Lehrstuhl für Realzeit-Computersysteme

Videobasierte Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers elektrischer Bahnen

Bernhard Hulin

Vollständiger Abdruck der von der Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik der Technischen Universität München zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktors der Naturwissenschaften (Dr. rer. nat.)

genehmigten Dissertation.

Vorsitzender:	UnivProf. DrIng. Klaus Diepold		
Prüfer der Dissertation:	1. UnivProf. DrIng. Georg Färber		
	2. UnivProf. Dr. rer. nat. Bernd Radig		

Die Dissertation wurde am 17.12.2003 bei der Technischen Universität München eingereicht und durch die Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik am 9.6.2004 angenommen.

Danksagung

An dieser Stelle möchte ich die Gelegenheit ergreifen mich bei allen zu bedanken, die dieses Werk ermöglicht und mich unterstützt haben.

Ganz besonders möchte ich mich bei Herrn Professor Georg Färber bedanken, der mich freundlich und eng in seinen Lehrstuhl RCS eingebunden hat und mir dadurch die Möglichkeit zu Diskussionen und Fachgesprächen mit Lehrstuhl-Mitarbeitern (unter anderem Herrn Norbert Stöffler und Herrn Georg Passig) gegeben hat.

Auch bei meinem Zweitprüfer Herrn Professor Radig möchte ich mich herzlich bedanken. Durch seine Anregungen verhalf er mir, meiner Arbeit den letzten Schliff zu geben.

Ebensoviel Dank gilt Herrn Dr. Helmut Möller, der mich aktiv bei meiner Arbeit, sei es durch Hilfe beim Aufbau des Systems oder durch geistige Inspiration, unterstütze. Er und Herr Dr. Bernhard Sarnes hinterfragten kritisch das aufgestellte Konzept und die entwickelten Algorithmen, wodurch die Güte der Algorithmen deutlich gesteigert werden konnte. Zudem nahm mir Herr Dr. Helmut Möller die Arbeit nur indirekt tangierende Verwaltungsaufgaben, wie zum Beispiel das Organisieren von Messfahrten ab, was mir erlaubte, mich voll auf meine Arbeit zu konzentrieren. In organisatorischen Aufgaben unterstützte mich ferner Herr Dr. Werner Krötz, der unter anderem für eine gute Ausstattung an Geräten sorgte.

Nicht zu vernachlässigen ist Herr Stefan Schüßler, der mir zunächst als Praktikant und später als Diplomand durch seine Zielstrebigkeit Ideen schnell und erfolgreich umzusetzen half und durch seine inspirierenden Diskussionen neue Ideen entstehen ließ.

Herr Dr. Dirk Hofman hingegen zeigte mir Wege auf, das vorliegende Werk nachdrücklich zu verbessern.

Den Dank möchte ich aber nicht nur den aktiven Helfern aussprechen, sondern auch denjenigen, die in der zweiten Reihe das Projekt und die Arbeit vorangetrieben und unterstützt haben. Unter anderem denke ich hier besonders an Herrn Nils Dube und Herrn Bernhard Landwehr.

Schließlich möchte ich noch meiner Frau danken, die mir trotz zweier Töchter "am Hals" den Rücken frei hielt.

Darüber hinaus will ich aber auch allen danken, die hier nicht namentlich erwähnt sind, und ihren Beitrag an der Arbeit in irgendeiner Form leisteten, wie zum Beispiel die geduldigen Triebfahrzeugführer von DB Systemtechnik in München.

Abkürzungsverzeichnis

Geometrische Größe	Bedeutung
b	Basis
heta	Öffnungswinkel / Abtastwinkel
lpha	Azimut (Schwenkwinkel)
η	Elevation (Erhöhung der Kamera, Neigwinkel)
h	Höhe des Fahrdrahtes
(x, y, z)	Weltkoordinaten
X	Achse nach links, Ursprung: Gleismitte
Y	Achse nach oben, Ursprung: Schienenoberkante
Ζ	Achse nach vorne, Ursprung: Kameraebene
δ_{LR}	Disparität zwischen linker und rechter Kamera

Ereignis	Bedeutung
FD_t	Fahrdraht wird in Bild t gefunden
$\overline{FD_t}$	Fahrdraht wird in Bild t nicht gefunden
E_t	in Bild t ist ein Hindernis
$\overline{E_t}$	in Bild t ist kein Hindernis
T_t	Test positiv (das System hat ein Hindernis erkannt)
$\overline{T_t}$	Test negativ
H_0	Nullhypothese (hindernisfrei)

Zusammenfassung

Im Rahmen dieser Dissertation wurde erstmalig ein System zur automatischen Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers für elektrische Bahnen entwickelt. Bestehende Systeme aus anderen Anwendungsgebieten können wegen der speziellen Gegebenheiten (unter anderem ein zum Kamerakoordinatensystem variabler, nur mathematisch definierter zu überwachender Raum und eine geringe Hindernisbreite von 4, 5 mm) hierfür nicht verwendet werden.

Das entwickelte System besteht aus drei an der Spitze des Zuges montierten Kameras und zwei Standard-Industrie-PCs, von denen einer zur Aufnahme, der andere zur Auswertung bestimmt ist. Aufgrund der Vielzahl sichtbarer gleich aussehender Objekte reichen zwei Kamerabilder von verschiedenen Perspektiven zur Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers häufig nicht aus.

Es wurde festgestellt, dass ein System zur Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers zwei Teilprobleme lösen muss: Zum einen die Bestimmung des Durchgangsraums relativ zum Kamerakoordinatensystem, zum anderen die Entscheidung, welche Objekte im Durchgangsraum liegen.

Erstes ist notwendig in Hinblick auf die variierende Höhe (4, 95 m-6, 5 m)und Seitenlage (unter anderem in Kurven) des Durchgangsraums relativ zum Kamerakoordinatensystem. Der Durchgangsraum wird direkt und ausschließlich aus den aufgenommenen Bildern berechnet. Dies geschieht durch Auswertung der Position des Fahrdrahtes, dessen obere Begrenzung gleich der des Durchgangsraums ist und über dessen Zick-Zack die Gleismitte und somit die seitliche Begrenzung des Durchgangsraums bestimmt wird.

Für die Bestimmung des Fahrdrahtes wurde das Verfahren des "multiplen Verzerrens" entwickelt, mit dessen Hilfe die Findung des Fahrdrahtes auch bei Fahrdraht-typischen nicht-linearen Steigungsverläufen (zum Beispiel vor Brücken oder in Nachspannungen) möglich ist.

Für die Extraktion von Hindernissen wurden insgesamt vier Algorithmen entwickelt, von denen zwei auf schmale und zwei auf breite Hindernisse sensitiv reagieren. Das Vorgehen für breite Hindernisse ist, zunächst alle schmalen Objekte zu entfernen und für die wenigen (meist weniger als zwei) verbleibenden breiten Objekte die Lage durch Triangulation zu ermitteln.

Für die Extraktion schmaler Hindernisse genügen "Farbe" (Intensität, Farbton und Sättigung) und "Form" meist nicht. Hierfür bietet die "Bildposition" die notwendige Signifikanz. Dabei wird sowohl die relative Bildposition zu einem anderen bereits bekannten Objekt, wie zum Beispiel dem Fahrdraht, ausgenutzt, als auch beim Einsatz von mindestens drei Kameras das Verhältnis der Disparitäten.

Mit dem aktuellen System ist bei Verfügbarkeit eine Erkennung des Fahrdrahtes in 92% der Fälle möglich. Die Güte des entwickelten Algorithmus zur Fahrdrahtfindung ist unabhängig von der Bauart einer DB-Oberleitung, aber abhängig vom Wetter und Umgebungsobjekten. Ebenso wird die Güte durch die Kameraposition beeinflusst, wobei die schlechteste Position 0, 6 m von der Gleismitte entfernt ist, da dort der Fahrdraht senkrecht abgebildet wird und damit die Wahrscheinlichkeit für Verdeckungen zunimmt.

Bei der Erkennung von Hindernissen mit einer Sensitivität von 30% beträgt die Fehlalarmrate unter 1/15.000. Dazu werden die entwickelten Algorithmen geeignet kombiniert und die Überlappung ausgenutzt. Wird hingegen eine Fehlalarmrate von 2% in Kauf genommen, liegt die Sensitivität bei 60%.

Die erhobenen Daten gelten für Zuggeschwindigkeiten bis 50 km/h. Eine ähnlich hohe Verarbeitungsgeschwindigkeit (bezogen auf ein Pixel) erreichen Hinderniserkennungssysteme im Automobilbereich. Berücksichtigt man die Weiterentwicklung der Prozessoren, ist die entwickelte Algorithmik in spätestens sechs Jahren auf Standard-PCs für Geschwindigkeiten bis 330 km/heinsatzfähig. Alternativ kann dieses Ziel durch Einsatz geeigneter Spezialhardware, wie zum Beispiel DSPs oder FPGAs, schon heute erreicht werden.

Inhaltsverzeichnis

1	Ein	eitung 1
2	Pro	lemstellung 5
	2.1	Ausgangssituation
	2.2	Systemanforderungen
		2.2.1 Betriebswirtschaftliche Anforderungen
		2.2.2 Betriebliche Anforderungen
		2.2.3 Designtechnische Anforderungen
		2.2.4 Technische Anforderungen
	2.3	Abtastwinkel und Auflösung 12
3	Sta	d der Technik 13
	3.1	Einordnung
		3.1.1 Mobile Inspektion bei der Bahn
		3.1.2 Außenraumüberwachung
		3.1.3 Hinderniserkennung im Automobilbereich 15
		3.1.4 Schlussfolgerung
	3.2	Techniken und Verfahren
		3.2.1 Techniken
		3.2.2 Optische Hinderniserkennung
		3.2.3 Optische Entfernungsmessung
		3.2.4 Stereo-Verfahren
		3.2.5 Zusammenfassung
4	Kor	zept 35
5	Um	etzung des Konzepts 43
-	5.1	Aufbau \ldots \ldots \ldots 43
	5.2	Kalibrierung
	5.3	Algorithmen
	-	5.3.1 Segmentierung

		5.3.2	Bestimmung des Fahdrahtes	50
		5.3.3	Bestimmung von Hindernissen	57
6	Erge	ebnisse	2	65
	6.1	Repräs	sentativität der erhobenen Daten	66
	6.2	Verfüg	barkeit des Systems	69
	6.3	Erkenr	nungsrate des Fahrdrahtes	71
		6.3.1	Was bedeutet "Fahrdraht erkannt"?	71
		6.3.2	Bauartunabhängigkeit	72
		6.3.3	Wetterabhängigkeit	72
		6.3.4	Fahrdraht nicht gefunden - Auswirkung auf nachfol-	
			gende Bilder	73
		6.3.5	Auswirkungen der Kameraanzahl und -position auf die	
			Erkennungsrate	74
	6.4	Statist	ische Maßzahlen der Hinderniserkennung	77
		6.4.1	Güte der Hinderniserkennungsalgorithmen	77
		6.4.2	Hindernisfindung 3-aus-3 oder 2-aus-3 Kameras	79
		6.4.3	Kombination von Algorithmen	81
		6.4.4	Ausnutzung der Überlappung	82
	6.5	Echtze	eitfähigkeit	87
	6.6	Fazit		89
7	Aus	blick		91
	7.1	Betriel	bliche Schritte	91
	7.2	Techni	sche Schritte	91
\mathbf{A}	Auf	bau de	er Oberleitung	95
в	\mathbf{Schl}	echtes	te Position der Kamera	99
С	Dyn	amiscl	he Vorausschau	101

Kapitel 1 Einleitung

Hindernisse, wie zum Beispiel Defekte, Vegetation oder Hakenkrallen [Bun96], im Durchgangsraum des Stromabnehmers elektrischer Bahnen (siehe Abbildung 1.2) verursachen bei einer Kollision mit dem Stromabnehmer erhebliche Schäden (Abbildung 1.1). Dazu zählen nicht nur Sachschäden an Stromabnehmer und Oberleitung, sondern auch immaterielle Schäden, die durch Verspätungen hervorgerufen werden [Ack98]. Die Vermeidung derartiger Schäden würde Kosten sparen und das Ansehen und die Zuverlässigkeit der Bahn erhöhen.

Deshalb wird bei der Bahn seit 1995 untersucht, wie derartige Schäden zu verhindern sind. Prinzipiell stehen folgende zwei Optionen zur Vermeidung von Kollisionen von einem Stromabnehmer mit Hindernissen zur Verfügung: Die Abbremsung des Zuges und die Absenkung des Stromabnehmers. Dabei ist die rechtzeitige Absenkung des Stromabnehmers vor einem Hindernis die attraktivere Option, da hier die Entfernung, in der ein Hindernis erkannt werden muss, sich selbst bei einer Spitzengeschwindigkeit von 330 km/h auf



Abbildung 1.1 Folgen von Hindernissen: Fährt ein Zug in ein Hindernis entsteht fast immer einer Beschädigung des Stromabnehmers (links) und eine Verspätung (rechts).



Abbildung 1.2 Querschnitt des Durchgangsraums des Stromabnehmers (rot): Der Durchgangsraum ist in der Höhe durch die Fahrdrahthöhe ab Schienenoberkante (SO) begrenzt, während die seitliche Begrenzung durch die maximale Wippenbreite von 1950 mm und die quasistatische Auslenkung des Stromabnehmers relativ zur Gleismitte gegeben ist. (Quelle [UIC97])

circa 70 *m* beschränkt, während sie beim Abbremsen bei hoher Geschwindigkeit (zum Beispiel von $200 \, km/h$) mit einer maximalen Bremsverzögerung von $1 \, \frac{m}{s^2}$ mehrere Kilometer beträgt.

Da es aufgrund der geringen Maße¹ verschiedener Hindernisse dem Triebfahrzeugführer häufig nicht möglich ist, Hindernisse rechtzeitig, circa 70 mvor dem Zug zu erkennen, besteht die Notwendigkeit des Einsatzes technischer Mittel zur Erkennung derartiger Hindernisse. Insbesondere besteht der Wunsch nach einem auf den Zügen integrierbaren, voll-automatischen System, das den Triebfahrzeugführer keiner Mehrbelastung unterwirft. Eine weiterführende Diskussion befindet sich in Kapitel 2.

Da momentan, wie in Kapitel 3 aufgezeigt wird, kein derartiges System exisitert, wurde im Rahmen dieser Arbeit ein optisches, aus drei Kameras bestehendes System zur Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers entwickelt. Für die Identifikation von Hindernissen werden, wie in Kapitel 4 erläutert, zwei Teilprobleme gelöst:

- 1. Bestimmung des Durchgangsraums des Stromabnehmers relativ zum Sensor-Koordinatensystem,
- 2. Entscheidung, welche Objekte Hindernisse darstellen.

Die dafür entwickelten Algorithmen sind in Kapitel 5 beschrieben. Ebenfalls in Kapitel 5 wird detailliert auf den Aufbau der Hardware eingegangen. Es folgt eine Bewertung der Algorithmen und eine Empfehlung zur Auslegung des Systems in Kapitel 6. Weitere Schritte bis zu einer Serienreife des Systems sind in Kapitel 7 angedacht.

¹Gerissene Hänger (siehe Kapitel A) mit einem Durchmesser von $4,5\,mm$ sind häufig auftretende Hindernisse.

Kapitel 2

Problemstellung

2.1 Ausgangssituation

Jährlich gibt es circa 100 durch Hindernisse im Durchgangsraum des Stromabnehmers verursachte, registrierte Störfälle [Bor96], wobei die tatsächliche Anzahl höher liegen dürfte. Dabei wiegen weniger die Sachschäden als vielmehr die Verspätungen, die auf das gesamte Netz der Deutschen Bahn (DB) ausstrahlen. Durchschnittlich entstehen laut Landwehr [Lan02] pro Störfall rund 1.000 Minuten Verspätung¹.

Die Verspätungen reduzieren sich um circa die Hälfte, wenn der Zug mit einer automatischen Senkeinrichtung (AS) ausgerüstet ist [Lan02] [WD01]. Diese detektiert pneumatisch Kollisionen des Stromabnehmers mit Hindernissen.

Dazu ist in die Schleifleiste des Stromabnehmers ein Luftkanal eingebracht, der mit Druckluft versorgt wird. Wird dieser Kanal durchtrennt, zum Beispiel durch eine Kollision, entweicht aus ihm Luft; der Druck kann nicht mehr aufrecht erhalten werden, wodurch der Stromabnehmer sich selbständig senkt. Für eine detaillierte Beschreibung der AS sei auf [Lan02] verwiesen.

Allerdings ist momentan nur ein Bruchteil (circa 500 Züge) der DB-Flotte mit einer AS ausgestattet. Schäden werden durch die AS nur gemindert, jedoch nicht vermieden.

2.2 Systemanforderungen

Eine Weiterführung der Gedanken zur AS besteht darin, den Stromabnehmer schon vor einer möglichen Kollision mit einem Hindernis zu senken und

¹Darunter sind sowohl primäre als auch sekundäre Verpätungsminuten zusammengefaßt. Letztere entstehen durch Verspätung von Folgezügen.

somit Kollisionen auszuschließen. Dazu ist ein System erforderlich, welches Hindernisse im Durchgangsraum des Stromabnehmers rechtzeitig vor einer Kollision mit dem Stromabnehmer erkennt.

Ein solches System kann prinzipiell stationär oder mobil sein. Stationäre Lösungsvorschläge sind in der Regel aufgrund ihrer hohen Kosten unpraktikabel. Die Kosten entstehen durch die hohe Anzahl von Überwachungssensoren, die für eine vollständige Überwachung des gesamten elektrifizierten Streckennetzes der Bahn erforderlich wären.

Vorgeschlagene Verfahren für eine stationäre Hinderniserkennung sind der Einsatz von Kraftmesssystemen [Klo97] und berührungslosen Verfahren wie zum Beispiel der Einsatz von Lichtschranken [KS98].

Bei den mobilen Lösungsvorschlägen erscheint nur eine fahrzeugseitige Detektion sinnvoll. Der Einsatz anderer Fortbewegungsmittel als Träger des Detektionssystems, wie zum Beispiel ein Vorläuferfahrzeug oder eine Flugroboter vor jedem Zug nach Hindernissen suchen zu lassen, ist praktisch nicht anwendbar. Insbesondere Vorläuferfahrzeuge bringen zum einen hohe Anschaffungskosten, zum anderen eine erhöhte Unfallwahrscheinlichkeit mit sich [Möl99].

Bei der fahrzeugseitigen Detektion von Hindernissen schließen sich mechanische Verfahren, wie zum Beispiel eine Schwingungsanalyse, aus, da sie zu einer erhöhten Belastung des Kettenwerks führen würden und der technische Erfolg zweifelhaft ist.

Ziel ist es folglich, ein fahrzeugseitiges System zur berührungslosen Erkennung von Hindernissen einzusetzen, wie in Abbildung 2.1 veranschaulicht. Bei positivem Ergebnis wird der Stromabnehmer vor einer Kollision mit dem Hindernis gesenkt, so dass keine Sachschäden entstehen. Verspätungen können durch ein Aufbügeln des Stromabnehmers hinter einem Hindernis vermieden werden.



Abbildung 2.1 Schema - fahrzeugseitige, zerstörungsfreie Hinderniserkennung: Sensoren sind an der Spitze eines Zuges angebracht. Wenn ein Hindernis in der überwachten Entfernung erkannt wurde, wird der Stromabnehmer gesenkt. Die überwachte Entfernung ist dabei meist kleiner als die Entfernung vom Stromabnehmer zum Hindernis, die sich aus der Zuggeschwindigkeit und der Absenkzeit des Stromabnehmers berechnet.

Bei der Entwicklung eines solchen Hinderniserkennungssystems für die DB müssen unterschiedliche Kriterien erfüllt werden. Insbesondere betriebswirtschaftliche, betriebliche, designspezifische und technische Anforderungen müssen dabei beachtet werden.

2.2.1 Betriebswirtschaftliche Anforderungen

Aus betriebswirtschaftlicher Sicht geht es in erster Linie darum, ab welchem Preis sich der Einsatz eines Systems zur Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers rechnet. Aus wirtschaftsökonomischer Sicht ist insbesondere eine Standardausrüstung von Neufahrzeugen im Personen-Hochgeschwindigkeitsverkehr gewinnbringend. Konkret sind das unter anderem die Nachfolger der ICE-Flotte, wie zum Beispiel der HTE (High Speed Train Europe), der circa 2012 in Betrieb gehen soll.

Zur Abschätzung, wie viel die Ausstattung eines Zuges maximal kosten darf, soll folgende Kosten-Nutzen-Rechnung dienen.

Basis dafür ist ein mittlerer betriebswirtschaftlicher Schaden von 190.000 Euro pro Störfall, der durch ein Hindernis im Durchgangsraum des Stromabnehmers verursacht wird. Der Schaden setzt sich aus dem mittleren Sachschaden von 40.000 Euro [Lan02] und dem mittleren Schaden durch Verspätungen in Höhe von 150.000 Euro pro Störfall zusammen. Letzterer errechnet sich aus der Summe der Verspätungsminuten (1.000 Minuten [Lan02]) multipliziert mit einem Kostenfaktor pro Verspätungsminute von 150 Euro [Ack98] [Kno02]².

Da der Jahresumlauf von den circa 200 Zügen des Personen-Hochgeschwindigkeitsverkehrs mit je $520.000 \, km$ ungefähr fünf mal so hoch ist, wie der mittlere Jahresumlauf von anderen Zügen [ife02], ist mit ungefähr 20 Hindernissen pro Jahr für den Personen-Hochgeschwindigkeitsverkehr zu rechnen. Daraus folgt eine Schadenssumme von 3,8 Mio. Euro pro Jahr.

Wird eine Amortisation von 3 Jahren angenommen, so darf die Ausstattung eines Zuges 57.000 Euro kosten.

2.2.2 Betriebliche Anforderungen

Ein System zur Hinderniserkennung dient zur Erhöhung der betrieblichen Sicherheit. Es darf den Betrieb an anderer Stelle auf keinen Fall oder nur äußerst selten negativ beeinflussen, zum Beispiel durch einen Fehlalarm. Bei einem Alarm muss der Zug momentan laut Eisenbahn-Bau- und Betriebs-

 $^{^2 \}rm Einen ähnlichen Kostensatz für Verspätungen hat die Lufthansa AG mit knapp 160 Euro pro Verspätungsminute [Luf02]$

ordnung [Fre98] zum Stillstand kommen und durch den Triebfahrzeugführer festgestellt werden, ob ein Hindernis vorliegt.

Als Benchmark für die Fehlalarmquote kann die Fehlalarmquote bestehender eingesetzter Systeme verwendet werden, wie zum Beispiel die der AS. Dort gibt es circa 6 durch die automatische Senkeinrichtung verschuldete Störungen (Fehlalarme) pro Jahr. Bei einem Umlauf von 520.000 km pro Jahr und Zug [Kle99] entspricht dies einer Fehlalarmquote von ungefähr 2, $6 \cdot 10^{-9}$ pro gefahrenem Kilometer und einer MTBF (Mean-Time-Between-Failures) von 750 Jahren.

Eine andere bekannte Eisenbahneinrichtung, die als Benchmark dienen kann, ist die Linienzugbeeinflussung (LZB) mit einer MTBF von 14.000 Stunden (circa 1,5 Jahren) [SS98].

In [SS98] wird eine Nichterkennungsquote (Fehler 2. Art) für die Hinderniserkennung im Gleisbereich von $2, 5 \cdot 10^{-3}$ bis $5 \cdot 10^{-4}$ angegeben. Die Werte wurden durch die Forderung ermittelt, dass das System nicht schlechter funktionieren darf als der Mensch (Triebfahrzeugführer). Dieser hat unter niedrigen Stressbedingungen eine Versagenswahrscheinlichkeit zwischen 0,05%und 5%. Anzumerken ist, dass nach [SS98] im Gleisbereich Hindernisse eine Mindestgröße von $1 m \cdot 0, 5 m$ besitzen müssen.

Für ein System zur Erkennung von Hindernissen im Durchgangsraum des Stromabnehmers wird somit eine MTBF von mindestens 1,5 Jahren und eine Sensitivität von mindestens 90% gefordert.

Des weiteren ist Voraussetzung, dass das System vollautomatisch arbeitet und deshalb zu keiner zusätzlichen Belastung des Triebfahrzeugführers führt.

2.2.3 Designtechnische Anforderungen

Unter diesen Punkt fallen nicht nur das Außendesign des Zuges, sondern auch aerodynamische und die Integration betreffende Anforderungen. Letztere beinhalten unter anderem Probleme der Kopplung mit anderen Systemen, die sich sowohl auf die Schaltungstechnik als auch auf die Informationsleittechnik bezieht.

2.2.4 Technische Anforderungen

Da die vorliegende Arbeit technischer Natur ist, wird besonderes Augenmerk auf die technischen Anforderungen gelegt. Grundlegend dafür ist die Definition der drei Schlagwörter, "Hindernis", "Durchgangsraum des Stromabnehmers" und "Erkennung".

2.2. SYSTEMANFORDERUNGEN

Zu erkennende Objekte

Als Hindernisse gelten Objekte, die aufgrund ihrer Position bei der Durchfahrt eines Zuges mit dessen Stromabnehmer kollidieren können. Dies sind Objekte, die sich ganz oder partiell im Durchgangsraum des Stromabnehmers befinden. Dieser ist, wie in Abbildung 1.2 veranschaulicht, von oben vom Fahrdraht und von der Breite durch einen wohldefinierten Abstand zur Gleismitte beschränkt.

Konkret sind Hindernisse entweder Defekte der Oberleitung, wie zum Beispiel abgerissene Hänger, oder Fremdkörper. Fremdkörper sind meistens zufälliger Art, wie zum Beispiel Vegetation oder Plastikplanen, die in die Oberleitung geweht wurden. Der seltenere Fall sind absichtlich in die Oberleitung eingebrachte Fremdkörper, wie zum Beispiel Hakenkrallen oder Spazierstöcke.

Da Hindernisse nicht beliebig genau vermessen, sondern nur erkannt werden sollen, sind hier als realistisch erachtete Toleranzen für Hindernisse angegeben, ohne dadurch eine Vielzahl an Hindernissen von einer Erkennung auszuschließen. Die eingesetzte Sensorik muss Hindernisse mit einer Mindesthöhe von $10 \, cm$ und einer Mindestbreite von $4,5 \, mm$ erkennen. Die vorgegebene Breite entspricht dem Durchmesser eines Hängers der meisten Baureihen.

Zu überwachender Bereich

Die minimale Entfernung, in der das System Hindernisse vor dem Zug erkennen muss, ist primär abhängig von der Geschwindigkeit des Zuges, von dem Versatz des Stromabnehmers zur Spitze des Zuges (vgl. Abbildung 2.1) und von der Absenkzeit des Stromabnehmers, die mit circa 1*s* angesetzt werden kann (siehe Abbildung 2.2). In Tabelle 2.1 ist diese Entfernung auszugsweise für wichtige Zuggattungen ab Zugspitze dargestellt. Die größte Entfernung, in der ein Hindernis erkannt werden muss, ergibt sich für den ICE1 und ICE2 mit jeweils 63 m.

Die benötigte seitliche Begrenzung x des zu überwachenden Bereichs in einer Entfernung z ab Sensor errechnet sich mit

$$x = r - l = r - \sqrt{(r - x_D)^2 - z^2},$$

wobei r der Kurvenradius (für Hauptstrecken größer gleich 300 m) und $x_D = 1,145 m$ die halbe Breite des Durchgangsraums des Stromabnehmers ist (siehe Abbildung 2.3)³. Setzt man in die Formel den Wert für die maximal erforderliche Entfernung ein, in der ein Hindernis ab Zugspitze erkannt werden

³Der tatsächlich zurückgelegte Weg wird hier zur Vereinfachung durch z angenähert, da er aufgrund der großen Kurvenradien nur minimal größer (< 2, 3%) ist.



Abbildung 2.2 Absenkkurve eines Stromabnehmers des Triebkopfs 515 bei $280 \, km/h$ auf freier Strecke: Die angegebenen Zeiten wurden ab dem Zeitpunkt der Auslösung gemessen. In einer Sekunde fällt der Stromabnehmer bis $0, 6 \, m$ unter den Fahrdraht. In weiteren $160 \, ms$ fällt der Stromabnehmer um weitere $0, 3 \, m$. Bis zu einer vollkommenen Absenkung werden knapp $1, 4 \, s$ benötigt. (Quelle [Lan02])

Zuggattung	Höchstgeschwin-	Entfernung Entfernung Zug-	
	digkeit [km/h]	Stromabnehmer	spitze Hindernis
		Hindernis [m]	[m]
Güterzug	80	22	19
S-Bahn	140	40	20
InterCity	220	62	59
ICE1, ICE2	280	78	63
ICE3	330	92	57

Tabelle 2.1 Minimal erforderliche Entfernung für die Erkennung von Hindernissen in
Abhängigkeit einzelner Zuggattungen und ihrer jeweiligen Höchstgeschwindigkeit. Der mi-
nimal erforderlichen Entfernung liegt eine Absenkzeit von 1s zugrunde. Bei den ICEs ist
der Stromabnehmer nach hinten versetzt, weshalb die erforderliche Entfernung von der
Entfernung zum Stromabnehmer abweicht.



Abbildung 2.3 Schematische Aufsicht einer Kurve: Ein herannahender Zug fährt in Richtung aufsteigender z, also nach rechts. Der zu überwachende Raum hat eine seitliche Begrenzung x_D von $\pm 1,145 m$ ab Gleismitte. Um diesen Raum auch in Kurven in einer gegebenen Entfernung z überwachen zu können, muss das Sensorsystem einen bestimmten Abtastwinkel θ besitzen.

muss, so ergibt sich für einen Kurvenradius von 300 m eine seitliche Begrenzung von 7,86 m.

Lückenlose Erkennung

Diese Forderung zielt sowohl in zeitliche als auch in lokale Richtung. Eine Überwachung sollte zu allen möglichen Witterungsbedingungen (Sonne, Dämmerung, Nacht, Wolken, Regen, etc.) möglich sein und gegen Verschmutzungen, wie zum Beispiel durch zerdrückte Insekten oder aufgewirbelten Staub/Schnee (insbesondere in Bodennähe bei hoher Geschwindigkeit) resistent sein. Deshalb muss ein Hinderniserkennungssystem schmutzunempfindlich oder selbstreinigend sein.

Ebenso muss das System sowohl in natürlicher Umgebung mit Bäumen oder Bergen im Hintergrund, als auch in konstruierter Umgebung bei Brücken oder Tunnels nutzbar sein. Insbesondere bei Brücken ist es wichtig eine Überwachung zu gewährleisten, da Fremdkörper von Brücken leicht in die Oberleitung einzubringen sind.

2.3 Abtastwinkel und Auflösung

Für Hindernisse mit einer Breite von 4,5 mm und einer Höhe von 10 cm in einer Entfernung von 63 m (siehe Tabelle 2.1) ist eine horizontale Auflösung von mindestens $7 \cdot 10^{-5} rad$ nötig, wenn eine Quantisierung vernachlässigt wird, ein 4,5 mm breites Objekt in 63 m Entfernung also einer Abtastung entspricht. Um die gesamte Breite des Durchgangsraums auch in Kurven zu erfassen, folgt aus der seitlichen Begrenzung von 7,86 m ein horizontaler Abtastwinkel von 0,25 rad. Es sind also insgesamt knapp 3.600 Abtastungen nötig, um die gesamte Breite des Durchgangsraums (auch in Kurven) zu erfassen.

Kapitel 3

Stand der Technik

3.1 Einordnung

Hinderniserkennung bei der Bahn¹ unterscheidet sich zu anderen Anwendungsgebieten im Bezug auf die Bekanntheit der Szenerie und interessierender Objekte (im folgenden Interessensobjekte genannt). Dies wird besonders deutlich in einer entsprechenden Graphik, in der die Bekanntheitsgrade der Szenerie und der Interessensobjekte auf zwei verschiedenen Achsen aufgetragen sind (siehe Abbildung 3.1).

Am nähesten zur Hinderniserkennung-Bahn liegen die Anwendungsgebiete Außenraumüberwachung, mobile Inspektion bei der Bahn und Hinderniserkennung im Automobilbereich. Trotzdem gibt es zu jedem dieser Anwendungsgebiete Unterschiede, die im Folgenden erläutert werden.

3.1.1 Mobile Inspektion bei der Bahn

Bei der mobilen Inspektion im Bahnbereich steht im Gegensatz zur Hinderniserkennung die absolute Genauigkeit im Vordergrund. Deshalb wird hier der Abstand vom Sensor zum Interessensobjekt meist gering gehalten und bei einer mobilen Inspektion, soweit dies der Bahnbetrieb zulässt, mit geringen Geschwindigkeiten gefahren [Sas94] [Poh96] [Blo02] [Nie02]. Das Soll-Aussehen des Interessensobjektes, der inspizierte Gegenstand oder Raum, ist weitestgehend bekannt. Deshalb wird häufig auf hinterlegte Daten zurückgegriffen. Dies können zum Beispiel zuvor aufgenommene Bilder [RS01] [RS00], ein Modell [ST96] oder eine Beschreibung des Interessensobjekts sein [Mag95] [KHS⁺01].

 $^{^1 \}mathrm{Sowohl}$ Hinderniserkennung für die Oberleitung als auch Hinderniserkennung im Gleisbereich



Abbildung 3.1 Einordnung von Hinderniserkennungssystemen auf der Schiene in ein Objekt-Szene Koordinatensystem: die vier extremen Gebiete sind Fertigung (zum Beispiel zur Vollständigkeitskontrolle [Neu02]), Verkehrsschildererkennung [PPW01] [GP98], Innenraumüberwachung [Sta97] [SSR98] [CC02], Hinderniserkennung im Automobilbereich und Hinderniserkennung bei bodennahen Flugroboter [Eib94] [WFDD96] [FWDD97] [AMK93]. Die drei benachbarten Gebiete sind Außenraumüberwachung, mobile Inspektion bei der Bahn und Hinderniserkennung im Automobilbereich, wobei der Übergang am fließendsten zum letztgenannten ist.

3.1.2 Außenraumüberwachung

Das Ziel der Außenraumüberwachung ist Handlungen von Interessensobjekten in einem Außenraum kontinuierlich über eine gewisse Zeit hinweg oder dauerhaft zu analysieren. Meist soll ein (abnormales) Verhalten oder ein (abnormaler) Zustand von Interessensobjekten (zum Beispiel Autos oder Personen) erkannt werden, wie zum Beispiel ein gefährliches Verhalten in Parkbereichen [FGR01] [GRJ01], die Anzahl der Menschen in einem öffentlichen Bereich [CC02] [RSG01], das unerlaubte Betreten eines Bahnübergangs bei gesenkten Schranken [WAO95] [lasa] oder vom Bahnsteig auf die Gleise gefallene Menschen [lasb] [KB98]. Das Aussehen der Interessensobjekte ist a priori nicht oder nur vage bekannt (abhängig davon, ob willkürliche oder speziell geartete Interessensobjekte beobachtet werden). Der Hauptunterschied zur Hinderniserkennung besteht darin, dass die Überwachungssensoren stationär (teilweise schwenkbar) fixiert sind.

Bei der Segmentierung des Signals (zwischen Hintergrund und Interessensobjekt(en)) treten häufig Störeinflüsse durch Witterung (Schnee, Regen, Schatten) [XE01] und Natur (Bäume, Gras, Vögel) [HHD00] [Kun01] auf.

3.1.3 Hinderniserkennung im Automobilbereich

Der Hauptunterschied der Hinderniserkennung im Automobilbereich zu der Hinderniserkennung bei der Bahn ist der Bekanntheitsgrad der Szenerie.

Allgemein können im Automobilbereich keine oder nur wenige Annahmen über die Szenerie gemacht werden, da Autos in willkürlicher Umgebung fahren können, unter anderem offroad [EG96] [SPL+01], wozu auch Planetenfahrzeuge [Mat92] [LBM98] [MCP97] [SNB99] [KS97a] zählen. Häufig wird das Gebiet jedoch dahingehend eingeschränkt, dass eine Fahrt in strukturierter Umgebung (auf Straßen mit deutlich sichtbarem Straßenrand [GLP+01] [SPL+01] [KWH97] [SCAC98] oder Straßenmarkierungen [HRD00] [BB96] [BBCF97] [CDZT93] [WSTW98] [CT93]) vorausgesetzt wird². Dann können weitere Annahmen, wie zum Beispiel ein ebener Untergrund [Anc92] [ZWH97] [CDZT93] [SZMW90], eine einheitliche Farbe der Straße [BBY90] [BY94] [BPBG95] oder ein gegebener Abstand von Straßenmarkierungen [DeM87] [DeM90], gemacht werden.

Ebenso wie bei der Szenerie können allgemein keine oder nur wenige Annahmen über Hindernisse gemacht werden, da es sich bei Hindernissen um beliebig geartete Objekte (zum Beispiel Menschen, Felsen, Steine, Bäume oder herabhängende Äste) handeln kann. Allerdings können zur Vereinfachung teilweise gewisse einschränkende Annahmen über Hindernisse getroffen werden, wie zum Beispiel, dass es sich bei Hindernissen ausschließlich um große, symmetrische Objekte, wie zum Beispiel Autos, handelt [BBF+00c] [BBFN00] [GE96] [Gra94]. Überdies wird in allen bekannten Publikationen auf diesem Gebiet angenommen, dass Hindernisse Kontakt zum Untergrund haben.

3.1.4 Schlussfolgerung

Obwohl alle drei benachbarten Gebiete eine hohe Dynamik der Szenerie besitzen können, scheint das Gebiet Hinderniserkennung für die Bahn am ähnlichsten zur Hinderniserkennung im Automobilbereich zu sein, da dort die Unterschiede am geringsten sind. Zum einen steht nicht wie bei der Inspektion im Bahnbereich die Genauigkeit im Vordergrund, zum anderen ist es gegenüber der Außenraumüberwachung fraglich, inwieweit die Szenerie tatsächlich bekannt ist und dies auch ausgenutzt werden kann.

Allerdings hebt sich über diese Unterschiede hinaus speziell das Anwendungsgebiet Hinderniserkennung Oberleitung von der Hinderniserkennung

²Es sei darauf hingewiesen, dass auf einer Straße ein Sensor verwendet werden muss, der Straßenmarkierungen erkennt. Der einzig bekannte Sensor, der dies momentan gewährleistet, ist eine Kamera.

Kriterium		OL	Gleisbereich	Straße
Hindernis	Fixation	beliebig	am Grund	am Grund
	Bewegung	gering	beliebig	beliebig
	Erkennungsart	qualitativ	qualitativ	quantitativ
Suchraum	vertikale Grenze	intangibel	tangibel	tangibel
	Abstand zu Sensor	variabel	fest	fest
Preis	je System	mittel	hoch	niedrig
Ethik	Schaden	nur Sach \sim	beliebig	beliebig

am Bahnfahrweg und der Hinderniserkennung im Automobilbereich ab. Die Hauptunterschiede sind in Tabelle 3.1 zusammengefasst.

Tabelle 3.1 Unterschiede des Anwendungsgebiets der Hinderniserkennung Oberleitung(OL) zu Hinderniserkennung im Automobilbereich und auf dem Fahrweg der Bahn.

Bei den Hindernissen handelt es sich bei der Hinderniserkennung Oberleitung um feste Objekte (bis auf Windeinflüsse ohne Bewegung), die an beliebiger Stelle befestigt sind. Lose Objekte gelten nicht als Hindernis, da ansonsten Vögel als Hindernisse erkannt werden. Sowohl auf der Straße als auch im Gleisbereich wird fast ausschließlich davon ausgegangen, dass Hindernisse Kontakt zum Untergrund besitzen. Zudem können sie eine Eigenbewegung aufweisen, wie zum Beispiel bei Automobilen.

Bei der Hinderniserkennung im Bahnbereich (hier: sowohl Durchgangsraum als auch Gleisbereich) ist nur eine qualitative (ja/nein) Hinderniserkennung sinnvoll, da ein Ausweichen unmöglich ist. Auf der Straße ist es hingegen wichtig, die genaue Position eines Hindernisses zu kennen, also eine qualitative Hinderniserkennung durchzuführen, da dem Hindernis notfalls mit einem Spurwechsel ausgewichen werden kann.

Werden Hindernisse am Untergrund gesucht, wie es im Gleisbereich und auf der Straße der Fall ist, so ist der (Such-)Raum, in dem Hindernisse auftreten können, nach unten hin tangibel³ und der Abstand der Sensoren zur unteren Begrenzung des (Such-)Raums fest. Bei der Hinderniserkennung in der Oberleitung ist der Abstand der Sensoren zur vertikalen Begrenzung des Durchgangsraums variabel und die Begrenzung intangibel, also nur mathematisch definiert. In der Oberleitung können deshalb mit bekannten Sensoren auch Objekte jenseits der vertikalen Begrenzung wahrgenommen werden und stören.

Aufgrund der beschriebenen technischen Unterschiede kann kein Hinderniserkennungssystem aus einem anderen Bereich unmodifiziert eingesetzt

³Nach [Tan] und [Tan02] sind mathematische Objekte (wie zum Beispiel (Zahlen, Funktionen, Relationen, usw.) intangibel. Sie sind nicht greifbar, besitzen keine Masse, keine Farbe oder ähnliche materielle Werte.

werden.

Der wohl gravierendste Unterschied ist aber die ethische Frage, die sich beim Einsatz eines Hinderniserkennungssystems stellt. Ein Versagen oder Ausfall des Systems kann sowohl auf der Straße als auch im Gleisbereich Menschenleben kosten, weshalb hier besonders hohe Anforderungen an Ausfallsicherheit und Fehlersicherheit gestellt sind. Bei der Hinderniserkennung in der Oberleitung gibt es in der Regel hingegen nur Sachschäden.

3.2 Techniken und Verfahren

In diesem Abschnitt werden Techniken und Verfahren zur Erkennung von Hindernissen⁴ vorgestellt und diskutiert. Soweit möglich wird eine Aussage getroffen, inwieweit sie sich für die Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers eignen.

3.2.1 Techniken

Hinderniserkennungssysteme basieren meist auf der Messung von Licht⁵, Mikrowellen und (Ultra-) Schall. Es ist darüber hinaus für Verkehrsmittel kein Hinderniserkennungssystem bekannt, das sich auf eine andere berührungslose Wechselwirkung, wie zum Beispiel Radioaktivität, Magnetismus, usw., stützt.

Das Hauptargument gegen die Verwendung von (Ultra-) Schall ist die begrenzte Reichweite von ungefähr 10 m [SS98] [KCC⁺96]. Diese steht im Gegensatz zur geforderten Reichweite von 63 m, womit auf (Ultra-) Schall basierende Techniken ausscheiden.

Zur Eignung von Mikrowellen zur Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers gibt es unterschiedliche Meinungen. In [MSRW95] wird auf theoretischer Basis die Machbarkeit gezeigt. Das zurückgeworfene Signal sei jedoch stark von der Beschaffenheit des reflektierenden Objekts abhängig [FCA99] [Foe00], woraus Liesenkötter [Lie98a] [Lie98b] folgert, dass die Reflexionen der (metallischen) Oberleitung schwächere Reflexionen von möglichen Hindernissen überlagern würden, wodurch eine Hinderniserkennung nicht mehr möglich sei.

Ein anderer Gesichtspunkt ist die erforderliche Antennengröße beim Einsatz von Real-Aperture-Radar. Beispielsweise wird für die Erkennung $50 \, mm$

⁴Hier sind nur derartige Hindernisse gemeint, die eine Kollision mit einem Verkehrsmittel (Automobil, Schiff, Flugzeug, etc.) verursachen können. Unter einem Hindernis wird also beispielsweise nicht ein Nagel im Holz verstanden, der eine Bohrung behindert.

⁵Dazu wird hier auch der nahe bis ferne Infrarotbereich gezählt.

breiter Hindernisse in einer Entfernung von 60 m eine Antenne mit einem Durchmesser von 3, 8 m benötigt (siehe Abbildung 3.2). Synthetic-Aperture-Radar erscheint für die Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers nicht geeignet, da im Anwendungsfall bei der Bahn eine Bewegung hauptsächlich in Richtung Hindernis erfolgt. Synthetic-Aperture-Radar kann aber nur dann verwendet werden, wenn eine Bewegung quer zum Objekt vorliegt. In [KS98] wird deshalb vom Einsatz von Mikrowellen zur Hinderniserkennung im Durchgangsraum abgeraten.



Abbildung 3.2 Erforderliche Antennengröße in Abhängigkeit der Entfernung für die Erkennung 5 cm bzw. 10 cm großer Objekte bei 95 GHz (nach [KS98]). Soll beispielsweise in 63 m ein 5 cm breites Objekte erkannt werden, bedarf es einer Antennengröße von knapp 4 m.

Bei der Verwendung von sichtbarem und nahem infraroten Licht ist der Hauptnachteil die Anfälligkeit auf Wettereinflüsse, wie zum Beispiel Nebel. Im Gegensatz zu Mikrowellen wurde hier allerdings auch in der Praxis anhand von Versuchen gezeigt, dass kleine Hindernisse auch ohne großen Empfänger erkannt werden können [BES97] [MH02] [WT99] [KRS95]. Deshalb erscheinen für die Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers optische Technologien am geeignetsten.

3.2.2 Optische Hinderniserkennung

Für eine Hinderniserkennung wird in der Regel sowohl vorrichtungsspezifisches als anwendungsspezifisches Wissen verwendet. Unter vorrichtungsspezifischem Wissen werden hier Sensorparameter verstanden, die unabhängig

3.2. TECHNIKEN UND VERFAHREN

von Szeneninhalt und Einsatzgebiet gelten. Dies sind zum Beispiel die Basis zweier Kameras oder die Wellenlänge des ausgesendeten Lichts. Äquivalent dazu spiegelt anwendungsspezifisches Wissen Gegebenheiten der Szene wider, die speziell für eine bestimmte Anwendung gelten. Zum Beispiel ist dies die Farbe der Mittelstreifen auf Straßen für die Erkennung der Straße.

Vorrichtungsspezifisches Wissen wird in Bezug auf Hinderniserkennung meist zur 3D-Positionsermittlung von Objekten oder Punkten der Szene relativ zum Sensorsystem genutzt. Bekannte Verfahren dafür sind Triangulation, Laufzeitmessung (oft als Time-Of-Flight (TOF) bezeichnet) und Interferometrie [JHG99] [Heb00].

Ebenso kann mit anwendungsspezifischem Wissen eine 3D-Positionsermittlung von Objekten oder Punkten relativ zum Sensorsystem erfolgen. Hierfür müssen jedoch bestimmte Eigenschaften von Objekt oder Szenerie bekannt sein oder angenommen werden. Dies kann zum Beispiel die Reflektivität des Interessensobjekts [HHT98] [Sys01], die Breite des Interessensobjekts oder vermessene Bodenmarkierungen sein.

Allerdings ist nicht für jede Art von Hinderniserkennung notwendigerweise eine 3D-Positionsbestimmung relativ zum Sensorsystem nötig. Je nach Bekanntheit von Szene und Objekten kann ein Hindernis durch Ausnutzung von anwendungsspezifischem Wissen erkannt werden.

Im Automobilbereich wird beispielsweise häufig unter einem Hindernis ein Auto verstanden. Dieses weist ein festes Verhältnis von Höhe zu Breite, Symmetrie und unter sich einen Schatten auf [RG94] [GE96] [ARCC98]. Derartige Annahmen sind für Hindernisse im Durchgangsraum des Stromabnehmer für den generellen Fall nicht haltbar. Allerdings können für bestimmte Arten von Hindernissen im Durchgangsraum des Stromabnehmers bestimmte Eigenschaften ausgenutzt werden, so zum Beispiel für am Fahrdraht hängende Hindernisse. In einem Videoabbild müssen diese Kontakt zum Fahrdraht

Besitzt hingegen die Szene markante Merkmale, so wird davon ausgegangen, dass sich ein Hindernis in der Szene befindet, sobald eines oder einige dieser Merkmale nicht mehr wahrgenommen werden können (zum Beispiel aufgrund von Verdeckung).

Für eine Hinderniserkennung im Gleisbereich nimmt Enkelmann beispielsweise an, dass sich ein Hindernis auf den Gleisen befindet, wenn in dem durch die Kamera aufgenommenen Bild eine der Schienen deutlich länger ist als die andere [Enk97].

Eine aufwändigere Form ist, die Szene soweit wie möglich zu interpretieren. Alle nicht identifizierten Objekte können dann als Hindernis gelten. Bei diesen Verfahren sind meist Modelle zu erwartender Objekte hinterlegt [ST96]. Nahezu keine Abstraktion erfolgt bei einem direkten Signalvergleich. Zum Beispiel werden dafür in [RS01] [WAO95] Soll-Bilder der Szene hinterlegt und mit der aktuellen Aufnahme verglichen. Ist der Unterschied zu groß, wird eine Warnung ausgegeben.

Für die Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers genügt die Ausnutzung von Wissen über die Szene nicht aus. Zwar können mit diesen Verfahren Anomalien in der Szene teilweise erkannt werden, doch kann im Allgemeinen nicht daraus gefolgert werden, dass sich diese Anomalien im Durchgangsraum des Stromabnehmers befinden, da keine 3D-Information vorliegt. Beispielsweise kann die Anomalie durch einen über die Oberleitung fliegender Vogel oder über die Bewegung von im Hintergrund sichtbaren Bäumen erzeugt werden.

Deshalb erscheint eine dreidimensionale Positionserfassung der Szene als unumgänglich. Zur Verbesserung der Resultate kann aber auf die soeben aufgezählten Verfahren zurückgegriffen werden. Zur Vermeidung von Fehlhindernissen erscheint insbesondere die Verwendung modellbasierten Wissens über die Oberleitung und eine Aufteilung der Menge aller Hindernisse in Untermengen als sinnvoll.

3.2.3 Optische Entfernungsmessung

In diesem Kapitel werden die bekannten Verfahren Interferometrie, Laufzeitmessung, Triangulation und die Nutzung anwendungsspezifischen Wissens zur Ermittlung der Entfernung beschrieben und in Bezug auf ihre Einsatzfähigkeit für eine Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers bewertet.

Eine grobe Unterteilung erfolgt in aktive und passive Verfahren (siehe Tabelle 3.2). Bei aktiven Verfahren wird die Beleuchtung zur Entfernungsbestimmung direkt benutzt, während dies bei passiven Verfahren nicht der Fall ist. Der Hauptvorteil aktiver gegenüber passiver Verfahren ist, dass auch in unstrukturierter Umgebung die Entfernung gemessen werden kann. Da bei der Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers aber sowohl Szene als auch Hindernis eine deutliche Kontur besitzen, zählt dieses Kriterium nicht.

Interferometrie

Interferometrie [Sch95] wird meist für Präzisionsmessungen verwendet, wie zum Beispiel im Bahnbereich zur Schwingungsanalyse von Gleisen während einer Zugüberfahrt[LPE02]. Die Entfernungsinformation wird aus der Phasenverschiebung der reflektierten Welle ermittelt. Dies geschieht durch Über-

Techniken	aktiv	passiv
Interferometrie	х	-
Laufzeitmessung	х	-
Triangulation	х	х
Wissensnutzung	х	х

Tabelle 3.2 Techniken für eine berührungslose Entfernungsmessung: Mit den ersten drei Techniken ist eine Entfernungsmessung von unbekannten Objekten prinzipiell möglich. Bei der Entfernungsmessung durch Nutzung anwendungsspezifischen Wissens muss entweder eine bestimmte Eigenschaft eines Objekts (wie zum Beispiel die Reflektivität) oder der Szene (wie zum Beispiel Bodenmarkierungen) bekannt sein.

lagerung der reflektierten und emittierten Welle. Da sich im überlagerten Signal Minima und Maxima periodisch proportional zur Wellenlänge wiederholen entstehen mehrdeutige Aussagen über die gemessene Entfernung. Diese Mehrdeutigkeiten lassen sich durch Anwendung des Verfahrens mit unterschiedlichen Wellenlängen beseitigen. Weil die Beseitigung von Mehrdeutigkeiten zeitaufwändig ist, wird die Interferometrie meist nicht zur absoluten, sondern zur relativen Entfernungsmessung von Ist- zu Ausgangszustand eines leicht verformten oder verschobenen Objekts verwendet [JHG99]. Der Arbeitsbereich liegt dabei im Bereich von maximal 10 m (siehe Abbildung 3.8).

Da für die Erkennung von Hindernissen aber im allgemeinen die absolute Entfernung zum Sensor von Bedeutung ist und es sich bei den Entfernungen meist um mehr als 20 m handelt, wird Interferometrie zur Hinderniserkennung nicht eingesetzt.

Laufzeitmessung

Bei der Laufzeitmessung (Time-Of-Flight) errechnet sich die Entfernung zu einem Objekt oder Punkt aus der Ausbreitungsgeschwindigkeit des Lichts und der Laufzeit. Die Laufzeitmessung wird sowohl für Präzisionsmessungen [MH02], als auch zur Hinderniserkennung [XTAG94] [SK91] [NMVS95] verwendet.

Es gibt drei Arten der Laufzeitmessung: Pulsung, Frequenzmodulation und Amplitudenmodulation. Die letzten beiden bestrahlen die Szene kontinuierlich, wodurch sie nach den Laserschutzvorschriften [Kol02] teilweise in eine höhere Klasse fallen als gepulste Laser. Eine weiterreichende Diskussion mit weiteren Vor- und Nachteilen findet sich in [Sys01].

Wesentlich von Bedeutung für die Einsatzfähigkeit ist jedoch die Vorrichtung, die zur Laufzeitmessung verwendet wird. Eine Übersicht ist in Abbildung 3.3 gegeben.



Abbildung 3.3 Optische Time-Of-Flight-Vorrichtungen

Nachteil einer scannenden Vorrichtung ist der erforderliche zeitliche Aufwand von üblichen 50.000 pel/s. Während eines Scanvorgangs kann sich sowohl die Szene, als auch der Ort der Aufnahme (bei mobilen Systemen) ändern, wodurch das Bild verwäscht. Ausgehend von dem oben genannten Wert ergibt sich für eine Zeile mit geforderten 3.600 Punkten eine Aufzeichnungsdauer von 70 ms. In dieser Zeit hat sich ein Zug mit 330 km/h bereits knapp 6, 5 m fortbewegt.

Die oben genannte Pixelrate bezieht sich hierbei auf mechanische Laserscanner, die ihr Licht mit (rotierenden) Spiegeln ablenken. An einer praktikablen nicht-mechanischen Ablenkung des Laserstrahls, wie zum Beispiel durch akusto-optische Kristalle [Heb00] oder elektro-optische Phased-Arrays [McM03], wird derzeit gearbeitet. Mit derartigen nicht-mechanischen Ablenkeinheiten ist eine Random-Access-Auslesung möglich.

Für eine ausführliche Diskussion über die Vor- und Nachteile von bildgebenden Laserscannern sei auf [HK92] und [Sys01] verwiesen.

Vielversprechend für die Hinderniserkennung sind 3D-Kameras [LSBS99] [LSBL00]. Sie generieren ohne einen Scanvorgang ein Tiefenbild. Heute reicht jedoch die Auflösung von unter $100 \times 100 \, pel$ für die Erkennung von $5 \, mm$ breiten Hindernissen in einem Raum mit horizontaler Breite von mindestens 2, 29 m selbst auf gerader Strecke noch bei weitem nicht.

Aussagen über die Einsatzfähigkeit nichtbildgebender Entfernungsmesser, wie zum Beispiel [BV03], für Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers liegen nicht vor. Aufgrund von Kurven wäre eine Schwenkeinrichtung oder der Einsatz mehrerer derartiger Sensoren notwendig.

3.2. TECHNIKEN UND VERFAHREN

Aktive Triangulation

Bei der aktiven Triangulation [Maa92b] wird die Entfernung eines Punktes in der Szene über den Versatz und den Winkelunterschied (Parallaxe) zwischen einer strukturierten Lichtquelle und einer Kamera errechnet (siehe Abbildung 3.4).



Abbildung 3.4 Lichtschnitt-Verfahren (nach [GJN⁺93]): Von einem Laser ausgesendetes Licht wird an einem Objekt (hier: Wand) reflektiert. In der Kamera ist diese Reflexion an einer bestimmten Stellen im Bild sichtbar abhängig von der Entfernung des Objekts. Über Triangulation kann die Entfernung des Objekts errechnet werden.

Die Tiefenauflösung ist in erster Linie durch die Basis zwischen Kamera und Beleuchtungsquelle beschränkt. Diese kann für eine Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers maximal so groß sein wie die Breite eines Zuges (3, 29 m laut [Fre98] Anlage 8). Weitere Einflussfaktoren sind die Schärfe der Beleuchtung und die Kameraauflösung.

Es muss zwischen Verfahren unterschieden werden, die die Szene auf einen Schlag komplett aufnehmen, oder solchen, die die Szene sequentiell analysieren (siehe Abbildung 3.5). Bei letzteren wird häufig die Eigenbewegung des Systems ausgenutzt, wie zum Beispiel bei der Inspektion von Tunnels . Scannende Verfahren findet man fast ausschließlich bei nicht-zeitkritischen Vermessungen von Objekten.

Soll eine zeitgleiche Aufnahme der gesamten Szene erfolgen, bieten sich unterschiedliche Kodierungen des Lichts an [MBS97]:

• Frequenzkodierung: Es werden gleichzeitig mehrere Schnitte oder Punkte unterschiedlicher Wellenlänge in die Szene projiziert. Es existieren Verfahren die eine Farbkodierung mit den Grundfarben (Rot, Grün, Blau) verwenden. Für eine Hinderniserkennung muss die Kodierung jedoch im unsichtbaren Spektrum erfolgen. Es sind somit Kameras erforderlich, die zwischen den ausgesandten Frequenzen unterscheiden.



Abbildung 3.5 Übersicht über den Einsatz strukturierten Lichts für die Entfernungsmessung.

Hierfür können zum Beispiel Spektralkameras oder mehrere Kameras mit unterschiedlichen Filtern verwendet werden.

- Intensitätskodierung: Die in die Szene projizierten Schnitte oder Punkte unterscheiden sich hinsichtlich ihrer Intensität. Da bei der Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers aber keine Aussage über die Reflektivität von Hindernissen und Oberleitung⁶ gemacht werden kann und zudem nicht jeder Schnitt oder Punkt auf ein Objekt trifft, gestaltet sich eine Zuordnung schwierig. Somit erscheint diese Kodierung für das vorliegende Problem ungeeignet.
- Musterkodierung: Es werden entweder periodisch das gleiche oder mehrere eindeutige Muster in die Szene projiziert. Bei periodisch gleichen Mustern sind Mehrdeutigkeiten nicht zu vermeiden. Soll den Schnitten oder Punkten eine eindeutige Identifkation zugeteilt werden, so kann dies über die Form (oder über ihre Randschärfe) geschehen. Zum Beispiel werden Linien mit unterschiedlichen nach grey-code kodierten Breiten in die Szene projiziert werden [SW94]. Hauptproblem bei der Musterkodierung ist die Auflösung, die umso geringer ist, je mehr Schnitte oder Punkte in die Szene projiziert werden. Voraussichtlich wird es mit einer Musterkodierung schwer 5 mm schmale Objekte unter den gegeben Voraussetzungen in der Szene zu erkennen.

Bei der aktiven Triangulation kristallisieren sich somit für die Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers zwei Möglichkeiten heraus: Ausnutzung der Eigenbewegung oder Frequenzkodierung. Für beide Ansätze wird aller Voraussicht nach wegen der Trennschärfe ein Laser eingesetzt werden müssen.

 $^{^6\}mathrm{Die}$ Reflektivität ist nicht zuletzt abhängig von Oberleitungsbauart und Korrosion.

Passive Triangulation

Bei der passiven Triangulation wird die Szene aus zwei verschiedenen Perspektiven aufgenommen. Über den bekannten Abstand und den Winkelunterschied (Parallaxe) zwischen den beiden Aufnahmen wird die Entfernung ermittelt [BF82]. Es können sowohl Flächen- als auch Zeilenkameras verwendet werden, weshalb an dieser Stelle keine Differenzierung erfolgt.

Die unterschiedlichen Aufnahmen der Szene werden durch veränderte extrinsische oder intrinsische Parameter der Kamera(s) erzeugt (vgl. Abbildung 3.6). Bei ersterem entstehen die unterschiedlichen Aufnahmen entweder gleichzeitig durch zwei oder mehreren Kameras (klassisches Stereo) [BF82] [DA89] oder nacheinander durch Bewegung einer Kamera oder der Szene (kinetische Verfahren). Neben dem klassischen Stereo existiert aber auch "monokulares Stereo", das mit einer Mehr-Loch-Kamera erzielt wird [SK00].



Abbildung 3.6 Übersicht über bekannte Kamera-bassierte Techniken und Verfahren: Grau unterlegt sind diejenigen Kästchen, deren Verfahren im aktuellen System verwendet werden. Es sind auch Verfahren aufgelistet, die zwar bisher nicht direkt für Hinderniserkennung eingesetzt wurden, sich jedoch dafür eignen könnten. Ein Beispiel dafür ist die Tiefenermittlung durch Zoomen. Da aus einer Tiefenkarte Hindernisse extrahiert werden können, eignen sich also auch Verfahren zur Hinderniserkennung, die Tiefenkarten erstellen können.

Kinetische Verfahren nutzen die Relativbewegung der Kamera gegenüber der Szene für die Berechnung der Entfernungsinformation. Bekannte Verfahren in dieser Gattung sind optischer Fluss [SBF00] [BB95] und Abbildungs-Unschärfe-Verhältnis [LAM97] [ALM97]. Bei letzterem wird ausgenutzt, dass sich durch die Relativbewegung zum einen die Größe der Abbildung, zum anderen ihre Schärfe ändert. Über diese beiden Parameter ist es möglich, die Entfernung eines Objekts zu ermitteln. Anhand der ermittelten Entfernung kann dann entschieden werden, ob es sich um ein Hindernis handelt oder nicht. Uberdies gibt es Arbeiten, die Stereo und kinetische Verfahren kombinieren [DC00] [Mit88].

Die dritte Art mit Hilfe der Triangulation Entfernungen zu ermitteln ist durch Veränderung der inneren (intrinsischen) Parameter, wie Fokus [SNTH00] [XS93] [ASC91], Brennweite [ABO01] [PS96] und Blende. Dabei wird die sich ändernde Unschärfe (Blur) ausgenutzt.

In Tabelle 3.3 findet sich eine Übersicht aufgezählter Verfahren mit einer Bewertung für den Einsatz zur Hinderniserkennung Oberleitung. Stereo und multi-okulare kinetische Verfahren scheinen prinzipiell zur Hinderiserkennung in der Oberleitung geeignet, während die Bewegung durch eine einzelne Kamera aufgrund von Verdeckungen, die in jedem zweiten Mastfeld vorkommen können, nicht ausreichend ist (siehe Abbildung 3.7).

Die Hinderniserkennung in der Oberleitung durch Veränderung intrinsischer Kamera-Parameter erscheint ebenso nicht ratsam, da Mechanik erforderlich ist. Dadurch erhöht sich der Preis; es sinken im allgemeinen die Geschwindigkeit und die Zuverlässigkeit des Systems.



Abbildung 3.7 Bildsequenz mit Hindernis: In den ersten drei Bildern der Sequenz verdeckt das Hindernis den Fahrdraht. Da das Hindernis lang und schmal ist, kann anhand der ersten drei Bilder nicht festgestellt werden, ob ein Hindernis vorliegt oder nicht. Erst im vierten Bild ist das Hindernis deutlich vom Kettenwerk zu unterscheiden. Das Fahrzeug ist unterdessen seit dem ersten Bild gut 15 m gefahren, wodurch eine Kollision mit dem Hindernis bei hohen Geschwindigkeiten unvermeidbar ist. Die geschilderte Situation kann aufgrund des Fahrdraht-Zickzacks periodisch an jedem zweiten Mastfeld auftreten.

Vorteil ist, dass Triangulation meist mit (günstigen) Standardkomponenten durchgeführt werden kann. Hauptnachteil ist, dass eine hohe Tiefenge-

3.2. TECHNIKEN UND VERFAHREN

Methode	OL-geeignet	Bemerkung
Stereo	Х	breite Basis erforderlich
monokular kinetisch	-	siehe Abbildung 3.7
multi-okular kinetisch	х	
intrinsisch	-	Mechanik

Tabelle 3.3 Bewertung der Verfahren: Mit "x" sind diejenigen Verfahren gekennzeichnet, die sich am ehesten für die Hinderniserkennung im Durchgangsraum eignen.

nauigkeit nur mit einer großen Basis, einer hohen Auflösung oder einer großen Brennweite möglich ist. Alle drei Schritte führen bei passiven Verfahren zu einer Vergrößerung des Korrellationsbereichs und somit zu einem erhöhten Rechenaufwand⁷.

Nutzung anwendungsspezifischen Wissens

Aktive Verfahren, die anwendungsspezifisches Wissen, wie zum Beispiel die Reflektivität⁸, zur Entfernungsmessung verwenden [HHT98] [Sys01], sind die Ausnahme. Das Hauptproblem dabei ist, dass die Reflektivität von unterschiedlichen Faktoren, wie zum Beispiel Temperatur oder Winkel des Lichteintritts, abhängig ist.

Etwas häufiger sind passive Verfahren, die über anwendungsspezifisches Wissen eine Entfernungsmessung vollziehen. Hierbei wird die Entfernung zu Objekten zum einen über die bekannte Bemaßung der Objekte gemessen, wie zum Beispiel die Breite von Automobilen. Zum anderen erfolgt die Entfernungsmessung mit Hilfe bekannter Bemaßungen der Szene, wie zum Beispiel die bekannte Breite der Straße [CAC02] [DeM90] [DeM87] oder der bekannte Winkel zwischen ebener Straße und Sensor [GE96].

Da Eigenschaften von Szenerie oder Objekt selten derart exakt bekannt sind, dass sie zu einer genauen Entfernungsmessung dienen können, wird anwendungsspezifisches Wissen meistens nicht als einziges Verfahren zur Entfernungsmessung verwendet, sondern nur zur Entfernungsschätzung in Kombination mit mindestens einem der anderen drei Verfahren.

Der Hauptvorteil bei der Verwendung von anwendungsspezifischem Wissen zur Hinderniserkennung oder zur Entfernungsmessung ist, dass es meist frei zugänglich ist und meist ohne zusätzliche Sensorik auskommt.

⁷Zum Vergleich: Eine der schnellsten Implementierung eines Flächenbasierten Korrellationsalgorithmus benötigt 33 ns/pel pro Dispäritätsstufe [Kan95] [KYO⁺96].

⁸Die Reflektivität muss bekannt sein, um über die quadratische Intensitätsabnahme die Entfernung zu errechnen.

Schlussfolgerung

Für eine Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers erscheinen prinzipiell sowohl die Laufzeitmessung als auch die aktive und passive Triangulation als praktikabel. Diese können und sollten zur Reduzierung von Fehlhindernissen durch die Nutzung anwendungsspezifischen Wissens ergänzt werden. Interferometrie scheidet aufgrund der oben genannten Gründe aus.

Zur Bewertung der tatsächlichen Anwendbarkeit wurden folgende Kriterien herangezogen:

• Tiefenauflösung: Wie in Abbildung 3.8 veranschaulicht sind für eine Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers beide Verfahren einsetzbar, da es sich um Entfernungen unter 100*m* handelt. Eine genaue Tiefenauflösung scheint durch Laufzeitmessung insbesondere bei großen Entfernungen wesentlich einfacher zu bewerkstelligen als durch Triangulation, weil bei Triangulation insbesondere die Basis, die Auflösung oder die Brennweite erhöht werden muss. Bei der Triangulation beeinflusst ein Entfernungsfehler auch die Genauigkeit der Seiten- und Höhenlage (siehe Abbildung 5.3).



Abbildung 3.8 Tiefen-Auflösungsvermögen verschiedener optischer Verfahren nach [JHG99].
3.2. TECHNIKEN UND VERFAHREN

- Azimut-Auflösung: Bei der Triangulation gibt es Standardkameras, die bei einer Breite von 2, 29 m des Durchgangsraums Objekte einer Breite von 5 mm aufnehmen⁹. Die Entfernung in der dies bewerkstelligt werden kann, hängt diesbezüglich (theoretisch) allein von der Brennweite ab. Bei der Laufzeitmessung ist diese Auflösung momentan weder mit Scannern noch mit 3D-Kameras zu erreichen.
- Texturiertheit: Aktive Verfahren besitzen gegenüber passiven den Vorteil, dass sie auch in unstrukturierter Umgebung eine Entfernung messen können. Da es sich aber bei den zu vermessenden Objekten meist um kleine Objekte handelt, für die eine genauere Vermessung innerhalb des Objekts ohnehin nicht erforderlich ist, oder um große strukturierte Objekte, wie zum Beispiel Äste, fällt dieses Kriterium zur Bewertung weg.
- Echtzeitfähigkeit: Hier haben nicht-scannende laufzeitmessende Verfahren, insbesondere 3D-Kameras, und auch aktive nicht-scannende Triangulationsverfahren einen deutlichen Vorteil gegenüber der passiven Triangulationsverfahren. Bei der passiven Triangulation muss die Entfernung nach der Bildaufnahme berechnet werden. Scannende Verfahren scheiden unter dem Gesichtspunkt aus.
- Kosten: In einer von der DB beauftragten Studie von Dornier wird von Serienstückkosten von je über 40.000 Euro für ein laufzeitbasiertes Verfahren und von unter 10.000 Euro für ein videobasiertes Verfahren (mit passiver Triangulation) ausgegangen [BES97]. Da ein wendefähiger Triebzug an beiden Enden ein Hinderniserkennungssystem benötigt, kann von 80.000 Euro Kosten pro Zug für ein laufzeitbasiertes Verfahren ausgegangen werden. Dies widerspricht den Forderungen aus Abschnitt 2.2.1.

Für eine passive Triangulation können hingegen Standardkomponenten, wie zum Beispiel Kameras und PCs verwendet werden, was den Preis eines System deutlich reduziert. Aktive Triangulationsverfahren wurden in der Studie nicht angesprochen. Es kann aber davon ausgegangen werden, dass sich der Preis für die aktive Triangulation von dem für die passive Triangulation nicht um Größenordnungen unterscheidet, solange für die aktive Triangulation nicht eine Frequenzkodierung im unsichtbaren Spektrum gewählt wird.

⁹Dann ist allerdings eine Nachführung in Kurven notwendig. Als alternative bleiben hochauflösendere Kameras.

• Augensicherheit: Zur optischen Laufzeitmessung sind ausschließlich Verfahren bekannt, die Laser als Lichtquelle einsetzen. Dies bedeutet, dass die Laserschutzvorschriften beachtet werden müssen. Nach einer von der DB beauftragten Studie von DaimlerChrysler ist eine Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers mit optischer Laufzeitmessung bereits ab einer Entfernung von 25 m nur unter bestimmten Bedingungen¹⁰ augensicher [RH99]. Die hohe Lichtleistung ist insbesondere wegen der Größe der zu erkennenden Hindernisse von 5 mm, der runden Form vieler Objekte und der bespielsweisse durch Korrosion verringerten Reflektivität notwendig.

Für Triangulation gilt aller Voraussicht nach dieselbe Aussage soweit als Beleuchtungsquelle Laser vorgesehen ist. Allerdings besteht insbesondere bei passiver Triangulation für eine Nachttauglichkeit die Möglichkeit des Einsatzes eines Restlichtverstärkers, einer Thermo-IR-Kamera $(3 \mu m - 12 \mu m)$ [MLO⁺98] oder einer diffusen Beleuchtung, zum Beispiel mit IR-Scheinwerfer oder LED-Array, womit die Problematik der Augensicherheit nahezu außer Acht gelassen werden kann. Eine aktive Triangulation kann auf Entfernungen ab circa 25 m und eine Objektbreite von 5 mm voraussichtlich nur mit Laser betrieben werden, da ansonsten die Ränder zu unscharf (größer als 5 mm) werden, womit bei Dauerbetrieb keine Augensicherheit gewährleistet sein dürfte.

• Lebensdauer: Die Lebensdauer aktiver Systeme hängt insbesondere von der Lebensdauer der Beleuchtung ab. Bei Laserdioden liegt die Lebensdauer typischerweise bei circa 10.000 Stunden [Gmb02]. Bei aktiven Systemen müssen sie die gesamte Betriebsdauer eines Zuges (circa 18 h/Tag) eingesetzt werden, womit das gesamte System über einen Zeitraum von 1,5 Jahren eingesetzt werden kann¹¹. Überdies ist die Lebensdauer scannender Verfahren, wie zum Beispiel einem Laser-Scanner, durch die Lebensdauer der meist noch mechanische Ablenkeinrichtung begrenzt.

Passive Systeme haben hingegen den Vorteil, dass sie nur nachts und in Tunnels betrieben werden müssen. Unter der Annahme, dass zwei drittel der Betriebszeit eines Zuges untertags bei Helligkeit erfolgen, würde ein System, das mit Laserdioden beleuchtet bereits 4,5 Jahre lang zum Einsatz kommen. Die Einsatzfahigkeit kann durch den Einsatz

¹⁰Unter anderem Pulsung und ab einer Mindestgeschwindigkeit.

 $^{^{11}}$ Zum Vergleich: Die Lebensdauer eines Zuges beträgt circa 100.000 Stunden (15 Jahre bei 18*h* Einsatz pro Tag), während die eines Straßenfahrzeuge (PKW oder LKW) typischerweise zwischen 3.000 und 8.000 Stunden liegt.

3.2. TECHNIKEN UND VERFAHREN

langlebigerer Komponenten, wie zum Beispiel LED-Arrays, um bis zu Faktor 10 erhöht werden [Hal02].

Zur besseren Übersicht sind in Tabelle 3.4 die wichtigsten Unterscheidungskriterien für die Laufzeitmessung, die aktive Triangulation und die passive Triangulation gegenübergestellt. Aus dieser Gegenüberstellung folgt, dass die passive Triangulation unter Betrachtung der aufgelisteten Kriterien momentan die vorteilhafteste Lösung ist. Zu demselben Ergebnis kommen Bertozzi et. al., die in [BBF00a] eine ähnliche Diskussion führen.

Für die Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers sind von den passiven Triangulationsverfahren aufgrund von Verdeckungen insbesondere Stereo-Verfahren vorteilhaft.

Kriterien	TOF	akt. Trian.	pas. Trian.
Tiefenauflösung	+	-	-
Azimut-Auflösung	-	+	+
Echtzeitfähigkeit	+	+	-
Kosten	-	+	+
Augensicherheit	-	-	+
Lebensdauer	-	-	+
Anzahl "+"	2	3	4

Tabelle 3.4 Nutzwertanalyse für Time-Of-Flight, aktive Triangulation und passive Triangulation: Es wurden Bewertungskriterien herangezogen, die für die Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers von Bedeutung sind, und, in denen sich die Verfahren unterscheiden. Es wird davon ausgegangen, dass alle aufgelisteten Kriterien die gleiche Wichtigkeit besitzen. Die Bewertung erfolgt nach heutigem Stand der Technik und stellt nicht die zukünftigen Möglichkeiten in Frage.

3.2.4 Stereo-Verfahren

Unterschieden werden muss zwischen matchintensiven und matchfreien Methoden Hindernisse zu detektieren. Bei ersteren werden durch Matching in zwei oder mehr Kamerabildern korrespondierende Projektionen eines (Welt-) Punktes bestimmt. Daraus kann durch Triangulation die Entfernungsinformation bzw. der Pixelversatz ermittelt werden [BT80] [Pan78] (siehe Abbildung 4.4). Teilweise werden sogar Entfernungs- oder Disparitätskarten gebildet, die dann weiterverarbeitet werden. Das Matching an sich erfolgt häufig Merkmal-basiert [Mor77] [MP79] [UKS⁺98], Flächen-basiert [FRT97] [WT99] (meist über Korrelation), seltener Pixel-basiert [CHRM96].

Hauptproblem beim Matching sind Mehrdeutigkeiten: Zu einem Muster in einem Bild existieren mehrere gleichaussehende Muster im anderen Bild. Derartige Mehrdeutigkeiten können entweder unausgewertet verworfen [FRT00], die wahrscheinlichste ausgewählt¹², oder deren Anzahl reduziert werden.

Zur Reduzierung von Mehrdeutigkeiten stehen hauptsächlich folgende Taktiken zur Verfügung:

- Suchbereich begrenzen (disparity limit)
- Annahme von geringen Disparitätsunterschieden zwischen benachbarten Mustern (smoothness constraint)
- Annahme einer Ordnung (ordering constraint)
- Hinzunahme von Kameras
- Kopplung mit kinetischen Verfahren

Alternativ zum Matching gibt es die Möglichkeit Hindernisse matchfrei zu erkennen [Xie95] [Xie96] [OTW97] [OTW98] [BBCF97] [BB96] [BBF98] [BB98]. Unter der Annahme, dass der Untergrund eben ist, können bei matchfreien Verfahren die Bilder derart transformiert werden, dass alle Merkmale die sich am Untergrund befinden, wie zum Beispiel Straßenmarkierungen, in beiden Bildern die gleiche Position haben und somit bei einem Übereinanderlegen der Bilder zur Deckung kommen. Umrisse von Hindernissen oder von Vertiefungen im Untergrund kommen nach dieser Transformation nicht zur Deckung. Durch eine Subtraktion fallen alle Markierungen der Grundfläche weg; übrig bleiben Hinderniskonturen.

Als Transformationen für eine matchfreie Hinderniserkennung werden das Inverse-Perspective-Mapping (IPM) [MBLB91] [BBCF97], welches auch als Planar Projection Method (PPM) [OTW97] oder Plan-View Transformation (PVT) [PT93] [CDZT93] [LDMT88]¹³ bezeichnet wird, und das (affine) Verzerren [LWKM95] [TMW96] [KWM94] [KLM94] [Wil97] [Wil98] [WT99] [WT98a] [WT98b] [LO97], das auch als Ground-Plane Transformation (GPT) [LB98] oder (Tilted-)Horopter-Stereo [SPL+01] bezeichnet wird, eingesetzt. Andere Transformationen wie zum Beispiel das Log-Polar-mapping [BPK94] und das horizontale Sub-Sampling [RG94] [GE96] werden in diesem Zusammenhang nicht genutzt, könnten sich aber prinzipiell ebenfalls zur matchfreien Hinderniserkennung eignen.

Die soeben aufgezählten Transformationen eignen sich ebenso zur Vereinfachung des Matchings von in die Tiefe reichenden Objekten oder Markierungen [WT99], wie zum Beispiel Straßenmarkierungen. Nach einer solchen

¹²Die Auswahl der wahrscheinlichsten Zuordnung erfolgt meist über coarse-fine oder labeling [DA89].

¹³Nach [Lot02] ist dies die erste Arbeit, die IPM benutzt.

Transformation besitzen derartige Objekte nahezu gleiche Orientierung und Position. Sie können dadurch einfacher zugeordnet werden als zuvor.

Vorteil des Inverse-Perspective-Mapping gegenüber dem affinen Verzerren ist, dass es auch eine Bildsequenzauswertung vereinfacht [MBLB91]. Auf der anderen Seite ist das (affine) Verzerren schneller als das IPM [BBF97], da beim (affine) Verzerren (nach einer Rektifikation) die Pixelverschiebung für eine gesamte Bildzeile gilt und sie somit nur einmal berechnet und nur eine Speicherkopier-/Verschiebeoperation pro Bildzeile durchgeführt werden muss.

An dieser Stelle sei darauf hingewiesen, dass keines der beiden vorgestellten Verfahren generell gegenüber dem anderen zu favorisieren ist. Es kommt auf den Spezialfall an, welches der beiden Verfahren besser geeignet ist. Deshalb sei an dieser Stelle auch keine Bewertung über die Verfahren gegeben. Anregungen für eine Bewertung finden sich in [BF82] und [DA89].

3.2.5 Zusammenfassung

Es wurde kein System zur Erkennung von Hindernissen im Durchgangsraum des Stromabnehmers gefunden. Wie in Abschnitt 3.1.4 erläutert, soll aufgrund der großen Unterschiede zu anderen Anwendungsgebieten ein neues System entwickelt werden.

Für eine Hinderniserkennung im Durchgangsraum erscheinen optische Verfahren am geeignetsten. Die Frage, ob sich Anomalien im Durchgangsraum befinden oder nicht, muss anhand von 3D-Information erfolgen. Hierfür ist nach momentanen Gesichtspunkten, Tiefenauflösung, azimutale Auflösung, Echtzeitfähigkeit, Preis, Augensicherheit und Lebensdauer, die passive Triangulation am geeignetsten.

In der Literatur finden sich dementsprechend viele Systeme zur Hinderniserkennung, die auf passiver Triangulation beruhen. Im Gegensatz zu Stereo und kinetischen Verfahren, wie zum Beispiel optical flow, sind Triangulationsverfahren, die sich auf die Modifikation intrinsischer Parameter stützen, in Systemen zur automobilen Hinderniserkennung selten. Häufig werden für Stereo oder kinetische Verfahren korrellationsbasierte oder merkmalsbasierte Match-Techniken zur Ermittlung der Entfernung eingesetzt. Daneben finden sich aber auch matchfreie Techniken, die insbesondere bei ebenem Untergrund erfolgsversprechend sind.

Kapitel 4

Konzept

Der Durchgangsraum verhält sich bezüglich des Sensorkoordinatensystems sowohl horizontal bei Kurven als auch vertikal durch die Fahrdrahthöhe (siehe Abbildung 4.1) variabel. Deshalb muss er für die Entscheidung, ob ein Objekt ein Hindernis ist, vorhanden oder ermittelbar sein. Das Problem der Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers zerfällt folglich in zwei Teilprobleme:

- 1. Bestimmung des Durchgangsraums des Stromabnehmers relativ zum Sensor-Koordinatensystem,
- 2. Entscheidung, welche Objekte Hindernisse darstellen.

Zur Einschränkung des Suchraums und somit zur Rechenzeitoptimierung ist es sinnvoll, den Durchgangsraum schon vor einer Ermittlung von Objekt-Weltkoordinaten zu kennen.

Der Durchgangsraum sollte, wie in Abschnitt 3.2.3 begründet, mit möglichst wenig hinterlegten Daten ermittelt werden. Deshalb wird der Durchgangsraum direkt aus momentan erfassten Bildern ermittelt. Dazu genügt es den Fahrdraht mit Bildverarbeitung in einem Stereopaar zu extrahieren. Durch Triangulation werden dann die Höhe und Seitenlage des Fahrdrahtes für verschiedene Bildzeilen errechnet.

Per Definition ist die Höhe des Fahrdrahtes gleich der Höhe des Durchgangsraums. Durch den Zickzack des Fahrdrahtes lässt sich die Gleismitte bestimmen, weil der Zickzack symmetrisch zur Gleismitte verläuft. Die seitliche Begrenzung des Durchgangsraums berechnet sich dann aus dem vorgegebenen Abstand zur Gleismitte.

Ist der Durchgangsraum auf diese Weise bestimmt, wird mit der Hindernissuche begonnen. Es ist keine Methode bekannt, die für beliebige und insbesondere kleine Hindernisse (siehe Abschnitt 2.2.4) im Durchgangsraum



Abbildung 4.1 Auswirkung verschiedener Fahrdraht- / Durchgangsraumhöhen auf einen Ast: Ein Ast, der sich in 5,2 m Höhe über Schienenoberkante befindet, ist bei einer Fahrdrahthöhe von 5,6 m ein Hindernis, während bei einer Fahrdrahthöhe von 5 m kein Hindernis ist. Da die Höhe des Fahrdrahtes von 4,95 m bis 6,5 m variiert.

gute Ergebnisse liefert. Die Erkennung von Hindernissen gestaltet sich nicht zuletzt aufgrund folgender Punkte als schwierig:

- 1. Gleichheit von Kettenwerkkomponenten und Hindernissen in Bezug auf Farbe (Grauwertintensität) und Form (Breite und vertikale Ausrichtung) möglich
- 2. Vielzahl gleichaussehender Objekte entlang einer Epipolarlinie (in der Regel 4 bis 21, siehe Abbildung 4.2) aufgrund der intangiblen Begrenzung des Durchgangsraums
- 3. Dynamische Konzentration dieser Objekte auf wenige Bildspalten aufgrund des Fahrdraht-Zickzacks
- 4. Verdeckung von Hindernissen durch Kettenwerkskomponenten möglich
- 5. Keine Ordnung der Abbildungen der Objekte im Bild, da sich die Objekte in einem großen Tiefenintervall von mehr als 30 m und einem kleinen horizontal Bereich von weniger als 0, 5 m befinden. (ordering contraint gilt nicht!)
- 6. Tiefenbereich von mindestens $30\,m$ aufgrund der vari
ierenden Fahrdrahthöhe deshalb großes disparity limit
- 7. Hohe Disparitätssprünge korrespondierender Bildpunkte möglich (smoothness constraint gilt nicht!)



Abbildung 4.2 Schnitt eines Strahls mit dem Kettenwerk (Typ Re330): Ein Strahl (Bildzeile), der um 0,04 *rad* gegenüber der Horizontalen geneigt ist, schneidet je nach Kettenwerksbauart und Situation (freie Strecke, Nachspannung, Bahnhof) 4 bis 21 gleichaussehende schmale Objekte.

Deshalb wird die Menge aller möglichen Hindernisse derart in Teilmengen zerlegt, dass es für jede einzelne eine Lösung gibt, die für diese Teilmenge optimal ist. Um eine sinnvolle Unterteilung zu finden, muss analysiert werden, hinsichtlich welcher Merkmale sich eine Klasse von Hindernissen von der restlichen Szenerie abhebt.

Bei näherer Betrachtung der Punkte 1 bis 7 fällt auf, dass 1 bis 5 ausschließlich für schmale Hindernisse ($\leq 25 \, mm$ Fahrdrahtbreite + Toleranz) gelten. Die beiden anderen Punkte können zwar für breite Hindernisse theoretisch auftreten, sind aber in der Praxis unwahrscheinlich, da sich im Bereich der Oberleitung nur wenige breite Objekte befinden. Zudem haben breite Objekte meist eine individuelle Form, die sie von anderen breiten Objekten abhebt. Deshalb kann die Position von breiten Objekten meist ohne Widersprüche und Mehrdeutigkeiten aus zwei Kameras über Triangulation errechnet werden. Demgemäß ist die Unterteilung in breite und schmale Hindernisse sinnvoll.

Schmale Hindernisse hingegen können anhand der Merkmalsdimensionen Intensität und Form nicht von Kettenwerkskomponenten unterschieden werden.

Folglich muss die dritte Merkmalsdimension "Lage" zur Auswertung herangezogen werden (siehe Abbildung 4.3). Objekte mit einer speziellen Lage in einem Bild sollen als Hindernisse identifiziert werden. Aufgrund der dynamischen Szenenverhältnisse ist die Lage nicht als absolute Position im Bild zu verstehen, sondern als Position relativ zu einem anderen (bekannten) Objekt. Zum Beispiel können darüber schmale, am Fahrdraht hängende Hindernisse erkannt werden. Da sie am Fahrdraht hängen, also in Realität einen Kontakt zum Fahrdraht besitzen, gibt es auch in den aufgenommenen Bildern einen Kontakt zum Fahrdraht.



Abbildung 4.3 Für die Hinderniserkennung benutzter Merkmalsraum bestehend aus den drei Achsen Lage, Form und Intensität: Der Ursprung steht für die Erkennung beliebiger Objekte. Der auf jeder Achse um 1 entfernte Punkt beschreibt "unsere" Hindernisse. Sie heben sich vom Hintergrund durch ihre Intensität ab, besitzen vertikale Kanten und befinden sich im Durchgangsraum des Stromabnehmers.

Diese Art der Ausnutzung der Lage zu bekannten Objekten gilt allerdings nur für eine Teilmenge schmaler Hindernisse. Beliebige schmale Hindernisse, die im allgemeinen nicht in Relation zu einem anderen aufgenommenem Objekt stehen, können anhand der bisherigen vorgestellten Merkmale nicht gefunden werden.

Die Lösung dafür ist, die Erschaffung eines weiteren Merkmals, anhand dessen die Identifizierung von beliebigen schmalen Hindernissen konzeptionell ermöglicht wird. Dieses Merkmal ist die Standardabweichung der Entfernung mehrerer (nicht identischer) Bildpaare, wofür mindestens eine weitere Aufnahme der Szene bzw. vermeintlicher Hindernisse von einem anderen Ort nötig ist.

Bildlich gesprochen wird für die Errechnung einer Entfernung nur ein Kamera-Paar benötigt. Über den Pixelversatz (Disparität) zweier Objektabbildungen wird durch Triangulation die Entfernung ermittelt (siehe Abbildung 4.4). Weitere Bild-Paare stellen eine Zusatzinformation dar, die als (Lage-) Merkmal angesehen werden kann.



Abbildung 4.4 Abbildung eines Punktes in Entfernung Z auf zwei parallele Kameras mit der Brennweite f.

In dem vorgestellten Ansatz wird deshalb eine dritte (gleichartige) Kamera verwendet. Anstatt einem Kamera-Paar gibt es nun 3 Kamera-Paare. Theoretisch muss für das Verhältnis der Disparitäten zweier Bildpaare folgender Satz gelten:

Satz: Für zwei beliebige (aus gleichartigen parallel ausgerichteten Kameras bestehende) Kamera-Paare i, j gilt

$$\frac{\delta_i}{\delta_j} = \frac{b_i}{b_j},$$

wobei δ_i (bzw. δ_j) die Disparität vom Kamera-Paar i (bzw. j) und b_i (bzw. b_j) die Basis vom Kamera-Paar i (bzw. j) ist. Verbal: Für zwei beschriebene Kamerapaare ist das Verhältnis der Disparitäten gleich dem Verhältnis der Basislängen.

Beweis: Aus Abbildung 4.4 folgt für ein beliebiges oben beschriebenes Kamera-Paar bestehend aus einer linken Kamera L und einer rechten Kamera R

$$\delta_{LR} \equiv col_L - col_R = \frac{f \cdot (b_{LR} + X)}{Z} - \frac{f \cdot X}{Z} = \frac{f \cdot b_{LR}}{Z}$$

Da per Definition die Brennweite f für alle Kameras und somit für jedes Kamerapaar gleich ist und für ein Objekt die Entfernung Z zu den Kameras gleich ist, folgt damit für ein Kamerapaar LR und ein Kamerapaar MA

$$\frac{\delta_{LR}}{\delta_{MA}} = \frac{\frac{f \cdot b_{LR}}{Z}}{\frac{f \cdot b_{MA}}{Z}} = \frac{b_{LR}}{b_{MA}}.$$

In der Praxis kommt es aber aufgrund von Messungenauigkeiten und Diskretisierung nur äußerst selten vor, dass das Verhältnis der Disparitäten exakt stimmt. Deshalb wird der Mittelwert und die Standardabweichung der drei Kamerapaare berechnet (siehe Abbildung 4.5). Die Standardabweichung ist dann ein Maß für die Güte.



Abbildung 4.5 Güte einer Korrespondenz: In jedem Bild gibt es einen vermeintlich korrespondierenden Punkt P_L , P_M und P_R . Zu jedem Punktpaar dieser Punkte wird eine Entfernung berechnet, zum Beispiel Z_{LM} für das Punktpaar $P_L P_M$. Aus den drei erhaltenen Entfernungen werden der Mittelwert μ_Z und die Standardabweichung σ_Z gebildet.

Auch in der Literatur wird eine dritte Kamera zur Vermeidung von Mehrdeutigkeiten und Messungenauigkeiten zur Entfernungsermittlung und Hinderniserkennung vorgeschlagen [YKK86] [AL87] [HAL88] [Ros93] [WT99] [WT98a] [FR94], wobei laut Skerjanc [Ske94] Yachida [Yac84] Vorreiter war. Die Sichtweise der Verwendung einer dritten Kamera zur Einführung eines neuen Merkmals ist jedoch neu.

Bei verschiedenen Problemstellungen reicht selbst eine dritte Kamera nicht aus, um die geforderte Genauigkeit und Zuverlässigkeit zu erfüllen. Deshalb werden auch quadrinokulare [HK97] [Sar99] [SHCW96] [KKWZ94], quinquinokulare Systeme [KYO⁺96] oder multinokulare [Cox94] [Kan95] vorgeschlagen.

Eine Alternative zu einer dritten Kamera ist eine Kombination aus binokularem Stereo und kinetischen Ansätzen [WD86] [LL96] [Mit88] [DC00]. Die Verwendung einer dritten Kamera erscheint jedoch vorteilhafter, da ein Hindernis in einem Bild über mehrere Bilder hinweg verdeckt sein kann (siehe Abbildung 3.7). Eine Positionsbestimmung aus einer Bildsequenz allein erscheint schwierig, weil die Bewegung der Kamera auf das Hindernis hin erfolgt. Nicht selten befindet sich ein Hindernis auf einer Linie durch das Kamerazentrum parallel zur Bewegungsrichtung des Zuges, wodurch nahezu kein horizontaler Versatz entsteht. Außerdem kann ein Hindernis durch Wind stark gedreht werden, was eine zeitliche Auswertung erschwert.

Aus dem bisherigen konzeptionellen Überlegungen folgt ein Ablauf für die Hinderniserkennungssoftware, wie in Abbildung 4.6 dargestellt. Die dafür eingesetzte frühe (nach der Bildaufnahme) Segmentierung stellt in den meisten Fällen keinen essentiellen Informationsverlust dar, weil die meisten Bilder einen dichotomen Charakter aufweisen (siehe Abbildung 4.7). Durch die Segmentierung reduziert sich die Datenmenge von 3 MB pro Bildtripel auf mindestens ein Zehntel.



Abbildung 4.6 Ablaufdiagramm für die Hinderniserkennungssoftware: Direkt nach der Bildaufnahme erfolgt die Schwellwertbildung, um die Datenmenge zu reduzieren. Ist die Schwellwertbildung "ok", das heißt die erhaltene Region durchgehend, so wird der Fahrdraht gesucht. Erst nachdem der Fahrdraht gefunden ist, startet die Erkennung von Hindernissen. Bei positivem Ergebnis (Hindernis vorhanden) erfolgt eine Stromabnehmerabsenkung.



Abbildung 4.7 Dichotomer Charakter der Bilder veranschaulicht anhand eines Histogramms: Es existieren relativ viele dunkle Pixel und (noch mehr) helle Pixel. Während helle Pixel meist Bestandteil des Himmels sind, gehören dunkle Pixel meist zu Kettenwerk, Hindernissen, Wald oder anderen sichtbaren Objekten. Zwischen den beiden lokalen Maxima existieren wenig Pixel. Somit hält sich der Informationsverlust bei einer Segmentierung mit Schwellwert zwischen den beiden lokalen Maxima in Grenzen.

Kapitel 5

Umsetzung des Konzepts

5.1 Aufbau

Für das System werden drei Standard-Industrie-Kameras (Pulnix 1001, progressive-scan) [Pul02] mit einer Auflösung von $1024 \times 1024 \, pel$ eingesetzt [MH01]. Kameras für die in Abschnitt 2.3 ermittelte horizontale Auflösung von mindestens 3.600 Pixel kosten aufgrund des 5 mal höheren Pixelpreises momentan mindestens um Faktor 80 mehr und sind deshalb selbst für Testzwecke zu teuer.

Zeilenkameras werden nicht verwendet, da bei ihnen jeder Höhenschnitt eines Hindernisses maximal einmal abgebildet wird. Im Gegensatz zu Flächenkameras ist dadurch die Wahrscheinlichkeit größer, dass vertikale Bildmerkmale, wie zum Beispiel vertikale Kanten, durch Verdeckung oder Neig- und Wankbewegungen des Zuges verloren gehen.

Unter der in Abschnitt 2.3 geforderten Auflösung ergibt sich ein Öffnungswinkel von ungefähr $0,07 \, rad$ für die verwendeten Kameras. Aus der aktiven Chipfläche $(9,2\,mm)$ folgt dann eine Brennweite von $135\,mm^1$. Dabei handelt es sich um eine weit verbreitete Brennweite, die von verschiedenen Objektiv-Herstellern angeboten wird².

Die drei Kameras sind im Zug 2, 55 m über der Schienenoberkante hinter der Windschutzscheibe auf einem horizontalen Balken über je zwei Drehtische³ befestigt (siehe Abbildung 5.1 und [MHKS01]). Der Aufbau im Zug vermeidet eine aufwendige Gehäusung (Befestigung am Messwagen, Kabelschächte, Reinigungsanlage), wodurch unter anderem die Flexibilität erhöht wird, die für Tests erforderlich ist. Die Anordnung der drei Kameras auf einer

¹Der durch Kalibrierung bestimmte Öffnungswinkel beträgt 0,068 rad

²Das verwendete Objektiv ist FA135F2.8 von Pentax.

³Physics Instruments M-038.DG

KAPITEL 5. UMSETZUNG DES KONZEPTS



Abbildung 5.1 Einbau der Kameras im Messwagen: Der zur Verfügung stehende Messwagen hat an der Vorderseite 3 Fenster mit jeweils $50 \times 60 \, cm$. Jede Kamera schaut durch je ein Fenster, wobei die von innen aus gesehen rechte Kamera möglichst weit an den linken Fensterrand gesetzt werden muss, um dem Triebfahrzeugführer nicht die Sicht zu versperren. Diesbezüglich ist die Anordnung nicht symmetrisch zur Gleismitte.

Geraden ist zwar nicht optimal [CCHL95] [Maa92a], doch eine für Versuche in einem Messwagen flexible und günstige Lösung. Der gesamte Kamerabalken wird mit samt Drehtischen an einem Stück ein- oder (nach jeder Messfahrt) ausgebaut.

Die Drehtische werden für die Feineinstellung der Kameras bei der Kalibrierung verwendet (siehe Abschnitt 5.2); während einer Messfahrt haben sie keine Bedeutung.

Momentan sind die optischen Achsen der Kameras gegenüber der Horizontalen um $0,075 \, rad$ geneigt. Diese Neigung ist erforderlich, um in $63 \, m$ Entfernung $10 \, cm$ große Objekte bei einer Standardfahrdrahthöhe von $5, 3 \, m$ zu erkennen. Zudem ist eine leichte Schwenkung (rechnerisch $0,0154 \, rad$, kalibriert $0,0177 \, rad$ für die linke und $0,0130 \, rad$ für die rechte Kamera) der beiden äußeren Kameras zur Gleismitte sinnvoll, um den Überlappungsbereich der drei Kameras in $63 \, m$ Entfernung zu maximieren. Mit der Schwenkung und dem Öffnungswinkel ist es möglich, in Kurven mit einem Radius größer oder gleich 2000 m den Durchgangsraum vollständig zu überwachen.

Wird (mit Hilfe der Drehtische) eine möglichst gleiche Neigung (Erhöhung oder Elevation) der Kameras hergestellt, ist eine zeitraubende Rektifikation [FTV00] [FTV97] [RMC97] aufgrund der schwachen Schwenkung überflüssig (vgl. Abbildung 5.2).

Eine breite Basis wird benötigt, um die Genauigkeit der Messung zu



Abbildung 5.2 Kamerageometrie (Auf- und Ansicht): Die Kameras L und R sind gegeneinander geschwenkt. Die vertikale Abweichung Δy von Originalbild und rektifiziertem Bild ist gegeben durch $\Delta y = \Delta z \cdot \tan \beta \leq \Delta z \cdot \tan \frac{\theta}{2} \leq l_{CCD} \cdot \sin \alpha \cdot \tan \frac{\theta}{2}$, wobei θ der Öffnungswinkel und l_{CCD} die Länge der aktiven Chipfläche ist. Somit ergibt sich für den im momentanen System verwendeten Schwenkwinkel von 0.0177 rad eine maximale vertikale Abweichung von 5,53 μm (0,62 pel). Diese Abweichung ist aufgrund anderer Ungenauigkeiten (Sinuslauf, Wankbewegungen) zu vernachlässigen.

gewährleisten. Die geforderten $10 \, cm$ Länge eines Hindernisses dürfen nicht durch Messfehler aufgewogen werden. Ein Disparitätsfehler von drei Pixel für die Entfernungsberechnung ist aufgrund der Unschärfe keine Seltenheit. Der Fehler verdoppelt sich, wenn bei der Fahrdrahtermittlung ein entgegengesetzter Fehler auftritt. Darüber hinaus können Fehler bei der Höhenberechnung von 2 pel auftreten (auf 63 m entspricht das 1 cm). Allein das horizontale Bluring durch die Geschwindigkeit beträgt bei einer benutzten Belichtungszeit von 1, 5 ms bis 4 pel (300 km/h, Entfernung 30 m). Deshalb muss die Basis für einen angenommenen Disparitätsfehler von 3 pel mindestens 0, 7 m sein (siehe Abbildung 5.3).

Um Bilder während einer Messfahrt sowohl auszuwerten als auch als Datenbasis für spätere Weiterentwicklungen abzuspeichern, sind die Kameras jeweils mit zwei Standard-Industrie-PCs Intel Pentium IV (2 GHz) über einen Framegrabber (Inspecta - 2, Mikrotron) [Mik01] verbunden. Der eine PC



Abbildung 5.3 Fehlerempfindlichkeit der Höhe in einer Entfernung von 63m für unterschiedliche Basisabstände und Pixelfehler: Die Abweichung von der wahren Höhe ist reziprok proportional zur Basis. Für die momentane Basisbreite von 0, 9m zwischen linker und mittlerer Kamera liegt der Höhenfehler für einen maximalen Disparitätsfehler von 3pel unter der Grenze von 4cm.

dient zur Auswertung während einer Messfahrt, der andere zum Speichern. Die Signale der drei Kameras werden zu einem dreikanaligen RGB-Farbbild zusammengeführt, bevor sie den Framegrabber erreichen (vgl. Abbildung 5.4).

Um die Reaktionszeit auf ein Hindernis möglichst gering zu halten, wurde für das momentane System ein Abstand von einem zum anderen Bildtripel von 5 m angesetzt. Dieser Abstand kann bei Bedarf, zum Beispiel zum Sparen von Festplattenplatz oder für höhere Geschwindigkeiten erhöht werden. Bei einer Geschwindigkeit von $180 \, km/h$ bedeutet dies eine Datenrate von 10 Bildtripel in einer Sekunde (30 MB/s).

Da die Daten vom Framegrabber zunächst im Hauptspeicher abgelegt werden, um anschließend auf Festplatte gespeichert zu werden, ist ein schneller Hauptspeicher erforderlich. Deshalb wurden 256 MB RAMBUS eingebaut.

Die Bilddaten werden auf einem Software-RAID⁴ bestehend aus zwei 120 GB Festplatten (IBM-IC35 L120 VA)⁵ geschrieben. Es wird zu diesem

⁴Windows XP bietet ein Software-RAID an.

 $^{{}^{5}\}mathrm{Bis}$ 15 G unempfindliche FlashDrives [Sca02] können aufgrund ihres auf maximal 2 GB limitierten und teueren Speichers (circa 1,2 Euro pro MB) für das Abspeichern von Bildern nicht eingesetzt werden.

5.1. AUFBAU



Abbildung 5.4 Aufbaus: Von PC2 werden die Kameras angesteuert und zugleich die Bilddaten gespeichert. Es ist möglich PC2 als stand-alone System zu betreiben. Über PC1 können Befehle eingegeben werden und das Gesamtsystem manuell oder per PC1 gesteuert werden. Insbesondere wird von PC1 die Framerate abhängig von der Zuggeschwindigkeit gesteuert. Die Zuggeschwindigkeit wird von einer WME (Weg-Messeinheit) über die serielle Schnittstelle empfangen.

Zweck nur eine Datei (für alle Bilder) angelegt, in der die Daten unkomprimiert kontinuierlich geschrieben werden. Auf diese Weise können momentan sogar bis zu 12 Bildtripel pro Sekunde gespeichert werden. Das Speichern der Bilder in jeweils einzelne Dateien mit einer derartig hohen Datenrate ist mit heutigen Standard-PCs weder komprimiert noch unkomprimiert möglich.

Die Kapazität der Festplatten ist darauf ausgelegt, $800 \, km^6$ am Stück zu fahren und aufzuzeichnen. Nach einem Messtag werden die Daten mit JPEG (Komprimierungsgrad 15⁷, meist zwischen 100 bis 300 KB pro Bildtripel) komprimiert, und auf eine externe SCSI-Festplatte kopiert, die zum flexiblen Datentransport dient. Die aktuelle Konfiguration kann circa 3 Bildtripel pro Sekunde komprimieren. Somit benötigt das System zum Komprimieren von $800 \, km$ Strecke 8 Stunden.

Für die Berechnung der aktuellen Aufnahmerate wird allein auf die Geschwindigkeit zurückgegriffen. Sie wird direkt von der WME (Weg-Mess-Einheit) über den seriellen Eingang in den Auswerterechner eingespeist.

Der Auswerterechner ist im Gesamtsystem der Client, der den Server (Aufnahmerechner) über Ethernet steuert.

⁶Alle 10 m ein Bild

⁷Der Bereich geht von 0 (kein Informationsverlust) bis 100 (höchste Kompression durch Qualitätverschlechterung).

5.2 Kalibrierung

Um zu ermitteln, welche Objekte sich im Durchgangsraum des Stromabnehmers befinden, ist eine Kalibrierung der Kameras erforderlich. Aufgrund des komplexen Umfelds (wenige eindeutige Merkmale, unbekannte wahre Höhe korrespondierender Weltobjekte, keine sichtbare Grenzen des Durchgangsraums) ist ein Einsatz unkalibrierter Kameras nicht empfehlenswert.

Hingegen kann die Kalibrierung allerdings auf eine "schwache" Kalibrierung reduziert werden [BHR94] [WT98b], die die intrinsischen Parameter weitestgehend nicht berücksichtigt und ein Lochkameramodell verwendet⁸. Um die Berechnung weiterhin zu vereinfachen wird bzgl. der Neigung Kleinwinkelnäherung verwendet. Derartig wird auch von Kelly und Stentz verfahren [KS97b].

Zur Kalibrierung der Kameras wird eine Kalibriertafel verwendet, die ungefähr die Entfernung und Höhe der zu erkennenden Hindernisse hat. Um die Kalibrierung durchführen zu können, muss die Oberleitung spannungsfrei geschaltet und geerdet werden. Da dies auf freier Strecke weitreichende Folgen hätte, wird stattdessen das System mit einer Kalibriertafel in einer Werkshalle kalibriert, in der die Oberleitung leicht geerdet werden kann (siehe Abbildung 5.5). Zudem ist es in der Halle einfacher eine Kalibriertafel in gewünschter Höhe zu befestigen als auf freier Strecke.

Ist die Kalibriertafel befestigt, wird der Messwagen in 5 m Schritten von der Kalibriertafel weggezogen. Eine detaillierte Erläuterung der Kalibrierung findet sich in [Pfa00].

5.3 Algorithmen

5.3.1 Segmentierung

Wie bereits erwähnt, werden die Bilder nach ihrer Aufnahme in Regionen segmentiert, welche dann als Basis für die Fahrdrahtfindung und die Hinderniserkennung dienen. Es wurde auch der dichotome Charakter von aufgenommenen Bildern veranschaulicht (vgl. Abbildung 4.7).

Deshalb hilft in den meisten Fällen ein automatischer Schwellwertoperator weiter. So gestalteten sich Testfahrten mit dem von Halcon gelieferten bin_treshold [MVT98] vielversprechend. Allerdings liefert dieser Operator bei bewölktem Himmel (vgl. Abbildung 5.6) nur in knapp 50% aller Fälle ein akzeptables Ergebnis.

⁸Dieses und andere Kameramodelle sind prägnant in [FSR98] beschrieben.



Abbildung 5.5 Kalibrieraufbau: Die Kalibriertafel wird in einer Werkshalle an die isolierte Verlängerung des Fahrdrahtes gehangen. Da in der Halle dunkle Lichtverhältnisse herrschen, wird die Kalibriertafel mit Scheinwerfern vom Boden aus beleuchtet.



Abbildung 5.6 Auswirkung von Wolken auf das Grauwerthistogramm: Durch die Wolken ist die Bildinformation nicht mehr dichotom (hell oder dunkel). bin_threshold wählt den Schwellwert in derartigen Bildern meist zu hoch (hier: 226); das Bild wird somit übersegmentiert. Der implementierte Schwellwertoperator wählt 56 als Schwellwert.

Deshalb wird ein eigens entwickelter Schwellwert-Algorithmus eingesetzt. Dieser berechnet den Schwellwert anhand des kumulativen Histogramms in fünf Zeilen (siehe Abbildung 5.7). Für jede Zeile wird eine untere und eine obere Schranke für den Schwellwert ermittelt. Die untere Schranke berechnet sich aus der Annahme, dass in jedem Bild mindestens ein Fahrdraht sichtbar sein muss, was $3 \, pel$ entspricht. Die obere Schranke wird so gewählt, dass maximal 75% der Zeile zur Region gehören. Der Schwellwert wird auf das arithmetische Mittel aus Maximum der unteren Schranken und Maximum der oberen Schranken gesetzt (siehe Abbildung 5.7). Für eine detailliertere Ausführung wird auf [Sch02] verwiesen.

5.3.2 Bestimmung des Fahdrahtes

Annahmen und Gegebenheiten

Wie in Kapitel 4 bereits erläutert, kann der Durchgangsraum des Stromabnehmers allein durch den Fahrdraht bestimmt werden, wozu keine hinterlegten Daten benutzt werden, sondern nur die aufgenommenen Bilder. Dazu werden folgende Gegebenheiten (vgl. [GKS⁺97][Fre98]) ausgenutzt:

- Die Höhe des Fahrdrahtes beträgt mindestens 4,95 m (in Tunnels in der Innenstadt auch teilweise 4,8 m) und höchstens 6,5 m (bei Stadtbahnen teilweise auch 6,7 m).
- Die Höhe des Fahrdrahtes ändert sich nur gering (< 1 : 300), Nachspannungen, Weichen, etc. eingeschlossen. Bei einem sichtbaren Bereich von 60 m entspricht dies einer Höhendifferenz von 20 cm.



Abbildung 5.7 Bildung des Schwellwerts aus Zeilen: In fünf Zeilen wird jeweils eine untere Schranke (breiter als $3 \, pel$) und eine obere Schranke (schmäler als 75%) bestimmt. Der Schwellwert berechnet sich aus dem arithmetischen Mittel des Maximum der unteren Schranke und dem Maximum der oberem Schranke. Es muss das Maximum und nicht das Minimum der oberen Schranken herangezogen werden, da unter anderem bei Brücken eine Zeile vollständig dunkel erscheinen kann. Somit würden Brücken im Bild eine Untersegmentierung verursachen. (Quelle [Sch02])

Für eine Auswertung der Bilddaten werden noch folgende Annahmen und Feststellungen gemacht.

- Der Fahrdraht hat über alle Strecken gerechnet eine mittlere Höhe von 5, 5 m.
- Der Fahrdraht hebt sich vom Himmel ab; er erscheint wesentlich dunkler.
- Der Fahrdraht ist in jeder Bildzeile sichtbar, d.h. er durchquert das Bild von oben nach unten.

Multiples Verzerren

Für das Finden des Fahrdrahtes wurde das Verfahren des *multiplen Verzerrens* von Bildern entwickelt. Das Prinzip des multiplen Verzerrens stützt sich dabei auf folgenden Satz.

Satz: Jede Ebene \mathcal{E} in einem 3 dimensionalen Raum kann auf eine andere Ebene \mathcal{J}_1 bzw. \mathcal{J}_2 durch eine invertierbare Abbildung perspektivisch projiziert werden, wenn \mathcal{E} nicht durch das Projektionszentrum läuft. Dann gibt es eine invertierbare Abbildung von \mathcal{J}_1 nach \mathcal{J}_2 .

Beweis: Man kann ein 3 dimensionales Koordinatensystem derart legen, dass die X- und die Y-Achse in \mathcal{E} liegen (vgl. Abbildung 5.8). Weil Z = 0 ist, kann man die allgemeine Projektionsgleichung

$$\begin{pmatrix} pu \\ pv \\ p \end{pmatrix} = \mathfrak{M}_{3\times 4} \bullet \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix}$$

vereinfachen zu

$$\begin{pmatrix} pu \\ pv \\ p \end{pmatrix} = \mathfrak{L}_{3\times 3} \bullet \begin{pmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{pmatrix}.$$

Diese Abbildung ist invertierbar, da jeder Punkt aus \mathcal{E} jeweils auf genau einem Punkt in \mathcal{J}_1 abgebildet wird. Äquivalent dazu gibt es eine invertierbare Abbildung $\mathfrak{R}_{3\times 3}$, die \mathcal{E} auf \mathcal{J}_2 abbildet. Demnach gibt es auch eine invertierbare Abbildung von \mathcal{J}_1 nach \mathcal{J}_2 .

$$\mathbb{J}_2 = \mathfrak{R}_{3\times 3} \bullet \mathfrak{L}_{3\times 3}^{-1} \bullet \mathbb{J}_1$$

52



Abbildung 5.8 Wahl des Weltkoordinatensystems.

Übertragen auf zwei Kamerabilder L (linkes Bild) und R (rechtes Bild) bedeutet dies, dass alle die Bildpunkte in $L' \equiv \Re_{3\times 3} \bullet \mathfrak{L}_{3\times 3}^{-1} \bullet L$ und R die gleiche Position haben, deren korrespondierende Weltpunkte in \mathcal{E} liegen. Alle von anderen Objekten initiierten Bildpunkte haben eine andere Position.

Wenn der Fahrdraht nun in \mathcal{E} liegt und von zwei Kameras das gleiche Teilstück beobachtet wird, kann Bild L über $\mathfrak{R}_{3\times 3} \bullet \mathfrak{L}_{3\times 3}^{-1}$ nach L' transformiert werden, so dass alle Punkte, die in \mathcal{E} liegen - normalerweise nur der Fahrdraht - in R und L' zur Deckung kommen (siehe Abbildung 5.9 und [HM01]).

Allerdings liegt der Fahrdraht nicht immer in einer Ebene [HPK⁺01]. Nichtlineare Höhenänderungen treten meist vor und hinter Brücken und Tunnels und bei Nachspannungen auf (vgl. Kapitel A).

Für diese Fälle wird das Prinzip des Verzerrens auf eine Ebenenschar verallgemeinert. Beim *multiplen Verzerren* werden die Bilder für jede Ebene einer Ebenenschar mit der soeben erläuterten affinen Verzerrung transformiert. Jedes Objekt, das innerhalb der Ebenenschar liegt, fällt nach der Transformation mit dem Originalbild der anderen Kamera zusammen (vgl. Abbildung 5.10).

Die Parameter für das multiple Verzerren sind im momentanen System eine vorgegebene Höhe und ein Höhenintervall. Es wird angenommen, dass alle Ebenen der Schar parallel zur Grundfläche sind. Als vorgegebene Höhe wird eine geschätzte Höhe verwendet; sie ist ungefähr gleich der errechneten Fahrdrahthöhe aus dem vorherigen Bildtripel. Diese Schätzung stützt sich auf die Tatsache, dass die gefahrene Strecke zwischen zwei Bildtripeln gering (< 10 m) ist und sich somit weder die Fahrdrahthöhe noch die Winkel des Systems stark ändern. Das Höhenintervall wird zunächst mit $\pm 10 cm$ angesetzt, d.h. der Fahrdraht kann innerhalb des sichtbaren Bereichs um bis zu $\pm 10 cm$ um die Ebene parallel zum Gleis in geschätzter Fahrdrahthöhe schwanken. Sollte der Schnitt der drei Regionen dennoch nicht durchgehend sein, wird



Abbildung 5.9 Affine Verzerrung von Bildern: Das linke und rechte Bild, wird derart verzerrt, dass der Fahrdraht unter der Voraussetzung, dass er in einer Ebene liegt, die gleiche Position hat wie im mittleren. Bei einer geeigneten Kombination der 3 Bilder, bildet der Fahrdraht einen von oben nach unten durchgehenden Linienzug, der dunkler als die Bildumgebung ist. Hier ist wegen der besseren Anschaulichkeit im Grauwertbereich die Summe als Kombination gewählt.



Abbildung 5.10 Multiples Verzerren: Die durch Schwellwertbildung erhaltenen Region des mittleren und rechten Bildes werden multiple verzerrt, so dass alle Objekte, die zwischen einer Mindesthöhe und einer maximalen Höhe liegen, zusammenfallen. Das Ergebnis erhält man durch Schneiden der drei Regionen.

Strecke	Mittel [m]	Min. [m]	Max. [m]	$\sigma \; [\rm{mm}]$
München-Augsburg	$5,\!54$	$5,\!00$	6,03	180
Augburg-Ulm	5,70	5,03	$6,\!08$	168
Ulm-Stuttgart	$5,\!65$	4,92	$6,\!05$	208
Stuttgart-Mannheim	$5,\!33$	$5,\!06$	$5,\!56$	28

Tabelle 5.1 Statistische Maßzahlen der Fahrdrahthöhe für bestimmte Strecken: Mittel, Minimum, Maximum und Standardabweichung σ der Fahrdrahthöhe. Auf der Hochgeschwindigkeitsstrecke Stuttgart-Mannheim ist eine deutlich geringere Abweichung zur mittleren Höhe festzustellen.

das Höhenintervall erhöht. Der Wert wird solange um weitere $10 \, cm$ erhöht, bis entweder eine durchgehende Region resultiert oder ein bestimmter Wert für das Maximum von $40 \, cm$ des Höhenintervalls erreicht ist⁹. Falls es danach keine durchgehende Region gibt, gilt der Fahrdraht als nicht gefunden. Gibt es hingegen eine durchgehende Region, muss der Fahrdraht in ihr liegen.

Zur Schätzung der Fahrdrahthöhe liegt nicht immer die errechnete Fahrdrahthöhe des zuletzt aufgenommenen Bildes vor. Dies ist insbesondere bei Inbetriebnahme des Systems der Fall und nach einer längeren Strecke, auf der der Fahrdraht nicht gefunden werden konnte, wie zum Beispiel nach Tunnels oder starken Kurven. In diesen Situationen kann die Fahrdrahthöhe entweder auf die mittlere Fahrdrahthöhe der aktuellen Strecke (siehe Tabelle 5.1) oder auf eine angenommene mittlere Fahrdrahthöhe von 5, 5m für das gesamte Netz der DB geschätzt werden. Momentan wird letzteres nach neun Bildern, in denen der Fahrdraht nicht gefunden wurde, durchgeführt. Eine Anhebung der Schranke über neun Bilder hinaus erscheint nach Abbildung 6.6 nicht sinnvoll, da die Wahrscheinlichkeit für das Nicht-Finden des Fahrdrahtes zunimmt.

Entfernung von "Schmutz"

Die durch das multiple Verzerren erhaltene Region kann "Schmutz" enthalten, wie zum Beispiel Stützrohre und Hänger (siehe Abbildung 5.10). Zur Entfernung des "Schmutzes" sind drei Schritte vorgesehen:

- 1. Entferne alle "frei schwebenden" (keinen Kontakt zum oberen oder unteren Bildrand) Zusammenhangskomponenten.
- 2. Entferne alle frei nach oben oder unten rankende (keinen Kontakt zum oberen oder unteren Bildrand) Auswucherungen der Region.

⁹Dies entspricht dem 2σ -Intervall schlecht bespannter Strecken (siehe Tabelle 5.1).

5.3. ALGORITHMEN

- Entferne alle diejenigen Zeilen der Region, die zu breite Sehnen (> 11 pel¹⁰) besitzen.
- 4. Entferne alle Zeilen, die mehr als eine Sehne beinhalten.

Zwecks der optischen Verbesserung der Region für den Menschen wird anschließend zwischen den verbleibenden Regionenstücken interpoliert.

5.3.3 Bestimmung von Hindernissen

Zur Bestimmung von Hindernissen wurden 4 Algorithmen entwickelt. Jeder dieser Algorithmen ist für unterschiedliche Arten von Hindernissen geeignet, die unterschiedliche Merkmale besitzen. Auf jeden Fall muss ein Hindernis jedoch folgende zwei Eigenschaften besitzen:

- (M1) Intensität: Hindernisse haben auf der Abbildung andere Intensität als der Hintergrund (Himmel, Berge, Bäume). Im Abbild sind deshalb Kanten bei den Übergängen zu sehen.
- (M2) Lage: Hindernisse befinden sich im Durchgangsraum des Stromabnehmers. Dieser kann aus bekanntem Fahrdraht bestimmt werden (vgl. Abschnitt 5.3.2).

Merkmal (M1) ist essentiell für eine passive videobasierte Hinderniserkennung. Merkmal (M2) folgt hingegen direkt aus der Definition eines Hindernisses. Jede darüber hinaus angenommene Eigenschaft von Hindernissen wirkt einschränkend; die Menge an Hindernissen, deren Erkennung möglich ist, wird dadurch verkleinert. Allerdings liegt es in der Natur der Sache, dass ohne eine solche Einschränkung der Eigenschaften die Fehlalarmquote steigt. Deshalb stützen sich die im Folgenden beschriebenen Hinderniserkennungsalgorithmen auf eingeschränkte Merkmale aus dem Merkmalsraum (siehe Abbildung 4.3). Zwei derartige Einschränkungen werden für die Robustheit aller im Folgenden vorgestellten Algorithmen vorgenommen:

(M1') Intensität: Hindernisse erscheinen gegenüber dem Hintergrund dunkel. Folglich gibt es einen Schwellwert, der den Hintergrund entfernt.

 $^{^{10}}$ Aus dem maximalen Fahrdrahtdurchmesser der DB von 13, 2 mm errechnet sich die maximale Breite des Abbildes von 4,4 pel. Aufgrund von optischen Effekten und Pixelquantisierung erhöht sich die Breite. Statistisch gesehen hat der Fahrdraht in seiner Abbildung eine mittlere Breite von 5,5 pel mit der Standardabweichung von 1,67 pel, womit in 99% der Fälle das Fahrdrahtabbild kleiner als 9,8 pel ist. Somit gilt eine Schranke von 11 pel als sicher.

(M3) Form: Hindernisse müssen im abgebildeten Ausschnitt vertikale Kanten besitzen, da diese für die Bestimmung der Disparität und in Folge für die Bestimmung der Entfernung benötigt werden. Es darf also keine im Bild von links nach rechts durchgehenden horizontalen Hindernisse geben.

Kleine, am Fahrdraht hängende Hindernisse

Dieser Algorithmus findet Hindernisse, die zusätzlich zu den Eigenschaften (M1'),(M2) und (M3) noch folgende Eigenschaften besitzen:

- (M2') Hindernisse hängen vom Fahrdraht herab. Folglich gibt es im Abbild entweder einen Kontakt oder eine (vollständige) Verdeckung zwischen Hindernis und Fahrdraht [HM01].
- (M3') Hindernisse sind hinreichend lang und hinreichend schmal¹¹, so dass es im Abbild, falls keine (vollständige) Verdeckung vorliegt, unterhalb des untersten Kontaktpunktes von Fahrdraht und Hindernis weitere Pixel gibt, die zum Hindernis, aber nicht zum Fahrdraht gehören.

Der Ablauf des Algorithmus ist:

- 1. Ziehe von der Originalregion die Fahrdrahtregion ab ¹². Es entstehen damit unter Umständen mehrere Regionen.
- 2. Ermittle für alle Regionen den untersten Kontaktpunkt mit dem Fahrdraht.
- 3. Wähle alle Regionen aus, die unter ihren untersten Kontaktpunkt ragen (siehe Abbildung 5.11).
- 4. Wenn in allen drei Bildern in der gleichen Zeile Regionen übrig bleiben, berechne die mittlere Entfernung, die Standardabweichung und die Höhe des Fahrdrahtes zur mittleren Entfernung.
- 5. Alle Regionentripel, deren Standardabweichung kleiner als 1 ist und deren Höhe geringer ist als die des Fahrdrahtes, sind Hindernisse.

 $^{^{11}}$ Die Beschreibung ist deswegen so wage formuliert, weil sowohl erforderliche Länge, Breite und Längen-Breite-Verhältnis im Allgemeinen szenenabhängig sind. Auf jeden Fall funktioniert der Algorithmus, wenn Hindernisse die Mindestlänge von 10 cm nicht unterschreiten und ungefähr gleichbreit oder schmäler als der Fahrdraht sind.

¹²Der Fahrdraht muss als Region bekannt sein.



Abbildung 5.11 Vom Fahrdraht herabhängendes Hindernis: Als Hindernis wurde eine nachempfundene Hakenkralle verwendet, die an den Fahrdraht gehängt wurde. Die Hindernisregion setzt sich unterhalb ihres untersten Schnittpunktes mit dem Fahrdraht fort.

Der vorgestellte Algorithmus dient insbesondere der Erkennung von schmalen am Fahrdraht hängenden Hindernissen, wie gerissene Hänger oder Hakenkrallen. Für eine Erkennung allgemeiner Hindernisse, die sich an beliebiger Stelle im Durchgangsraum befinden, ist dieser Algorithmus nicht geeignet.

Große Hindernisse

Dieser Algorithmus findet Hindernisse ab einer Breite und Höhe von je $20 \, cm$. Neben den Standardmerkmalen (M1'),(M2) und (M3) wird zusätzlich noch folgende Eigenschaft vorausgesetzt:

(M3'') Hindernisse sind groß (breiter und höher als 20 cm).

Die Lage der Hindernisse ist durch (M2) beschrieben und wird nicht weiter eingeschränkt [HS03].

Der Ablauf des Algorithmus ist:

- 1. Entferne alle Sehnen aus der Originalregion, die schmaler als $50 \, pel$ sind¹³. Es bleiben mehrere große Regionen übrig. Nahezu das gesamte Kettenwerk fällt jedoch heraus.
- 2. Entferne alle Regionen, die eine geringere Höhe als 50 pel besitzen.
- 3. Extrahiere linke und rechte Kanten übriggebliebener Zusammenhangkomponenten.

 $^{^{13}}$ In 63 m Entfernung wird eine Breite von 20 cm auf 47 pel ± 3 pel (Toleranz) abgebildet.

- 4. Ermittle Entfernungen der Kanten durch Zuordnung. Für die Zuordnung muss die Standardabweichung der Entfernung aller Bildpaare des Tripels geringer 1 sein (siehe Kapitel 4).
- 5. Bilde den Durchgangsraum (als Querschnitt) in ermittelten Entfernungen als Region nach (siehe Abbildung 5.12).
- 6. Schneide diese mit dem Hindernis in der entsprechenden Entfernung. Überbleibende Regionen sind Hindernisse.



Abbildung 5.12 Große Hindernisse im Durchgangsraum: Durch Matching wird die Entfernung zu einem großen Objekt ermittelt. In dieser Entfernung wird der Durchgangsraum als Region nachgebildet und mit der Objektregion geschnitten. Bleibt eine Region übrig, ist sie ein Hindernis.

Dieser Algorithmus erkennt nur Hindernisse, die deutlich breiter als Tragseil, Hänger oder Fahrdraht sind. Bei den Hindernissen handelt es sich zum Beispiel um Äste und Plastikplanen. Prinzipiell funktioniert der Algorithmus bereits mit zwei Kameras, da große Objekte in den Bildern selten auftreten. Die Einbeziehung der dritten Kamera ist insbesondere in den Fällen von Vorteil, in denen Bäume oder Bauwerke in den Bildern sichtbar sind.

Der Fahrdraht als Region ist für diesen Algorithmus nicht erforderlich, es genügt die Begrenzung des Durchgangsraums bezogen auf Entfernungen zu kennen.

Mittelgroße Hindernisse

Dieser Algorithmus ist für Hindernisse, wie Åste, Plastikplanen oder Isolatoren, geeignet, die breiter sind als der Fahrdraht. Insofern ist er eine Abschwächung des zuvor vorgestellten Algorithmus aus Abschnitt 5.3.3, da dort Hindernisse mindestens $20 \, cm$ breit sein müssen. Neben (M1'), (M2) und (M3) gilt.:

(M3''') Hindernisse sind breiter als 2, 5 cm.

Idee hinter dem Algorithmus ist, den gesamten sichtbaren Tiefenbereich in einzelne Intervalle zu unterteilen. Liegt in diesen Intervallen ein Hindernis, kann man dies bildverarbeitungstechnisch durch entfernungsabhängige Dilatation und Schnitt feststellen [HS03].

Der Ablauf des Algorithmus ist:

- Entferne alle Sehnen der Region, die schmaler sind als diejenigen eines 2,5 cm breiten Objekts auf Fahrdrahthöhe. Es bleiben mehrere große Regionen übrig. Nahezu das gesamte Kettenwerk fällt jedoch heraus.
- 2. Extrahiere linke und rechte Kanten übriggebliebener Zusammenhangkomponenten.
- 3. Für jedes Entfernungsintervall $[z_i, z_j]$
 - (a) Translatiere Kanten für jede Entfernung des Intervalls $[z_i, z_j]$ um die entsprechende Disparität und vereinige diese translatierten Regionen¹⁴ (siehe Abbildung 5.13).
 - (b) Schneide diese so transformierten Regionen aus Bild 1 und 2 mit der Originalregion aus Bild 3.
 - (c) Schneide die resultierende Region mit dem größten Abbild des Durchgangsraums in diesem Bereich.
- 4. Falls eine verdächtige Region übrig bleibt, wiederhole die Schritte 3.(a) bis (c) für ein verfeinertes Subintervall.
- 5. Alle übrig bleibenden Regionen gehören zu Hindernissen, wenn sie in allen drei Bildern eines Tripels existieren.

Eine ausführliche Beschreibung des Algorithmus befindet sich in [Sch02].

¹⁴Die tatsächliche Implementierung besteht aus einer Dilatation und einer Translation.



Abbildung 5.13 Anwendung des Algorithmus für das Entfernungsintervall von 47 bis 55 m: Die Kanten aus dem linken Bild liegen nur dann im Entfernungsintervall, falls an dieser Stelle sowohl die transformierte Region aus dem rechten als auch die transformierte Region aus dem mittleren Bild liegen.

Kurze Hindernisse

Kern dieses Algorithmus ist das "multiple Verzerren", das auch für das Fahrdrahtfinden ausgenutzt wird (siehe Abschnitt 5.3.2). Neben den Merkmalen (M1'),(M2) und (M3) werden folgende Annahmen gemacht:

- (M2^{''''}) Hindernisse hängen von einem Gegenstand herab, der direkten oder indirekten Kontakt zum Bildrand besitzt.
- (M3'''') Hindernisse sind kurz und somit in den Bildern nach unten hin konvex.

Der Ablauf ist wie folgt:

- 1. Entferne alle frei schwebenden Objekte in der Originalregion.
- Führe für alle 0, 1 m hohen Höhenintervalle unterhalb des Fahrdrahtes multiples Verzerren und anschließendem Schnitt durch (siehe Abbildung 5.14).
- 3. Suche in der Originalregion konvexe Teile.
- 4. Bilde einen Schnitt zwischen übrig gebliebenen Regionenteilen der beiden vorherigen Schritte.
- 5. Ermittle Entfernungen über Triangulation, wobei das Hindernis in 2 oder in 3 Bildern des Bildtripels erkannt sein muss.
- 6. Schneide übriggebliebene Zusammenhangskomponenten mit den Querschnitten des Durchgangsraums korrespondierender Entfernungen.



Abbildung 5.14 Multiples Verzerren für die Hinderniserkennung: Zwischen 4m und der Fahrdrahthöhe abzüglich einer Toleranz von 10 cm wird für alle Höhenintervalle von 10 cm ein multiples Verzerren und ein Schnitt durchgeführt. Vier dieser Intervalle sind dunkel (orange) hervorgehoben.

7. Alle übrigbleibende Regionen gehören zu Hindernissen

Dieser Algorithmus erkennt zwar jede Art von kurzen Hindernissen (große und kleine), doch ist er durch den Schnitt mit konvexen Regionen nur für prinzipiell schmale Hindernisse geschaffen. Dies liegt darin begründet, dass sich breite Hindernisse nach unten hin in einem Bild wahrscheinlicher mit Kettenwerkskomponenten schneiden. Deshalb sind Regionen breiter Hindernisse im Abbild seltener konvex.

Besonders sei hier auf Schritt (5) des Algorithmus verwiesen. Im Gegensatz zu allen anderen bisher vorgestellten Hinderniserkennungsalgorithmen genügt hier zur Auslösung eines Alarms eine Erkennung eines Hindernisses in zwei Bildern eines Bildtripels. KAPITEL 5. UMSETZUNG DES KONZEPTS
Kapitel 6 Ergebnisse

Zur Beurteilung des Systems wurden zwei Arten von Messfahrten unternommen: Die einen zur Bestimmung der Spezifität bzw. Fehlalarmquote, die anderen zur Bestimmung der Sensitivität. Da die Fehlalarmquote gering ist (vgl. Abschnitt 6.4) wurde zu ihrer Bestimmung eine weite Strecke ($342 \, km$ von München nach Mannheim) abgefahren (siehe Abbildung 6.1). Die Sensitivität wurde durch Einbringen von Hindernissen in den Durchgangraum bestimmt. Da dies wesentlich aufwändiger als das Abfahren einer Strecke und nur an wenigen Stellen¹ durchführbar ist, stehen für die Ermittlung der Sensitivität weniger Bilddaten (550 Bilder) zur Verfügung als für die Bestimmung der Fehlalarmquote.

Weil das momentane System noch keine Beleuchtung enthält und die verwendete Chipbreite der Kamera zu gering ist, um den Durchgangsraum in allen Kurven zu erfassen, wurde eine Vorauswahl des ausgewerteten Bildmaterials getroffen. In dieser Vorauswahl wurden Tunnelszenen, Nachtszenen und Szenen, mit Kurven kleiner als einem 2200 m Radius herausgenommen und nicht berücksichtigt (vgl. Abschnitt 6.2).

Anschließend wird zwischen Szenen oder Bildern, für die der Fahrdraht bestimmt werden kann, und solchen, in denen dies nicht der Fall ist, unterschieden. In Bildern in denen der Fahrdraht nicht gefunden wird, kann der Durchgangsraum nicht bestimmt werden. Da der Durchgangsraum ein notwendiges Merkmal für Hindernisse darstellt, wird eine Hinderniserkennung nur für den positiven Fall durchgeführt. Deshalb beeinflusst das Nicht-Finden des Fahrdrahtes in erster Linie die Spezifität (vgl. Abbildung 6.2). Wird der Fahrdraht hingegen falsch gefunden und dadurch ein Fehlhindernis erkannt, erhöht sich die Fehlalarmquote.

¹Die Strecke muss während den Messungen gesperrt sein, weshalb für die Messungen nur schwach befahrene Strecken in Frage kommen. Für unsere Messungen diente die Strecke von München-Milberthofen nach Olching



Abbildung 6.1 Gefahrene Strecke zur Ermittlung der Spezifität - München-Mannheim.

Als Betrachtungseinheiten für die Beurteilung des Systems werden Bildtripel verwendet, die auf einem fahrenden Zug in regelmäßigen Abständen von 8 m aufgenommen sind. Andere Betrachtungseinheiten, wie zum Beispiel Zeitintervalle, erscheinen ungeeignet. Insbesondere die Auswertung über Zeitintervalle verzerrt die Ergebnisse, da Züge sich an einigen Stellen, wie zum Beispiel in Bahnhöfen, längere Zeit aufhalten als an anderen Stellen.

6.1 Repräsentativität der erhobenen Daten

Für die Beurteilung des Systems ist insbesondere auch interessant, wie sich das System bei längerem Einsatz in Bezug auf statistische Größen verhalten wird. Außerdem soll eine Aussage getroffen werden, wie sich das System auf einer beliebigen DB-Strecke verhält.

Für derartige Aussagen muss eine repräsentative Stichprobe aus der unendlichen Grundgesamtheit an Bildtripel² entnommen werden. Das bedeutet, dass die Bildtripel der Stichprobe zufällig ausgewählt werden müssen.

 $^{^{2}}$ Es existieren beliebig viele Stellen an denen ein Bildtripel aufgenommen werden kann. Ebenso ist die Anzahl an Zeitpunkten zu denen das System vom Wetter beeinflusst wird unbegrenzt.



Abbildung 6.2 Statistik-Baum für die Ermittlung von Sensitivität und Spezifität der Hinderniserkennung. Von der Stichprobe werden nicht verfügbare Streckenabschnitte (siehe Abschnitt 6.2) abgezogen. Anschließend werden nur diejenigen Bilder ausgewertet, in denen der Fahrdraht gefunden wurde. Beide Fälle wirken sich positiv auf die Spezifität aus, aber negativ auf die Sensitivität. Ein nicht-gefundener Fahrdraht zieht nie die Erkennung eines Hindernisses nach sich, da die Suche nach Hindernissen erst gestartet wird, wenn ein Fahrdraht gefunden wurde.

	Stichprobenumfang bei				
Р	$\varepsilon = 0,01$	$\varepsilon = 0,05$			
90%	6806	272			
95%	9604	384			
99%	16641	666			
99,73%	22500	900			

Tabelle 6.1 Minimal notwendiger Stichprobenumfang bei gefordertem Vertrauensniveau: Der Tabelle liegt die Frage zugrunde: Wie viele zufällig gezogene Bildtripel müssen ausgewertet werden, damit man mit einer Wahrscheinlichkeit von **P** sagen kann, dass die relative Häufigkeit der Stichprobe bezüglich eines Ereignisses um maximal ε von der wahren Wahrscheinlichkeit, für das Eintreten dieses Ereignisses, abweicht?

Eine rein zufällige Auswahl an Bildtripel im eigentlichen Sinne gestaltet sich als schwierig aufgrund von Kosten und Zeit. Allerdings sind die analysierten Bilder insofern per Zufall entstanden, als das der Startpunkt München und das Wetter zum Zeitpunkt der Testfahrten zufällig waren. Die Auswahl der Strecke war semi-zufällig: Es wurden stark befahrene Strecken gewählt, weil diese häufiger in Zugumläufen enthalten sind. Eine Gleichgewichtung von selten und häufig befahrenen Strecken verzerrt das Ergebnis.

Wenn also angenommen wird, dass die Bilddaten aus den Testfahrten eine zufällige Stichprobe darstellen, kann man berechnen, wie viele Bilder ausgewertet werden müssen, damit die relative Häufigkeit von gewissen Ereignissen mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit **P** um maximal $\varepsilon \cdot 100\%$ Prozentpunkte³ von der wahren dazu korrespondierenden Wahrscheinlichkeit abweicht (siehe Tabelle 6.1). Die Berechnung des Stichprobenumfangs n erfolgt über die Formel

$$n \ge a^2 \cdot \frac{1}{4 \cdot \varepsilon^2},$$

wobei a den Faktor der Standardabweichung angibt, der aus der Wahrscheinlichkeit **P** berechnet werden kann [Moß96]. Mit einer Auswahl von 15.340 aus den insgesamt 42.500 Bildern, die auf der Testfahrt Anfang März 2002 auf der Strecke München-Mannheim aufgenommen wurden, kann unter der Annahme einer zufälligen Auswahl der Bilder auf jeden Fall ein Fehler um maximal einen Prozentpunkt zu wahren statistischen Größen mit mindestens 95% vermutet werden (vgl. Tabelle 6.1).

 $^{^3\}mathrm{An}$ dieser Stelle soll nur die ungefähre Größenordnung statistischer Größen ermittelt werden.

6.2 Verfügbarkeit des Systems

Die Verfügbarkeit gibt Auskunft darüber, in welchem Umfang ein System zur Bearbeitung einer gegebenen Aufgabe genutzt werden kann [Eng93].

Deshalb definieren wir Verfügbarkeit über die Strecke: Das System ist demnach auf einem Streckenabschnitt nicht verfügbar, wenn es auf diesem Streckenabschnitt zu keinem Zeitpunkt mit dem System möglich ist, den Durchgangsraum des Stromabnehmers in einem Entfernungsabschnitt von 50 m bis 65 m vollständig zu überwachen. Dies ist in Tunnels und in Kurven mit einem Radius kleiner als 2000 m der Fall (siehe Abbildung 6.3). Brücken und Bahnhöfe zählen zu den verfügbaren Streckenabschnitten, auch wenn dort teilweise der Fahrdraht nicht gefunden werden kann. Für die vier Streckenabschnitte von München nach Mannheim ist in Abbildung 6.4 die Verfügbarkeit in Abhängigkeit von Tunnels und verschiedenen Kurvenradien veranschaulicht. Für die vier Streckenabschnitte zusammen ergibt sich für das momentane System eine Verfügbarkeit von knapp 70%.



Abbildung 6.3 Erforderlicher Öffnungswinkel in Abhängigkeit von der Entfernung / Vorausschau für verschiedene Kurvenradien: Sowohl zu nahes Vorausschauen als auch zu weites Vorausschauen ist nicht optimal bzgl. des Öffnungswinkels. Für jeden Kurvenradius gibt es eine optimale Vorausschau, so dass des Öffnungswinkel minimal ist. Eine Überwachung des Durchgangsraums ist in einer Entfernung von 63 m mit momentanem Aufbau bis zu einem Kurvenradius von 2000 m möglich.



Abbildung 6.4 Verfügbarkeit auf den vier Strecken von München nach Mannheim: Auf der Abszisse ist aufgetragen, um welche Streckenabschnitte eine Strecke reduziert wurde: Tunnels und Kurven bis Radius 400 m, 600 m, usw. Die Hochgeschwindigkeitsstrecke von Stuttgart nach Mannheim ist zu circa 30% untertunnelt, weshalb hier die Verfügbarkeit durchwegs unter 70% liegt. Da es dort nur relativ wenig starke Kurven gibt, ist dieser Wert auch weitestgehend konstant. Im Gegensatz dazu besitzt die Strecke Ulm-Stuttgart mehrere starke Kurven.

6.3 Erkennungsrate des Fahrdrahtes

6.3.1 Was bedeutet "Fahrdraht erkannt"?

Die Forderung, dass der Fahrdraht in jeder Zeile erkannt sein muss, um als erkannt zu gelten, ist legitim, aber übertrieben, da zur Rekonstruktion des Durchgangsraums nur wenige Fahrdrahtpunkte notwendig sind. Diese müssen über mehrere Bilder gesammelt werden, da der Durchgangsraum seitlich aufgrund des beschränkten Blickfeldes nicht anhand eines einzelnen Bildtripels rekonstruiert werden kann. Für die seitliche Rekonstruktion des Durchgangsraums müssen mindestens 2 Umlenkpunkte des Fahrdrahtes bekannt sein, was einem Abstand von 80 m entspricht. Ebenfalls ist es für die Rekonstruktion des Durchgangsraums in der Regel nicht erforderlich, dass der Fahrdraht stets in der obersten und untersten Zeile (nächster und entferntester Fahrdrahtpunkt) gefunden wird.

Im momentanen System gilt der Fahrdraht als erkannt, wenn in Zeile 500 die Weltkoordinaten des Fahrdrahtes errechnet werden können. Die Erkennungsrate des Fahrdrahtes liegt somit auf den nach Abschnitt 6.2 definierten verfügbaren Streckenabschnitten (15.335 Bildtripel) bei 92% (vgl. Abbildung 6.5).



Abbildung 6.5 Fahrdrahterkennung in Abhängigkeit der Zeilen: Die minimale Erkennungsrate des Fahrdrahtes (zwischen den Zeilen 500 bis 800) beträgt 90%. In Zeile 500 wird der Fahrdraht sogar in 92% aller Bildtripel erkannt. Erwartungsgemäß nimmt die Erkennungsrate in Richtung des oberen und unteren Bildrands ab.

6.3.2 Bauartunabhängigkeit

Auf den befahrenen Strecken ist die Erkennungsrate des Fahrdrahtes unabhängig von der Oberleitungsbauart. Der Fahrdraht wird auf jeder der in Tabelle 6.2 angegebenen Strecken, die jeweils mit einer anderen Oberleitung bespannt ist, gleich häufig gefunden.

Strecke	Bauart	FD
MüAugsbğ.	Re200	95,853%
AugsbğUlm	${\rm Re}200/160$	96,325%
Ulm-Stuttg.	Re160	94,338%
StuttgMannhm.	Re250	88,541%

Tabelle 6.2 Erkennungsrate des Fahrdrahtes (FD) auf unterschiedlichen Strecken (bezogen auf verfügbare Abschnitte): Im allgemeinen ist keine Relation zwischen Erkennungsrate und Oberleitungsbauart. Die Erkennungsrate des Fahrdrahtes ist auf der Strecke Stuttgart-Mannheim etwas niedriger, da hier häufig Berge im Hintergrund zu sehen sind (30% der Strecke sind untertunnelt!).

6.3.3 Wetterabhängigkeit

Generell kann festgestellt werden, dass der Fahrdraht im momentanen System umso häufiger gefunden wird, je homogener der Hintergrund (Himmel) ist. Das bedeutet, dass sowohl klarer Himmel als auch Stratusbewölkung optimal ist. Kumulus-Wolken hingegen erschweren die Segmentierung und somit die Erkennung des Fahrdrahtes.

Diese Tatsache ist sowohl beim entwickelten als auch beim von Halcon [MVT98] mitgelieferten Schwellwertoperator der Fall (siehe Tabelle 6.3).

Hintergrund	entwickelt	bin_thresh
Homogen	92%	88%
Kumuluswolken	79%	59%

Tabelle 6.3 Auswirkung der Bewölkung auf die Fahrdrahterkennung: Sowohl der entwickelte als auch der von Halcon mitgelieferte Schwellwertoperator schneiden bei Kumulusbewölkung deutlich schlechter ab. Allerdings ist dies beim Halcon-Operator bin_threshold [MVT98] weitaus stärker (Abnahme der Erkennungsrate um 25%) als beim entwickelten (Abnahme der Erkennungsrate um 4%).

6.3.4 Fahrdraht nicht gefunden - Auswirkung auf nachfolgende Bilder

Da der Fahrdraht nicht in jedem Bild gefunden werden muss, um den Durchgangsraum des Stromabnehmers rekonstruieren zu können, bleibt die Frage, inwieweit es sich bei den Szenen, in denen der Fahrdraht nicht gefunden wurde, um Einzelfälle handelt oder nicht.

Dazu ist insbesondere die Wahrscheinlichkeit $\mathbf{P}(\overline{FD_t} \mid \overline{FD_{t-1}})$ für die Nicht-Erkennung des Fahrdrahtes im aktuellen Bild von Bedeutung, wenn der Fahrdraht bereits im vorherigen Bild nicht gefunden wurde. Da Hintergrundstörungen, wie zum Beispiel Berge oder Bäume, über eine Folge von mehreren Bildtripels in der Szene sichtbar sind, ist $\mathbf{P}(\overline{FD_t} \mid \overline{FD_{t-1}})$ mit 66% deutlich höher als die Erkennungsrate über alle Bilder.

Basierend auf derselben Begründung liegt die Wahrscheinlichkeit $\mathbf{P}(\overline{FD_t} \mid \overline{FD_{t-1}} \land \overline{FD_{t-2}})$ für die Nicht-Erkennung des Fahrdrahtes unter der Bedingung, dass der Fahrdraht in den letzten beiden Bildern nicht gefunden wurde, mit 68% sogar noch höher. Ab dem dritten Bild, in dem der Fahrdraht nicht gefunden wurde, fällt die Wahrscheinlichkeit wie in Abbildung 6.6 ersichtlich.



Abbildung 6.6 Wahrscheinlichkeit, dass der Fahrdraht im aktuellen Bildtripel nicht gefunden wird, wenn er bereits in mindestens k unmittelbar vorherigen Bildtripel nicht gefunden wurde. Auf der Abszisse ist die Anzahl k angetragen.

Mit dem Wissen, dass die Wahrscheinlichkeit für die Nichtfindung des Fahrdrahtes im aktuellen Bild hoch ist, wenn er bereits in den Bildern zuvor nicht gefunden wurde, ist insbesondere interessant, wie häufig eine derartige Kette beginnt. Dies ist in knapp 3% der Bildtripel der Fall.

6.3.5 Auswirkungen der Kameraanzahl und -position auf die Erkennungsrate

Lotz und Fröschle [LF90] und Dhond und Aggarval [DA91] haben bereits experimentell ermittelt, dass sich Fehler bei der Hinzunahme einer dritten Kamera um 66% bzw. um mehr als 50% verringern. Bei der Ermittlung des Fahrdrahtes sind die Verbesserungen sogar noch drastischer:

Die Anzahl der Bilder, in denen der Fahrdraht falsch erkannt wurde (Höhenabweichung > $10 \, cm$)⁴, reduziert sich mit dem Einsatz einer dritten Kamera auf ein Zehntel (vgl. Abbildung 6.7). Außerdem vermindert sich die Anzahl der Bilder, in denen der Fahrdraht nicht gefunden wird, beim Einsatz einer dritten Kamera mit dem in Abschnitt 5.3.2 vorgestellten Algorithmus um Faktor 4 bis 5 (vgl. Abbildung 6.7).

Erwartungsgemäß ist dabei das Paar aus linker und rechter Kamera aufgrund der breiten Basis am genauesten (3, 4% Fehler) im Vergleich zu den anderen beiden Paaren (7, 3% Fehler links-mitte und 5, 7\% Fehler mitterechts). Allerdings wird bei der Kombination aus linker und rechter Kamera der Fahrdraht auch am seltensten gefunden, was auf das unterschiedliche Aussehen des Fahrdrahtes in den beiden Bildern zurückgeführt werden kann. Werden hingegen alle drei Kameras ausgewertet, so wird der Fahrdraht in 0, 3% aller Fälle fehlerhaft gefunden.

Der stochastische Zusammenhang zwischen den Wahrscheinlichkeiten lässt sich unter der Annahme, dass die Ereignisse $\overline{FD_{LM}}$ (Fahrdraht wird im Kamerapaar links mit Mitte nicht gefunden), $\overline{FD_{LR}}$ und $\overline{FD_{MR}}$ voneinander unabhängig sind, folgendermaßen formulieren:

$$\mathbf{P}\left(\overline{FD_{LMR}}\right) = \mathbf{P}\left(\overline{FD_{LM}}\right) \cdot \mathbf{P}\left(\overline{FD_{LR}}\right) \cdot \mathbf{P}\left(\overline{FD_{MR}}\right)$$

Da die Formel weitestgehend auch für die gemessenen Häufigkeiten gilt, kann davon ausgegangen werden, dass die drei Kamerapaare statistisch von einander unabhängig den Fahrdraht erkennen.

Einen genaueren Einblick liefert die Analyse der einzelnen Bilder bezüglich der Erkennungsrate⁵. Hier zeigt sich eine deutlich niedrigere Erkennung des Fahrdrahtes im rechten Bild als in den anderen beiden Bildern (siehe Ab-

⁴Die Anzahl für den trinokularen Fall wird durch zeitlichen Vergleich der durch den Algorithmus errechneten Fahrdraht-Lage-Daten ermittelt: Die i-te Fahrdrahthöhe darf maximal um $10 \, cm$ vom Median aus (i-4)-ter bis (i+4)-ter Fahrdrahthöhe abweichen. Weicht dieser um mehr als $10 \, cm$ ab gilt der Fahrdraht als falsch gefunden. Da alle $8 \, m$ ein Bild geschossen wurde, erscheint eine Toleranz von $10 \, cm$ als angemessen.

⁵Es ist anzumerken, dass wegen der Art und Weise der Fahrdrahtfindung $\mathbf{P}(FD_{LM}) \neq \mathbf{P}(FD_L) \cdot \mathbf{P}(FD_M)$ gilt. Zum Finden des Fahrdrahtes sind nämlich stets mindestens zwei Bilder notwendig.



Abbildung 6.7 Erkennung des Fahrdrahtes bezüglich verschiedener Kamerakonfigurationen: Extra hervorgehoben sind Höhenfehler von mehr als 10 cm. Für den trinokularen Fall beträgt er 0, 3%.

bildung 6.8). Ad hoc ist es insbesondere verwunderlich, dass die mittlere Kamera den Fahrdraht häufiger findet als die rechte Kamera.

Des Rätsels Lösung liegt im unterschiedlichen Abstand der linken und rechten Kamera von der Gleismitte (vgl. Abschnitt 5.1). Da der Fahrdraht im Zickzack gespannt ist, gibt es eine Position der Kamera, in der der Fahrdraht zeitweise senkrecht oder nahezu senkrecht durch das Bild läuft. Dies hat zur Folge, dass in diesen Bildern der Fahrdraht andere Kettenwerkskomponenten vollständig verdeckt oder er dicht bei diesen liegt. In solchen Fällen kann das System nicht entscheiden, welches der Objekte der Fahrdraht ist. Der Fahrdraht gilt in diesen Fällen als nicht gefunden.

Die schlechteste Position für eine Kamera ist vom Kurvenradius abhängig. Für eine gerade Strecke ist die schlechteste Position 0, 6 m von der Gleismitte (vgl. Kapitel B und Abbildung 6.9). Da der Radius von Kurven sich nicht abrupt ändert⁶, ist die Position einer Kamera umso schlechter, je näher sie an dem Abstand von 0, 6 m zur Gleismitte liegt.

⁶Bei der Einfahrt in eine Kurve von Radius r treten alle Kurvenradien > r auf.



Abbildung 6.8 Erkennung des Fahrdrahtes in den einzelnen Bildern: Die rechte Kamera zeigt eine deutlich niedrigere Erkennungsrate als die anderen beiden Kameras. Linke und mittlere Kamera erkennen den Fahrdraht ungefähr gleich oft.



Abbildung 6.9 Kurvenradien, bei denen der Fahrdraht als vertikale Linie im Bild erscheint in Abhängigkeit vom Abstand der Kamera zur Gleismitte: Bei einem Abstand der Kamera von 0, 6m zur Gleismitte wird der Fahrdraht bereits auf gerader Strecke häufig als vertikale Linie abgebildet. In der rechten Kamera (0, 685m Abstand von Gleismitte) ist ein vertikaler Verlauf des Fahrdrahtabbildes häufig. Sowohl in der linken (1, 06m Abstand) als auch in der mittleren (0, 195m Abstand) Kamera erscheint der Fahrdraht für gerade Strecken bis zu einem Kurvenradius von 2000m nicht in einer Spalte (vertikal).

6.4 Statistische Maßzahlen der Hinderniserkennung

Die zwei Hauptforderungen an das System sind eine hohe Sensitivität $\mathbf{P}(T \mid E)$ und eine geringe Fehlalarmquote $\mathbf{P}(T \mid \overline{E})$. T ist dabei das Ereignis, wenn das System "meint" ein Hindernis gefunden zu haben (Test positiv). E hingegen beschreibt das Ereignis, dass in einem Bildtripel tatsächlich ein Hindernis im Durchgangsraum des Stromabnehmers vorhanden ist; die aufgenommene Szene ist damit durch ein Hindernis exponiert. Analog dazu beschreiben \overline{T} bzw. \overline{E} die komplementären Ereignisse.

Die Bestimmung dieser beiden und anderer statistischer Maßzahlen ist einfach, da die Ereignisse \overline{FD} und T nicht gleichzeitig auftreten können. Damit gilt $\mathbf{P}(FD \wedge T) = \mathbf{P}(T)$ und $\mathbf{P}(\overline{FD} \wedge \overline{T}) = \mathbf{P}(\overline{FD})$ (siehe Abbildung 6.10). Insgesamt können wie in Abbildung 6.10 veranschaulicht 8 Fälle unterschieden werden.



Abbildung 6.10 Zur Ermittlung statistischer Größen müssen für jede Kombination von Hinderniserkennungsalgorithmen zwei Versuchsreihen gebildet werden: Eine Versuchsreihe mit (E) und eine ohne exponierte Bilder (\overline{E}) . Ein Bild oder eine Szene gilt als exponiert, wenn in ihr ein Hindernis zu erkennen ist. Der Fall, dass ein vermeintliches Hindernis mit Hilfe implementierter Algorithmen bzw. Tests gefunden wird (T), obwohl kein Fahrdraht gefunden wurde (\overline{FD}) , ist konzeptionell ausgeschlossen.

6.4.1 Güte der Hinderniserkennungsalgorithmen

Die Güte eines Hinderniserkennungsalgorithmus hängt von verschiedenen Faktoren ab, unter anderem von der Sensitivität (Wahrscheinlichkeit, dass ein Hindernis als Hindernis erkannt wird), der Spezifität (Wahrscheinlichkeit, dass eine hindernisfreie Szene als hindernisfrei erkannt wird), der Größe erkannter Hindernisse und der weitesten Detektionsentfernung. Für die Sensitivität ist es essentiell reale Hinderniseigenschaften und verteilungen zu kennen. Dazu wurde die Häufigkeit für das Auftreten verschieden breiter Hindernisse in der realen Welt anhand einer Oberleitungsstörstatistik⁷ ermittelt. Es zeigt sich, dass kleine (dünner als 10 cm) und große Hindernisse ungefähr gleich häufig sind (siehe Abbildung 6.11).



Abbildung 6.11 Relatives kumulatives Histogramm für die Häufigkeit von Hindernissen bis zu einer gewissen Breite: Kleine (dünner als $10 \, cm$) und breite Hindernisse treten ungefähr gleichhäufig auf. Während kleine Hindernisse hauptsächlich Defekte, in den Durchgangsraum ragende Oberleitungsleitungskomponenten, darstellen, sind große Hindernisse hauptsächlich durch Sturm eingebrachte Objekte, wie zum Beispiel Äste oder Plastikplanen. Zwischen $100 \, mm$ und $300 \, mm$ gibt es relativ wenig Hindernisse. Zu beachten ist, dass das Ergebnis bei $500 \, mm$ nicht schlagartig auf 1 steigt, sondern in diesem Wert alle Hindernisse, die breiter als $500 \, mm$ zusammengefasst sind.

Nach dieser Verteilung wurden Testhindernisse gewählt und in den Durchgangsraum eingebracht, wodurch eine generelle Aussage über Sensitivität der Hinderniserkennungsalgorithmen möglich ist. Zur Bewertung der Algorithmen ist sie der Spezifität gegenübergestellt (siehe Abbildung 6.12 und Tabelle 6.4).

	Alg1	Alg2	Alg3	Alg4
Sensitivität [%]	$12,\!98$	$36,\!56$	$60,\!33$	87,39
Spezifität [%]	$95,\!64$	$99,\!10$	$96,\!12$	$57,\!85$

Tabelle 6.4 Güte der Algorithmen tabellarisch.

⁷Mit Hindernisbeschreibung wird die Statistik ab 1.1.2002 geführt.



Abbildung 6.12 Güte der Algorithmen angetragen in einem Spezifität-Sensitivität-Koordinatensystem: Ziel ist es eine möglichst hohe Sensitivität bei einer sehr hohen Spezifität zu erreichen (im Koordinatensystem rechts-oben). Die bisher entwickelten Algorithmen weichen von diesem Ziel mehr oder weniger stark ab.

Zudem sind sowohl Sensitivität als auch Spezifität stark von der Hindernisgröße abhängig. Um diese Abhängigkeit zu veranschaulichen wurde exemplarisch Algorithmus 3 aus Abschnitt 5.3.3 mit verschiedenen Schwellwerten für die Hindernisbreite getestet und als ROC-Kurve (Receiver-Operating-Characteristics) angetragen (siehe Abbildung 6.13).

6.4.2 Hindernisfindung 3-aus-3 oder 2-aus-3 Kameras

Ein Grund dafür, dass Hinderniserkennungsalgorithmus 4 aus Abschnitt 5.3.3 eine hohe Sensitivität, aber eine geringe Spezifität besitzt, ist, dass bereits bei 2 Bildern eines Bildtripels, in denen ein Hindernis gefunden wird, Alarm ausgelöst wird; bei allen anderen Algorithmen muss das Hindernis in allen drei Bildern erkannt sein.

Zu klären bleibt, inwieweit diese Tatsache die Güte des Algorithmus beeinflusst. Dazu wurde die ROC-Kurve aus Abbildung 6.14 für Algorithmus 4 mit unterschiedlichen Alternativ-Kriterien angefertigt. Es zeigt sich, dass bei einer Auswahl "3 aus 3" sowohl die Sensitivität als auch die Spezifität (leicht) größer sind als die von Algorithmus 1.



Abbildung 6.13 ROC bezüglich verschiedener Schwellwerte von Hindernisbreiten (für Algorithmus 3). Setzt man eine Trennung zwischen großen und kleinen Hindernissen bei $100 \, mm$ an, kann dieser Algorithmus maximal 75% aller großen Hindernisse erkennen. Die Standardeinstellung ist $25 \, mm$.



Abbildung 6.14 Veränderung der Sensitivität und Spezifität unter veränderten Auswahlkriterien (anhand Algorithmus 4): Durch das Ersetzen der Auswahl "2 aus 3" durch "3 aus 3" wird die Spezifität drastisch gesteigert. Auf der anderen Seite sinkt dadurch auch die Sensitivität. Zwar steigt die Sensitivität durch eine Abschwächung der Auswahl "3 aus 3" durch eine Toleranz von 3,5 pel (9,5 pel), doch nimmt zugleich die Spezifität ab.

6.4.3 Kombination von Algorithmen

Durch die Kombination von Algorithmen soll insbesondere die Fehlalarmquote gesenkt werden, wobei die Sensitivität hoch (> 30%) bleiben soll. Aus der Forderung zur Senkung der Fehlalarmquote folgt, dass als Kombinationsoperator das logische "UND" herangezogen wird.

Theoretisch ist insbesondere Algorithmus 4 zum Kombinieren geeignet, da er eine sehr hohe Sensitivität besitzt. Verknüpft man einen beliebigen anderen Algorithmus mit ihm, sinkt die Sensitivität nur unwesentlich, während die Spezifität steigt. Die Spezifität steigt dabei umso stärker, je unabhängiger⁸ die beiden Algorithmen voneinander sind.

In dieser Beziehung ist Algorithmus 2 der beste Kombinationspartner für Algorithmus 4. Beide Algorithmen sind nach dem χ^2 -Test [Har92] [See97] statistisch unabhängig voneinander und zwar sowohl in Bezug auf Sensitivität als auch Spezifität. Nach den Werten aus Abschnitt 6.4.1 ist bei der Kombination eine Sensitivität von 32% und eine Spezifität von 99,6% zu erwarten. Tatsächlich liegt die Sensitivität mit 32,5% knapp darüber, die Spezifität mit 99,5% knapp darunter.

In Abbildung 6.15 wurden die Werte für diese und für die anderen paarweisen Kombinationen angetragen. Überraschenderweise sinkt die Fehlerrate bei einer Kombination aus zweitem und dritten Algorithmus stark (auf ein Drittel der Fehlerrate von Algorithmus 2), obwohl die beiden Algorithmen voneinander hochsignifikant abhängig sind. Erwartungsgemäß bleibt die Sensitivität konstant (36,6% und 36,2%). Deshalb ist diese Kombination ebenso wie die aus zweitem und viertem Algorithmus sinnvoll.

Da nach Abbildung 6.15 die beiden paarweisen Kombinationen die einzigen mit gutem Ergebnis sind, kann gefolgert werden, dass eine Kombination aus zweitem, drittem und viertem Algorithmus eine weitere Steigerung der Spezifität bei Beibehaltung der Sensitivität zur Folge hat. Dies ist auch tatsächlich der Fall.

Anzumerken ist, dass auch ein bezüglich der Spezifität "schlechter" Algorithmus (in diesem Fall Algorithmus 4) durch Kombination mit anderen Algorithmen zu besseren Ergebnissen führen kann als die Kombination mit zwei gleich "guten" Algorithmen.

Eine Kombination durch ein logisches ODER ist nicht empfehlenswert, da sich dadurch drastisch die Zahl der Fehlalarme erhöht.

⁸Statistische Abhängigkeit zweier Algorithmen bedeutet, dass, wenn einer der Algorithmen ein Fehlhindernis findet, mit großer Wahrscheinlichkeit auch der andere ein Fehlhindernis findet.



Abbildung 6.15 Kombination von Algorithmen zur Senkung der Fehlerrate durch logisches UND: Sinnvolle Kombinationen für Algorithmen sind $(2 \land 3)$, $(2 \land 4)$ und $(2 \land 3 \land 4)$. In diesen drei Fällen beträgt die Fehlalarmquote weniger als 0,5%. Die Sensitivität bleibt dabei jedoch jeweils über 30%. Das bedeutet, dass bei $(2 \land 3)$ und $(2 \land 3 \land 4)$ 60% aller großen Hindernisse gefunden werden. Der erste Algorithmus (kleine, Fahrdraht nahe Hindernisse) eignet sich nicht zum Kombinieren. Die Erkennungsrate (Sensitivität) bleibt für jede dieser Kombinationen unter 15%.

6.4.4 Ausnutzung der Überlappung

Auf den Testfahrten wurden Bilder im Abstand von 8 m aufgenommen. Das führt zu einer Überlappung von Bildern, wobei jeder Hindernispunkt in 4 bis 7 Folgebildern (je nach Fahrdrahthöhe) sichtbar ist. Diese Tatsache kann zur Senkung der Fehlalarmquote ausgenutzt werden, indem man einen Alarm erst dann auslöst, wenn ein (vermeintliches) Hindernis in einer gewissen Anzahl der 4 Folgebilder erkannt wird. Dies führt auf der anderen Seite allerdings zu einer Verminderung der Sensitivität.

Sei n die Anzahl überlappender Bilder (momentan: n = 4) und k ($k \le n$) die Anzahl der Bilder, in denen ein Hindernis **mindestens** erkannt werden muss, um einen Alarm auszulösen.

Um einen Alarm auslösen zu können, ist eine notwendige, aber nicht hinreichende, logische Voraussetzung, dass im aktuellen Bild ein Hindernis erkannt wird. Dann muss für die Auslösung eines Alarms bei den n-1 unmittelbar zuvor aufgezeichneten Bildern mindestens k-1-mal ein Hindernis erkannt worden sein.

Dies soll anhand des Beispiels k = 2 und n = 4 veranschaulicht werden. Die erste (aktuellste) Stelle ist 1 (Hindernis erkannt). Für die restlichen n - 1 = 3 Stellen muss es mindestens k - 1 = 1 Treffer geben. Daraus lassen sich folgende 7 Möglichkeiten rekonstruieren:

1	1	0	0	1	1	1	0				
1	0	1	0	1	1	0	1	1	1	1	1
1	0	0	1	1	0	1	1				

Geht man davon aus, dass es sich bei Fehlern (sowohl 1. als auch 2. Art) um zufällige Fehler⁹ handelt, kann die Wahrscheinlichkeit für eine Auslösung über die Formel

$$A(k,n,p) \equiv p \cdot \sum_{i=k-1}^{n-1} \mathcal{B}(i,n,p)$$

berechnet werden. Dabei kennzeichnet B die Binomialfunktion mit den Parametern "Anzahl der Treffer", "Anzahl der Versuche" und p die Erkennungswahrscheinlichkeit eines Hindernisses in einem Einzelbild(-tripel). In Abbildung 6.16 ist die Alarm-Auslösewahrscheinlichkeit für diesen Fall angetragen.



Abbildung 6.16 Wahrscheinlichkeit für einen Alarm für unterschiedliche Kriterien: Wird zum Beispiel ein Hindernis in einem Bild mit einer Wahrscheinlichkeit von 90% erkannt, so ist die Auslösewahrscheinlichkeit für einen Alarm für A(2, 4, 90%) und A(3, 4, 90%) ebenfalls 90% bzw. 87%. Bei A(4, 4, 90%) sinkt die Auslösewahrscheinlichkeit hingegen deutlich auf 66%.

Allerdings gilt die dafür geforderte Unabhängigkeit theoretisch nur für die Algorithmen 2, 3 und 4 bezüglich der Sensitivität (siehe Abbildung 6.17). Sie gilt hingegen weder für Algorithmus 1 noch für die Spezifität aller Algorithmen (vgl. Abbildung 6.17 und Abbildung 6.18).

⁹Für zufällige Fehler gilt: $\mathbf{P}(Fehlhinderni_t \mid Fehlhinderni_{t-1}) = \mathbf{P}(Fehlhinderni_t)$

Deshalb wurde die Steigerung der Spezifität durch Uberlappung experimentell ermittelt. (Die Ergebnisse sind in Abbildung 6.19 und Abbildung 6.20 veranschaulicht.) Die Spezifität nimmt zwar nicht in dem Maße zu, wie es für zufällige Fehler zu erwarten wäre, trotzdem wird durch Ausnutzung der Überlappung die Fehlalarmrate deutlich gesenkt.



Abbildung 6.17 Laplace-Eigenschaft der Hinderniserkennungsalgorithmen 2 bis 4 bezüglich der Sensitivität: Die Erkennungswahrscheinlichkeit für ein Hindernis ist unabhängig davon, ob im vorherigen Bild bereits eines detektiert wurde. Dies trifft allerdings nicht für Algorithmus 1 zu.

Die Gründe dafür, dass die Spezifität nicht so stark wie bei zufälligen Fehlern zunimmt, liegt hauptsächlich an der Hartnäckigkeit von Fehlhindernissen. Diese sind über mehrere Bilder hinweg sichtbar. Sie werden meist durch Hintergrundobjekte (Berge, Brücken, Wolken) oder durch einen falsch ermittelten Durchgangsraum verursacht. In letzterem Fall werden oft Teile von Seitenhaltern als Hindernisse erkannt.

Sieben Möglichkeiten für die Systemauslegung mit hoher Spezifität (> 98%) und Sensitivität (> 30%) sind in Abbildung 6.21 veranschaulicht. Die Spanne reicht dabei von einer Spezifität von unter 2% und einer Sensitivität mit knapp 60% bis hin zu einer Spezifität von 0,006% und einer Sensitivität von 31%. Sind zusätzlich Kombinationen aus Algorithmen erlaubt, wie in Abschnitt 6.4.3 beschrieben, so sinkt bei einer Sensitivität von 30% die Fehlalarmrate für die aufgenommene Strecke auf 0 (siehe Abbildung 6.22); die Anzahl der aufgenommenen Bilder ist in diesen Fällen für die Ermittlung der Fehlalarmrate zu gering.



Abbildung 6.18 Hang zu Folgefehlern: Der Graph zeigt die Wahrscheinlichkeit für ein Fehlhindernis im aktuellen Bild, wenn zuvor schon in mindestens k Bildern ein Fehlhindernis erkannt wurde. Die Anzahl k ist auf der Abszisse angetragen.



Abbildung 6.19 Abnahme der Fehlalarmrate durch Folgeauswertung der Algorithmen 1 bis 3, wobei "k aus k" dargestellt ist mit $k \leq n$ (n ist die Anzahl der überlappenden Bilder einer Szene): Algorithmus 4 ist nicht abgebildet, da er eine zu hohe Fehlerrate besitzt.



Abbildung 6.20 Abnahme der Fehlalarmrate durch Folgeauswertung der Algorithmen 1 bis 3, wobei "k aus 4" mit $k \leq 4$ dargestellt ist: Algorithmus 4 ist nicht abgebildet, da er eine zu hohe Fehlerrate besitzt.



Abbildung 6.21 Güte der k aus n Taktiken angetragen in einem Spezifitäts-Sensitivitäts-Diagramm: Es sind nur diejenigen Ausführungen angetragen, die mit einer Sensitivität > 30% und einer Spezifität > 98%. Die einfache Anwendung ("1 aus 4" Bildern) von Algorithmus 2 ist hat eine niedrigere Sensitivität und Spezifität als die "3 aus 4" und die "4 aus 4" Anwendung von Algorithmus 3. Damit ist die einfache Anwendung von Algorithmus 2 nicht zu empfehlen. Die größte Spezifität bietet Algorithmus 2 bei einer Alarmierung bei 4 aus 4.



Abbildung 6.22 Kombination von Algorithmen und k aus n Taktik: Es sind nur diejenigen Ausführungen angetragen, die sinnvoll sind (Sensitivität > 30%, Spezifität > 99, 5%). Die Kombination der Algorithmen 2, 3 und 4 liegt unter dieser Marke. Die größte Spezifität bietet Algorithmus 2 in Kombination mit Algorithmus 3 bei einer Alarmierung 4 aus 4: Hierfür wird auf der gesamten Strecke München-Mannheim kein Fehlhindernis gefunden.

6.5 Echtzeitfähigkeit

Das momentane System ist bei einer geforderten Bild-Aufnahmerate von 8 m/Bildtripel bis zu einer Geschwindigkeit von 50 km/h echtzeitfähig. Die maximal gemessene Bearbeitungszeit beträgt für ein Bildtripel (inklusive Bildaufnahme) 568 ms (siehe Tabelle 6.5). Algorithmus 4 für kurze Hindernisse ist dabei nicht berücksichtigt, da seine Laufzeit mit 1307 ms zwischen Faktor 3 bis 10 höher liegt als die der anderen Algorithmen, womit er für eine Echtzeitauswertung nicht einsetzbar ist.

Bei einer Geschwindigkeit von $50 \, km/h$ genügt es sogar ein Hindernis in einer Entfernung von $28 \, m$ vor dem Stromabnehmer zu erkennen, wobei hier sogar eine vollständige Absenkung mit einer Dauer von 1, $4 \, s$ angesetzt werden kann (vgl. Abbildung 6.23). Durch die relativ kurze Entfernung, die für $50 \, km/h$ notwendig ist, ist es momentan sogar möglich die Überlappung (siehe Abschnitt 6.4.4) vollständig auszunutzen.

Für eine Ertüchtigung des Systems für Geschwindigkeiten bis $330 \, km/h$ gibt es mehrere Möglichkeiten:

1. Beschleunigung der aktuellen Algorithmen durch Ausnutzung vorhandener Hardware Einrichtungen, wie zum Beispiel der MMX (MultiMedia eXtension). Allein durch die Ausnutzung der MMX lassen sich ver-

Laufzeit $[ms]$							
	Fahrdraht	Alg. 1	Alg. 2	Alg. 3	Summe	System	
Mittel	76	49	24	35	184	182	
Max	251	152	134	390	927	568	

Tabelle 6.5 Gemessene Laufzeiten für den Fahrdraht-Find-Algorithmus, die Hinderniserkennungsalgorithmen und das System: Die maximal möglich Laufzeit (Summe über alle maximalen Laufzeiten) liegt mit 927 ms deutlich über der maximal gemessenen Laufzeit des Systems mit 568 ms. Allerdings ist die gemessene repräsentativer, da in einem Bild selten große und kleine Hindernisse gleichzeitig vorhanden sind, die dann auch tatsächlich alle 3 Algorithmen erfordern. Der Unterschied bezüglich der Laufzeiten zwischen einer exponierten und einer nicht-exponierten Szene ist minimal (< 7 ms), weshalb sie gemeinsam betrachtet wurden.



Abbildung 6.23 Die Zeit ab dem letzten Befehl zur Bildaufnahme beträgt momentan bis zur vollständigen Absenkung 2 s. Damit ist eine Vorausschau von nur 28 m nötig.

schiedene Bildverarbeitungsalgorithmen auf den verwendeten Pentium 4 um Faktor 3-6 beschleunigen [BBFT99] [Leo03] [Gaw03]. Somit erscheint es allein durch Ausnutzung der vorhandenen Hardware möglich das System für Geschwindigkeiten bis $330 \, km/h$ zu ertüchtigen.

- 2. Beschleunigung der aktuellen Algorithmen durch Verwendung effizienterer Abläufe und Strukturen. Unter diesen Punkt fallen sowohl anwendungsspezifische Optimierungen als auch Optimierungen genereller Art, wie zum Beispiel das Ersetzen einer "Multiplikation mit 2" durch ein Left-Shift. Eine anwendungsspezifische Optimierung wäre zum Beispiel zur Findung des Fahrdrahtes nur jede zweite Bildzeile auszuwerten und aus den vorherigen Bildern eine Prädiktion über die Lage des Fahrdrahtes in den aktuellen Bildern zu verwerten. Eine konkrete Aussage über den Grad der Geschwindigkeitszunahme durch diese Art der Optimierung ist nur schwer möglich, da sie von zu vielen Faktoren, unter anderem auch der Güte der momentanen Implementierung, abhängt.
- 3. Einsatz alternativer oder zusätzlicher Hardware. Zur Beschleunigung von rechenzeitintensiven Funktionen mit Hardware sind mehrere Möglichkeiten denkbar. Für Stereo-Bildverarbeitungsapplikationen werden in der Literatur häufig DSPs (Digital Signal Processors) und FPGAs (Field

Programmable Gate Arrays) eingesetzt, die die Algorithmen von Faktor 2-5 für DSPs bzw. 10-1000 für FPGAs im Verhältnis zu Standard-PCs beschleunigen [FHM⁺93] [JK03] [MMK01]. Aber auch eine Parallelisierung mit Hilfe mehrerer PCs, die über ein Netzwerk verbunden sind, ist eine gängige Methode zur Beschleunigung der Algorithmen [SPL⁺01] [GLP⁺01] [KYD⁺03].

ASICs (Application Specific Integrated Circuits) hingegen sind seltener in der Bildverarbeitung zu finden, da sie oft einen langen Entwicklungszyklus voraussetzen und somit für die Fertigung geringer Stückzahlen, wie sie in der Bildverarbeitung häufig üblich sind, relativ teuer sind.

4. Einsatz zukünftiger Standard-Hardware. Durch die stetige Weiterentwicklung der Technik wird es unter Berücksichtigung des Moore'schen Gesetzes spätestens in 6 Jahren möglich, die momentane Systemsoftware auf einem Standard-PC in einem ICE3 echtzeitfähig laufen zu lassen. Nach dem Moor'schen Gesetz verdoppelt sich die Rechnerleistung alle 1,5 bis 2 Jahre [Meh02].

In Abbildung 6.24 sind das präsentierte System (OdeSys) und andere Hinderniserkennungs-Systeme und ihre Rechenzeit pro Pixel dargestellt. Anhand der Grafik kann gefolgert werden, dass hauptsächlich die Hardware einen Effekt auf die Rechenzeit hat, die Effizienz von Algorithmen spielt nur eine untergeordnete Rolle.

OdeSys ist vergleichbar schnell wie andere Systeme. Im Vergleich zu Moore's Gesetz ist es nur um Faktor vier langsamer. Nichtsdestotrotz muss das System bis zu einem tatsächlichen Einsatz noch um Faktor 6 schneller werden.

6.6 Fazit

Mit dem aktuellen System¹⁰ ist es bis zu einer Geschwindigkeit von $50 \, km/h$ mit einer Fehlalarmrate von unter $6, 5 \cdot 10^{-5}$ möglich 31% aller Hindernisse¹¹ zu erkennen. Die Sensitivität liegt somit insgesamt um circa Faktor 3 unter den Forderungen aus Abschnitt 2.2.2.

Aufgrund der der Nicht-Verfügbarkeit in Tunnels und starken Kurven errechnet sich eine theoretischer Faktor von 4,5, um den die Sensitivität unter den Anforderungen aus Abschnitt 2.2.2 liegt.

 $^{^{10}\}mathrm{Ausnutzung}$ der Überlappung (4 aus 4) und Verknüpfung der Algorithmen 2 und 3 mit einem logischen UND

 $^{^{11}}$ Eine Erkennungsrate von 31% über alle Hindernisse entspricht einer Erkennungsrate von 62% für die nach der Definition breiten Hindernisse.



Abbildung 6.24 Ausführungszeiten von Systemen: Um die Systeme miteinander vergleichen zu können, ist die Auswertezeit pro Pixel (unter Berücksichtigung der Auflösung und Kameraanzahl) angetragen. Zum Vergleich wurden ebenfalls die Rechenzeiten nach dem Moore'schen Gesetz angetragen. Das bisher schnellste System ist ARGO [BBF00b] im Jahr 2000 von Broggi, Bertozzi und anderen. Eines der ersten Systeme (1977) war Cart von Moravec [Mor77].

Für die Erhöhung der Spezifität kann nur eine Abschätzung vollzogen werden, da die Anzahl der ausgewerteten Bilder für eine genaue Aussage zu gering ist: Die Spezifität ist unter der Annahme, dass sie genau $6, 5 \cdot 10^{-5}$ beträgt, um Faktor 5.000 gegenüber der Forderung aus Abschnitt 2.2.2 zu gering.

Bezüglich der Rechenzeit ist das System noch um Faktor 6,6 zu beschleunigen, damit es bis $330 \, km/h$ eingesetzt werden kann. Mit vertretbarem Aufwand ist durch Hard- oder Software-Optimierungen die Erreichung dieses Ziels möglich.

Kapitel 7 Ausblick

Durch die vorliegende Arbeit wurde gezeigt, dass eine videobasierte fahrzeugseitige Hinderniserkennung prinzipiell funktioniert. Das entwickelte System ist als Demonstrator zu verstehen. Bis zur Einsetzbarkeit eines solchen Systems müssen noch weitere Schritte getätigt werden, die hauptsächlich in betriebliche und technische Schritte unterteilt werden können.

7.1 Betriebliche Schritte

Unter geltenden Vorschriften der Eisenbahn-Bau- und Betriebsordnung [Fre98] muss der Zug nach der Erkennung eines Hindernisses zum Stehen kommen und dessen Funktionsfähigkeit überprüft werden. Dies führt trotz Hinderniserkennung zu Verspätungen, die zwar wesentlich geringer sind als bei einer Kollision mit Hindernissen, aber dennoch vorhanden sind.

Damit Verspätungen nahezu vollkommen vermieden werden können, muss es erlaubt sein, den Stromabnehmer nach Passieren des Hindernisses wieder aufzubügeln. Dies setzt eine Änderung der Eisenbahn-Bau- und Betriebsordnung voraus.

Zusätzlich kann die Position des Hindernisses an nachfolgende Züge gemeldet werden, die dann ebenfalls unter dem Hindernis mit gesenktem Stromabnehmer hindurch rollen. Das Hindernis kann dann in einer Betriebspause entfernt werden. Ein möglicher Handlungsablauf ist in Abbildung 7.1 aufgezeigt.

7.2 Technische Schritte

Die technischen Schritte haben hauptsächlich drei Ziele: Erhöhung der Verfügbarkeit (in Tunnels und starken Kurven), Erhöhung der Spezifität und



Abbildung 7.1 Möglicher zukünftiger Ablauf bei der Erkennung eines Hindernis: Der Stromabnehmer wird gesenkt und hinter dem Hindernis wieder aufgebügelt. Parallel dazu werden die Bilder manuell ausgewertet und nachfolgende Züge gewarnt.

Erhöhung des Mehrwerts des Systems durch Inspektion. Bei der Inspektion ist insbesondere die Seitenhalterwinkel-Messung erwünscht. Winkelmessungen von zur Fahrtrichtung vertikalen Winkeln sind mit dem aktuellen System vielversprechend, da quasi senkrecht auf den Winkel geblickt wird.

Es wird zunächst eine Beschreibung der einzelnen Schritte gegeben, die in Tabelle 7.1 zusammengefasst sind.

- Triangulare Kameraanordnung: Die Kameras werden nicht, wie im aktuellen System, kollinear (auf einer Linie) angeordnet, sondern in Form eines Dreiecks. Dadurch wird es möglich auch horizontal, über die gesamte Breite des Bildes verlaufende Kanten auszuwerten und ihnen eine Entfernung zuzuordnen.
- Laterale Kameraposition optimieren: Wie in Abschnitt 6.3.5 gezeigt, hat die laterale Kamerapositionierung einen erheblichen Effekt auf die Erkennungsrate des Fahrdrahtes. Diese gilt es unter Berücksichtigung von Gegebenheiten (Steuerpult des Triebfahrzeugführers) zu optimieren.
- Beleuchtung: Die Beleuchtung ist essentiell für den Einsatz des Systems

7.2. TECHNISCHE SCHRITTE

bei Nacht oder in Tunnels. Diese darf andere Verkehrsteilnehmer nicht stören, weswegen sie im unsichtbaren Infrarot-Bereich betrieben werden soll. Hierfür stehen prinzipiell die drei Licht-Quellen, Laser (zum Beispiel Laser-Diode), LED-Array und Scheinwerfer zur Auswahl. Von diesen scheint der Einsatz eines LED-Arrays aufgrund der Augensicherheit (vgl. Abschnitt 3.2.3) und des Wirkungsgrads¹ am sinnvollsten.

- Dynamische Vorausschau: Ein breiterer Kamerachip ist insbesondere in engeren Kurven unerlässlich. Die in Abschnitt 2.3 geforderte Auflösung kann jedoch durch eine dynamische Vorausschau verringert werden. Die Vorausschau hängt dabei von der aktuellen Zuggeschwindigkeit ab, die in Kurven limitiert ist. Da ein Bild mehrere Zeilen umfasst und die Entfernung pro Zeile zunimmt, kann die Vorausschau durch Begrenzung der Zeilenanalyse (zum Beispiel per ROI) gesteuert werden. Gegenüber physikalisch veränderbarer Sensorik, zum Beispiel durch eine neig- oder schwenkbare Sensorik, erscheint eine dynamische ROI-Verscheibung günstiger und robuster. Durch den Einsatz einer dynamischen Vorausschau reduziert sich der in Abschnitt 2.3 geforderte Öffnungswinkel von 3.600 pel auf 2.600 pel (vgl. Anhang Kapitel C).
- Seitenhalterbestimmung: Ein Weg die Verfügbarkeit des Systems zu erhöhen ist den Durchgangsraum alternativ zu bestimmen. Da der Durchgangsraum durch den Fahrdraht nach oben hin begrenzt ist, kann er alternativ über die Befestigung des Fahrdrahtes, die sogenannten Seitenhalter, berechnet werden. Die Daten, die bei der Bestimmung des Seitenhalters gewonnen werden, können zudem zu Diagnosezwecken, wie zum Beispiel die Seitenhalterwinkelmessung, verwendet werden.
- Tragseilerkennung: Die Fehlalarmquote lässt sich weiter senken, indem das Tragseil extrahiert wird und von der Hindernissuche ausgeklammert wird. Das Tragseil kann mit dem in Abschnitt 5.3.2 erklärten Algorithmus für das Fahrdrahtfinden erkannt werden. Durch das Ausklammern reduziert sich die Menge derjenigen Objekte, die Fehlhindernisse erzeugen können. Die Idee des Ausklammerns lässt sich auf andere bekannte Objekte ausweiten, wodurch sukzessive ein Modell des Kettenwerks entsteht.
- Kopplung mit kinetischen Verfahren: Eine deutliche Reduzierung der

¹Insbesondere bei Scheinwerfern wird häufig ein breites Lichtspektrum erzeugt, bei welchem anschließend das sichtbare Licht herausgefiltert wird. Dieses führt zu einem geringen Wirkungsgrad und bei der Verwendung herkömmlicher Filter zu einer Erhitzung der Vorrichtung.

Fehlalarme verspricht die Kopplung der momentanen Auswertung mit kinetischen Verfahren. Eine Zuordnung von etwaigen Hindernissen über die Zeit hinweg in Folgebildtripel ist damit möglich [LL96]. Zudem erscheinen kinetische Verfahren zur Segmentierung von Hintergrund und Objekten geeignet [BB95], wodurch die Verfügbarkeit erhöht wird.

• Hinterlegung von Daten: Eine weitere Steigerung der Spezifität stellt die Hinterlegung von Daten in Aussicht. So können zum Beispiel Stellen, an denen systematisch Fehlalarme auftreten, von einer Auswertung ausgeschlossen werden. Andererseits können sie als Unterstützung zur exakten Bestimmung des Fahrdrahtes und somit des Durchgangsraums dienen.

Von den aufgezählten Schritten erscheint die Erkennung von Seitenhaltern laut Tabelle 7.1 am effektivsten, da sie sowohl zur alternativen Bestimmung des Durchgangsraums verwendet werden kann, als auch zur Senkung der Fehlalarmquote durch eine Reduzierung der Zuordnungsmöglichkeiten. Überdies kann dabei zugleich der Winkel des Seitenhalters gemessen werden, der bei zu großer Abweichung häufig zu Betriebsstörungen führt.

Schritt	Verfügbarkeit	Spezifität	Einsetzbarkeit
Kamera-Dreieck	Х	х	
Kamera-Positionierung	X		
Beleuchtung	х		Х
dynamische Vorausschau	х		
Erkennung Tragseil		х	Х
Erkennung Seitenhalter	х	х	Х
Kombination Kinetik	х	х	
Hinterlegung von Daten	х	Х	

Tabelle 7.1 Auswirkungen aufgezählter Schritte: Außer der "Erkennung des Tragseils" erhöhen alle aufgezählten Schritte die Verfügbarkeit. Vermutlich erhöht sich die Spezifität nicht durch eine alternative Positionierung der Kameras, den Einbau einer Beleuchtung und eine Dynamisierung der Vorausschau. Die Einsetzbarkeit für Inspektionsaufgaben wird insbesondere durch eine Beleuchtung und die Erkennung bekannter Objekte, wie Tragseil und Seithalter, erhöht.

94

Anhang A

Aufbau der Oberleitung

Die Oberleitung der DB, welche ein Kettenwerk ist, besteht hauptsächlich aus folgenden drei stromführenden Komponenten (vgl. Abbildung A.1):

- Fahrdraht
- Tragseil
- Hänger

Der Fahrdraht ist das Kontaktglied zwischen Oberleitung und Stromabnehmer. Um eine gleichmäßige Abnutzung der Schleifleiste des Stromabnehmers zu gewährleisten, ist der Fahrdraht im Zickzack gespannt. Dieser beträgt im Normalfall seitlich $\pm 0, 3m$ (im Extremfall $\pm 0, 55m$) auf einer Distanz von 65m bis 80m. Er hat einen Durchmesser abhängig von der Oberleitungsbauart von 10, 6mm bis 13, 2mm. Die Höhe ab Schienenoberkante beträgt zwischen 4, 95m und 6, 5m, in Tunnels teilweise sogar 4, 8m und bei Stadtbahnen teilweise 6, 7m [GKS⁺97].

Der Fahrdraht wird einerseits über die Hänger durch das Tragseil gehalten andererseits über Seitenhalter an den Masten (siehe Abbildung A.2). Das Tragseil einer Bauart hat einen Durchmesser, der maximal genau so groß wie der des dazugehörigen Fahrdrahtes ist. Das Tragseil minimiert das Durchhängen des Fahrdrahtes. Die Hänger haben meist einen Durchmesser von 4,5 mm.

Circa alle 1, 5 km gibt es eine Nachspannung, um die Zugkräfte im Fahrdraht (auch bei Temperaturänderung) konstant zu halten. In einer Nachspannung "wechselt der Fahrdraht" (vgl. Abbildung A.3); der Stromabnehmer hat (kurzzeitig) Kontakt zu zwei Fahrdrähten.



Abbildung A.1 Perspektivische Sicht aus einem Zug: Der im Zickzack gespannte Fahrdraht (1) wird über die Hänger (3) durch das Tragseil (2) gehalten. (Quelle [GKS^+97])



Abbildung A.2 Schwenkausleger (Quelle [GKS⁺97])



Abbildung A.3 Nachspannung mit dreifeldriger Überlappung (Quelle [GKS⁺97])

ANHANG A. AUFBAU DER OBERLEITUNG

Anhang B

Schlechteste Position der Kamera

Aus dem Kurvenmodell aus Abbildung 2.3 ergeben sich die seitlichen Verschiebungen $x_z = r - \sqrt{r^2 - z^2}$ von der Gleismitte für gegenüber dem Kurvenradius r geringe Entfernungen $z \ (z \leq \frac{r}{3})$.

Der Schwenkwinkel des Fahrdrahtes lässt sich relativ zum System durch

$$\alpha_{FD} \equiv \frac{(x_{z_2} + x_{Zickzack}) - (x_{z_1} - x_{Zickzack})}{z_2 - z_1}$$

berechnen. Für den konkreten Fall einer Re330 ist der Mastabstand $z_2 - z_1$ mit 60 m und die durch den Zickzack verursachte seitliche Auslenkung $x_{Zickzack}$ mit 0,3 m anzugeben. Solange der Schwenkwinkel des Fahrdrahtes α_{FD} geringer oder größer ist als derjenige jeder Kameraspalte

$$\alpha_{Kamera} \equiv \frac{x_{Kamera} + x_z}{z},$$

schaut die Kamera den Fahrdraht von der Seite an, egal von welcher Position entlang der Strecke das Bild aufgenommen ist. Wenn hingegen α_{FD} gleich α_{Kamera} ist, wird der Fahrdraht im Kamerabild als vertikale Linie abgebildet. Dies führt dann häufig zu einer Verdeckung von Hängern, Tragseil und schmalen Hindernissen.

Für die weitere Berechnung wird eine Vorausschau der Kameras von z = 60 m und ein Umlenkpunkt in circa 50 m Entfernung angenommen $(z_1 = 50 m)$. Daraus errechnet sich $z_2 = 110 m$ und für große Kurvenradien (ab ungefähr 1.500 m)

$$x_{z_1} \approx 0, 69 \cdot x_z$$
$$x_{z_2} \approx 3, 36 \cdot x_z,$$

wobei nach wie vor $x_z = r - \sqrt{r^2 - z^2}$ gilt.

Der Zusammenhang zwischen der seitlichen Position der Kamera x_{Kamera} und dem Kurvenradius r ist bei $\alpha_{FD} = \alpha_{Kamera}$

$$r = \frac{900\,m^2 + subst^2}{subst},$$

wobei $subst \equiv 0, 43 \cdot (x_{Kamera} - 0, 6 m).$

Ist α_{FD} größer als α_{Kamera} so kommt es aufgrund des Fahrdraht-Zickzacks immer wieder zu einer vertikalen Lage des Fahrdrahtes im Kamerabild.

100
Anhang C

Dynamische Vorausschau

Der in Kurven notwendige Abtastwinkel θ kann allgemein über die notwendige Entfernung z und seitliche Überwachungsdistanz x (vgl. Abbildung 2.3) durch die Formel

$$\theta(z) = 2 \arctan \frac{x}{z} = 2 \arctan \frac{r - \sqrt{(r - x_D)^2 - z^2}}{z}$$

berechnet werden (siehe auch Abschnitt 2.2.4 und Abbildung 2.3). Sowohl zu nahes Überwachen als auch zu weites Überwachen vergrößern den Abtastwinkel (siehe Abbildung 6.3). Der minimal erforderliche Abtastwinkel ist für jeden Kurvenradius in einer anderen Entfernung. Die optimale Entfernung lässt sich über die erste Ableitung $\frac{d\theta(z)}{dz}$ bestimmen und liegt bei

$$z = \pm \sqrt{(r - x_D)^2 - \frac{(r - x_D)^4}{r^2}}$$

Die optimale Vorausschau hinsichtlich eines minimalen Öffnungswinkels ist in Abbildung 6.3 dargestellt. Ab einem Kurvenradius von 1.800 m ist die optimale Vorausschau größer als die auf gerader Strecke erforderliche von 63 m. Somit ist es unter Berücksichtigung der Auflösung auch in schwächeren Kurven sinnvoll nur maximal 63 m voraus zu schauen (siehe Abbildung C.1).

Ist der Kurvenradius jedoch kleiner als 1.800 m, ist unter der Prämisse, dass die Höhe des Kamerachips dies zuläßt, die optimale Entfernung einzustellen (vgl. Abbildung C.2). Die Einstellung der optimalen Entfernung, die in diesem Bereich kleiner ist als die Vorausschau auf gerader Strecke von 63 m, ist aufgrund der in Kurven beschränkten Höchstgeschwindigkeit möglich. Diese in Kurven erlaubte Höchstgeschwindigkeit v_{max} (vgl. [Fre98] §40(7)) errechnet sich über die Formel

$$v_{max} = \sqrt{\frac{r}{11,8} \cdot (u+u_f)},$$



Abbildung C.1 Optimale Vorausschau, um in einer Kurve mit Radius r mit minimalem Öffnungswinkel den Durchgangsraum über seine gesamte Breite überwachen zu können. Alle Bereiche unter- oder oberhalb dieser Kurve sind nicht optimal bezüglich des Öffnungswinkels. Die erforderliche Vorausschau auf gerader Strecke beträgt 63 m (rot). Ab einem Radius von 1.800 m ist optimale Vorausschau größer als die erforderliche Vorausschau für gerade Strecken. Die Erforderliche Vorausschau für Züge bezüglich ihrer Geschwindigkeit ist zum Vergleich angetragen. Sie ist geringer als die optimale Vorausschau.

aus den Einflussgrößen Kurvenradius r in der Einheit m, Überhöhung u in mm (maximal 180 mm [Fre98] §6(3)) und Überhöhungsfehlbetrag $|u_f| \leq 150 mm$.

Der erforderliche Öffnungswinkel für ein System, das auf allen Kurven mit einem Radius größer als 300 *m* operiert, ist 0, 175 rad (siehe Abbildung C.3). Dieser errechnet sich aus dem Maximum aller für einen bestimmten Radius erforderlichen Öffnungswinkel. Dieses Maximum wird bei aufgrund der Monotonie des Graphen für den Öffnungswinkel (siehe Abbildung 6.3) bei einem Kurvenradius von 300 *m* erreicht. Dort beträgt die erforderliche Vorausschau 26 m, womit sich der Öffnungswinkel $\theta(26 m) = 2 \arctan \frac{2.2781 m}{26 m} = 0,175 \operatorname{rad}$ errechnet.

Um die Vorausschau dynamisch zu steuern, müssen die Kameras den gesamten Bereich zwischen 26 m und 63 m abdecken¹. Dafür genügt ein vertikaler Öffnungswinkel von 0, 105 rad. Dies bedeutet, dass für ein System zur Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers unter der in Abschnitt 2.3 geforderten Auflösung von $0,07 \cdot 10^{-3} rad$ ein Kamerachip

 $^{^1\}mathrm{Bei}$ einer Entfernung von $26\,m$ hat der Durchgangsraum eine Höhe von $6,5\,m$ und in einer Entfernung von $63\,m$ eine Höhe von $4,95\,m.$



Abbildung C.2 Schema für eine dynamische Vorausschau: Eine dynamische Vorausschau wird durch die Höhe des Kamerachips möglich. Ist nur eine geringe Vorausschau erforderlich, wie zum Beispiel in engen Kurven aufgrund der begrenzten Geschwindigkeit, werden nur die oberen Zeilen des Bildes ausgewertet. Diese gehören zur Region_of_Interst (ROI). Erhöht sich die Geschwindigkeit des Zuges, wird auch die erforderlich Vorausschau größer und somit auch die ROI.

von $2.500 \times 1.500 \, pel$ ausreicht. Um einen Vergleich mit einer Digitalkamera aus dem Consumerbereich zu geben, sei die "Fujifilm FinePix 40i" mit einer Auflösung $2.400 \times 1.800 \, pel$ für circa 400 Euro aufgeführt [NR01].



Abbildung C.3 Erforderlicher Öffnungswinkel, um den Durchgangsraum vollständig ab einem vorgegebenen Kurvenradius überwachen zu können. Ab einem Kurvenradius von 1.800 m bleibt der erforderliche Öffnungswinkel aufgrund der errechneten maximalen Entfernung von 63 m konstant. Für die vollständige Überwachung des Durchgangsraums in allen Kurvenradien größer 300 m wird eine Auflösung von mindestens $2.500 \times 1.500 pel$ benötigt. Beschränkt man sich jedoch auf Kurvenradien größer als 500 m so kann ein Kamerachip mit einer Auflösung von $2.048 \times 1.535 pel$ eingesetzt werden.

Literaturverzeichnis

- [ABO01] N. Asada, M. Baba, and A. Oda. Depth from blur by zooming. In Proceedings of International Conference on Vision Interface (VI2001), pages 165–172, 2001.
- [Ack98] Till Ackermann. Die Bewertung der Pünktlichkeit als Qualitätsparameter im Schienenpersonenverkehr auf Basis der direkten Nutzenmessung. PhD thesis, Uni Stuttgart, Fakultät für Bauingenieurwesen, 1998.
- [AL87] N. Ayache and F. Lustman. Fast and reliable passive trinocular stereo vision. In *First International Conference on Computer* Vision, pages 422–427, June 1987. London.
- [ALM97] S. C. Ahn, S. Lee, and A. Meyyappan. Experiments on depth from magnification and blurring. In *IROS'97*, pages 733–739, 1997.
- [AMK93] Omead Amidi, Yuji Mesaki, and Takeo Kanade. Research on an autonomous vision-guided helicopter. *Journal of the American Institute of Aeronautics and Astronautics*, 1993.
- [Anc92] N. Ancona. A fast obstacle detection method based on optical flow. In Giulio Sandini, editor, *Proceedings of Computer Visi*on (ECCV '92), volume 588 of LNCS, pages 267–271, Berlin, Germany, mai 1992. Springer.
- [ARCC98] Marco Aste, Massimo Rossi, Roldano Cattoni, and Bruno Caprile. Visual routines for real-time monitoring of vehicle behavior. *Machine Vision and Applications*, 11(1):16–23, Jun. 1998.
- [ASC91] Claus Siggaard Andersen, Jan Juul Sørensen, and Henrik Iskov Christensen. An analysis of three depth recovery techniques. In P. Johansen and S. Olsen, editors, *Proceedings of the Seventh*

Scandinavian Conference on Image Analysis, pages 66–77, Aalborg, Denmark, August 1991. IAPR, Pattern Recognition Society of Denmark.

- [BB95] S. S. Beauchemin and J. L. Barron. The computation of optical flow. *ACM Computing Surveys*, 27(3):433–467, September 1995.
- [BB96] Massimo Bertozzi and Alberto Broggi. Real-Time Lane and Obstacle Detection on the GOLD System. In Procs. IEEE Intelligent Vehicles Symposium'96, pages 213–218, Tokyo, Japan, September 1996.
- [BB98] Massimo Bertozzi and Alberto Broggi. GOLD: a Parallel Real-Time Stereo Vision System for Generic Obstacle and Lane Detection. *IEEE Trans. on Image Processing*, 7(1):62–81, January 1998.
- [BBCF97] Massimo Bertozzi, Alberto Broggi, Denis Colla, and Alessandra Fascioli. Sensing of Automotive Environments Using Stereo Vision. In Procs. ISATA - Intl. Symposium on Automotive Technology and Automation, pages 425–432, Florence, Italy, 1997. ISATA.
- [BBF97] Massimo Bertozzi, Alberto Broggi, and Alessandra Fascioli. Real-Time Obstacle Detection on a Massively Parallel Linear Architecture. In Andrzej Goscinski, Michael Hobbs, and Wanlei Zhou, editors, Procs. ICA3PP'97 - Intl. Conf. on Algorithms and Architectures for Parallel Processing, pages 535–542. World Scientific, 1997.
- [BBF98] Massimo Bertozzi, Alberto Broggi, and Alessandra Fascioli. Stereo Inverse Perspective Mapping: Theory and Applications. Image and Vision Computing Journal, 8(16):585–590, 1998.
- [BBF00a] Massimo Bertozzi, Alberto Broggi, and Alessandra Fascioli. Vision-based Intelligent Vehicles: state of the art and perspectives. Journal of Robotics and Autonomous Systems, 32(1):1–16, June 2000.
- [BBF00b] Massimo Bertozzi, Alberto Broggi, and Alessandra Fascioli. Visual Perception and Learning in Road Environments. In Procs. 6th Intl. Conf. on Intelligent Autonomous Systems, IAS-6, pages 885–892, Venice, Italy, July 2000.

- [BBF⁺00c] Alberto Broggi, Massimo Bertozzi, Alessandra Fascioli, Corrado Guarino Lo Bianco, and Aurelio Piazzi. Visual Perception of Obstacles and Vehicles for Platooning. *IEEE Trans. on Intelli*gent Transportation Systems, 1(3):164–176, September 2000.
- [BBFN00] Massimo Bertozzi, Alberto Broggi, Alessandra Fascioli, and Stefano Nichele. Stereo Vision-based Vehicle Detection. In Procs. IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2000, pages 39–44, Detroit, USA, October 2000.
- [BBFT99] Massimo Bertozzi, Alberto Broggi, Alessandra Fascioli, and Stefano Tommesani. Addressing Real-Time Requirements of Automatic Vehicle Guidance with MMX Technology. In Josè Rolim et al., editor, Procs. 4th Intl. Workshop on Embedded HPC Systems and Applications (EHPC'99) - Second Merged Symposium IPPS/SPDP 1999, pages 1407–1417, San Juan, Puerto Rico, April 1999.
- [BBY90] S. Beucher, M. Bildeou, and X. Yu. Road segmentation by watershed algorithms. In *Proceedings of the Pro-art vision group PROMETHEUS workshop*, Sophia-Antipolis, France, April 1990.
- [BES97] Büchtemann, Eibert, and Scherbarth. Machbarkeitsstudie: Detektion und erkennung von fremdobjekten im oberleitungsfahrdraht aus einem fahrenden zug, November 1997. Dornier GmbH.
- [BF82] S.T. Barnard and M.A. Fischler. Computational stereo. Computing Surveys, 14(4):553–572, December 1982.
- [BHR94] M. Buffa, M. Hebert, and L. Robert. Weakly-calibrated stereo perception for rover navigation. In *ARPA94*, pages II:1317–1324, 1994.
- [Blo02] Jean Blondeau. Observer: Das neue Lichtraum-Messsystem der SNCF. *EI Eisenbahningenieur*, 53:89–91, Okt. 2002.
- [Bor96] Borgwardt. Statistik über Störungen an Oberleitungen im Geschäftsjahr 1996, 1996. Deutsche Bahn AG, Bereich Netz, Instandhaltungsmanagement, Pfarrer-Perabo-Platz 3-5, 60326 Frankfurt.
- [BPBG95] S. Beucher, R. Peyrard, M. Bildeau, and M. Gauthier. Road monitoring and obstacle detection system by image analysis and mathematical morphology. In *Proceedings 5th EAEC (European*

Automobile Engineers Cooperation) International Congress 'The European Automotive Industry Meets the Challenges of the Year 2000', Straßburg, Jun. 1995.

- [BPK94] M. Bishay, R. A. Peters, and K. Kawamura. Object detection in indoor scenes using log-polar mapping. In *Proceedings of the IEEE Conference on Robotics and Automation*, volume 1, pages 775–780, San Diego, CA, 1994.
- [BT80] Stephen T. Barnard and William B. Thompson. Disparity analysis of images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2(4):333–340, 1980.
- [Bun96] Bundeskriminalamt. Anschläge mit sogenannten Hakenkrallen auf Oberleitungen der Deutschen Bahn AG. In Bundeskriminalblatt: Sonderausgabe, number 234/96 in 46. SB Teuchert, D-65173 Wiesbaden, Dez. 1996.
- [BV03] Sensor Partners BV. Laser Distance Sensor PDL-120 series. http://home.wxs.nl/ sensorp/ downloads/ultrasoon/pdl120s.pdf, Jan. 2003.
- [BY94] S. Beucher and X. Yu. Road recognition in complex traffic situations. In 7th IFAC/IFORS Symposium on Transportation Systems: Theory and Application of Advanced Technology, pages 413–418, Tianjin, China, Aug. 1994.
- [CAC02] Roland Chapuis, Romuald Aufrere, and Frédéric Chausse. Accurate road following and reconstruction by computer vision. *IEEE Transactions on Intelligent Transporation Systems*, Vol. 3(4):261–270, Dec. 2002.
- [CC02] T. W. S. Chow and Siu-Yeung Cho. Industrial neural vision system for underground railway station platform surveillance. Advanced Engineeing Informatics, 16:73–83, 2002.
- [CCHL95] R.N. Chiou, C.H. Chen, K.C. Hung, and J.Y. Lee. The optimal camera geometry and performance analysis of atrinocular vision system. SMC, 25(8):1207–1220, August 1995.
- [CDZT93] Xian Chen, E. L. Dagless, Shu-Jun Zhang, and B. T. Thomas. An improved plan-view method for autonomous vehicle guidance. In *IFAC, Intelligent Autonomous Vehicles*, pages 489–494, Southhampton, UK, 1993.

- [CHRM96] Ingemar J. Cox, Sunita L. Hingorani, Satish B. Rao, and Bruce M. Maggs. A maximum likelihood stereo algorithm. Computer Vision and Image Understanding: CVIU, 63(3):542–567, May 1996.
- [Cox94] I. J. Cox. A maximum likelihood N-camera stereo algorithm. In Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 733–739, Los Alamitos, CA, USA, June 1994. IEEE Computer Society Press.
- [CT93] N. W. Campbell and B. T. Thomas. Navigation of an automomous road vehicle using lane boundary markings. In *IFAC*, *Intelligent Autonomous Vehicles*, pages 167–172, Southhampton, UK, 1993.
- [DA89] U.R. Dhond and J.K. Aggarwal. Structure from stereo: A review. SMC, 19(6):1489–1510, November 1989.
- [DA91] Umesh R. Dhond and J. K. Aggarwal. A cost-benefit analysis of a third camera for stereo correspondence. *International Journal* of Computer Vision, 6(1):39–58, April 1991.
- [DC00] F. Dornaika and R. Chung. Cooperative stereo-motion: Matching and reconstruction. *Computer Vision and Image Understanding: CVIU*, 79(3):408–427, September 2000.
- [DeM87] Daniel DeMenthon. A zero-bank algorithm for inverse perspective of a road from a single image. In *IEEE Int. conf. Robotics* and Automation, pages 1444–1449, Raleigh, April 1987.
- [DeM90] Daniel DeMenthon. Reconstruction of a road by local image matches and global 3d optimization. In *IEEE Int. conf. Robotics* and Automation, pages 1337–1342, Cincinatti, May 1990.
- [EG96] Wolfgang Efenberger and Volker Graefe. Distance-invariant object recognition in natural scenes. In International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS '96, pages 1433–1439, Osaka, 1996.
- [Eib94] Max Eibert. Hinderniswarnsensoren für Hubschrauber. Dornier Post, pages 26–28, 3 1994.
- [Eng93] Hermann Engesser, editor. *Duden Informatik*. Dudenverlag, 1993.

- [Enk97] W. Enkelmann. An obstacle detection system for automatic trains. In WCRR'97, 4th World Congress on Railway Research, volume Volume C, pages 411–417. Fraunhofer Institut - Karlsruhe, November 1997. Florence, Italy.
- [FCA99] Alex Foessel, Sachin Chheda, and Dimitrios Apostolopoulos. Short-range millimeter-wave radar perception in a polar environment. In Proceedings of the Field and Service Robotics Conference, August 1999.
- [FGR01] Gian Luca Foresti, Giorgio Giacinto, and Fabio Roli. Detecting dangerous behaviors of mobile obsjects in parking area. In Proc. of the 2nd European workshop on advanced video-based surveillance systems (AVBS), pages 125–136, Kingston/London, UK, September 2001.
- [FHM⁺93] Olivier Faugeras, Bernard Hotz, Hervé Mathieu, Thierry Vi'eville, Zhengyou Zhang, Pascal Fua, Eric Théron, Laurent Moll, Gérard Berry, Jean Vuillemin, Patrice Bertin, and Catherine Proy. Real time correlation-based stereo: algorithm, implementations and application. Technical Report 2013, INRIA, August 1993.
- [Foe00] Alex Foessel. Radar sensor model for three-dimensional map building. In Proc. SPIE, Mobile Robots XV and Telemanipulator and Telepresence Technologies VII, volume 4195. SPIE, November 2000.
- [FR94] O. Faugeras and L. Robert. What can two images tell us about a third one? Lecture Notes in Computer Science, 800:485–494, 1994.
- [Fre98] Rainer Freise. Taschenbuch der Eisenbahngesetze. Number 12. Hestra-Verlag, 1998.
- [FRT97] Andrea Fusiello, Vito Roberto, and Emanuele Trucco. Efficient stereo with multiple windowing. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CV-PR '97), pages 858–863, Puerto Rico, Jun. 1997. IEEE Computer Society Press.
- [FRT00] Andrea Fusiello, Vito Roberto, and Emanuele Trucco. Symmetric stereo with multiple windowing. *International Journal of*

Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 14(8):1053–1066, Dez. 2000.

- [FSR98] J. A. Fayman, O. Sudarsky, and E. Rivlin. Zoom tracking. In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA-98), pages 2783–2788, Piscataway, May 16–20 1998. IEEE Computer Society.
- [FTV97] Andrea Fusiello, Emanuele Trucco, and Alessandro Verri. Rectification with unconstrained stereo geometry. In A. F. Clark, editor, *Proceedings of the British Machine Vision Conference* (BMVC '97), pages 400–409, University of Essex (UK), Sep. 1997. BMVA Press,.
- [FTV00] Andrea Fusiello, Emanuele Trucco, and Alessandro Verri. A compact algorithm for rectification of stereo pairs. *MVA*, 12(1):16– 22, 2000.
- [FWDD97] Simon Fürst, Stefan Werner, Dirk Dickmanns, and Ernst-Dieter Dickmanns. Landmark navigation and autonomous landing approach with obstacle detection for aircraft. In AeroSense'97, SPIE Proc., volume Vol. 3088, pages 94–105, Orlando FL, April 1997.
- [Gaw03] Gawain. DVDx 1.7 Review. http://www.3dnowgalaxy.de/ Artikel/dvdx/dvdx.htm, Jan. 2003.
- [GE96] Volker Graefe and Wolfgang Efenberger. A novel approach for the detection of vehicles on freeways by real-time vision. In International Symposium on Intelligent Vehicles, pages 363–368, Tokyo, 1996.
- [GJN⁺93] Yuichiro Goto, Yasuharu Jin, Yoshiro Nishimoto, Hiroyuki Naito, Takeshi Yamamura, and Akio Iwake. Dynamic obstacle-detecting system for railway surroundings using a highly accurate lasersectioning method. Transactions - Society of Instrument and Control Engineers (SICE), 29(4):377–384, 1993. Kobe Steel Ltd. and Central Japan Railway Co.
- [GKS⁺97] A. Gukow, F. Kießling, A. Schmieder, R. Puschmann, and P. Schmidt. *Fahrleitungen elektrischer Bahnen*. B.G. Teubner Stuttgart, Leipzig, 1997.

- [GLP⁺01] R. Gregor, M. Lutzeler, M. Pellkofer, K.H. Siedersberger, and E.D. Dickmanns. A vision system for autonomous ground vehicles with a wide range of maneuvering capabilities. In *CVS01*, pages 1–20, 2001.
- [Gmb02] Coherent GmbH. Produkthighlights 2002. http://www.coherent.de/highlights/index.shtml, 2002.
- [GP98] D. M. Gavrila and V. Philomin. Real-time object detection using distance transforms. In *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Intelligent Vehicles*, 1998.
- [Gra94] Volker Graefe. Echtzeit-Bildverarbeitung für ein Fahrer-Unterstützungssystem zum Einsatz auf Autobahnen. Informationstechnik und Technische Informatik: Sonderheft Robotik, (36):16-24, Jan. 1994.
- [GRJ01] Darrel Greenhill, Paolo Remagnino, and Graeme Jones. Vigilant: Content-querying of video surveillance streams. In 2nd European workshop on advanced video-based surveillance systems (AVBS), Kingston/London, UK, September 2001.
- [HAL88] C. Hansen, N. Ayache, and F. Lustman. Towards real-time trinocular stereo. In Second International Conference on Computer Vision (Tampa,, FL, December 5–8, 1988), pages 129–133, Washington, DC,, 1988. Computer Society Press.
- [Hal02] Hauke Haller. Alterung und Lebensdauer der LED. http://ledinfo.de/grundlagen/l_alter.htm, 2002.
- [Har92] Volker Harms. *Biomathematik, Statistik und Dokumentation.* Harms Verlag, Kiel, Nov. 1992.
- [Heb00] Martial Hebert. Active and passive range sensing for robotics. In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA '00), volume 1, pages 102 – 110, April 2000.
- [HHD00] I. Haritaoglu, D. Harwood, and L. Davis. A fast background scene modeling and maintenance for outdoor surveillance. In *In*ternational Conference on Pattern Recognition (ICPR'00), volume 4, pages 179–183, Barcelona (Spain), Sep. 2000.

- [HHT98] John Hancock, Martial Hebert, and Charles Thorpe. Laser intensity-based obstacle detection. In Proceedings 1998 IE-EE/RSJ International Conference On Intelligent Robotic Systems (IROS '98), volume 3, pages 1541 – 1546, October 1998. To appear.
- [HK92] Martial Hebert and Eric Krotkov. 3-d measurements from imaging laser radars: How good are they? International Journal of Image and Vision Computing, 10(3):170–178, April 1992.
- [HK97] Wesley Huang and Eric Krotkov. Optimal stereo mast configuration for mobile robots. In *International Conference on Robotics* and Automation, volume 3, pages 1946 – 1951, April 1997.
- [HM01] Bernhard Hulin and Helmut Möller. Stereo recognition of the contact wire of railways for obstacle detection. In *PRIP'2001 Pattern Recognition and Information Processing*, pages 275–279, Minsk (Belarus), Mai 2001.
- [HPK⁺01] Bernhard Hulin, Matthias Pfarrdrescher, Werner Krötz, Bernhard Sarnes, and Helmut Möller. Video based onboard surveillance of the catenaries of railways. In Proc. of the 2nd European workshop on advanced video-based surveillance systems (AVBS), pages 109–113, Kingston/London, UK, September 2001.
- [HRD00] U. Hofmann, A. Rieder, and E.D. Dickmanns. Ems-vision: Application to hybrid adaptive cruise control. In Proc. Int. Symposium on Intelligent Vehicles (IV 2000), 2000.
- [HS03] B. Hulin and S. Schüßler. Mobile optische Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers bei der Deutschen Bahn. In Optische Technologien in der Fahrzeugtechnik, VDI Berichte 1731, pages 213–222. VDI, VDI Verlag Düsseldorf, 2003.
- [ife02] ifeu. Wissenschaftlicher Grundlagenbericht zum Umweltmobilcheck und zum Softwaretool Reisen und Umwelt in Deutschland. Technical report, Institut für Energie-Umweltforschung Heidelberg GmbH. Mai 2002.und http://www.ifeu.de/verkehr/seiten/v_dow.htm.
- [JHG99] Bernd Jähne, Horst Haußecker, and Peter Geißler, editors. Handbook of Computer Vision and Applications, volume Volume 1, chapter 18, pages 463–484. Academic Press, sensors and Imaging edition, 1999.

- [JK03] Rahman Jamal and Jochen Klier. Grafische Programme in Silizium gegossen. *Elektronik*, (7):42–47, April 2003.
- [Kan95] T. Kanade. Development of a video-rate stereo machine. In IROS95, pages 95–100, 1995.
- [KB98] L. Khoudour and J. L. Bruyelle. Falls on the track detection in public transport by artificial vision. In B. Mellit, editor, *Computers in Railways VI*, pages 73–82, UK, 1998. Wessex Institute of Technology.
- [KCC⁺96] W. Kaliardos, M. Cosgrove, T. Chow, S. Steiner, and S. Farritor. Companion - overview of a telerobotic ground vehicle. In Association for Unmanned Vehicle Systems International (AUVSI), 1996. http://robots.unl.edu/Files/Papers/AUVS_96.pdf.
- [KHS⁺01] George A Kantor, Herman Herman, Sanjiv Singh, John G Tabacchi, and William Kaufman. Automatic railway classification using surface and subsurface measurements. In Proceeding of the 3rd International Conference on Field and Service Robotics (FSR 2001), pages 43–48, Helsinki, Finland, 2001. Yleisjalljennos.
- [KKWZ94] T. Kanade, S.B. Kang, J.A. Webb, and C.L. Zitnick. An active multibaseline stereo system with real-time image acquisition. In *ARPA94*, pages II:1325–1334, 1994.
- [Kle99] Wolfgang Klee, editor. Die ICE Familie. Number 5 in Eisenbahn-Journal special. Hermann Merker Verlag, D-82244 Fürstenfeldbruck, 1999.
- [KLM94] Dieter Koller, Quang-Tuan Luong, and Jitendra Malik. Binocular stereopsis and lane marker flow for vehicle navigation: Lateral and longitudinal control. Technical Report CSD-94-804, University of California Berkeley, CS, March 94.
- [Klo97] Rainer Klopp. Automatische Detektion, Abgrenzung und Lokalisierung von betriebsbedingten und fremdbewirkten Störungen in der Oberleitung der DeutschenBahn. Technical report, Digi Sens AG, CH-3280 Murten, August 1997.
- [Kno02] Rolf Knoblauch. Qualitätsmanagement in der beruflichen Weiterbildung. In Fachtagung: Bundesvereinigung der Deutschen Arbeitgeberverbände, www.junits.de, Jul. 2002.

- [Kol02] Georg Kollmannsberger. Hinweise zum Betrieb von Lasern an der Universität Konstanz. www.uni-konstanz.de/ZE/Rektorat/AS/ Merkblaetter/MB_05_Laserschutz.pdf, Juli 2002.
- [KRS95] S. Kurada, G. Rankin, and K. Sridhar. A trinocular vision system for close-range position sensing. Optics and Laser Technology, 27(2):75–79, 1995.
- [KS97a] Alonzo Kelly and Anthony Stentz. An approach to rough terrain autonomous mobility. In *Internat. Conf. on Mobile Planetary Robots*, Santa Monica, California, Jan. 1997.
- [KS97b] Alonzo Kelly and Anthony (Tony) Stentz. An approach to rough terrain autonomous mobility. In International Conference on Mobile Planetary Robots, January 1997.
- [KS98] Werner Krötz and Bernhard Sarnes. Zwischenbericht: Hinderniserkennung. Technical report, Deutsche Bahn AG, Feb. 1998.
- [Kun01] Yoshinori Kuno. Detecting and tracking people in complex scenes. In Proc. of the 2nd European workshop on advanced video-based surveillance systems (AVBS), pages 3–15, Kingston/London, UK, September 2001.
- [KWH97] Axel Kaske, Didier Wolf, and Rene Husson. Lane boundary detection using statistical criteria. In QCAV'97, International Conference on Quality Control by Artificial Vision, Le Creusot, France, May 1997.
- [KWM94] Dieter Koller, Joseph W. Weber, and Jitendra Malik. Robust multiple car tracking with occlusion reasoning. In European Conference on Computer Vision, pages 189–196. LNCS 800, pringer-Verlag, May 1994.
- [KYD⁺03] Gerhard Klimeck, Gary Yagi, Robert Deen, Myche McAuley, Eric DeJong, and Fabiano Oyafuso. Near real-time parallel image processing using cluster computers. In International Conference on Space Mission Challenges for Information Technology (SMC-IT), Pasadena, CA, July 2003.
- [KYO⁺96] T. Kanade, A. Yoshida, K. Oda, H. Kano, and M. Tanaka. A stereo machine for video-rate dense depth mapping andits new applications. In ARPA96, pages 805–811, 1996.

- [LAM97] S. Lee, S. C. Ahn, and A. Meyyappan. Depth from magnification and blurring. In *ICRA* '97, pages 137–142, 1997.
- [Lan02] Bernhard Landwehr. Automatische senkeinrichtung für stromabnehmer. *Elektrische Bahnen*, (100):172–177, 5 2002.
- [lasa] laseroptronix. Obstacle detection in rail road crossings. The laser and opto web site, www.laseroptronix.com/ladar/rail.html. last visited: 9. Aug. 2002.
- [lasb] laseroptronix. Smart vision system for opstacle detection of people on the rail tracks. The laser and opto web site, www.laseroptronix.com/rail/platformdet.html. last visited: 9. Aug. 2002.
- [LB98] Fuxing Li and Michael Brady. Modeling the ground plane transformation for real-time obstacle detection. *Computer Vision and Image Understanding: CVIU*, 71(1):137–152, July 1998.
- [LBM98] S. L. Laubach, J. W. Burdick, and L. Matthies. An autonomous path planner implemented on the Rocky7 prototype microrover. In *Proceedings of the IEEE International Conference* on Robotics and Automation (ICRA-98), pages 292–297, Piscataway, May 16–20 1998. IEEE.
- [LDMT88] R. A. Lotufo, E. L. Dagless, D. J. Milford, and B. T. Thomas. Road extraction using a plan-view image transformation. In Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference, pages 185–190, University of Manchester, 1988.
- [Leo03] Vincent Leong. High performance computing from C++ to MMX. http://www.codeproject.com/cpp/HighPerfComp.asp, Jul. 2003.
- [LF90] Rainer Lotz and Ernst Fröschle. 3D-Vision mittels Stereobilauswertung bei Videobildraten. In Informatik Fachberichte 254, DAGM-Symposium Mustererkennung, pages 606–616, 1990.
- [Lie98a] Bernhard H.C. Liesenkötter. Hinderniserkennung für Sschienenfahrzeuge. VDI-Berichte, (1397):613–620, 1998.
- [Lie98b] Bernhard H.C. Liesenkötter. Obstruction detection for people movers operating on conventional small branch railways. In *In*ternational conference on intelligent vehicles, Stuttgart (Germany), 1998.

- [LL96] Robert Laganière and Francoys Labontè. Stereokineopsis: A survey. Technical report, École Polytechnique de Montréal (Perception and Robotics Laboratory), July 1996. Tech. Rep. GRPR-RT-9603.
- [LO97] Manolis I. A. Lourakis and Stelios C. Orphanoudakis. Visual detection of obstacles assuming a locally planar ground. Technical Report TR97-0207, Foundation for Research and Technology -Hellas. Institute of Computer Science, August 1997.
- [Lot02] R. A. Lotufo. Re: Question on plan-view transformation. e-mail, Nov. 2002. lotufo@dca.fee.unicamp.br.
- [LPE02] Rolf Lammering, Michael Plenge, and Andreas Ettemeyer. Schwingungsanalyse an Gleiskörpern mit Hilfe der holographischen Interferometrie. EI Eisenbahningenieur, 53(12):62–65, Dez. 2002.
- [LSBL00] R. Lange, P. Seitz, A. Biber, and S. Lauxtermann. Demodulation pixels in ccd and cmos technologies. In *Proc. SPIE*, volume Vol. 3965, pages 177–189, 2000.
- [LSBS99] R. Lange, P. Seitz, A. Biber, and R. Schwarte. Time-of-flight range imaging with a custom solid-state imagesensor. In EOS/SPIE Proc. of Laser Metrology and Inspection, volume vol. 3823, pages 180–188, Munich, 1999.
- [Luf02] Lufthansa. Lufthansa pünktlichste Fluggesellschaft in Europa. newslink, 14:2–3, Sep. 2002.
- [LWKM95] Q. Luong, J. Weber, D. Koller, and J. Malik. An integrated stereo-based approach to automatic vehicle guidance. In *IC-CV International Conference on Computer Vision*, pages 52–57, Cambridge, MA, 1995.
- [Maa92a] Hans-Gerd Maas. Digitale Photogrammetrie in der dreidimensionalen Strömungsmeßtechnik. PhD thesis, ETH Zürich, 1992. Nr. 9665.
- [Maa92b] Hans-Gerd Maas. Robust automatic surface reconstruction with structured light. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 29, Part B5:709–713, 1992.

- [Mag95] Daniel L. Magnus. Noncontact technology for track speed rail measurements: Orian. In Donald E. Gray and Daniel H. Stone, editors, SPIE Proceedings on Nondestructive Evaluation of Aging Railroads, volume Vol. 2458, pages 45–51, Oakland, 1995.
- [Mat92] Larry Matthies. Stereo vision for planetary rovers: Stochasting modeling to near real-time implementation. International Journal of Computer Vision, 8(1):71–91, 1992.
- [MBLB91] Hanspeter A. Mallot, Heinrich H. Bülthoff, J. J. Little, and S. Bohrer. Inverse perspective mapping simplifies optical flow computation and obstacle detection. *Biological Cybernetics*, 64(3):177–185, 1991.
- [MBS97] E. Mouaddib, J. Batlle, and J. Salvi. Recent progress in structured light in order to solve the correspondence problem in stereovision. In *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, volume Vol. I, pages 130–136, Albuquerque (USA), April 1997.
- [McM03] Paul McManamon. putting on the shift. *spie's oemagazine*, 3(4):15–17, April 2003.
- [MCP97] L.H. Matthies, B. Chen, and J. Petrescu. Stereo vision, residual image processing and mars rover localization. In *ICIP97*, pages III:248–xx, 1997.
- [Meh02] Sönke Mehrgardt. Die Grenzen der Chipverkleinerung sind noch fern. *ComputerZeitung*, (33):18, Aug. 2002.
- [MH01] Helmut Möller and Bernhard Hulin. Fahrzeugseitiges Sensorsystem zur Hinderniserkennung in Oberleitungen. *Elektrische Bahnen*, (12):484–489, Dec. 2001.
- [MH02] Jörg Meixner and Irene Heinz. Bildgebendes Laserradar Präzisionsmessungssystem. *EI Eisenbahningenieur*, 53(5):32–43, 2002.
- [MHKS01] H. Möller, B. Hulin, W. Krötz, and B. Sarnes. Video-based obstacle detection in catenaries of railways. In WCRR'01, World Congress on Railway Research, Köln, Germany, November 2001.
- [Mik01] Mikrotron GmbH, Eching. Technische Dokumentation: MVFG Inspecta - 2, Mar 2001.
- [Mit88] A. Mitiche. A computational approach to the fusion of stereopsis and kineopsis. In *MU88*, pages 81–99, 1988.

- [MLO⁺98] Larry Matthies, Todd Litwin, Ken Owens, Art Rankin, Karl Murphy, David Coombs, Jim Gilsinn, Tsai Hong, Steven Legowik, Marilyn Nashman, and Billibon Yoshimi. Performance evaluation of UGV obstacle detection with CCD/FLIR stereo vision and LADAR. In Proc. IEEE ISIC/CIRA/ISAS Joint Conference, pages 658–670, Gaithersburg, MD, Sep. 1998.
- [MMK01] P. McCurry, F. Morgan, and L. Kilmartin. Xilinx fpga implementation of an image classifier for object detectionapplications. In *ICIP01*, pages III: 346–349, 2001.
- [Möl99] Helmut Möller. Effizienzanalyse für Vorläuferfahrzeuge. Deutsche Bahn AG, AP des Projekts technische und betriebliche Sicherheit, Juli 1999.
- [Mor77] H. P. Moravec. Visual mapping by a robot rover. In Proc. 5th Join International Conference of Artificial Intelligence, pages 598–600, Tokyo, Japan, August 1977.
- [Moß96] Ivo Moßig. Stichproben, Stichprobenauswahlverfahren und Berechnung des minimal erforderlichen Stichprobenumfangs. Manuskript, Gießen, 1996.
- [MP79] David Courtnay Marr and Tomaso Poggio. A computational theory of human stereo vision. *Proc. Royal Society London*, B204:301–328, 1979.
- [MSRW95] Magori, Schuber, Ruser, and Wagenhuber. Detektion von Fremdkörpern in der Oberleitung - energetische Betrachtung zur Echoerfassung über eine Entfernung von 200 m. Technical report, Siemens ZFE T KM 1 und ZFE T SN 4, Nov. 1995.
- [MVT98] MVTec Software GmbH. Halcon/C++ reference manual, 1998.
- [Neu02] NeuroCheck. Industrielle Bildverarbeitung. http://www.neurocheck.com/pdf/Einstieg.pdf, Mai 2002.
- [Nie02] Jürgen Niessen. Gbm GeoRail XPress. *EI Eisenbahningenieur*, pages 5–8, Okt. 2002.
- [NMVS95] A. Najmi, A Mahrane, D. Estève G. Vialaret, and J. J. Simone. Pulsed LIDAR for obstacle detection in the automotive field: the measurement of reflectance range data in scene analysis. *Sensors* and Actuators, A (46-47):479–500, 1995.

- [NR01] Loys Nachtmann and Manfred Rindl. 14 digitalkameras im test. Chip, Mai 2001. http://www.chip.de.
- [OTW97] Kazunori Onoguchi, Noboyuki Takeda, and Mutsumi Watanabe. Obstacle location estimation using planar projection stereopsis method. In *ICRA 1997, Int. Conf. on Robotics and Automation*, pages 2553–2558, Albuquerque, New Mexico, April 1997.
- [OTW98] Kazunori Onoguchi, Noboyuki Takeda, and Mutsumi Watanabe. Planar projection stereopsis method for road extraction. *IEICE Trans. Inf. and Syst.*, E81-D(9):1006–1018, September 1998.
- [Pan78] Dale J. Panton. A flexible approach to digital stereo mapping. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 44(12):1499– 1512, December 1978.
- [Pfa00] Matthias Pfarrdrescher. Kalibrierung eines Stereokamerasystems. Master's thesis, Fachhochschule Magdeburg, Okt. 2000.
- [Poh96] Peter Pohl. Der Hagener Video-Meßtriebwagen. Der Eisenbahningenieur, pages 24–38 / 32–35, 6 / 7 1996.
- [PPW01] L. Paletta, G. Paar, and A. Wimmer. Mobile detection of traffic infrastructure. In Proc. IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems, ITSC 2001, pages 616–621, Oakland, CA, 2001.
- [PS96] D. Paulus and G. Schmidt. Approaches to Depth Estimation from Active Camera Control. In Proc. of 3-rd Slovenian-German and 2-nd SDRV Workshop on Speech and Image Understanding, pages 281–290, Ljubljana (Slovenia), Apr. 1996.
- [PT93] M. R. Pout and B. T. Thomas. Obstacle detection using a motion-corrected plan-view transformation. In *IFAC*, *Intelligent Autonomous Vehicles*, pages 173–178, Southhampton, UK, 1993.
- [Pul02] Pulnix GmbH, http://www.pulnix.com. Datenblatt TM-1001, Sep. 2002.
- [RG94] U. Regensburger and V. Graefe. Visual recognition of obstacles on roads. In International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS '94, pages 980–987, München, 1994.
- [RH99] W. Rehm and K.V. Hechtenberg. Untersuchung der detektierbarkeit von oberleitungen mit hindernissen, November 1999.

- [RMC97] S. Roy, J. Meunier, and I.J. Cox. Cylindrical rectification to minimize epipolar distortion. In CVPR97, pages 393–399, 1997.
- [Ros93] B. Ross. A practical stereo vision system. In *CVPR93*, pages 148–153, 1993.
- [RS00] Uwe Richter and Richard Schneider. Automatische optische Inspektion von Oberleitungen. In *Innotrans*, Siemens, 2000.
- [RS01] Uwe Richter and Richard Schneider. Automatische optische Inspektion von Oberleitungen. *EI Eisenbahningenieur*, 52:18–23, Feb. 2001.
- [RSG01] Carlo S. Regazzoni, Claudio Sacchi, and Gianluca Gera. Intelligence distribution of a third generation people counting system transmitting information over an urban digital radio link. In Proc. of the 2nd European workshop on advanced video-based surveillance systems (AVBS), pages 53–67, Kingston/London, UK, September 2001.
- [Sar99] Bernhard Sarnes. Qualitätssicherung an Stromabnehmer und Oberleitung. *ETR Eisenbahntechnische Revue*, 48:117–123, March 1999.
- [Sas94] H. Sasama. Maintenance of railway facilities by continuously scanned image inspection. Quarterly Report 127, RTRI, Japan, 1 1994. Vol. 33 No. 2.
- [SBF00] Norbert Stöffler, Tim Burkert, and Georg Färber. Real-time obstacle avoidance using an mpeg-processor-based optic flow sensor. In In Proc. 15th Int. Conf. on Pattern Recognition, volume vol. 4, pages 161–166, Barcelona, September 2000. IEEE Computer Society Press.
- [Sca02] ScanDisk. ScanDisk IDE FlashDrive Specification, Jul 2002.
- [SCAC98] P. Sayd, R. Chapuis, R. Aufrere, and F. Chausse. A dynamic vision algorithm to recover the 3d shape of a non-structured road. In *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference* on Intelligent Vehicles, pages 80–86, Stuttgart (Germany), 1998.
- [Sch95] Elmar Schrüfer. *Elektrische Meßtechnik*, chapter 5, page 360 f. Hanser Verlag, 1995.

- [Sch02] Stefan Schüßler. Vergleich von Algorithmen zur videobasierten Hinderniserkennung im Durchgangsraum des Stromabnehmers elektrischer Bahnen. Diplomarbeit, Fachhochschule München, Fachbereich Elektrotechnik, Okt. 2002. Prof. Dr. Johannes Jaschul.
- [See97] Hans-Jürgen Seelos. Medizinische Informatik, Biometrie und Epidemiologie. de Gruyter, Berlin, 1997.
- [SHCW96] R. Simmons, L. Henricksen, L. Chrisman, and G. Whelan. Obstacle avoidance and safeguarding for a lunar rover. In Proceedings AIAA Forum on Advanced Developments in Space Robotics, Madison WI, August 1996.
- [SK91] Sanjiv Singh and Paul Keller. Obstacle detection for high speed autonomous navigation. In *Proceedings 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 2798–2805. 1991.
- [SK00] Y.Y. Schechner and N. Kiryati. Depth from defocus vs. stereo: How different really are they? *IJCV*, 39(2):141–162, September 2000.
- [Ske94]R. Skerjanc. Combined motion and depth estimabased multiocular image sequences tion on for 3dtv. IS&T/SPIE EI'94: 1994. In Stereoscopic Displays, http://atwww.hhi.de/ blick/Papers/spie94/spie94.html.
- [SNB99] Magnus Snorrason, Jeff Norris, and Paul G. Backes. Vision-based obstacle detection and path planning for planetary rovers. In Grant R. Gerhart, Robert W. Gunderson, and Chuck M. Shoemaker, editors, SPIE Proceedings Vol. 3693 - Unmanned Ground Vehicle Technology, pages 44–54, Orlando, FL, USA, 1999.
- [SNTH00] S.Shiry, Y. Nakata, T.Takamori, and M. Hattori. Localization and approaching to the human by mobile home robot. In 9th IEEE International workshop on Robot and Human Interactive Communication, pages 63–68, Osaka (Japan), Sep. 2000. IEEE-ROMAN 2000.
- [SPL⁺01] K.-H. Siedersberger, M. Pellkofer, M. Lützeler, E. D. Dickmanns, A. Rieder, R. Mandelbaum, and L. Bogoni. Combining EMSvision and horopter stereo for obstacle avoidance of autonomous vehicles. *Lecture Notes in Computer Science*, 2095:139– 156, 2001.

- [SS98] Helmut Schuck and Jürgen Six. Lastenheft Hinderniserkennnung. Institut für Eisenbahnwesen und Verkehrsicherung, TU Braunschweig, Feb. 1998.
- [SSR98] Elena Stringa, C. Sacchi, and C.S. Regazzoni. A multimedia system for surveillance of unattended railway stations. In *Eu*sipco European Signal Processing Conference, pages 1709–1712, Rhodos, Greece, 1998.
- [ST96] Norbert O. Stöffler and Thomas Troll. Model update by radarand video-based perceptions of environmental variations. In M. Jamshidi, F. Pin, and P. Dauchez, editors, *International Symposium on Robotics and Manufacturing (ISRAM)*, volume 6, pages 751–756. ASME Press, 1996.
- [Sta97] Stadtverkehr. Intelligenter Bahnsteig soll U-Bahn schneller und sicherer machen. Stadtverkehr, 9 1997. 42. Jahrgang, pp. 42-43.
- [SW94] Thomas Stahs and Friedrich M. Wahl. Objekterkennung und Lagebestimmung mit einem 3D-Robotersensor. Informationstechnik und Technische Informatik: Sonderheft Robotik, (36):39–46, Jan. 1994.
- [Sys01] SwedeTrack System. Some theory behind obstacle detection. http://www.swedetrack.com/obstact.htm, Sep. 2001.
- [SZMW90] K. Storjohann, T. Zielke, H. A. Mallot, and W. von Seelen. Visual obstacle detection for automatically guided vehicles. In Int. Conf. on Robotics and Automation ICRA90, pages 761–766, Cincinatti, 1990.
- [Tan] The lectric law library on tangible property. http://www.lectlaw.com/def2/t005.htm. Last visited: 2. Nov. 2002.
- [Tan02] Cyc top-level vocabulary. http://opencyc250.homelinux.org: 3603/cycdoc/vocab/top-vocab.html, Mai 2002. Last visited: 2. Nov. 2002.
- [TMW96] C.J. Taylor, J. Malik, and J. Weber. A real-time approach to stereopsis and lane finding. In *IEEE Intelligent Vehicle Sympo*sium, pages 207–213, Seikei University, Tokyo, Japan, September 1996. IEEE.

- [UIC97] UIC. §6.4 Bezugslinie der Stromabnehmer und spannungsführender, nicht-isolierter Bauteile auf dem Dach. UIC, UIC-Merkblatt 505 - Fahrzeugbegrenzungslinien edition, Jan. 1997.
- [UKS⁺98] T. Ueshiba, Y. Kawai, Y. Sumi, F. Tomita, and Y. Ishiyama. An efficient matching algorithm for segment-based stereo vision usingdynamic programming technique. In Workshop on Machine Vision Applications MVA98, pages 61–64, Makuhari, Chiba (Japan), Nov. 1998. IAPR.
- [WAO95] I. Watanabe, K. Akita, and T. Okunda. Object detection algorithm in a level crossing area using image processing. Quarterly Report 1, RTRI, Japan, 2 1995. Vol. 36.
- [WD86] A. M. Waxman and J. H. Duncan. Binocular image flows: Steps toward stereo-motion fusion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8:715–729, 1986.
- [WD01] Wolfgang Weber and Rolf Dolata. Automatische stromabnehmer-senkeinrichtung (as). BahnPraxis spezial, page 27/28, 3 2001.
- [WFDD96] Stefan Werner, Simon Fürst, Dirk Dickmanns, and Ernst-Dieter Dickmanns. A vision-based multi-sensor machine perception system for autonomous aircraft landing approach. In AeroSense'96, SPIE Proc., volume Vol. 2736, pages 54–63, Orlando FL, April 1996.
- [Wil97] Todd Williamson. A high-performance vision system for obstacle detection. Technical Report CMU-RI-TR-97-39, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, 1997.
- [Wil98] Todd Williamson. A High-Performance Stereo Vision System for Obstacle Detection. PhD thesis, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, September 1998.
- [WSTW98] Yue Wang, Dinggang Shen, Eam Khwang Teoh, and Han Wang. A novel lane boundary detection. In MVA'98 IAPR Workshop on Machine Vision Applications, pages 27–30, Makuhari (Japan), Nov. 1998.
- [WT98a] Todd Williamson and Charles Thorpe. Detection of small obstacles at long range using multibaseline stereo. In Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Intelligent Vehicles, Stuttgart (Germany), 1998.

LITERATURVERZEICHNIS

- [WT98b] Todd Williamson and Charles Thorpe. A specialized multibaseline stereo technique for obstacle detection. In Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition CVPR98, pages 238–244, June 1998.
- [WT99] Todd Williamson and Charles Thorpe. A trinocular stereo system for highway obstacle detection. In 1999 International Conference on Robotics and Automation (ICRA '99), 1999.
- [XE01] Ming Xu and Tim Ellis. Colour-invariant motion detection under fast illumination changes. In Proc. of the 2nd European workshop on advanced video-based surveillance systems (AVBS), pages 335–345, Kingston/London, UK, September 2001.
- [Xie95] M. Xie. Ground plane obstacle detection from stereo pair of images without matching. In ACCV'95 Second Asian Conference on Computer Vision, volume II, pages 280–284, December 1995.
- [Xie96] M. Xie. Matching free stereovision for detecting obstacles on a ground plane. *Machine Vision and Applications*, 9(1):9–13, 1996.
- [XS93] Yalin Xiong and Steven Shafer. Depth from focusing and defocusing. In Proceedings of the 1993 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CV-PR '93), pages 68 – 73, June 1993.
- [XTAG94] M. Xie, L. Trassoudaine, J. Alizon, and J. Gallice. Road obstacle detection and tracking by an active and intelligent sensing strategy. *Machine Vision and Applications*, 7(3):165–177, 1994.
- [Yac84] M. Yachida. 3-d object recognition by multiple views. *Nikkei Mechanical*, Jan. 1984.
- [YKK86] M. Yachida, Y. Kitamura, and M. Kimachi. Trinocular vision: New approach for correspondence problem. In Proceedings, Eighth International Conference on Pattern Recognition, IEEE Publ. 86CH2342-4, pages 1041–1044, Paris, France, Oct. 1986.
- [ZWH97] Z. Zhang, R. Weiss, and A.R. Hanson. Obstacle detection based on qualitative and quantitative 3D reconstruction. *IEEE Tran*sactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 19(1):15– 26, January 1997.