

# Dynamische Analyse von rekonstruierten 3D Punkten zur Navigation eines Stereo-Vision basierten mobilen Systems

Dipl.-Ing. Oliver Schreer

Institut für Meß- und Automatisierungstechnik, TU Berlin  
Sekt. EN11, Einsteinufer 17, D-10587 Berlin  
e-mail: schreer@rtws18.ee.TU-Berlin.DE

## 1 Einleitung

Die verschiedenen Anwendungen im Bereich der Navigation von mobilen Systemen hängen u.a. von der Art des verfügbaren Wissens über die Umgebung ab. Anwendungen in Gebäuden verwenden häufig Landmarken oder -karten zur Orientierung oder man verfügt über eine genaue Kenntnis von Objekten, die sich in derartiger Umgebung befinden [2][6][9]. Ist nun kein *a priori*-Wissen über die Umgebung oder Objekte in dieser vorhanden, so sind allgemeine Ansätze zur Navigation gefordert. In diesem Beitrag wird ein Verfahren zur Navigation eines autonomen mobilen Systems in Innenräumen skizziert, das auf rekonstruierten 3D Punkten basiert. Es wird keine Kenntnis über die Umgebung vorausgesetzt. Grundlage dieses Verfahrens ist ein Liniensegment-Stereo-Algorithmus, sowie ein 3D Rekonstruktionsverfahren. Damit erhält man unsichere 3D Punkte einer Szene, die alle als mögliche Hindernisse aufgefaßt werden. Diese 3D Punkte werden mit einem kombinierten statistischen Verfahren analysiert, das schließlich zu einem Lenkwinkel für das mobile System führt. Um die Navigation robuster zu gestalten, wird der in [8] vorgestellte Ansatz um eine dynamische Analyse der rekonstruierten 3D Punkte erweitert. Das Verfahren wurde auf dem Experimentalsystem MOVILAR realisiert (MOBILE VISION and LASER based ROBOT), welches über ein Stereokamerasystem verfügt.

## 2 Rekonstruktion von 3D Punkten

Das klassische Lochkameramodell beschreibt die Abbildung eines 3D Punktes auf ein 2D Bild und ist über die Projektionsmatrix definiert, welche die internen und externen Kameraparameter sowie die Rotation und Translation enthält.

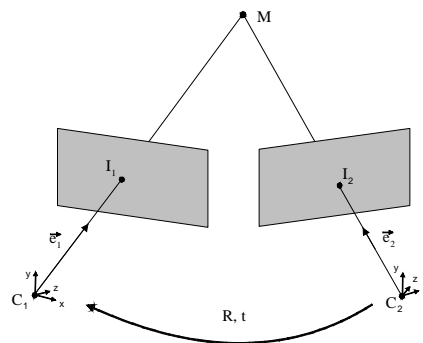


Abb. 1: Allgemeine Stereogeometrie

Die mittels Kalibrierung geschätzten Kameraparameter erlauben die Rekonstruktion eines 3D Punktes  $M$  für zwei korrespondierende Punkte  $I_{1,2}$  im linken und rechten Stereobild [4]. Derjenige 3D Punkt  $M$ , welcher am nächsten zu beiden optischen Strahlen liegt, kann dann mit Hilfe eines Least-Square-Ansatzes bestimmt werden [1][3][10]. Das Hauptproblem in der Stereobildverarbeitung ist die Lösung des Korrespondenzproblems zwischen verschiedenen Mustern im linken und rechten Stereobild. In dieser Untersuchung wird ein Liniensegment-basierter Stereoalgorithmus verwendet [1], wobei eine Erweiterung um zusätzliche Grauwerteigenschaften vorgenommen wurde [7].

### 3 Fahrspurbestimmung

Die Navigationsaufgabe des mobilen Systems ist, geradeaus zu fahren oder den nächst möglichen freien Weg im Sichtbereich der Kameras zu suchen und Hindernissen auszuweichen. Alle weiteren Betrachtungen werden nur in der  $x/z$ -Ebene vorgenommen, da die Bewegung des Fahrzeuges sich auch nur in dieser Ebene vollzieht. Aufgrund der Unsicherheit der rekonstruierten 3D Punkte kann keine Fahrspurbestimmung mit einzelnen 3D Punkten durchgeführt werden. Daher wird die Gesamtheit aller 3D Punkte betrachtet, um über geeignete statistische Methoden den Einfluß von Rekonstruktionsfehlern zu minimieren.

#### 3.1 Minimum Distanz Methode

Diese Methode geht davon aus, daß 3D Punkte von Hindernissen erkannt werden und ein möglicher Weg zwischen diesen möglich ist. Der Abstand beträgt mindestens  $d_w$ . Die Verbindungslinie zwischen zwei 3D Punkten wird *Fahrspursegment* genannt und der Punkt in der Mitte dieses Segmentes *Fahrspurpunkt*. 3D Punkte der gleichen Kante werden von der paarweisen Analyse ausgeschlossen.

$$\begin{aligned} &|P_i(x, z) - P_j(x, z)| > d_w \text{ und } |\beta| < 45^\circ \\ &\forall i, j \in N, i \neq j, \quad i \text{ und } j \text{ von versch. Kanten, } N = \text{Anzahl der 3D Punkte} \end{aligned} \quad (1)$$

Das gewichtete Mittel aller gefundenen Fahrspurpunkte ergibt dann die mittlere Fahrspur und dementsprechend den Lenkwinkel für das mobile System (Abb.2).

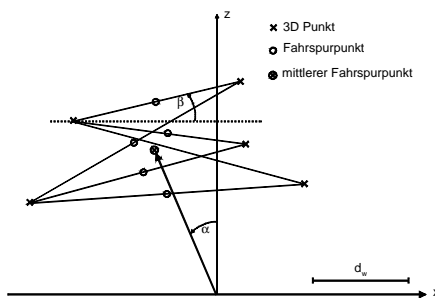


Abb. 2: Die Minimum Distanz Methode

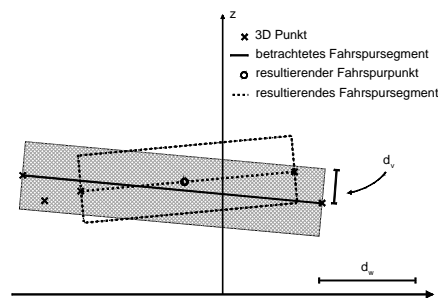
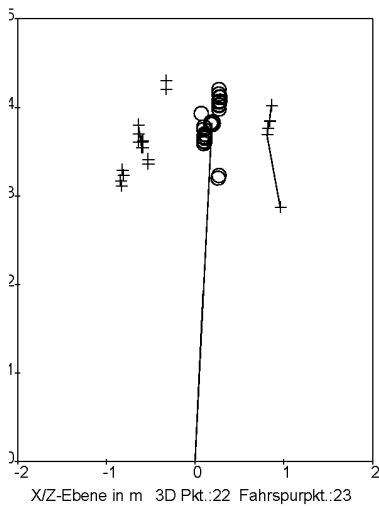
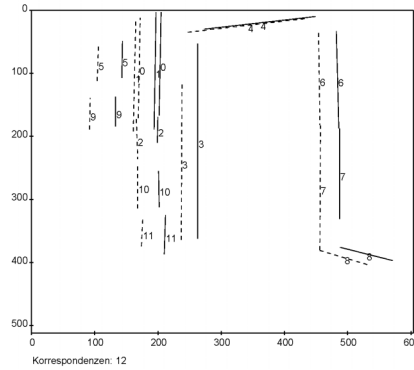
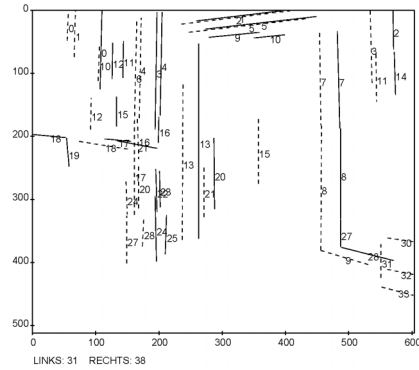


Abb. 3: Linear angeordnete 3D Punkte

Diese Methode liefert zuverlässige Ergebnisse, wenn die Hindernisse auf Bereiche beiderseits des mobilen Systems verteilt sind. Liegen die 3D Punkte jedoch auf einer Linie angeordnet, wie das z.B. bei Wänden der Fall wäre, so muß eine genauere Analyse der Lage der Punkte zueinander durchgeführt werden. Deshalb wird zusätzlich ein Bereich um jedes Fahrspursegment betrachtet, in dem kein anderer 3D Punkt liegen darf. Die Größe des Bereichs wird durch die Konstante  $d_v$  beschrieben, die einem minimalen Abstand der Fahrspurpunkte in der Tiefe des  $x/z$ -Raumes entspricht (Abb.3).

In den folgenden Abbildungen ist, anhand einer realen Szene, ein Beispiel für die Minimum Distanz Methode gegeben. Die Grundlage ist das Stereosegmentbild (links), wobei gestrichelte und durchgezogene Liniensegmente die Zugehörigkeit zum linken oder rechten Segmentbild zeigen. Die homologen Liniensegmentpaare (rechts) sind durch gleiche Nummern gekennzeichnet. Die Grafik unten stellt die 3D Daten in der  $x/z$ -Ebene dar, wobei die rekonstruierten 3D Punkte durch Kreuze, die berechneten Fahrspurpunkte durch Kreise und die geschätzte Fahrspur durch eine Linie dargestellt sind.



In nebenstehender Abbildung wurde die Minimum Distanz Methode angewendet, da auf der linken und rechten Seite 3D Punkte ermittelt wurden und ein Weg zwischen ihnen hindurch möglich ist. Liegen jedoch Hindernispunkte nur auf einer Seite des Fahrzeuges, so versagt diese Methode und eine weitere Analyse der 3D Punkte muß vorgenommen werden.

### 3.2 Punktverteilungsmethode

Diese Methode basiert auf der Kovarianzmatrix  $\underline{C}$ , die über alle rekonstruierten 3D Punkte berechnet wird.

$$\underline{C} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\vec{p}_i - \vec{m}_0) \cdot (\vec{p}_i - \vec{m}_0)', \quad \vec{m}_0 = \text{Mittelwert}, \quad \vec{p}_i = P_i(x, z) \quad (2)$$

Die Eigenvektoren beschreiben die Orientierung der Verteilung. Die Quadratwurzel der Eigenwerte korrespondiert mit der Standardabweichung in Richtung der Hauptachsen der Verteilung, welche die Ausdehnung einer Ellipse angeben. Um aus der Punktverteilung eine Fahrspurinformation zu gewinnen, muß die Lage (Schwerpunkt  $m_0$ ) und Orientierung (Winkel  $\varphi$  zwischen der größeren Hauptachse und der Z-Achse) der Ellipse klassifiziert werden. Der Lenkwinkel ergibt sich dann aus einem Endpunkt der Hauptachse der Ellipse und einem Sicherheitsabstand  $d_s$ .

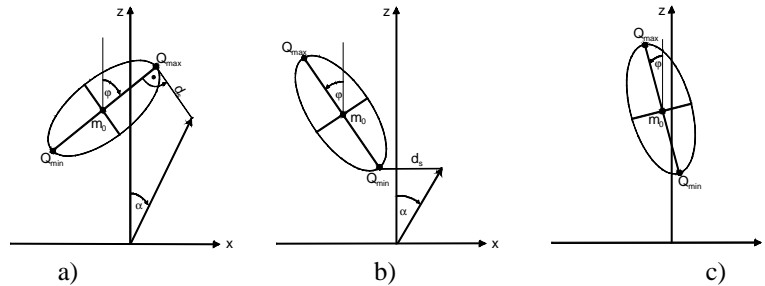


Abb. 4: Verschiedene Fälle von Punktverteilungs-Ellipsen für  $m_0$  links der Z-Achse

In den Fällen a) und b) ist ein Lenkwinkel bestimmbar, im Fall c) liegt die Verteilung um die Z-Achse positioniert, so daß keine eindeutige Entscheidung für eine Richtung zu treffen ist. In diesem Fall kann kein Lenkwinkel bestimmt werden, das mobile System muß entsprechend reagieren, z.B. die Geschwindigkeit reduzieren oder anhalten. Die folgenden Abbildungen illustrieren die Methode anhand einer realen Szene, wobei die Punktverteilung durch eine Ellipse dargestellt ist. Die Länge der beiden Hauptachsen entspricht dem Dreifachen der Standardabweichung der Verteilung.

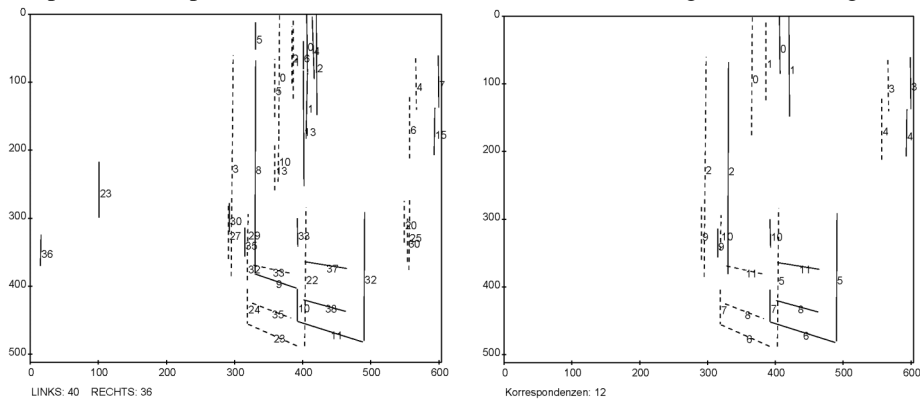
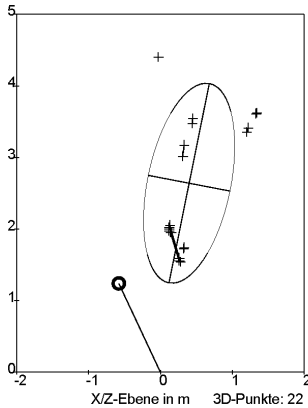


Abb. 5: Stereosegmente und berechnete Korrespondenzen



In nebenstehender Abbildung wurde, basierend auf den Ergebnissen aus Abb.5, die Punktverteilungsmethode angewendet, da nur Hindernisse rechts des mobilen Systems erkannt wurden. Die Punktverteilung wird durch eine Ellipse approximiert und ist in die Verteilung eingezeichnet.

#### 4 Probleme bei einer statischen Analyse von rekonstruierten 3D Punkten

Das bisherige Verfahren, die sog. statische Analyse, basiert auf rekonstruierten 3D Punkten einer Szene. Das Verfahren führt zwar zu einer kollisionsfreien Navigation in Innenräumen, die geschätzten Lenkwinkel variieren jedoch relativ stark und es treten vor allem zwei Probleme bei der Fahrspurbestimmung auf.

1. Das Stereomatching-Verfahren liefert falsche Korrespondenzen, die zu fehlerhaft rekonstruierten 3D Punkten führen. Diese liegen unter Umständen in einer möglichen Fahrspur und werden bisher von dem Verfahren ignoriert, wenn die Anzahl der 3D Punkte gering ist. Liegt an dieser Stelle jedoch ein reales Hindernis mit dieser geringen Anzahl von 3D Punkten, so kann dieses nicht erkannt werden.
2. Es treten Szenen auf, die bedingt durch vorangegangene Verarbeitungsschritte wie Segmentierung oder Stereomatching, nur durch sehr wenig 3D Punkte beschrieben werden und damit für die Fahrspurbestimmung unbrauchbar sind.

#### 5 Dynamische Analyse von rekonstruierten 3D Punkten

Bei der dynamischen Analyse werden die Ähnlichkeiten von 3D Punktverteilungen zwischen aufeinanderfolgenden Stereobildern untersucht, um die obengenannten Probleme zu lösen. Aufgrund der Ortsänderung  $(\Delta x, \Delta z)$  und Orientierungsänderung  $\Delta\varphi$  des mobilen Systems zwischen aufeinanderfolgenden Stereobildpaaren ergibt sich im lokalen Koordinatensystem die entsprechende örtliche Verschiebung gleicher rekonstruierter 3D Punkte.

$$P_{t_{i+1}}(x, z) = P_{t_i}(x, z) \cdot \underline{R}_{\Delta\varphi} - \vec{t}, \quad \text{mit } \vec{t} = (\Delta x, \Delta z) \quad (3)$$

Ist die Orts- und Orientierungsänderung bekannt, so kann für jeden 3D Punkt bestimmt werden, ob dieser zu vorangegangenen Zeitpunkten schon existierte. Als Ähnlichkeitsmaß wird, unter Berücksichtigung der örtlichen Verschiebung, der euklidische Abstand verwendet, der sich innerhalb einer  $\varepsilon$ -Umgebung befinden muß. Dieser Ansatz ist aufgrund der Nächste-Nachbar-Betrachtung kein exaktes Tracking von

3D Punkten, genügt aber für entsprechend kleines  $\epsilon$  zur Lösung des Navigationsproblems.

Das erste Problem fehlerhaft rekonstruierter 3D Punkte wird durch das vereinfachte Tracking aktueller 3D Punkte mit rekonstruierten 3D Punkten des vorangegangenen Zeitpunktes gelöst. Die wesentliche Annahme ist dabei, daß fehlerhafte 3D Punkte in aufeinanderfolgenden Szenen unter Berücksichtigung der Positionsänderung des mobilen Systems nicht an der gleichen Stelle auftreten. Diese Analyse führt jedoch andererseits dazu, daß korrekte 3D Punkte für eine Fahrspurbestimmung ausgeschlossen werden, die nicht in der vorangegangenen Szene aufgetreten sind. Aus diesem Grund ist es notwendig, sichere 3D Punkte bei einer zukünftigen Fahrspurbestimmung zu berücksichtigen. Dabei gelten 3D Punkte als sicher, wenn sie in der aktuellen und zwei vorangegangenen Szenen aufgetreten sind. Diese werden dann für mehrere zukünftige Szenen bei der Fahrspurbestimmung berücksichtigt und ermöglichen damit die Navigation, wenn die Hindernisse bereits außerhalb des Sichtbereichs des Stereosystems liegen.

In Abb.6 ist anhand der Ergebnisse einer realen Szene die Wirkungsweise des Verfahrens zu erkennen. Im linken Bild liegen vorne rechts fehlerhafte 3D Punkte vor, die das statische Verfahren ignoriert und deshalb trotzdem eine korrekte Fahrspur bestimmt. Eine dynamische Analyse eliminiert diese fehlerhaften 3D Punkte und fügt weitere Punkte hinzu, die in den vorangegangenen Szenen als sichere 3D Punkte klassifiziert wurden. Damit erhöht sich auch die Anzahl der berechneten Fahrspurpunkte.

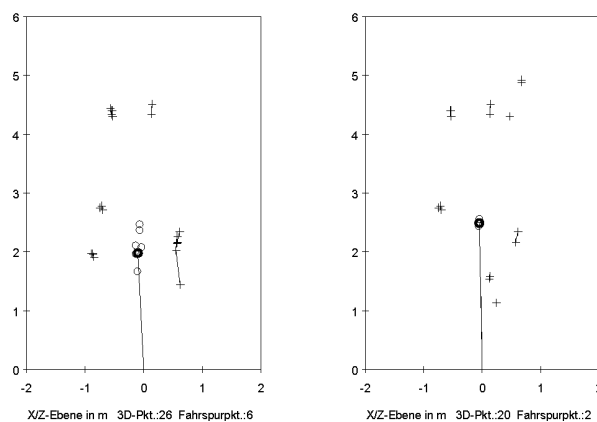


Abb. 6: Statische Analyse (links) und dynamische Analyse (rechts) von 3D Punkten

In Abb.7 und 8 sind die Ergebnisse der statischen und dynamischen Analyse einer 3D Punkt-Sequenz dargestellt. Sie resultieren aus 84 Stereobildpaaren einer Testfahrt durch die Räume des Instituts mit einer Dauer von ca. 2 min. Der Zeitabstand zwischen zwei aufeinanderfolgenden Datensätzen entspricht der gegenwärtigen Prozeßzyklusdauer von ca. 1.5s. Die Geschwindigkeit des mobilen Systems betrug ca. 10 cm/s. In Abb. 7 ist der Verlauf des ermittelten Lenkwinkels über der Zeit aufgetragen. Abb. 8 zeigt die Methode, die aufgrund der Lage der 3D Punkte angewandt wurde. Die Werte 0,1,2 für die Methode bedeuten: 0 = keine Fahrspurbestimmung möglich, 1 = Punktverteilungsmethode, 2 = Minimale Distanz Methode.

Die Unsicherheit bei den rekonstruierten 3D Punkten drückt sich im statischen Fall durch einen sehr schwankenden Lenkwinkelverlauf aus. Die dynamische Analyse führt hingegen zu einem wesentlich glatteren Verlauf, resultierend aus der Eliminierung unsicherer 3D Punkte und Verwendung sicherer 3D Punkte zu späteren Zeitpunkten.

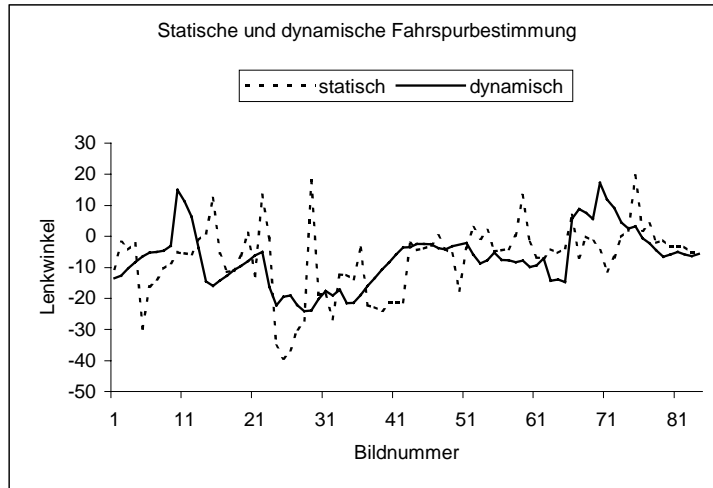


Abb. 7: Verlauf des Lenkwinkels bei statischer und dynamischer Analyse

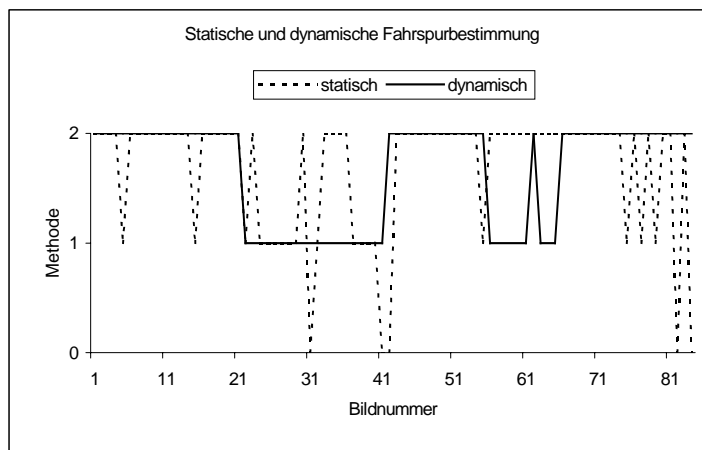


Abb. 8: Gewählte Methode bei statischer und dynamischer Analyse

Betrachtet man den Verlauf der gewählten Methode, so stellt man auch hier Schwankungen für den statischen Fall fest. Bei einigen Bildpaaren (Nr. 32,42,43,82,84) konnte keine Fahrspur bestimmt werden. Für die dynamische Analyse ändert sich die gewählte Methode wesentlich seltener und wird nur noch von der Szenerie bestimmt.

## 6 Zusammenfassung

Das vorgestellte Verfahren ermöglicht die Stereo-Vision-basierte Navigation eines mobilen Systems ohne *a priori*-Kenntnis der Umgebung. Ein Liniensegment-Stereo-Algorithmus mit anschließender 3D Rekonstruktion liefert unsichere 3D Punkte einer Szene, die alle als mögliche Hindernisse betrachtet werden. Die Fehler des Stereo-Matchings und der 3D Rekonstruktion werden durch eine dynamische Analyse von 3D Punktverteilungen aufeinanderfolgender Stereobildpaare weitgehend eliminiert. Die Kombination zweier Analysemethoden führt schließlich zu einem Lenkwinkel mit einem wesentlich glatteren Verlauf, der eine kollisionsfreie Navigation bewirkt. Weiterhin ist es damit möglich Hindernisse zu erkennen, die nur durch eine geringe Anzahl von rekonstruierten 3D Punkten repräsentiert werden. Die Verwendung der als sicher klassifizierten 3D Punkte in zukünftigen Zeitpunkten ermöglicht die Berücksichtigung von Hindernissen bei der Navigation, wenn diese nicht mehr im Sichtbereich des Stereosystems liegen. Die Zuverlässigkeit dieses Verfahrens wird jedoch nach wie vor von der Güte der vorangegangenen Verarbeitungsschritte, wie Kantenextraktion, Segmentierung und Stereomatching, beeinflusst.

## Danksagung

Ich möchte mich an dieser Stelle bei Herrn Prof. Dr. I. Hartmann für die volle Unterstützung bei meiner Forschungstätigkeit bedanken.

## Literatur

- [1] N. Ayache: „Artificial Vision for Mobile Robots“, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 1991.
- [2] M. Ekinici, B.T. Thomas: „Road Junction Recognition and Turn-Offs for Autonomous Road Vehicle Navigation“, Int. Conf. on Pattern Recognition, Aug. 1996, Austria.
- [3] O. D. Faugeras: „Three-Dimensional Computer Vision“, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, England, 1993.
- [4] O. D. Faugeras and G. Toscanini: „The Calibration Problem for Stereo“, Proc. of Conf. Comput. Vision and Pattern Recognition, Florida, 1986.
- [5] R. K. Lenz and R. Y. Tsai: „Calibrating a Cartesian Robot with Eye-on-Hand Configuration Independent of Eye-to-Hand Relationship“, PAMI Vol.11, No.9, September 1989.
- [6] L. Robert, C. Zeller, O. Faugeras: „Applications of Non-metric Vision to Some Visually Guided Robotics Tasks“, Research Report No. 2584, Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique (INRIA), June 1995, Sophia-Antipolis.
- [7] O. Schreer, I. Hartmann and R. Adams: „Analysis of Grey-Level Features for Line Segment Stereo Matching“, Int. Conf. on Image Analysis and Processing, Sept. 1997, Florence, Italy.
- [8] O. Schreer: „Stereo Vision-Based Navigation in Unknown Indoor Environment“, presented at Europ. Conf. on Computer Vision, June 1998, Freiburg, Germany.
- [9] P. Weckesser, F. Wallner, R. Dillmann: „Position Correction of a Mobile Robot Using Predictive Vision“, Int. Conf. on Intelligent Autonomous Systems, IAS-4, 1995.
- [10] Z. Zhang, G. Xu: „Epipolar Geometry in Stereo, Motion and Object Recognition“, Kluwer Academic Publisher, 1996, Netherlands.