_u^{-1} = -\alpha_u/f$ beziehungsweise $k_v^{-1} = -\alpha_v/f$ geschieht. Es ergibt sich somit:

$$\left(\frac{u_0 - u}{k_u}, -\frac{v_0 - v}{k_v}, 0\right) = \left(\frac{u - u_0}{\alpha_u} \cdot f, -\frac{v - v_0}{\alpha_v} \cdot f, 0\right) = f \cdot \left(\frac{u - u_0}{\alpha_u}, -\frac{v - v_0}{\alpha_v}, 0\right) \tag{6.35}$$

Es ist bekannt, daß sich das optische Zentrum im Abstand f, also der Brennweite, von der Bildebene befindet. Damit folgt für den zweiten Richtungsvektor $\mathbf{w}$:

$$\mathbf{w} = \mathbf{w}' + (0, 0, f) = f \cdot \left(\frac{u - u_0}{\alpha_u}, -\frac{v - v_0}{\alpha_v}, 1\right) \tag{6.36}$$

Da nur die Richtung des Vektors benötigt wird, kann $\mathbf{w}$ durch die unbekannte Brennweite f gekürzt werden. Die durch die Vektoren $\mathbf{v}$ und $\mathbf{w}$ aufgespannte Ebene besitzt den Normalenvektor $\mathbf{n}'$, wobei die Division durch den Betrag sicherstellt, daß der Normalenvektor ein Einheitsvektor ist:

$$\mathbf{n}' = \frac{\mathbf{v} \times \mathbf{w}}{|\mathbf{v} \times \mathbf{w}|} \tag{6.37}$$

Der Abstand vom Ursprung des Weltkoordinatensystems bleibt aufgrund der Überlegung, daß die Schnittgeradenorientierung translationsunabhängig ist, unbestimmt. Um die korrekte Ausrichtung im Raum zu bestimmen, muß dieser Normalenvektor noch inversen Kamerarotation $\mathbf{R}^{-1} = \mathbf{R}^T$ unterworfen werden, die auch die Position der Kamera angibt. Damit ist die Ausrichtung der Ebene im Weltsystem durch folgenden Vektor gegeben:

$$\mathbf{n} = \mathbf{R}^T \cdot \mathbf{n}' \tag{6.38}$$

Seien nun $\mathbf{n}_1$ und $\mathbf{n}_2$ die Normalenvektoren, die aus den Daten der beiden Aufnahmen und Kameras gewonnen wurden. Dann läßt sich die Orientierung $\mathbf{r}$ der Schnittgerade bestimmen durch das Kreuzprodukt der beiden Normalenvektoren:

$$\mathbf{r} = \mathbf{n}_1 \times \mathbf{n}_2 \tag{6.39}$$

Da $\mathbf{r}$ ein Einheitsvektor ist, erfüllt er folgende Umrechnungsvorschrift von kartesischen Koordinaten in Kugelkoordinaten (vergleiche Abbildung 6.10):

$$\mathbf{r} = \begin{pmatrix} r_1 \\ r_2 \\ r_3 \end{pmatrix} = \mathbf{r}(\phi, \theta) = \begin{pmatrix} \sin\theta\cos\phi \\ \sin\theta\sin\phi \\ \cos\theta \end{pmatrix} \tag{6.40}$$

Dieses Verfahren liefert jedoch die Orientierung der Geraden nur bis auf das Vorzeichen, das heißt, es kann sein, daß nicht $\mathbf{r}$ die gesuchte Orientierung ist, sondern $-\mathbf{r}$. Ferner ist das Verfahren instabil bei jenen Kanten, die in der Ebene liegen, die von den Richtungsvektoren vom Eckpunkt zu den optischen Zentren der beiden Kameras aufgespannt wird. Diese Ebene wird daher im folgenden „kritische Ebene“ genannt. Jede durch $\mathbf{X}$ verlaufende Kante in der kritischen Ebene erzeugt dieselben Orientierungen in den Bildebenen. Andererseits spannen die Abbilder in beiden Aufnahmen dieselben Ebenen auf, also existiert keine Schnittgerade. Abbildung 6.6 verdeutlicht diesen Zusammenhang.

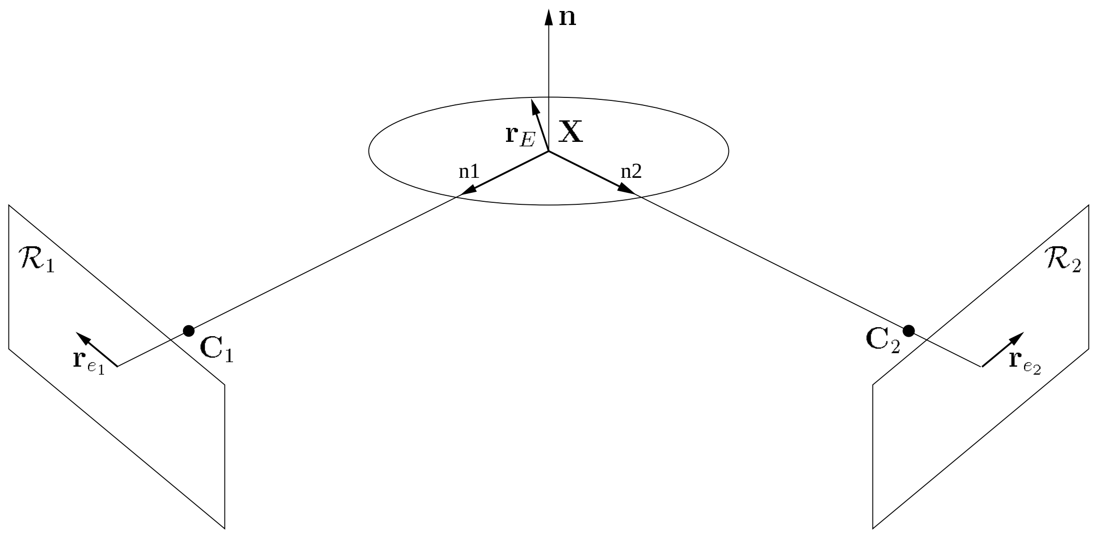


Abbildung 6.15.: Lage der kritischen Ebene

Beide genannten Probleme stehen in engem Zusammenhang. Obiges Verfahren liefert genau für die Kanten den Richtungsvektor $\mathbf{r}$ mit korrektem Vorzeichen, die unterhalb der kritischen Ebene liegen, im anderen Fall wird $-\mathbf{r}$ bestimmt. Um diese Fälle zu unterscheiden, wird die Projektion des Normalenvektors der kritischen Ebene von beiden Kameras bestimmt, seien diese Winkel mit ϕ_1^c und ϕ_2^c und die Winkel der Projektionen der zu bestimmenden Kante in den beiden Aufnahmen mit ϕ_1 und ϕ_2 bezeichnet. Sei δ_i die um $\frac{\pi}{2}$ verminderte Differenz beider Winkel:

$$\delta_i = |\phi_i^c - \phi_i| - \frac{\pi}{2} \tag{6.41}$$

Jetzt kann leicht bestimmt werden, ob die Winkeldifferenzen δ_i kleiner oder größer 0 sind und entsprechend das Vorzeichen von $\mathbf{r}$ korrekt gesetzt werden.

Nahe der kritischen Ebene kommt es zu den schon erwähnten Instabilitäten, die sich auch dadurch äußern, daß die Vorzeichen von δ_1 und δ_2 nicht übereinstimmen. In diesem Fall kann die Richtung von $\mathbf{r}$ nicht bestimmt werden und daher kann nur der Normalenvektor der kritischen Ebene und die Aussage, daß $\mathbf{r}$ in der hierdurch definierten Ebene liegen muß als Ergebnis geliefert werden, nicht aber die genaue Orientierung von $\mathbf{r}$ im dreidimensionalen Raum.

Sofern $\mathbf{r}$ nicht in der kritischen Ebene liegt, können abschließend aus dem Richtungsvektor gemäß Gleichung (6.40) die beiden Winkel θ und ϕ gewonnen werden, die eine Kante im Raum $E = (\phi, \theta; c)$ beschreiben.

Es ist darauf hinzuweisen, daß nicht alle zweidimensionalen Eckpunkt-Abbilder wirklichen Eckpunkten entsprechen. Insbesondere durch Tiefendiskontinuitäten erzeugte Verdeckungskanten sind problematisch, da hier ein zweidimensionaler Eckpunkt entsteht, der durch keine dreidimensionale Ecke begründet ist.

6.7. Semantische Interpretation der gefundenen 3D-Eckpunkthypothesen

Mit den Methoden der vorangegangenen Abschnitte dieses Kapitels ist es möglich, 3D-Eckpunkte $\mathbf{J}$ zu gewinnen. Jeder 3D-Eckpunkt J wird durch folgende Datenstruktur beschrieben: $J = (\mathbf{X}; \{(\phi_1, \theta_1; c_1), ..., (\phi_n, \theta_n; c_n)\})$.

Die semantische Interpretation der gefundenen 3D-Eckpunkte $\mathbf{J}$ verläuft völlig analog zu der aus Bildern extrahierter Eckpunkte $\mathbf{j}$. Das in Abschnitt 4.3 aufgeführte Vorgehen läßt sich auch auf Eckpunkte im Raum anwenden. Der einzige Unterschied ist schließlich, daß die Kanten nicht nur durch einen Winkel ϕ, sondern durch zwei Winkel θ und ϕ beschrieben werden, was jedoch für die semantische Interpretation nach Abschnitt 4.3 ohne Belang ist.

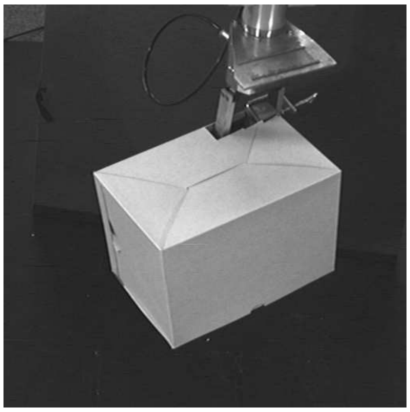
Anstelle einer Kantenmenge $\mathbf{e}$ von Kanten in der Ebene wird jetzt eine Kantenmenge $\mathbf{E}$ von Kanten im Raum betrachtet. Diese wird in zwei Teilmengen $\mathbf{E}_p$ und $\mathbf{E}_c$ zerlegt. Die Bewertung ergibt sich somit in Analogie zu Gleichung (4.5):

$$c(\mathbf{E}_p, \mathbf{E}_c, z_{\mathbf{e}_p}, z_{\mathbf{e}_c}) = \max\{\Omega_{z_{\mathbf{e}_p}}(\mathbf{E}_p) - \Omega_{z_{\mathbf{e}_c}}(\mathbf{E}_c), 0\} \tag{6.42}$$

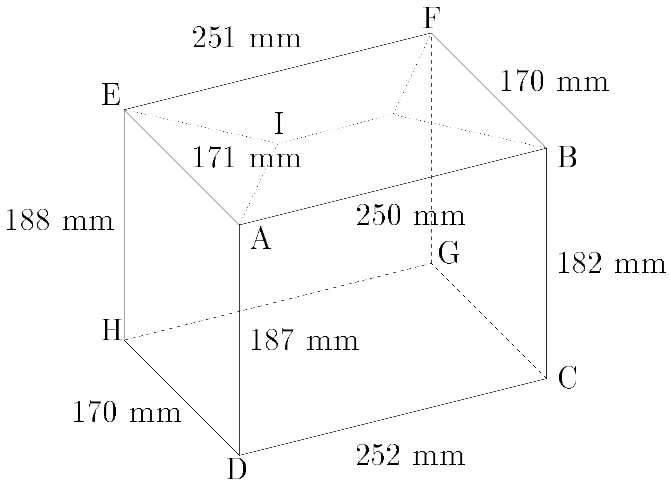
Somit ergibt sich als vollständige Eckpunktbewertung $A = (\mathbf{x}; \mathbf{E}_p; c(\mathbf{E}_p, \mathbf{E}_c, z_{\mathbf{e}_p}, z_{\mathbf{e}_c}))$. Da die Bewertung nach denselben Richtlinien erfolgen sollte wie im zweidimensionalen Fall, sollten die Parameter $z_{\mathbf{e}_p}$ und $z_{\mathbf{e}_c}$ wieder verwendet werden, so daß auf die Einführung neuer Parameter $z_{\mathbf{E}_p}$ und $z_{\mathbf{E}_c}$ verzichtet werden kann.

7. Experimentelle Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die experimentellen Ergebnisse dargelegt, die bei der Anwendung der in den Kapiteln 4 bis 6 vorgestellten Verfahren erzielt wurden. Zunächst werden einige Beispiele zur Eckpunktdetektion und -klassifizierung in Aufnahmen gegeben. Danach werden die Ergebnisse mehrerer Typen von Experimenten angegeben, welche die Leistungsfähigkeit bei der Korrespondenzfindung, der Tiefenbestimmung, der Kantenorientierungsbestimmung und im Laufzeitverhalten belegen. Die Experimente wurden an Stereopaar-Aufnahmen durchgeführt, wobei die aufgenommenen Objekte der schon in Abschnitt 5.3 vorgestellte Kalibrierungswürfel und ein geschlossener Karton (siehe Abbildung 7.1) waren. Das erste Objekt wurde nur in einer Position aufgenommen und analysiert, die beiden letzten Objekte waren im Greifarm eines Roboters befestigt und wurden in fest definierte Positionen gefahren. Beim letzten Objekt kommt es in einigen Aufnahmen zu Schattenwürfen im Objektinneren.



(a)



(b)

Abbildung 7.1.: Testobjekt geschlossener Karton:
(a) Aufnahme
(b) Schematische Darstellung mit Bemaßung

Da der Kalibierungswürfel das Weltkoordinatensystem definiert, sind von den Eckpunkten die Weltkoordinaten und von den ausgehenden Kanten die absoluten Orientierungen bekannt. Eine Kontrolle der gefundenen Werte mit den Sollwerten ist daher sehr einfach und genau möglich. Beim geschlossenen Karton sind nur sehr schwer absolute Positionen zu bestimmen. Daher wurde bei diesem Objekt nur der Abstand zwischen den Eckpunkten berechnet. Bei der Orientierung wurde nur überprüft, ob die Orientierungen der Kanten benachbarter Eckpunkte genau entgegengesetzt sind.

Laufzeitmessungen wurden an zwei Stereobildpaaren durchgeführt. Aufgrund der hohen Eckpunktzahl des Kalibrierungswürfels wurde dieser einmal komplett ausgewertet, rekonstruiert und das Ergebnis bildlich dargestellt. Zum Vergleich wurde auch ein Bildpaar des geschlossenen Kartons ausgewertet, bei dem nur sehr wenige Eckpunkte auftreten. Bei diesen Experimenten wurde keine besondere Anpassung der Standardparameter vorgenommen, trotzdem sind die Rekonstruktionen gut gelungen, wie die Bilder des rekonstruierten Kalibrierungswürfels belegen.

Abschließend wurde ein erstes Experiment durchgeführt, um festzustellen, ob die Genauigkeit und Zuverlässigkeit der Verfahren sich im Rahmen von aktiven Systemen steigern läßt.

7.1. Versuchsaufbau

Alle verwendeten Aufnahmen wurden mit gleichem Versuchsaufbau gewonnen, das heißt, die Position und Orientierung der Kameras zur Basis des Roboterarms ist für alle Aufnahmen gleich. Ferner wurden die Kameraeinstellungen nicht geändert, so daß auch die intrinsischen Kameraparameter konstant sind. Die Kamerakalibrierung wurde wie in Kapitel 5 beschrieben durchgeführt und aus den Projektionsmatrizen wurden die intrinsischen und extrinsischen Kameraparameter bestimmt, siehe Tabelle 7.1.

Parameter	Wert linke Kamera	Wert rechte Kamera
α_u	1163	1158
α_v	1118	1112
u_0	258.3	254.6
v_0	251.2	240.1
$\mathbf{t}$	$(9.492, 12.57, 1153)^T$	$(-44.80, 25.20, 1138)^T$
$\mathbf{R}$	$\begin{pmatrix} -0.7294 & 0.6802 & -0.0731 \\ -0.4802 & -0.4280 & 0.7657 \\ 0.4895 & 0.5936 & 0.6388 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -0.6399 & 0.7678 & 0.0311 \\ -0.4737 & -0.4234 & 0.7722 \\ 0.6061 & 0.4794 & 0.6347 \end{pmatrix}$

Tabelle 7.1.: Parameter der für die Experimente verwendeten Kameras

Zur Bestimmung der Genauigkeit wurde anhand der Gleichung

$$\mathbf{C}_i = -\mathbf{R}_i^T \cdot \mathbf{t}_i \qquad i = 1, 2 \tag{7.1}$$

jeweils aus den Rotationsmatrizen $\mathbf{R}_i$ und Translationsvektoren $\mathbf{t}_i$ die Positionen der optischen Zentren in Weltkoordinaten bestimmt und dann der Abstand zwischen den beiden Positionen bestimmt. Dieser betrug 241 mm, was bei einem korrekten Wert von 250 mm einem Fehler von 3.6% entspricht.

Es ist zu beachten, daß der Ursprung des Weltkoordinatensystems durch den Kalibrierungswürfel und nicht durch einen Punkt am Roboterarm gegeben ist. Die Basis des Roboterarms befindet sind in einer festen Entfernung vom Ursprung des Weltkoordinatensystems. Des weiteren ist das Basiskoordinatensystem des Roboters gegenüber dem Weltkoordinatensystem rotiert.

7.2. Beispiele für detektierte 2D-Eckpunkte und zur zweidimensionalen semantischen Interpretation

In diesem Abschnitt werden einige Beispielszenen mit detektierten Eckpunkten gezeigt und für eine Aufnahme auch die möglichen Bewertungen aufgelistet. Fehlende Eckpunkte oder Kanten sind durch nicht detektierte Hough-Geraden begründet.

In den Abbildungen 7.2 und 7.3 sind insgesamt zwölf Beispielaufnahmen mit den jeweils detektierten Eckpunkten zur Veranschaulichung der Ergebnisse gezeigt. Die Konfidenzen sind durch weiße Striche in Kantenorientierung verdeutlicht, wobei die Länge eines Striches zur Konfidenz proportional ist.

In Abbildung 7.4(a) sind die berechneten Konfidenzen für die einzelnen Kanten und in Abbildung 7.4(b) ein Buchstabe zur Kennzeichnung des entsprechenden Eckpunkts angegeben. In Tabelle 7.2 sind die berechneten Bewertungen aufgeführt, wobei für die Eckpunkte B, D und E mehrere Bewertungen möglich sind.

7.3. Robustheit der Korrespondenzfindung

In diesem Abschnitt werden die Verfahren aus den Abschnitten 6.3 (photometrisches Matching und Korrelation), 6.4 (merkmalsbasiertes Matching) und 6.5 (Matching unter Zuhilfenahme des Grauwerts) daraufhin untersucht, wie gut Korrespondenzen in Stereopaaren gefunden werden. Dazu wurde folgendes Vorgehen gewählt:

Zunächst wird die Vorverarbeitung gemäß Kapitel 2 auf beiden Aufnahmen des Stereopaars durchgeführt. Danach werden die Eckpunkte wie in den Kapiteln 3 und 4 beschrieben extrahiert und verschmolzen. Die so gewonnenen Eckpunktmengen beider Aufnahmen sind die Grundlage der weiteren Verarbeitung.

In einem ersten Schritt wird von Hand zu jedem Eckpunkt einer Menge bestimmt, ob und mit welchem Eckpunkt der anderen Menge dieser korrespondiert. Mit dieser Korrespon-

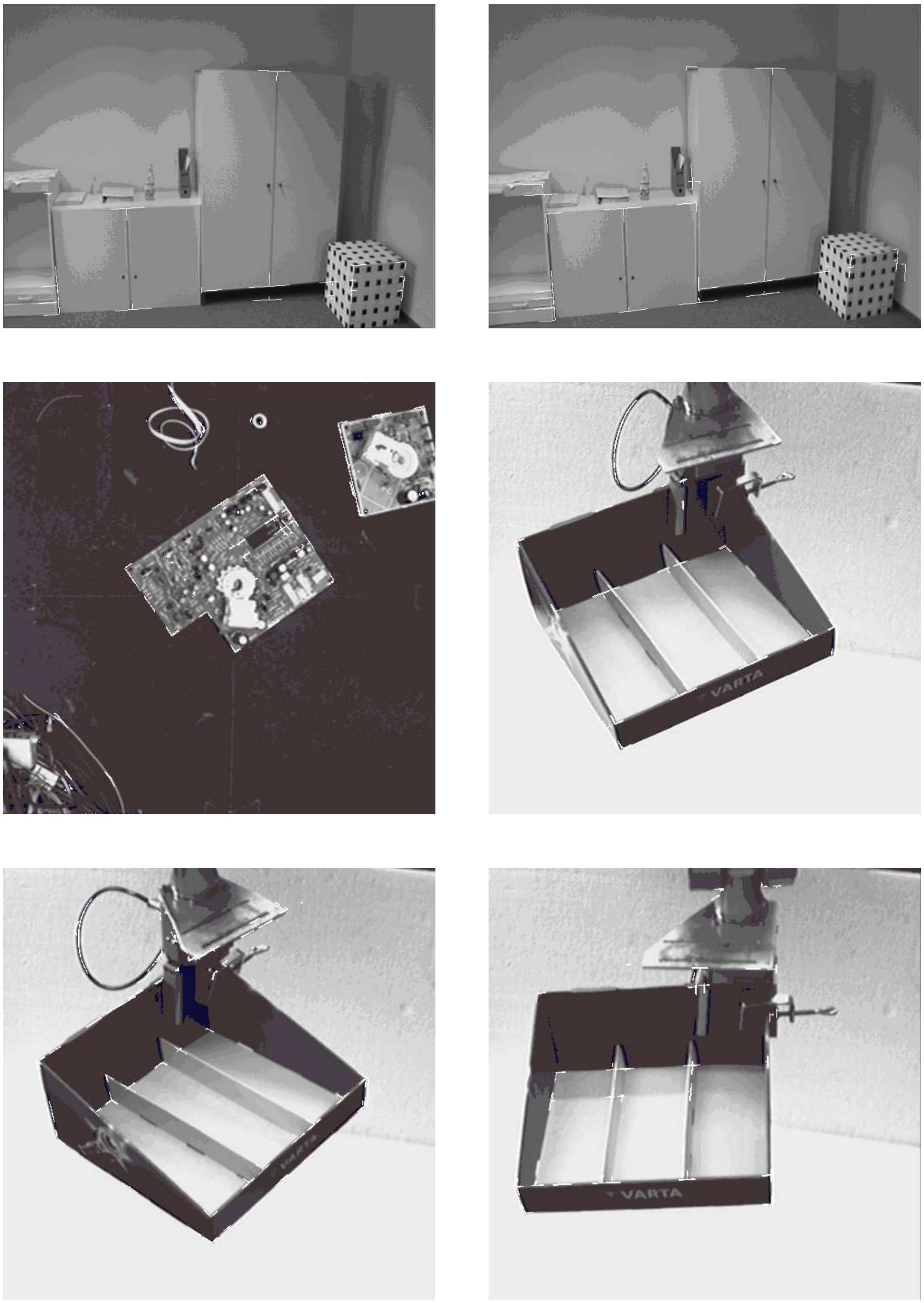


Abbildung 7.2.: Beispielaufnahmen 1-6

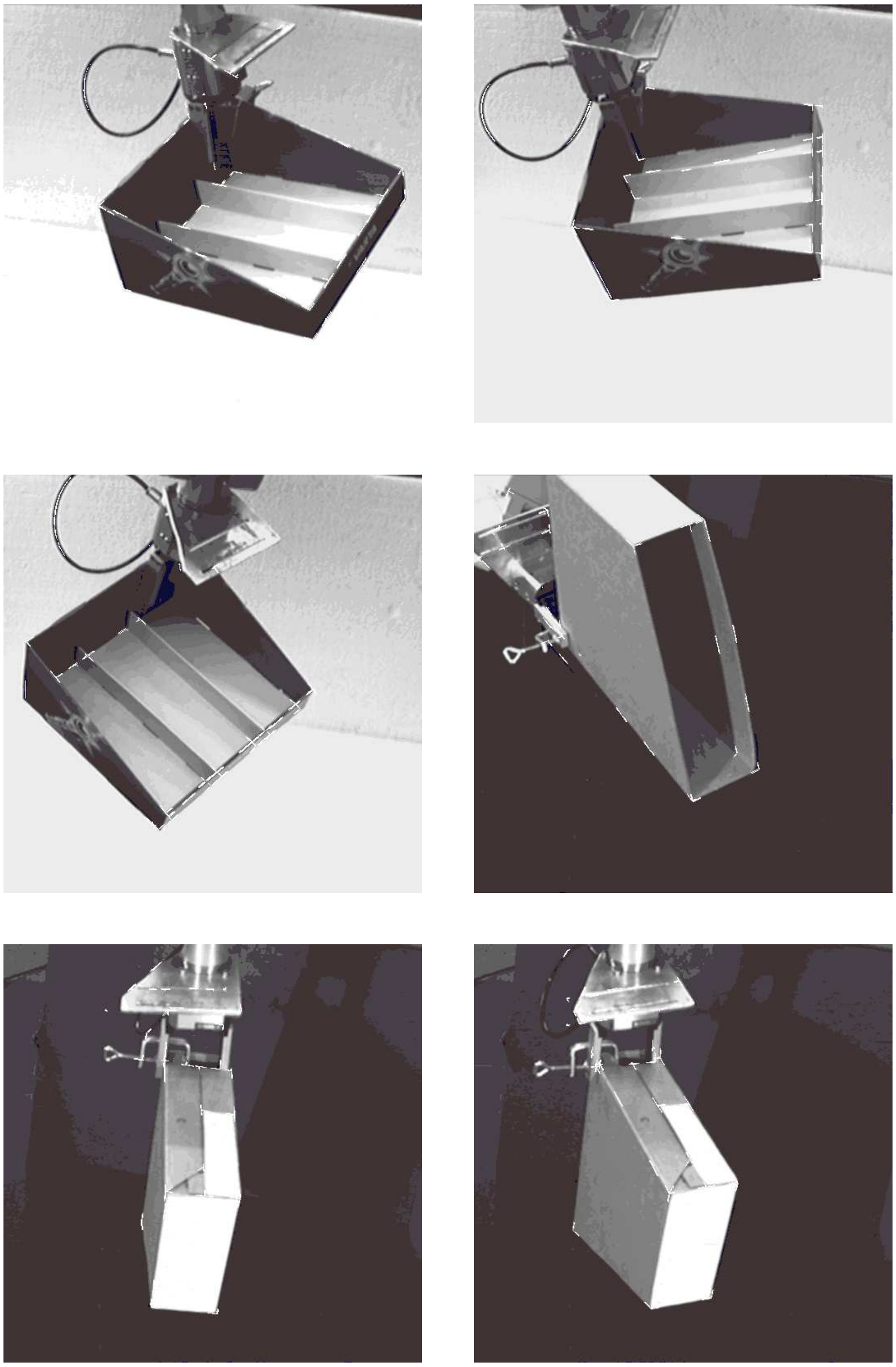
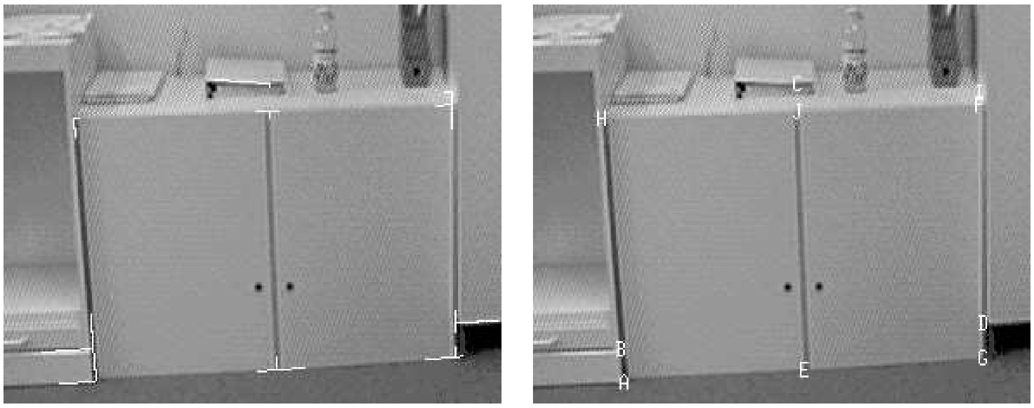


Abbildung 7.3.: Beispielaufnahmen 7-12



(a) (b)

Abbildung 7.4.: Beispiele für die semantische Interpretation:
(a) Gefundene Eckpunkte
(b) Benennungen; Bewertungen siehe Tabelle 7.2

Eckpunkt	Konfidenz der Bewertung	1. Kante		2. Kante		3. Kante	
		Orientierung (in Grad)	Konfidenz	Orientierung (in Grad)	Konfidenz	Orientierung (in Grad)	Konfidenz
A	0.50	95	0.45	184	0.65	-	-
B	0.56	95	0.64	184	0.91	-	-
	0.40	275	0.15	95	0.64	184	0.91
C	0.32	272	0.11	177	0.95	184	0.91
D	0.26	4	0.79	90	0.23	270	0.17
	0.20	4	0.79	90	0.23	-	-
E	0.30	4	0.53	92	0.22	184	0.35
	0.17	4	0.53	184	0.35	-	-
F	0.33	182	0.28	270	0.46	-	-
G	0.20	4	0.16	90	0.17	184	0.52
H	0.21	275	0.38	2	0.15	-	-
I	0.17	177	0.14	270	0.29	-	-
J	0.19	272	0.17	2	0.19	182	0.26

Tabelle 7.2.: Bewertungen der Eckpunkte aus Abbildung 7.4

denzliste kann das merkmalsbasierte Matching (siehe Abschnitt 6.4) und das Matching unter Zuhilfenahme des Grauwerts (siehe Abschnitt 6.5) ausgewertet werden. Um das photometrische Matching nach 6.3 zu bewerten, wird die Position eines Eckpunkts der einen Menge als Referenzpunkt im ersten Bild gewählt und anschließend das photometrische Matching durchgeführt, wobei als Distanzmaß sowohl die Summe der quadrierten Differenzen als auch die Korrelation verwendet wurde. Die dabei gewonnene korrespondierende Position im zweiten Bild wird mit der Position des korrespondierenen Eckpunkts verglichen. Aus der Entfernung zwischen diesen beiden Punkten wird auf ein korrektes Matching geschlossen.

In einem ersten Versuch wurde dieses Vorgehen auf ein Stereobildpaar vom Kalibrierungswürfel angewendet. Obwohl diese Aufnahmen einen untypischen Fall darstellen, da in durchschnittlichen Szenen keine so regelmäßigen Objekte erwartet werden können, ergeben sich einige sehr interessante Ergebnisse. Die Vorverarbeitung wurde so gestaltet, daß genau die 60 Hough-Geraden extrahiert wurden, die jeweils die kleinen Quadrate auf den Würfelseiten beziehungsweise die Außenkanten des Würfels beschreiben. Bei der Eckpunktverschmelzung kommt es an den Kanten des Würfels, die den Koordinatenachsen des Weltkoordinatensystems entsprechen, zur Verschmelzung von Eckpunkten, die eigentlich Eckpunkte auf unterschiedlichen Oberflächen des Würfels beschreiben. Insgesamt besitzen die Quadrate 300 Eckpunkte, die aber teilweise nicht vollständig aufgenommen wurden, da einige Eckpunkte außerhalb des Sichtfeldes der Kameras liegen. Es wurden in der linken Aufnahme 294 und in der rechten Aufnahme 284 Eckpunkte extrahiert. Durch die Zuordnung von Hand ergaben sich 265 Korrespondenzen.

Die beiden Verfahren aus den Abschnitten 6.4 (merkmalsbasierte Matching) und 6.5 (Matching unter Zuhilfenahme des Grauwerts) bewerteten die Korrespondenz jedes Eckpunkts aus der dem linken Bild zugehörigen Liste, der einen korrespondierenden Eckpunkt im rechten Bild besitzt, mit allen Eckpunkten aus der dem rechten Bild zugehörigen Liste. Die Liste aller Korrespondenzbewertungen wurde nach abfallender Bewertung sortiert und überprüft, an welcher Stelle die korrekte Korrespondenz stand. Es ergaben sich die in Tabelle 7.3 aufgeführten Korrespondenzen. Die Vorverarbeitung und Bewertung wurde mit den im Anhang B angegebenen Einstellungen durchgeführt.

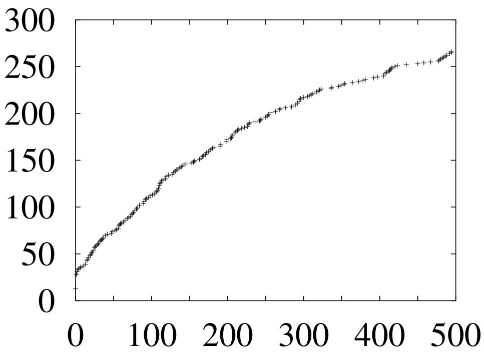
Da die Verfahren keine Möglichkeit bieten, auszugeben, daß keine Korrespondenz vorliegt, wurde darauf verzichtet, die 29 Punkte zu untersuchen, für die dieser Fall eintritt.

Bei den photometrischen Matching-Verfahren läßt sich keine binäre Aussage treffen, ob Korrespondenz vorliegt oder nicht. Vielmehr läßt sich nur bestimmen, ob der als korrespondierend bestimmte Punkt nahe dem wirklich korrespondierenden Eckpunkt liegt. Dazu wird in Abbildung 7.5 die Anzahl der kumulierten Punkte über dem Abstand aufgetragen. Eine Korrespondenz dürfte dann vorliegen, wenn der Abstand nur wenige Pixel beträgt.

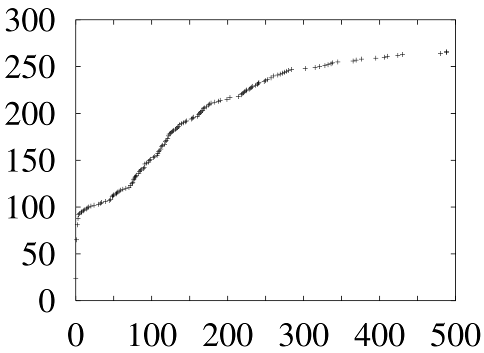
In diesem Fall scheint das Distanzmaß der Summe der quadrierten Differenzen auch unter Einbeziehung der Epipolargeometrie nicht geeignet zu sein, da nur rund 35 Punkte geringen Abstand besitzen. Hingegen liefert die Korrelation als Distanzmaß rund 100

Position	Merkmalsbasiertes Verfahren		Merkmals- und grauwertbasiertes Verfahren	
	absolut	relativ	absolut	relativ
1	237	89.4%	229	86.4%
2	21	7.9%	24	9.1%
3	4	1.5%	6	2.3%
4	2	0.8%	3	1.1%
5	0	0.0%	0	0.0%
6	1	0.4%	1	0.4%
7	0	0.0%	0	0.0%
8	0	0.0%	2	0.8%

Tabelle 7.3.: Ergebnisse der Korrespondenzbestimmung mit den neu entwickelten Verfahren am Beispiel des Kalibrierungswürfels



(a)



(b)

Abbildung 7.5.: Ergebnisse der Korrespondenzbestimmung mit photometrischem Matching am Beispiel des Kalibrierungswürfels. x-Achse: Abstand des korrespondierenden Punktes vom korrekt gematchten korrespondierenden Eckpunkt, y-Achse: Anzahl der Punkte, die maximal den Abstand besitzen.
(a) Summe der quadrierten Differenzen
(b) Korrelation

korrekte Korrespondenzen, was aber auch nur 38% entspricht. Offensichtlich lassen sich diese Verfahren von der regelmäßigen Struktur des Kalibrierungswürfels und anderen Einflüssen sehr stören.

7.4. Genauigkeit der 3D-Ortsbestimmung

In diesem Abschnitt wird die Genauigkeit der 3D-Ortsbestimmung bei den als korrespondierend erkannten Eckpunkten untersucht. Da beim Kalibrierungswürfel die Position der Eckpunkte in Weltkoordinaten bekannt ist und aufgrund des von Hand durchgeführten Matchings zu jedem Eckpunktpaar die korrekte Position bekannt ist, kann aus der berechneten 3D-Position sofort die Entfernung zur Soll-Position bestimmt werden. In Abbildung 7.6 sind die Fehler in Millimeter aufgetragen.

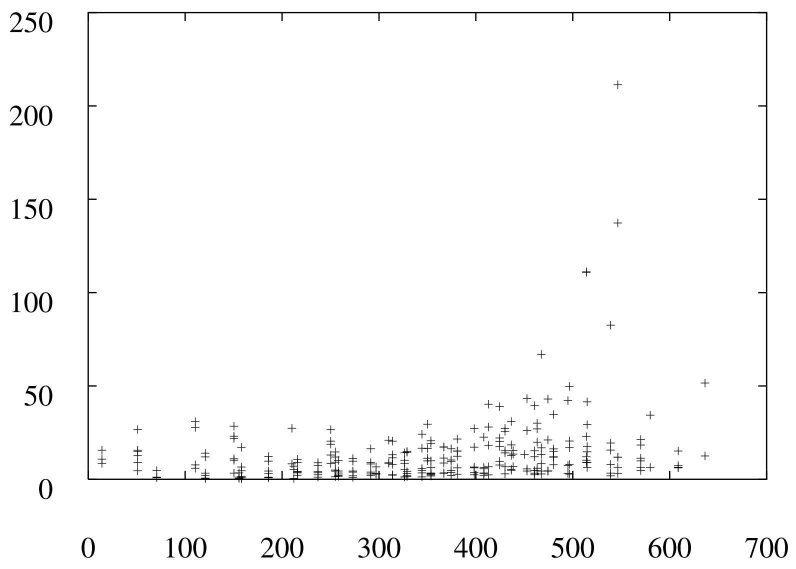


Abbildung 7.6.: Ergebnisse der Ortsbestimmung am Kalibrierungswürfel. x-Achse: Abstand des betrachteten Punktes vom Ursprung in mm, y-Achse: Fehler in mm

Der durchschnittliche Fehler beträgt 13.7 mm und die Standardabweichung 20.2 mm. Die beiden Kameras sind 1153 und 1139 mm vom Ursprung des Würfels entfernt, also liegt der durchschnittliche Fehler bei 1.2%. Die wenigen Ausreißer ab 470 mm Ursprungsabstand hängen vermutlich mit der Tiefendiskontinuität am Würfelrand zusammen, der eine Seitenlänge von 470 mm besitzt. Die Houghtransformation bestimmte an den Rändern nicht immer genau die Grenzen der kleinen Quadrate sondern Mittelgeraden zwischen Würfelkante und den Rändern der kleinen Quadrate.

Vom geschlossenen Karton wurden 10 Stereopaare aufgenommen, wobei der Karton vom Roboterarm in unterschiedlichen Orientierungen und Positionen gehalten wurde. Bei der Auswertung wurde darauf verzichtet, die absoluten Positionen der Eckpunkte im Raum zu überprüfen. Stattdessen wurden die Abstände benachbarter Eckpunkte berechnet und mit den wirklichen Ausmaßen des Kartons verglichen. Die Ergebnisse sind in Tabelle 7.4 aufgeführt.

Kante	Länge (in mm)	gemessene Längen (in mm)	Durchschnitt der gemessene Längen (in mm)	Standard-abweichung (in mm)
AB	250	249.2 249.7 249.9 250.4 254.5 253.3 251.0 248.6 252.1 254.9	251.4	6.7
BC	182	192.8 189.0 199.1 166.8 202.0 185.0 182.6 203.8 238.8	195.5	56.1
CD	252	247.6 249.6 256.7 235.8 259.6 250.9 249.7 256.3 273.2	253.3	28.8
DA	187	179.5 181.5 182.1 181.5 183.1 186.2 189.3 176.8 191.3 208.7	186.0	27.3
AE	171	175.3 163.3 159.0 164.1 169.2 167.2 161.0 173.1 172.1	167.1	16.1
BF	170	177.9 186.2 164.2	176.1	15.7
DH	170	166.1 163.9 164.1 166.2 159.8 159.1 161.0	162.9	7.2
EF	251	254.9 270.1 249.5	258.2	15.1
HE	188	197.2 188.9 189.7 189.1 188.0 172.8	187.6	17.9

Tabelle 7.4.: Gemessene Kantenlängen beim geschlossenen Karton: Da nicht jeder Eckpunkt in jedem Bild extrahiert wurde, sind unterschiedlich viele Meßwerte für die einzelnen Kanten angegeben. Der Eckpunkt F war immer durch den Roboterarm verdeckt, seine Position ergab sich nur durch Weiterverfolgung der Kanten BF und EF.

7.5. Genauigkeit der 3D-Kantenorientierungsbestimmung

Abschließend wird die Genauigkeit der Bestimmung der 3D-Orientierungen der Kanten bestimmt. Hierzu wird wieder die Aufnahme des Kalibierungswürfels (siehe Abbildung 5.4) genutzt, da hier die Kantenrichtungen genau bekannt sind; sie müssen entlang der Koordinatenachsen verlaufen.

Anstatt die einzelnen Winkel θ und ϕ zu überprüfen, was relativ aufwendig wäre, wird ausgenutzt, daß die Kanten entlang der Koordinatenachsen verlaufen sollten, also die zugehörigen Einheitsvektoren in zwei Komponenten gleich 0 und in einer gleich -1 oder +1 sein sollten.

Da die 3D-Position des Eckpunkts ein Eingangsparameter für die Orientierungsbestimmung ist, wird wie in Abschnitt 7.4 die Kenntnis des korrekten Aufpunkts ausgenutzt. So ist es möglich, den Winkelfehler in Abhängigkeit vom Ortsfehler zu bestimmen, siehe dazu Tabelle 7.5. Der Tabelle ist gut zu entnehmen, wie der Fehler in der Orientierung mit dem Fehler in der Position zunimmt.

Ortsfehler d (in mm)	Größte Komponente			Anzahl Kanten
	Durchschnittlicher Betrag	Winkelfehler (in Grad)	Standardabweichung (in Grad)	
$0.0 \leq d < 5.0$	0.984491	10.1040	0.503834	191
$5.0 \leq d < 10.0$	0.984750	10.0191	0.310059	137
$10.0 \leq d < 15.0$	0.978312	11.9546	0.404962	88
$15.0 \leq d < 20.0$	0.967730	14.5952	0.518866	67
$20.0 \leq d < 25.0$	0.954629	17.3253	0.510798	36
$25.0 \leq d < 30.0$	0.937744	20.3240	0.454176	31
$30.0 \leq d < 35.0$	0.950866	18.0352	0.279990	12
$35.0 \leq d < 40.0$	0.918380	23.3096	0.230798	4
$40.0 \leq d < 45.0$	0.874755	28.9840	0.347576	13
$45.0 \leq d < 50.0$	0.789520	37.8593	0.205618	3
$50.0 \leq d < 55.0$	0.997144	4.3316	0.002037	2
$65.0 \leq d < 70.0$	0.846140	32.2057	0.079724	2
$80.0 \leq d < 85.0$	0.689460	46.4126	0.050617	2
$110.0 \leq d < 115.0$	0.806897	36.2061	0.179514	4
$135.0 \leq d < 140.0$	0.727072	43.3585	0.174706	3
$210.0 \leq d < 215.0$	0.828317	34.0737	0.064202	2

Tabelle 7.5.: Ergebnisse der 3D-Orientierungsbestimmung am Beispiel der Kanten des Kalibrierungswürfels

Zusätzlich zu den 3D-Positionen des geschlossenen Kartons (siehe Abschnitt 7.4) wurden auch die Winkeldifferenzen in den Kantenausrichtungen bestimmt. Idealerweise sollten die Orientierungen der Kanten an den End-Eckpunkten einer Objektkante gespiegelt sein. Angegeben ist in Tabelle 7.6 jeweils die Winkeldifferenz zu 180°.

Kante	gemessene Winkel (in °)	Durchschnitt der gemessenen Winkel (in Grad)	Standard-abweichung (in Grad)
AB	8.36 6.11 6.96 8.79 9.00 6.09 6.74	7.44	3.07
BC	6.30 6.57 5.92 6.65 2.97 3.69 4.89 6.48	5.43	3.78
CD	10.30 7.25 6.12 6.18 7.72 7.39 4.97 6.44	7.05	4.18
DA	4.90 5.23 6.09 7.61 7.97 6.68 3.60 6.83 7.09	6.22	3.99
AE	6.69 6.45 6.24 4.45 6.05 6.04 2.74 4.75 5.76	5.46	3.58
BF	6.16 6.02	6.09	0.10
DH	4.80 6.04 5.60 5.48 3.65 4.40 7.20	5.31	2.84
EF	13.05 10.52 7.53	10.37	3.91
HE	6.33 6.31 7.64 6.85 3.47 6.45	6.18	3.17

Tabelle 7.6.: Gemessene Winkeldifferenzen beim geschlossenen Karton: Da nicht jede Kante in jedem Bild bestimmt werden konnte, sind unterschiedlich viele Meßwerte für die einzelnen Winkel angegeben. Der Eckpunkt F war immer durch den Roboterarm verdeckt, seine Position ergab sich nur durch Weiterverfolgung der Kanten BF und EF.

7.6. Laufzeitmessungen

Die Messungen fanden auf einer Sun Ultra 2, unter Ausnutzung eines Prozessors UltraSPARC-II, der mit 296 MHz getaktet ist, statt. Als Implementierungssprache wurde C++ gewählt, als Compiler gcc in der Version 2.8.1 für Solaris 2.6. Da der Optimierer bei bestimmtem Quellcode und Verwendung der Standard Template Library fehlerhaften Binärcode erzeugte, wurde auf sämtliche Optimierung verzichtet, um Fehlerquellen auszuschließen. Durch optimierten Code hätte eine Laufzeiteinsparung von rund 40% erzielt werden können.

Als Grundlage für die Laufzeitmessungen wurde wieder das Stereobildpaar vom Kalibrierungswürfel herangezogen, da nur dieses ausreichend viele Eckpunkte liefert, um genaue Aussagen über die Laufzeit zu treffen. Die dabei gemessenen Laufzeiten sind in Tabelle 7.7 angegeben.

Die Anzahl der Teilschritte ergibt sich jeweils wie folgt: Die Schritte (1) - (3) wurden auf ein Stereobildpaar angewendet. Bei (4) ist die Anzahl der insgesamt extrahierten Hough-Geraden gewählt, bei (5) die Anzahl der in den Bildern liegenden Eckpunkthypothesen (die Berechnung der Position der nicht in den Bildern liegenden Hypothesen ist in der gemessenen Zeit ebenfalls enthalten), bei (6) die Anzahl der Kantenbewertungen und bei (7) wieder die Anzahl der in den Bildern liegenden Eckpunkthypothesen. Bei (8) ist die Anzahl der verschmolzenen Eckpunkte angegeben. Bei (11) und (12) ist das doppelte Produkt aus der Anzahl der Eckpunkthypothesen des linken Bildes mit der Anzahl

Verarbeitungsschritt Nr.	Bezeichnung	Laufzeit (in s)	Teilschritte	Laufzeit/Teilschritt (in s)
(1)	Glätten	0.36	2	$0.18 \cdot 10^{-0}$
(2)	Gradient	3.20	2	$1.60 \cdot 10^{-0}$
(3)	Houghtransformation	2.23	2	$1.12 \cdot 10^{-0}$
(4)	Hough-Geraden	5.32	124	$0.04 \cdot 10^{-0}$
(5)	Hypothesengenerierung	1.00	1890	$0.53 \cdot 10^{-3}$
(6)	Konfidenzberechnung	3.10	7560	$0.41 \cdot 10^{-3}$
(7)	Eckpunktfilterung	0.04	1890	$0.02 \cdot 10^{-3}$
(8)	Eckpunktverschmelzung	0.50	744	$0.67 \cdot 10^{-3}$
(9)	Korrespondenzen bewerten (photom. Matching)	528.92	189531	$2.79 \cdot 10^{-3}$
(10)	Korrespondenzen bewerten (Korrelation)	1524.23	189531	$8.04 \cdot 10^{-3}$
(11)	Korrespondenzen bewerten (semantische Methode)	73.05	276766	$0.26 \cdot 10^{-3}$
(12)	Korrespondenzen bewerten (Semantik und Grauwert)	100.90	276766	$0.36 \cdot 10^{-3}$
(13)	Korrespondenzen finden	0.06	744	$0.08 \cdot 10^{-3}$
(14)	3D-Eckpunkte berechnen	0.65	219	$3.00 \cdot 10^{-3}$

Tabelle 7.7.: Ergebnisse der Laufzeitmessungen am Beispiel der Kanten des Kalibrierungswürfels

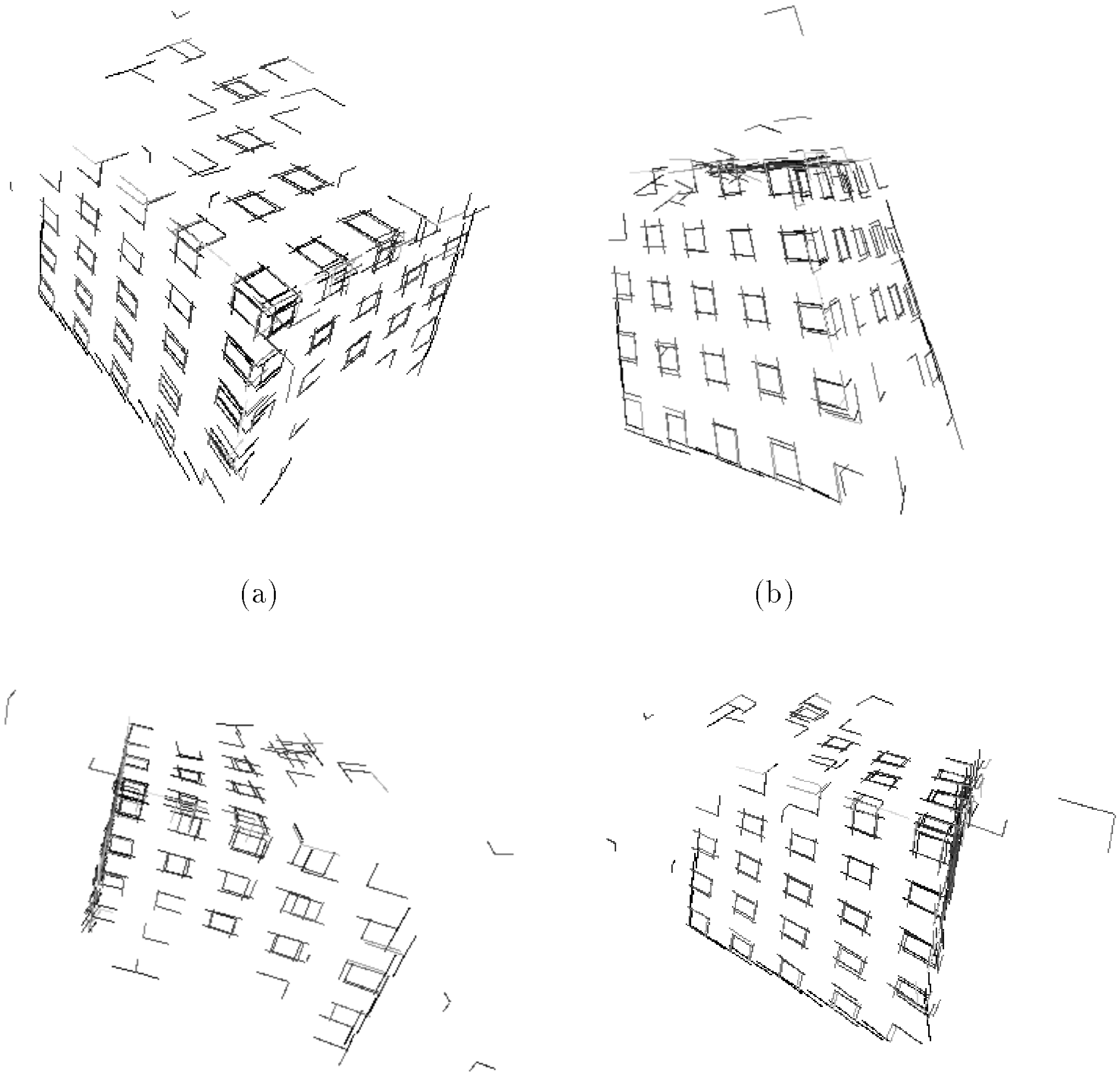
der Eckpunkthypothesen des rechten Bildes angegeben, da jeder Eckpunkt mit jedem Eckpunkt des anderen Bildes verglichen wird und dieser Vergleich in beide Richtungen erfolgt. Eine geschicktere Programmierung könnte den Aufwand halbieren, des weiteren muß nur eines der beiden Verfahren angewandt werden. Bei (13) ist die Summe der Anzahlen der 2D-Eckpunkte beider Bilder angegeben und bei (14) schließlich die Anzahl der berechneten 3D-Eckpunkte. Zu Vergleichszwecken sind unter (9) und (10) die Laufzeiten des photometrischen Matchings und der Korrelation angegeben, hierbei ist die Anzahl der Einzelschritte durch die Anzahl der durchgeführten Umgebungsvergleiche gegeben. Hier fällt der große Laufzeitunterschied zu den neu entwickelten Matching-Verfahren auf.

In Abbildung 7.7 ist das Ergebnis der 3D-Positions- und 3D-Orientierungsbestimmung angegeben, welches bei der Laufzeitmessung berechnet wurde. Die gewählten Parameter (siehe auch Anhang B) wurden dabei nicht gesondert an das Objekt angepaßt.

Für eine zweite Laufzeitmessung wurde ein Stereopaar des geschlossenen Kartons (siehe Abbildung 7.1) verwendet. Da hier nur sehr wenige Eckpunkte vorliegen, sind die Laufzeiten für die eigentliche Verarbeitung sehr kurz, wie Tabelle 7.8 entnommen werden kann.

Verarbeitungsschritt Nr.	Verarbeitungsschritt Bezeichnung	Laufzeit (in s)	Teilschritte	Laufzeit/Teilschritt (in s)
(1)	Glätten	0.37	2	$0.19 \cdot 10^{-0}$
(2)	Gradient	3.22	2	$1.61 \cdot 10^{-0}$
(3)	Houghtransformation	0.85	2	$0.43 \cdot 10^{-0}$
(4)	Hough-Geraden	1.69	50	$0.03 \cdot 10^{-0}$
(5)	Hypothesengenerierung	0.16	349	$0.46 \cdot 10^{-3}$
(6)	Konfidenzberechnung	0.68	144	$0.49 \cdot 10^{-3}$
(7)	Eckpunktfilterung	0.01	118	$0.08 \cdot 10^{-3}$
(8)	Eckpunktverschmelzung	0.02	87	$0.23 \cdot 10^{-3}$
(9)	Korrespondenzen bewerten (photom. Matching)	54.22	21219	$2.56 \cdot 10^{-3}$
(10)	Korrespondenzen bewerten (Korrelation)	155.89	21219	$7.35 \cdot 10^{-3}$
(9)	Korrespondenzen bewerten (semantische Methode)	1.15	3744	$0.31 \cdot 10^{-3}$
(10)	Korrespondenzen bewerten (Semantik und Grauwert)	1.48	3744	$0.40 \cdot 10^{-3}$
(11)	Korrespondenzen finden	≤ 0.01	87	$\leq 0.11 \cdot 10^{-3}$
(12)	3D-Eckpunkte berechnen	0.06	19	$3.16 \cdot 10^{-3}$

Tabelle 7.8.: Ergebnisse der Laufzeitmessungen am Beispiel der Kanten des geschlossenen Kartons



(a) (b)

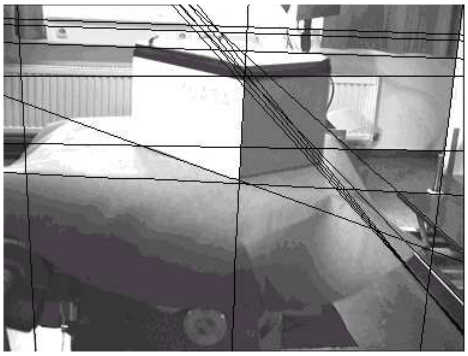
(c) (d)

Abbildung 7.7.: Rekonstruierte Eckpunkte des Kalibrierungswürfels:
(a) Aus ungefährer Perspektive der aufnehmenden Kameras
(b) In der Ebene $z = 0$
(c) In der Ebene $y = 0$
(d) In der Ebene $x = 0$
Die globale Verzerrung ergibt sich aus dem zur Projektion der Daten genutzten Programm.

7.7. Verbesserung der Extraktion und Interpretation

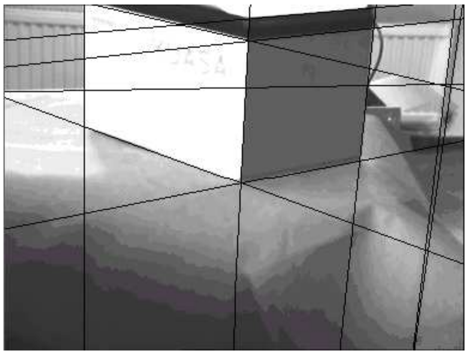
Die Eckpunkte sind Endpunkte von Kanten im Bild. Bei Aufnahmen, die ein großes Blickfeld umfassen, kann es leicht vorkommen, daß einige Kanten zu klein in der Aufnahme erscheinen, so daß sie von der Hough-Transformation nicht erfaßt werden. Selbst wenn dies nicht der Fall ist, so unterliegen kleine Kanten doch einem verhältnismäßig großen Rauschen. Dies kann dazu führen, daß eine oder mehrere Kanten eines Eckpunkts mit mindestens drei Kanten nicht oder nur verfälscht extrahiert werden. Dennoch wird der Eckpunkt selbst als Schnitt mindestens zweier verbleibender Kanten gewonnen.

Es bietet sich an, die gefundenen Eckpunkte mit einem aktiven Kamerasystem zu fixieren und vergrößert nochmals aufzunehmen, um die Struktur genauer zu untersuchen, um Fehler zu korrigieren. In Abbildung 7.8 ist ein solches Vorgehen manuell nachempfunden worden. In der Aufnahme mit dem größeren Blickfeld wurde die rechte Kante des zentralen Eckpunkts nicht detektiert, da der Kontrast zwischen der Seitenfläche des Objekts und der im Schatten liegenden Bodenfläche nicht ausreichend war. In der zweiten Aufnahme wurde dieser Eckpunkt gezielt vergrößert aufgenommen und die Kameraeinstellungen für den aufgenommenen Bereich optimiert. Jetzt ist auch die dritte Kante detektiert.



(a)

(b)



(c)

(d)

Abbildung 7.8.: Mögliche Verbesserung des Ergebnisses durch Verwendung eines aktiven Systems:
(a) Aufnahme mit größerem Blickfeld mit detektierten Hough-Geraden
(b) Eckpunktbewertungen zur Aufnahme (a)
(c) Aufnahme mit vergrößertem zentralen Eckpunkt und detektierten Hough-Geraden
(d) Eckpunktbewertungen zur Aufnahme (c)

8. Diskussion und Ausblick

In diesem Kapitel werden die behandelten Verfahren analysiert und die in den Experimenten gefundenen Vor- und Nachteile herausgearbeitet und mit denen anderer Verfahren verglichen. Abschließend wird ein Ausblick auf Verbesserungen, Erweiterungen und Anwendungen gegeben.

8.1. Diskussion

In dieser Arbeit wurden Verfahren entwickelt und implementiert, die es erlauben, aus Grauwertbildern und darin gefundenen Kanteninformationen Eckpunkthypothesen zu extrahieren und zu bewerten. Dafür wurde sowohl die Aufgabe der Eckpunktdetektion als auch die der semantischen Interpretation bearbeitet. Dabei wurde großer Wert darauf gelegt, die Verarbeitung so zu gestalten, daß möglichst wenige Entscheidungen früh getroffen werden, so daß für eine weitergehende Verarbeitung, wenn nötig, mehrere Hypothesen angeboten werden können und eine abschließende Entscheidung erst auf einer hohen Ebene getroffen werden muß. Aufgrund der Reduktion des Problems auf eine Dimension ergibt sich ein gutes Laufzeitverhalten.

In einem zweiten Abschnitt wurde der Übergang von Eckpunkthypothesen in einzelnen Aufnahmen zu Eckpunktkorrespondenzen in mehreren Aufnahmen gemacht. Sind die Parameter der aufnehmenden Kameras bekannt, so kann nicht nur eine Rekonstruktion der Position des Eckpunkts im Raum gewonnen werden, sondern auch, abgesehen von einer Gruppe von Sonderfällen, die Orientierung der Kanten im Raum. Dabei wird wesentlich von der gefundenen zweidimensionalen semantischen Interpretation Gebrauch gemacht.

Es wurden Experimente durchgeführt, die die Nutzbarkeit der Verfahren zeigen und Aussagen zur Qualität der gewonnenen Daten treffen. Insbesondere wurde der Zusammenhang zwischen Ortsfehler und Orientierungsfehler aufgezeigt. Die Laufzeit wurde bestimmt und mit herkömmlichen Methoden verglichen.

In der durchgeführten Implementierung wurde auf Verfahren zur Kantendetektion, Kamerakalibrierung und 3D-Rekonstruktion zurückgegriffen. Während Ackermann [Ack99] die Hough-Transformation zur Kantendetektion verbesserte, wurde bei der Implementierung der Algorithmen in den Bereichen Kamerakalibrierung und 3D-Rekonstruktion kein besonderer Wert auf die Auswahl optimaler Verfahren gelegt, da diese nur Hilfsmittel auf dem Weg zum Ziel dieser Arbeit waren, nicht jedoch ihren Kern darstellten. Eine sorgfältigere Auswahl und Implementierung würde zu besseren Ergebnissen in diesen Teilbereichen führen. Hartley und Sturm [HS97] haben einen ausführlichen Vergleich gängiger Triangulierungsmethoden durchgeführt und ein verbessertes Verfahren vorgestellt. Unter Ausnutzung ihrer Ergebnisse ließe sich auch die 3D-Kantenorientierung genauer bestimmen.

8.2. Ausblick

Die entwickelten Verfahren lassen sich an einigen Stellen verbessern. Zunächst fallen die vielen einstellbaren Parameter auf, für die zwar gut nutzbare Einstellungen gefunden wurden, von denen aber im allgemeinen nicht bekannt ist, wie sie bei völlig anderen Aufnahmen optimal gesetzt werden können. Hier kann durch umfangreiche Statistiken oder ein automatisiertes Lernverfahren eine Verbesserung des Ergebnisses erzielt werden. Dadurch ließe sich auch ein besseres Verständnis für die Wirkung der Parameter und das Verhalten der Verfahren gewinnen.

Beispielsweise wäre zu untersuchen, wie die optimale Form der Planck-Kurve zu wählen sei, oder wie die beiden Parameter in Abhängigkeit von den Objektgrößen zu wählen seien. Keine Versuche fanden zur Skalierung statt. Es wäre interessant zu sehen, ob die Konfidenzberechnung mit unterschiedlichen Kurvenparametern Rückschlüsse auf die Objektgrößen erlauben würde.

Ein grundsätzlicher Gedanke bei der Entwicklung der Verfahren war es, möglichst wenige endgültige Entscheidungen über die Semantik der gefundenen Eckpunkthypothesen zu treffen. Diese Auswertung sollte nachgeschalteten Verfahren überlassen bleiben. Allerdings wird an einigen wenigen Stellen anhand von Schwellwerten Information verworfen, auch um die Datenmengen zu begrenzen und die Einflüsse von Rauschen zu vermindern. Zwei solcher Schwellwerte sind die minimale signifikante Konfidenz und der maximale Abstand zweier unverschmolzener Eckpunkte, die noch zur Verschmelzung betrachtet werden. Gerade bei letzterem Schwellwert stellt sich die Frage, ob nicht vielmehr hier eine nach der Entfernung gewichtete Berücksichtigung anderer Eckpunkte zur Verschmelzung sinnvoll wäre.

Durch den Ansatz, Informationen zwar zu verarbeiten, aber möglichst vollständig und ungefiltert an höhere Verarbeitungsstufen weiterzuleiten, bleibt diesen Verarbeitungsstufen viel Freiheit bei der Auswertung. Beispielsweise kann von diesen Stufen die Information einzelner Eckpunkthypothesen miteinander in Verbindung gesetzt werden. Hierbei kann auch Information über andere Merkmale des Bildes, beispielsweise Liniensegmenten, genutzt werden. Jede Kante eines Eckpunkts korrespondiert mit einer Kante eines zweiten Eckpunkts als komplementäre Endpunkte einer Kante in der aufgenommenen Szene. Wird ein zweiter solcher Eckpunkt gefunden, kann die Kanteninformation angepaßt werden: die Konfidenz kann erhöht werden und die Orientierungen können aneinander angeglichen werden. Diese globale Interaktion lokaler Entitäten sind dem visuellen System immanent. Die Modellierung dieser Interaktion stellt ein anspruchsvolles Problem dar [HHP+98].

Ein großes, offenes Arbeitsgebiet ist die Einbettung der vorgestellten Verfahren in aktive Systeme. Beispielsweise ließe sich die Kameraorientierung, Kamerafokussierung und Zoom anpassen, um die gefundenen Eckpunkthypothesen genauer zu untersuchen. In einem ersten Schritt würde dann die Position von Eckpunkten genauer bestimmt, und damit könnten dann auch die Orientierungen der Kanten genauer gewonnen werden. Prinzipielle Überlegungen in diese Richtung wurden in Abschnitt 7.7 erfolgreich angestellt. Wie in Abschnitt 6.6 gezeigt wurde, existiert für jede Kameraanordnung eine kritische Ebene, in der die Kantenorientierung überhaupt nicht, und in deren Nähe die Orientierung nur mit einem sehr großen Fehler, bestimmbar ist. Diese Ebene hängt von den extrinsischen Parametern der Kameras ab. Befindet sich das Stereosystem auf einem kontrollierbaren Roboter, so können in einem *perception-action-cycle* [Koe92, Som99] die Positionen und Orientierungen der Kameras geeignet verändert werden, um auch die Orientierung von Kanten in der kritischen Ebene bestimmen zu können. Die dreidimensionale Interpretation von Eckpunkten liefert implizit Flächenhypothesen, welche nach Gibson [BGG97] nicht nur wesentlich für die passive Wahrnehmung, sondern für die Aktionen eines Lebewesens sind und insbesondere haptisch überprüfbar sind.

Ferner bietet es sich an, die gewonnene Semantik der Eckpunkte auszunutzen. Anhand der Orientierung der Kanten können zum Beispiel weitere Eckpunkte mit entgegengesetzten Orientierungen gesucht werden, die dann mögliche Kandidaten für das andere Ende einer Kante im Raum darstellen. Diese Suche kann mit anderen lokalen Einheiten, beispielsweise orientierten Liniensegmenten, unterstützt werden. Eckpunkte können so ein wesentlicher Teilaspekt eines möglichen Gesamtsystems zur Objektrepräsentation sein.

A. Fuzzy Logic und OWA-Operatoren

Die Fuzzy Logic erlaubt die Verarbeitung unscharfer Aussagen. Im Rahmen dieser Arbeit war es nötig, mehrere unscharfe Aussagen miteinander zu verknüpfen. In diesem Anhang wird kurz das nötige mathematische Werkzeug eingeführt.

Beginnend mit den Definitionen von Fuzzy Mengen und ihren Verknüpfungen, über trianguläre Normen und Co-Normen werden Mittelwertoperatoren und Aggregationsoperatoren eingeführt und abschließend der OWA-Operator als der in dieser Arbeit verwendete Operator zur Verknüpfung mehrerer unscharfer Aussagen definiert.

Die mathematische Basis der Fuzzy Logic wurde von Zadeh [Zad65] geschaffen. Er definierte Fuzzy Mengen und die Zugehörigkeit zu ihnen über Zugehörigkeitsfunktionen:

Definition A.1 *Sei X eine nicht-leere Menge. Eine Fuzzy Menge A in X ist gegeben durch ihre Zugehörigkeitsfunktion $A : X \to [0,1]$ und $A(x)$ wird interpretiert als der Grad der Zugehörigkeit von x zur Fuzzy Menge A für alle $x \in X$.*

Die drei Mengenoperationen Schnitt, Vereinigung und Komplement sind dann gegeben durch die folgende Definition.

Definition A.2 *Seien A und B Fuzzy Mengen. Dann sind definiert:*

- *Schnitt:* $\forall t \in X : (A \cap B)(t) := \min\{A(t), B(t)\} = A(t) \wedge B(t)$
- *Vereinigung:* $\forall t \in X : (A \cup B)(t) := \max\{A(t), B(t)\} = A(t) \vee B(t)$
- *Komplement:* $\forall t \in X : (\neg A)(t) := 1 - A(t)$

Eine wesentliche Verfeinerung des Schnitts (des unscharfen „und" $\wedge$) und der Vereinigung (des unscharfen „oder" $\vee$) gelingt mit T-Normen und T-Co-Normen [SS63].

Definition A.3 *Eine Abbildung $T : [0,1] \times [0,1] \to [0,1]$ heißt T-Norm genau dann, wenn gilt:*

- $\forall x, y \in [0,1] : T(x,y) = T(y,x)$ *(Symmetrie)*

- $\forall x, y, z \in [0,1] : T(x, T(y,z)) = T(T(x,y), z)$ *(Assoziativität)*
- $\forall x, y, x', y' \in [0,1] : T(x,y) \leq T(x', y')$, *wenn* $x \leq x'$ *und* $y \leq y'$ *(Monotonie)*
- $\forall x \in [0,1] : T(x, 1) = x$ *(Eins-Identität)*

Satz A.1 *Für alle T-Normen T gilt:*

$$\forall x, y \in [0,1] : \mathit{WEAK}(x,y) \leq T(x,y) \leq \min\{x,y\} \tag{A.1}$$

mit

$$\mathit{WEAK}(x,y) = \begin{cases} \min\{x,y\} & \mathit{wenn} \max\{x,y\} = 1 \\ 0 & \mathit{sonst} \end{cases} \tag{A.2}$$

Definition A.4 *Eine Abbildung* $S : [0,1] \times [0,1] \to [0,1]$ *heißt T-Co-Norm genau dann, wenn gilt:*

- $\forall x, y \in [0,1] : S(x,y) = S(y,x)$ *(Symmetrie)*
- $\forall x, y, z \in [0,1] : S(x, S(y,z)) = S(S(x,y), z)$ *(Assoziativität)*
- $\forall x, y, x', y' \in [0,1] : S(x,y) \leq S(x', y')$, *wenn* $x \leq x'$ *und* $y \leq y'$ *(Monotonie)*
- $\forall x \in [0,1] : S(x, 0) = x$ *(Null-Identität)*

Satz A.2 *Für alle T-Co-Normen S gilt:*

$$\forall x, y \in [0,1] : \max\{x,y\} \leq S(x,y) \leq \mathit{STRONG}(x,y) \tag{A.3}$$

mit

$$\mathit{STRONG}(x,y) = \begin{cases} \max\{x,y\} & \mathit{wenn} \min\{x,y\} = 0 \\ 1 & \mathit{sonst} \end{cases} \tag{A.4}$$

Zu jeder T-Norm T kann mit $S(a,b) := 1 - T(1-a, 1-b)$ eine T-Co-Norm S definiert werden.

Eine weitere Verallgemeinerung wird erreicht, indem nicht nur unscharfe „und“- und „oder“-Operationen betrachtet werden, sondern allgemeine mittelnde Operatoren.

Definition A.5 *Eine Abbildung* $M : [0,1] \times [0,1] \to [0,1]$ *heißt mittelnder Operator, genau dann, wenn gilt:*

- $\forall x \in [0,1] : M(x,x) = x$ *(Idempotenz)*
- $\forall x, y \in [0,1] : M(x,y) = M(y,x)$ *(Kommutativität)*

- $M(0,0) = 0$ *und* $M(1,1) = 1$ *(Extremwertbedingungen)*
- $M \forall x, y, x', y' \in [0,1] : (x,y) \leq M(x', y')$, *wenn* $x \leq x'$ *und* $y \leq y'$ *(Monotonie)*
- M *ist stetig*

Satz A.3 *Für jeden mittelnden Operator M gilt:*

$$\forall x, y \in [0,1] : \min\{x,y\} \leq M(x,y) \leq \max\{x,y\} \tag{A.5}$$

Ein weiterer Aggregationsoperator wurde von Yager [Yag88] vorgeschlagen.

Definition A.6 *Ein OWA-Operator (für* ordered weighted averaging-*Operator) der Dimension n ist eine Abbildung* $F : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, *die einen zugeordneten n-dimensionalen Vektor* $W = (w_1, w_2, ..., w_n)^T$ *mit* $w_i \in [0,1], 1 \leq i \leq n$ *und* $\sum_{i=1}^{n} w_i = 1$ *besitzt und für die gilt:* $F(a_1, a_2, ..., a_n) = \sum_{i=1}^{n} w_i b_i$, *wobei* b_i *das i-te Element der geordneten Menge* $< a_1, a_2, ..., a_n >$ *ist.*

Satz A.4 *Für jeden OWA-Operator F und eine beliebige Menge* $A = \{a_1, a_2, ..., a_n\}$ *mit* $a_i \in [0,1], 1 \leq i \leq n$, *gelten:*

- $\min\{a_1, a_2, ..., a_n\} \leq F(a_1, a_2, ..., a_n) \leq \max\{a_1, a_2, ..., a_n\}$
- F *ist ein mittelnder Operator*

Zur Klassifizierung der OWA-Operatoren wird von Yager [Yag88] die *orness* eingeführt:

Definition A.7 *Sei W der zu einem OWA-Operator F gehörige n-dimensionale Vektor. Dann ist die orness von F:* $\text{orness}(F) = \text{orness}(W) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} (n-i) w_i$

Die orness ist immer im Einheitsintervall. Ferner kann eine *andness* zu F leicht definiert werden: $\text{andness}(F) = 1 - \text{orness}(F)$.

Eine sehr schöne Methode, um gut anpaßbare OWA-Operatoren zu gewinnen, geht von Funktionen $q : [0,1] \rightarrow [0,1]$ aus, die stetig und monoton wachsend sind mit $q(0) = 0$ und $q(1) = 1$.

Der n-dimensionale, dem OWA-Operator F zugeordnete Vektor $W = (w_1, w_2, ..., w_n)^T$ wird dann wie folgt bestimmt:

$$w_i = q\left(\frac{i}{n}\right) - q\left(\frac{i-1}{n}\right), \qquad i = 1, 2, ..., n. \tag{A.6}$$

In dieser Arbeit wurde als zugrundeliegende Funktion die Potenzfunktion $f_z(x) = x^z$ mit $z \in \mathbb{R}_{\geq 0}$ gewählt. Damit ergibt sich der OWA-Operator Ω_z aus Gleichung (4.1).

B. Standardeinstellungen für die Parameter der vorgestellten Verfahren

Die in dieser Arbeit vorgestellten Verfahren benötigen einige Parameter, die vom Benutzer vorgegeben werden müssen. Zwar hat sich gezeigt, daß die Parameter nicht sehr genau eingestellt werden müssen, dennoch sollen die gewählten Einstellungen hier aufgeführt und kurz erläutert werden. Zusätzlich wird angegeben, in welchem Kapitel das zugehörige Verfahren erläutert wird. Parameter von Verfahren, die in der Vorverarbeitung verwendet werden und nicht vom Autor implementiert wurden, sind hier nicht aufgeführt.

Parameter	Standardwert	Anmerkungen und Verwendung
$\delta_\angle$	15°	Maximale Differenz zwischen Gradientenorientierung und Orientierung der Hough-Geraden; Abschnitt 3.3
σ_n	8.5	Regelung der zulässigen Entfernung von Epipolargeraden; Abschnitt 6.4
ϕ_{border}	5°	Randbereich um die Kanten, der beim Eckpunkt-Matching unter Zuhilfenahme des Grauwerts unberücksichtigt bleibt; Abschnitt 6.5
(b, c)	(5.0, 3.0)	Regelung der Entfernung des Maximums der Planck-Kurve vom Ursprung und Breite des nennenswert von 0 verschiedenen Bereichs; Abschnitt 3.2
c_{sign}	0.1	Minimale Konfidenz signifikanter Kanten; Abschnitt 3.3
B, H	12	Breite und Höhe der Nachbarschaft bei den photometrischen Matching-Verfahren; Abschnitt 6.3
d_{max}	10	Maximale Entfernung zwischen Kantenaufpunkten bei der Verschmelzung zu einer gemeinsamen Ecke; Abschnitt 4.2

Tabelle B.1.: Die verwendeten Standardparameter

Parameter	Standardwert	Anmerkungen und Verwendung
w_{epi}	0.7	Anteil der Bewertung des Eckpunktabstandes zur Epipolargeraden bei der Korrespondenzbewertung zweier Eckpunkte, der Rest entfällt auf die Korrespondenzbewertung der Kanteninformation; Abschnitt 6.4
z_{corr}	2.0	Formparameter des Ω_z-Operators zum Zusammenfassen der Bewertungen korrespondierender Kanten beim Matching von Eckpunkten; Abschnitt 6.4
$z_{\mathbf{e}_c}$	2.0	Formparameter des Ω_z-Operators für das Zusammenfassen der contra-Kanten bei der Bewertung von Eckpunkten; Abschnitte 4.3 und 6.7
$z_{\mathbf{e}_p}$	0.5	Formparameter des Ω_z-Operators für das Zusammenfassen der pro-Kanten bei der Bewertung von Eckpunkten; Abschnitte 4.3 und 6.7
z_{merge}	1.0	Formparameter des Ω_z-Operators beim Verschmelzen von Kanten mit gleicher Orientierung; Abschnitt 4.2
z_{miss}	0.5	Formparameter des Ω_z-Operators zum Zusammenfassen der Bewertungen nicht-korrespondierender Kanten beim Matching von Eckpunkten; Abschnitt 6.4

Tabelle B.1.: Die verwendeten Standardparameter (Fortsetzung)

Symbolverzeichnis

$\nabla_{\angle}$	Gradientenwinkel	16
Ω_z	Ordered-weighted-average-Operator	85
α_u	Brennweite in Pixelbreiten	33
α_v	Brennweite in Pixelhöhen	33
$\delta_{\angle}$	maximaler Winkelfehler	16
θ	Winkel zur z-Achse bei Polarkoordinaten	54
σ_n	Abstandsbewertung zur Epipolargeraden	46
ψ	Winkel einer Hough-Geraden	8
ϕ	Winkel zur x-Achse	25, 54
ϕ_{border}	Winkel zu Segmentbegrenzung	51
w_{epi}	Gewichtungsfaktor Epipolarabstand	48
A	3D-Eckpunkt-Bewertung	60
a	2D-Eckpunkt-Bewertung	31
$\mathbf{C}$	Optisches Zentrum einer Kamera	35
c	Konfidenz	15
c_1^-, c_2^-	Konfidenz in Richtung abnehmender t	12
c_1^+, c_2^+	Konfidenz in Richtung zunehmender t	12
c_{sign}	minimale signifikante Konfidenz	18
$\mathbf{D}$	Punkt im Unendlichen	40
d_{max}	maximaler Abstand zu verschmelzender Eckpunkte	28
$\mathbf{E}$	Menge von 3D-Kanten	60
$\hat{\mathbf{E}}$	Epipol	40
E	3D-Kante	60
$\mathbf{E}_c$	contra-Kanten einer 3D-Eckpunkt-Bewertung	60
$\mathbf{E}_p$	pro-Kanten einer 3D-Eckpunkt-Bewertung	60
$\mathbf{e}$	Menge von 2D-Kanten ohne Aufpunkt	29
e	2D-Kante ohne Aufpunkt	29
$\mathbf{e}'$	Menge aller 2D-Kanten mit Aufpunkt	25
e'	2D-Kante mit Aufpunkt	25
$\mathbf{e}_c$	contra-Kanten einer 2D-Eckpunkt-Bewertung	30
$\mathbf{e}_p$	pro-Kanten einer 2D-Eckpunkt-Bewertung	30
ep	Epipolargerade	40
$\mathcal{F}$	Fokalebene	33
$\mathbf{F}$	Fundamentalmatrix	42

f	Brennweite	33
H	Hough-Gerade	8
h_1, h_2	Index auf Hough-Gerade	12
I	Eingabebild	7
$I^{\angle}$	Gradientenrichtungsbild	7
$I^{\|\nabla\|}$	Gradientenbetragsbild	7
$\mathbf{J}$	Menge aller 3D-Eckpunkte	60
J	3D-Eckpunkt	60
$\mathbf{j}$	Menge aller 2D-Eckpunkte	22
$\mathbf{j}'$	Menge aller 2D-Eckpunkthypothesen	21
$\hat{\jmath}$	2D-Eckpunkt mit lokalisierten Kanten	25
j	2D-Eckpunkt	25
j'	Eckpunkthypothese	12
k_u	horizontale Größe eines Pixels in Meter	33
k_v	vertikale Größe eines Pixels in Meter	33
$\mathbf{M}$, $\tilde{\mathbf{M}}$	Weltpunkt	35
$\mathbf{m}$, $\tilde{\mathbf{m}}$	Bildpunkt	35
$\mathbf{O}$	Ursprung des Weltkoordinatensystems	35
$\tilde{\mathbf{P}}$	Projektionsmatrix	35
$P(r)$	3D-Gewichtungsfunktion	51
$p(x)$	2D-Gewichtungsfunktion	14
$\mathcal{R}$	Bildebene	33
$\mathbf{R}$	Kamerarotation	35
r	Abstand einer Hough-Geraden vom Ursprung	8
$\mathbf{t}$	Kameratranslation	35
t_1, t_2	Schnittpunkt-Parameter bei parametrisierter Hough-Gerade	12
u_0	horizontale Koordinate der optischen Achse im Bild	33
v_0	vertikale Koordinate der optischen Achse im Bild	33
$\mathbf{X}$	3D-Vektor	60
$\mathbf{x}$	2D-Vektor	12
z	Formparameter für Ordered-weighted-average-Operator	85
z_{corr}	Formparameter bei Bewertung korrespondierender Kanten	48
z_{merge}	Formparameter bei Eckpunktverschmelzung	29
z_{miss}	Formparameter bei Bewertung fehlender Kanten	48

Abbildungsverzeichnis

Tabellenverzeichnis

Literaturverzeichnis

[Ack99] Ackermann, Marcus. *3D-Rekonstruktion mit Hilfe des Bewegungszusammenhangs*. Diplomarbeit, Institut für Informatik und Praktische Mathematik, Christian-Albrechts-Universität, Kiel, 1999.

[AF88] Alonso, Marcelo und Finn, Edward J. *Physik*. Addison-Wesley, Bonn, zweite überarbeitete Auflage, 1988.

[Bal81] Ballard, Dana H. *Generalizing the hough transform to detect arbitrary shapes*. Pattern Recognition, 13(2), 1981.

[BB82] Ballard, Dana H. und Brown, Christopher. M. *Computer Vision*. Prentice-Hall, Eaglewood Cliffs, New Jersey, 1982.

[Beu95] Beutelspacher, Albrecht. *„Das ist o. B. d. A. trivial!“*. Vieweg, Braunschweig, dritte überarbeitete Auflage, 1995.

[Bey91a] Beymer, David J. *Finding junctions using the image gradient*. Technischer Bericht A.I.Memo No. 1266, Massachusetts Institute of Technology, 1991.

[Bey91b] Beymer, David J. *Finding junctions using the image gradient*. In *Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, S. 720–721. IEEE, 1991.

[BGG97] Bruce, Vicki; Green, Patrick R. und Georgeson, Mark A. *Visual Perception: Physiology, Psychology, and Ecology*, Kapitel 11, S. 255–266. Psychology Press, dritte Auflage, 1997.

[BS91] Bronstein, Ilja N. und Semendjajew, Konstatin A. *Taschenbuch der Mathematik*. B. G. Teubner Verlagsgesellschaft, Stuttgart, Leipzig, 25. Auflage, 1991.

[DG93] Deriche, Rachid und Giraudon, Gerard. *A computational approach for corner and vertex detection*. International Journal of Computer Vision, 10(2):101–124, 1993.

[DN82] Dreschler, Leonie und Nagel, Hans-Hellmut. *On the selection of critical points and local curvature extrema of region boundaries for interframe matching*. In *Proceedings International Conference Pattern Recognition*, S. 542–544. 1982.

[Fau93] Faugeras, Olivier D. *Three-Dimensional Computer Vision*. MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 1993.

[För94] Förstner, Wolfgang. *A framework for low level feature extraction*. In Eklundh, Jan-Olof, Hg., *European Conference on Computer Vision*, Nummer 801 in Lecture Notes in Computer Science, S. 383–394. Springer-Verlag, 1994.

[HHP+98] Heitger, Friedrich; von der Heydt, Rüdiger; Peterhans, Esther; Rosenthaler, Lukas und Kübler, Olaf. *Simulation of neural contour mechanisms: representing anomalous contours*. Image Vision and Computing, 16:407–421, 1998.

[Hou62] Hough, P. V. C. *Methods and Means for Recognizing Complex Patterns*. U.S. Patent 3,069,654, U.S. Patent Office, 1962.

[HS97] Hartley, Richard I. und Sturm, Peter. *Triangulation*. Computer Vision and Image Understanding, 68(2):146–157, 1997.

[Huf71] Huffman, D. A. *Impossible objects as nonsense sentences*. In Meltzer, Bernard und Mitchie, Donald, Hg., *Machine Intelligence*, Band 6, S. 295–323. Edinburgh University Press, Edinburgh, 1971.

[Jäh97] Jähne, Bernd. *Digitale Bildverarbeitung*. Springer-Verlag, Berlin, vierte Auflage, 1997.

[Koe92] Koenderink, Jan J. *Wechsler's vision: An essay review of* computational vision *by Harry Wechsler*. Ecological Psychology, 4:121–128, 1992.

[Kop92] Kopka, Helmut. *LaTeX: Eine Einführung*. Addison-Wesley, Bonn, München, vierte überarb. und erw. Auflage, 1992.

[KR82] Kitchen, L. und Rosenfeld, A. *Gray-level corner detection*. Pattern Recognition Letters, S. 95–102, 1982.

[Krü98] Krüger, Norbert. *Visual Learning with a priori Constraints*. Dissertation, Universität Bielefeld, 1998.

[LH81] Longuet-Higgins, H. C. *A computer algorithm for reconstructing a scene from two projections*. Nature, 293:133–135, 1981.

[Mar82] Marr, David. *Vision: A Computational Investigation Into The Human Representation And Processing of Visual Information*. W. H. Freeman, 1982.

[Mor77] Moravec, Hans P. *Towards automatic visual obstacle avoidance*. In *Proceedings 5th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, S. 584. Cambridge, MA, 1977.

[MS94] Michaelis, Markus und Sommer, Gerald. *Junction classification by multiple orientation detection.* In Eklundh, Jan-Olof, Hg., *European Conference on Computer Vision*, Nummer 801 in Lecture Notes in Computer Science, S. 101–108. Springer-Verlag, 1994.

[OP94] Oram, Mike W. und Perrett, David I. *Modeling visual recognition from neurobiological constraints.* Neural Networks, 7:945–972, 1994.

[PFTV86] Press, William H.; Flannery, Brian P.; Teukolsky, Saul A. und Vetterling, William T. *Numerical Recipes.* Cambridge University Press, Cambridge, 1986.

[PGH98] Parida, Laxmi; Geiger, Davi und Hummel, Robert. *Junctions: Detection, classification, and reconstruction.* IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 20(7):687–698, 1998.

[Rob98] Robson, Robert. *Using the STL: The C++ Standard Template Library.* Springer-Verlag, New York, 1998.

[Roh92] Rohr, Karl. *Recognizing corners by fitting parametric models.* International Journal of Computer Vision, 9(3):213–230, 1992.

[Sch96] Scharr, Harro. *Digitale Bildverarbeitung und Papier.* Diplomarbeit, Ruprecht-Karls-Universität Heidelberg, 1996.

[SL95] Stepanov, Alexander und Lee, Meng. *The standard template library.* `http://www.cs.rpi.edu/~musser/doc.ps`.

[SNL+95] Shevelev, Igor A.; Novikova, R. V.; Lazareva, N. A.; Tikhomirov, A. S. und Sharaev, G. A. *Sensitivity to cross-like figures in the cat striate neurons.* Neuroscience, 69(1):51–57, 1995.

[Som99] Sommer, Gerald. *The Global Algebraic Frame of the Perception-Action Cycle*, Band 3 von *Handbook of Computer Vision and Applications*, Kapitel 10, S. 221 ff. Academic Press, San Diego, 1999.

[SS63] Schweizer, Berthold und Sklar, Abe. *Associative functions and abstract semigroups.* Publ. Math. Debrecen, 10:69–81, 1963.

[Wae75] van der Waerden, Bartel Leendert. *Mathematik für Naturwissenschaftler.* Hochschultaschenbücher. B. I.-Wissenschaftlicher-Verlag, Mannheim, 1975.

[Wal75] Waltz, David. *Understanding line drawings of scenes with shadows.* In Winston, Patrick Henry, Hg., *The Psychology of Computer Vision*, Kapitel 2, S. 19–91. McGraw-Hill, New York, 1975.

[Yag88] Yager, Ronald R. *Ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decision making.* IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 18:183–190, 1988.

[Zad65] Zadeh, Lotfi A. *Fuzzy sets*. Information and Control, S. 338–353, 1965.

Danksagung

Mein besonderer Dank gilt Dr. Norbert Krüger für die hervorragende Betreuung und für seine Idee, eine einheitliche Software-Basis für Studien- und Diplomarbeiten zu schaffen. Allen Mitstreitern an diesem Projekt, vor allem Marcus Ackermann, ist für die gute Zusammenarbeit mein Dank sicher. Ich wünsche diesem Projekt für die Zukunft viel Erfolg.
Dem Institut für Informatik und Praktische Mathematik im allgemeinen und dem Lehrstuhl für Kognitive Systeme und Prof. Dr. Gerald Sommer im speziellen danke ich für das angenehme Studienumfeld und eine hohe Hilfsbereitschaft.
Den Korrekturlesern Harald Krusekamp, Kerstin Neumann, Dr. Sonja Neumann, Daniel Wendorff, Susanna Rendel und Sascha Ulbrand schulde ich Dank für die Hinweise auf viele Fehler und zahlreiche Anregungen.
Meiner Mutter gilt besonderer Dank für die einzigartige Unterstützung während meines ganzen Studiums. Ohne sie wäre das Studium und diese Arbeit nicht in dieser Form möglich gewesen.

Erklärung

Hiermit versichere ich, daß ich die vorliegende Arbeit selbständig verfaßt und ausschließlich die angegebenen Hilfsmittel und Quellen verwendet habe.

Kiel, den 11. August 1999