# Beitrag zur sensorgestützten Positionsbestimmung und Navigation autonomer Roboter

# Dissertation

zur Erlangung des akademischen Grades

Doktor der Ingenieurwissenschaften (Dr.-Ing.)

an der Fakultät für Maschinenbau und Schiffstechnik der Universität Rostock

vorgelegt von: Fabian Gierschner, geboren am 6. Januar 1987 in Rostock

#### Gutachter:

1. Gutachter

Prof. Dr.-Ing. Wilko Flügge Universität Rostock, Lehrstuhl Fertigungstechnik

2. Gutachter

Prof. Dr.-Ing. Ralf Bill Universität Rostock, Professur für Geodäsie und Geoinformatik

3. Gutachter

Prof. Dr.-Ing. Mark Vehse Hochschule Stralsund, Fakultät für Maschinenbau

Jahr der Einreichung: 2021 Jahr der Verteidigung: 2022

## Kurzfassung

Bauwerke unterliegen im Verlauf ihrer Nutzung aufgrund ständiger Beanspruchungen einer Degradation. Daraus resultierende Schäden können durch nachhaltiges Bauwerksmanagement in Form regelmäßiger Prüfungen reduziert werden. Diese sind sehr zeit- und kostenintensiv sowie mit Nutzungseinschränkungen verbunden. Der Einsatz automatisiert agierender unbemannter Flugobjekte (UAV) ermöglicht die effiziente visuelle Inspektion.

In dieser Arbeit werden die Grundlagen für ein UAV-basiertes Inspektionssystem zur Bauwerksprüfung am Beispiel industrieller Hallen entwickelt. Der Fokus liegt auf der Entwicklung von Verfahren zur automatisierten Routenplanung anhand von Umgebungsinformationen sowie der Navigation im Innenbereich mittels eines sensorbasierten Lokalisierungssystems für den Einsatz auf kompakten und für die Inspektion geeigneten UAV-Systemen.

Für die sichere Navigation in den komplexen Strukturen innerhalb eines Bauwerkes ist die Kenntnis der Umgebung für die Bewegungsplanung sowie die Orientierung des mobilen Roboters elementar. Dies erfolgt anhand der mittels terrestrischem Laserscanner digitalisierten Umgebung. Zur Identifikation der für die Inspektion relevanten Bereiche wird eine Methode zur automatisierten Ausrichtung, Segmentierung und Klassifizierung anhand einer gleichmäßigen 3D-Rasterung vorgeschlagen. Darauf basierend kann die Route samt Dokumentationsstrategie für das UAV abgeleitet werden. Anhand der bekannten Position des Systems während der bildbasierten Dokumentation können die Aufnahmen dem 3D-Umgebungsmodell zugeordnet und auch detektierte Schäden dort verortet werden. Damit lässt sich ein 3D-Modell des Ist-Zustandes des Bauwerkes erzeugen.

Zur Bestimmung der Position in der Umgebungskarte wird ein Verfahren auf Basis von 2D-LiDAR-Sensoren vorgeschlagen. Untersuchungen von Lokalisierungsmethoden mittels optischer Sensoren (z. B. Kameras, LiDAR-Sensoren) zeigen die Schwächen gängiger Verfahren. Während diese Verfahren für die Navigation in einfachen Umgebungen ausreichend sind, werden in komplexeren Umgebungen (z. B. industrielle Hallen) aber 3D-Methoden benötigt. Die dafür notwendigen Verfahren und Sensoren sind allerdings aufgrund der vorherrschenden Umgebungsbedingungen sowie der Anforderungen an das UAV (z. B. Größe, Traglast) nicht ohne weiteres einsetzbar. Deswegen wird ein Lokalisierungsverfahren auf Basis von zwei leichten 2D-LiDAR-Sensoren vorgeschlagen. Als Grundlage für die Positionsbestimmung dient ein Verfahren für 3D-Sensoren, das entsprechend adaptiert wird. Zur Optimierung der Lokalisierung wird die Schätzung der Bewegung (Odometrie) anhand eines Scanmatching-Verfahrens auf Basis des horizontalen 2D-LiDAR-Sensors genutzt.

Eine vergleichende Genauigkeitsuntersuchung des Lokalisierungssystems mit weiteren 3D-Lokalisierungsmethoden unter anwendungsnahen Umgebungsbedingungen bestätigt die Eignung. Die prototypische Umsetzung des entwickelten Inspektionssystems ermöglicht die Erprobung der einzelnen Komponenten. Eine Wirtschaftlichkeitsbetrachtung zeigt die Vorteile des entwickelten Systems gegenüber der derzeit gängigen manuellen Inspektion.

#### **Abstract**

Structures are subject to degradation in the course of their use due to constant levels of stresses. Damage resulting from this can be reduced through sustainable building management in the form of regular inspections. These are very time-consuming and cost-intensive and are associated with usage restrictions. The use of automated unmanned aerial vehicles (UAV) enables efficient visual inspection.

In this thesis, the basics for a UAV-based inspection system for building inspection are developed using the example of industrial halls. The focus lies on the development of procedures for automated route planning based on environmental information as well as for navigation in the interior area by means of a sensor-based localisation system for use of compact UAV systems suitable for inspection.

For a safe navigation in complex structures within buildings, knowledge of the environment is elementary for motion planning as well as for the orientation of the mobile robot. This is done by using the environment digitised by a terrestrial laser scanner. To identify the areas relevant for the inspection, a method for automated orientation, segmentation and classification based on a uniform 3D grid is proposed. Based on this, the route including the documentation strategy for the UAV can be derived. Based on the known position of the system during the image-based documentation, the images can be assigned to the 3D environment model and detected damage can also be located there. This makes it possible to generate a 3D model of the actual condition of the structure.

A method based on 2D LiDAR sensors is proposed for determining the position in the environment map. Evaluations of localisation methods using optical sensors (e.g. cameras, LiDAR sensors) show the weaknesses of common methods. While these methods are sufficient for navigation in simple environments, 3D methods are needed in more complex environments (e.g. industrial halls). However, the methods and sensors required for this cannot be used without further ado due to the prevailing environmental conditions and the requirements for the UAV (e.g. size, payload). Therefore, a localisation method based on two lightweight 2D LiDAR sensors is proposed. A method for 3D sensors, which is adapted accordingly, serves as the basis for determining the position. To optimise the localisation, the estimation of the movement (odometry) is used on the basis of a scan matching procedure based on the horizontal 2D LiDAR sensor.

A comparative accuracy study of the localisation system with other 3D localisation methods under near-application environmental conditions confirms its suitability. The prototypical implementation of the developed inspection system enables the testing of the individual components. An economic efficiency analysis shows the advantages of the developed system compared to the currently common manual inspection.

# Inhaltsverzeichnis

Ι	JI ZI di	ssurig		•					
ΑI	ostra	ct		П					
1	Einleitung								
	1.1	Proble	emstellung	2					
	1.2	Zielset	tzung und Vorgehensweise	3					
	1.3	Aufba	u der Arbeit	5					
2	Sta	Stand der Forschung							
	2.1	Mobil	e Robotik	6					
		2.1.1	Autonomität in der mobilen Robotik	6					
		2.1.2	Trägerplattformen für den Lufteinsatz	8					
	2.2	Navig	ation und Lokalisierung mobiler Roboter	11					
		2.2.1	Systeme zur Lokalisierung	12					
		2.2.2	Satellitenbasierte Systeme	13					
		2.2.3	Trägheitsnavigation	15					
		2.2.4	Optische Systeme	16					
		2.2.5	Fusion der Sensordaten	19					
	2.3	Bahnp	planung für die Navigation mobiler Roboter	21					
		2.3.1	Karten für die Navigation	22					
		2.3.2	Routenplanung	24					
	2.4	.4 Digitales Abbild der Umgebung							
		2.4.1	Laserbasierte Datenerfassung	26					
		2.4.2	3D-Datenverarbeitung	28					
		2.4.3	Systeme zur Abbildung der Umgebung	32					
	2.5	Einsatz mobiler Roboter für Inspektionen							
	2.6	Entwicklungsdefizite und Anforderungen an das zu entwickelnde System 40							
3	Digi	italer Z	Zwilling als Grundlage für die UAV-basierte Inspektion	43					
	3.1	1 Erstellung eines digitalen Abbildes der Umgebung für die Routenplanung							
		und Ergebnisrückführung							
		3.1.1	Analyse industrieller Hallen	44					
		3.1.2	Datengrundlage für die Erstellung des digitalen Zwillings	47					
		3.1.3	Generalisierung der 3D-Daten	54					

ΑI	Abkürzungs- und Symbolverzeichnis 142						
6	Fazi	it und Ausblick 13	38				
	5.6	Wirtschaftlichkeitsbetrachtungen	33				
	5.5	Prototypische Umsetzung der mobilen Inspektionsplattform					
	5.4	Darstellung der Inspektionsergebnisse					
		5.3.2 Bestimmung der Genauigkeit des entwickelten Lokalisierungssystems 12	25				
		5.3.1 Vergleichende Genauigkeitsuntersuchung der Lokalisierungsverfahren 12	20				
	5.3	Umsetzung des Lokalisierungssystems	19				
	5.2	Demonstrator zur Routenplanung	16				
		5.1.3 Lokalisierungssensorik	13				
		5.1.2 Mobile Trägerplattform	10				
		5.1.1 Inspektionssensorik					
	5.1	Komponenten des Inspektionssystems	08				
	tems						
5 Prototypische Umsetzung am Beispiel eines UAV-basierten Inspektion							
	4.5	Kalibrierverfahren für laserbasierte Lokalisierungssysteme	00				
	4.4		95				
			93				
		4.3.4 Entwicklung des Verfahren zur 3D-Positionsbestimmung in Umge-					
			91				
			89				
		O V	88				
		4.3.1 Untersuchung der Eignung zweidimensionaler LiDAR-Sensoren für					
	4.3		87				
	4.2		81				
		0	79				
			75				
			74				
	4.1	Untersuchung von Sensorkonfigurationen als Grundlage für die Lokalisierung	73				
4 Entwicklung eines Lokalisierungssystems für den automatisierten UAV-							
		nende Systeme	10				
	3.4		70				
	9.4	3.3.2 Verfahren zur automatisierten 3D-Routenplanung	66				
			64 86				
	3.3	1	64				
	0.0		60				
			58				
	3.2		58				

Tabellenverzeichnis	149
Abbildungsverzeichnis	150
Literatur	155
Dissertationsthesen	177
Danksagung	178

Ingenieurbauten sind flexible technische Bauwerke, welche extremen dynamischen und statischen Beanspruchungen (Überlastungen, Kalt-Warm-Wechsel oder auch Alterserscheinungen wie Risse oder Korrosion u.v.m.) standhalten müssen. Ein Erhalt der Standund Verkehrssicherheit über einen größtmöglichen Zeitraum wird umso bedeutsamer, da diese Bauten zum großen Teil die Infrastruktur prägen (z. B. Industrieanlagen, Freizeitbauwerke oder Brücken) [257]. Aus diesen Gründen ist eine regelmäßige Prüfung von baulichen Anlagen notwendig, da nur so Mängel und Schäden an Bauwerken frühzeitig erkannt und die richtigen Rückschlüsse für Sanierungsmaßnahmen gezogen werden können, bevor kostenintensive Instandhaltungsmaßnahmen oder irreparable Schäden wie Einstürze auftreten. Das Ziel dieser bautechnischen Begutachtung ist die Gewährleistung der Sicherheit, Tragfähigkeit, Gebrauchstauglichkeit und Dauerhaftigkeit entsprechender Konstruktionen. Diese Prüfungsmethode ist jedoch sehr zeit- und kostenintensiv, da das gesamte Bauwerk einer handnahen Sichtprüfung von sachkundigen und erfahrenen Ingenieuren unterzogen werden muss [8]. Dafür ist der Einsatz von speziellen Hilfsmitteln, z. B. Hubsteigern, Industriekletterern, Hubschraubern oder auch Spezialgeräten, wie Unterflurbesichtigungsgeräte, notwendig (siehe Abbildung 1.0.1) [40]. Die Folge ist eine erhebliche Einschränkung der Bauwerksnutzung während der Inspektion (z. B. Produktion in einer Industriehalle). Deswegen gilt es, neue Verfahren zur automatisierten Zustandserfassung und Bewertung von Bauwerken zu entwickeln, um sowohl Nutzungseinschränkungen während der Prüfung als auch das Erfordernis von Begehungshilfsmitteln zu minimieren und damit ein zeitlich wesentlich engeres Inspektionsintervall zu ermöglichen. [90]







Abbildung 1.0.1: Durchführung von Brücken- und Hallenprüfungen [40, 90]

# 1.1 Problemstellung

Zum Erhalt der Standsicherheit und der sicheren Nutzung ist ein nachhaltiges Bauwerksmanagement notwendig. Für verkehrstechnische Ingenieurbauwerke ist eine fortlaufende und wiederkehrende Überprüfung durch den Gesetzgeber vorgeschrieben (z. B. in der DIN 1076) [60]. Bei den Hauptprüfungen alle sechs Jahre sind alle, auch schwer zugängliche Bauteile, gegebenenfalls unter Verwendung von z. B. Besichtigungseinrichtungen oder Rüstungen handnah durch fachkundiges Personal zu inspizieren. Die einfache Prüfung, die drei Jahre nach der Hauptprüfung vorgeschrieben ist, erfolgt anhand einer intensiven, erweiterten Sichtkontrolle ohne Verwendung von Besichtigungseinrichtungen. Eine einfache Sichtprüfung ist jährlich vorgeschrieben. Die Inspektionen beziehen sich dabei nicht nur auf die Oberfläche des Bauwerkes, sondern auch auf alle tragenden Teile. Dies ist sehr kostenintensiv und zeitaufwändig, sodass die Inspektion einer 250 m langen mehrspurigen Autobahnbrücke schnell über 10 t€ kosten kann. [40]

Für die Eigentümer baulicher Anlagen dagegen besteht im Rahmen der Verkehrssicherungspflicht eine besondere Verantwortung für die ordnungsgemäße Instandhaltung [264]. Aufgrund fehlender zeitlicher und wirtschaftlicher Ressourcen wird allerdings häufig auf die regelmäßige Bauwerksprüfung verzichtet und nur bei Verdacht auf einen Schaden geprüft und nachträglich begutachtet. Die Inspektion nach der VDI 6200 erfolgt anhand eines dreistufigen Überwachungsprogrammes [8]:

- 1. Eine Begehung durch den Eigentümer bzw. eines Beauftragten zur Sichtung offensichtlicher Mängel
- 2. Die Inspektion in Form einer visuellen Prüfung des Tragwerks ohne technische Hilfsmittel durch fachkundige Personen
- 3. Die eingehende Untersuchung in Form einer handnahen Prüfung des Tragwerks mit zerstörungsfreien oder zerstörenden Materialuntersuchungen bei Verdacht auf einen Schaden durch besonders fachkundiges Personal

Anhand dieser Schadensdokumentation werden Standsicherheit, Verkehrssicherheit und Dauerhaftigkeit bewertet sowie vorhandene Instandhaltungsdefizite oder potentielle Schadensverläufe identifiziert. Dabei erfordert das Erkennen und Bewerten von standsicherheitsrelevanten Schäden an Gebäuden und baulichen Anlagen statische, konstruktive sowie bauphysikalische Kenntnisse und Erfahrungen. Die Ergebnisse werden anschließend in einem Prüfbericht dokumentiert, der die Grundlage für die nächste Bauwerksprüfung bildet. Dabei gestaltet sich das Wiederfinden bestehender Schäden jedoch oft als schwierig. Trotz einer ausführlichen Beschreibung des Schadensortes ist eine explizite Verortung nur schwer möglich und vor allem kleine oder punktuelle Schäden können häufig im Rahmen der neuen Inspektion nicht aufgefunden werden. [90]

Der Degradationsverlauf von Bauwerken ist abhängig von der gewählten Instandhaltungsund Prüfstrategie. Dabei gilt der Verlauf möglicher Auswirkungen von Mängeln oder Schäden auf das Bauwerk über die Zeit als Maß der Substanzveränderung (Abbildung 1.1.1). Die zeitnahe Reaktion auf Zustandsänderungen (Präventivstrategie) ermöglicht den lang-

fristigen Erhalt des Bauwerkes in einem bestmöglichen Zustand. Werden Instandsetzungsmaßnahmen gesammelt durchgeführt (zustandsbestimmende Strategie), kann damit die Nutzungseinschränkung des Bauwerkes sowie auch der wirtschaftliche Aufwand gegenüber der Präventivstrategie verringert werden. Im Vergleich dazu werden bei der gezielten Alterung Maßnahmen nur dann durchgeführt, wenn sie unbedingt erforderlich sind, was im Regelfall zu einem schlechten Erhaltungszustand des Bauwerkes führt. Im Hinblick auf die Präventivstrategie als auch der zustandsbestimmenden Strategie ist die frühzeitige Erkennung lokaler Schäden von entscheidender Bedeutung, da durch eine kurzfristige lokale Instandsetzung der Beschichtung ein weiteres Ausbreiten der Korrosion und damit Schädigungen an der Bausubstanz vermieden werden können. [141]

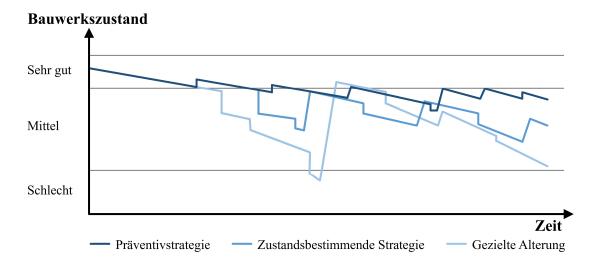


Abbildung 1.1.1: Instandsetzungsstrategien von Bauwerken (angelehnt an [141])

Somit kann nachhaltiges Bauwerksmanagement in Form einer wiederkehrenden Bauwerksinspektion mögliche Gefahren minimieren. Dadurch erhält die Prüfung der Ingenieurbauwerke vor dem Hintergrund eines älter werdenden Bauwerksbestandes eine zunehmende Bedeutung. Eine Lösung als wirtschaftliches und effizientes Mittel zur zeitnahen Detektion lokaler Schäden bietet hierbei die drohnenflugbasierte Befundung. Dadurch lässt sich die Effizienz der Inspektion erhöhen, indem qualitativ hochwertige, konsistente und reproduzierbare Daten des Gebäudes erfasst und Trends identifiziert werden können [162]. Die Herausforderungen dabei liegen in der sicheren, sensorbasierten Lokalisierung für die automatisierte Befliegung von Bauwerken [83], in der automatisierten 3D-Flugplanung mit angepassten Aufnahmeorientierungen auf Basis von Geometriemodellen des Gebäudes [238] sowie in der automatisierten Auswertung und Weiterverarbeitung der Daten [99].

# 1.2 Zielsetzung und Vorgehensweise

Das Ziel der vorliegenden Arbeit ist die Entwicklung eines Verfahrens zur automatisierten Durchführung von Bauwerksprüfungen als Grundlage für ein nachhaltiges Bauwerksmanagement. Zur Reduzierung von Stillstandzeiten und Produktionsausfällen sollen auto-

matisiert agierende unbemannte Flugobjekte (UAV, engl.: Unmanned Aerial Vehicle) als Basis für das Inspektionssystem genutzt werden, was eine einfache, beschleunigte und regelmäßige Prüfung ermöglicht. Der Einsatz von UAV für solche Überwachungs- und Inspektionszwecke ermöglicht die sichere, kostengünstige, schnelle sowie individuelle Dokumentation der gewünschten Bereiche. Dafür müssen Methoden zur 3D-Routenplanung entsprechend der Umgebungsbedingungen sowie ein sensorbasiertes Lokalisierungssystem für den Einsatz im Außen- und Innenbereich auf kompakten UAV-Systemen entwickelt werden.

Für die automatisierte Befliegung von industriellen Anlagen und Ingenieurbauwerken muss die Flugplanung, insbesondere für den Innenbereich, entsprechend der räumlichen Begrenzungen (wie der Hallendecke) dreidimensional erfolgen. Aus dem dafür benötigten geometrischen 3D-Umgebungsmodell müssen die relevanten Informationen, z. B. hinsichtlich befliegbarer und zu inspizierender Bereiche extrahiert werden. Diese können in Form einer 3D-Karte gespeichert werden, die als Grundlage für die automatische Planung einer hindernisvermeidenden und auf das UAV angepassten Route dient, die alle relevanten Prüfbereiche abdeckt. Eine weitere Herausforderung besteht in der Navigation des UAV bei der Befliegung. Während sich diese im Außenbereich anhand globaler satellitenbasierter Positionierungssysteme (GNSS, engl.: Global Navigation Satellite System) realisieren lässt, muss im Innenbereich auf Umgebungswissen in Verbindung mit Sensoren zurückgegriffen werden. Dabei wird die benötigte Navigationskarte aus dem Umgebungswissen abgeleitet. Mit einem Multisensorsystem lässt sich die Position des UAV in der Umgebung bestimmen, wodurch die Befliegung entlang der geplanten Route ermöglicht wird.

Das entwickelte Inspektionsverfahren vereint die großvolumige dreidimensionale Erfassung der Inspektionsbereiche mit bildgebenden Aufnahmen der maßgeblichen Strukturbereiche, die bisher manuell und handnah geprüft werden. Anhand der automatisierten Befliegung lassen sich die relevanten Bereiche dokumentieren. Auf deren Basis kann ein bildbasiertes 3D-Modell mit zusätzlichen Metainformationen erstellt werden, das als Grundlage für die Schadensbegutachtung dient.

Das in der Arbeit beschriebene System zur automatisierten Inspektion und die dafür entwickelten Methoden zur Routenplanung und Lokalisierung eignen sich prinzipiell für den Einsatz verschiedener Arten von mobilen Robotern. Aufgrund der Komplexität erfolgt die Entwicklung des Verfahrens für den Einsatz mit UAV, da hierbei alle sechs Freiheitsgrade (Translation entlang der kartesischen Achsen und Rotation um diese) für die Bewegung im dreidimensionalen Raum benötigt werden. Die Inspektion kann auch mit mobilen Bodenrobotern (UGV, engl.: Unmanned Ground Vehicle), die allerdings nur vier Freiheitsgrade besitzen, erfolgen, für die dementsprechend eine Adaption des entwickelten Verfahrens einfach umsetzbar ist.

Die Entwicklung eines Inspektionssystems, das die automatisierte Zustandserfassung und Bewertung von Bauwerken ermöglicht, erfolgte im IGF-Vorhaben InÜDosS (Inspektion, Überwachung und Dokumentation von stahlbaulichen Strukturen) [90]. Die Forschungsarbeiten dieses Projektes bilden die Grundlage der vorliegenden Dissertation.

#### 1.3 Aufbau der Arbeit

Zur Realisierung der beschriebenen Zielsetzung wird im Kapitel 2 zunächst der Stand der Technik bezüglich der automatisierten Inspektion untersucht. Dafür wird in einem ersten Schritt ein Überblick hinsichtlich mobiler Robotik sowie UAV gegeben. Im Fokus stehen die für die Navigation benötigten Verfahren zur Lokalisierung und Routenplanung. Außerdem erfolgt die Beschreibung von Methoden zur Erstellung eines digitalen Abbildes der Umgebung. Anschließend werden bestehende Verfahren zum Einsatz autonomer Roboter für Inspektionen analysiert und darauf basierende Entwicklungsdefizite aufgezeigt.

Im Kapitel 3 sind die Verfahren zur Routenplanung auf der Grundlage von Umgebungsdaten für die UAV-basierte Inspektion beschrieben. Dafür erfolgt in einem ersten Schritt die Aufbereitung und Generalisierung der Daten. Anhand einer Segmentierung und Klassifikation wird aus dem generalisierten Modell eine Umgebungskarte erzeugt, die als Navigationskarte für die automatische Routenplaung dient. Für die Rückführung der Inspektionsergebnisse lässt sich anhand der generierten Karte ein Informationsmodell für den Einsatz in einem Informationssystem (z. B. BIM, engl.: Building Information Modeling) ableiten. Das Kapitel 4 beschreibt das Verfahren zur Selbstlokalisierung für den mobilen Roboter. Dabei wird zuerst ein Konzept entwickelt und darauf basierend verschiedene Sensoren und Konfigurationen analysiert, verglichen und bewertet. Anschließend erfolgt die Verknüpfung der Sensoren zu einem Multisensorsystem. Dabei wird auch auf die Verbindung lokaler und globaler Systeme sowie auf Kalibrierverfahren eingegangen.

Aufbauend auf den Entwicklungsarbeiten erfolgt in Kapitel 5 die prototypische Umsetzung der Verfahren am Beispiel einer UAV-basierten Halleninspektion. Dafür wird ein Gesamtkonzept entwickelt und dementsprechend die verschiedenen Methoden in ein Gesamtsystem integriert. Dabei erfolgt auch die genaue Beschreibung der verwendeten Sensorik sowie der mobilen Trägerplattform. Nach erfolgter Inspektion werden die Inspektionsergebnisse dargestellt.

Abschließend fasst Kapitel 6 die Ergebnisse der Arbeit zusammen und gibt einen Ausblick auf den zukünftigen Forschungsbedarf im Zusammenhang mit der UAV-gestützten Inspektion.

# 2 Stand der Forschung

In diesem Kapitel wird der Stand der Forschung für die Entwicklung eines Verfahrens zur autonomen Navigation mobiler Roboter zur Durchführung von Bauwerksinspektionen erläutert. Dies beinhaltet einen Überblick hinsichtlich mobiler Robotik im industriellen Umfeld. Dabei wird auch auf bestehende Systeme zur Navigation und die damit einhergehende Routenplanung sowie Methoden zur Positionsbestimmung eingegangen. Des Weiteren werden bestehende Verfahren zur 3D-Datenerfassung und Verarbeitung sowie der darauf basierenden Modellierung beschrieben. Abschließend werden die Defizite der bestehenden Verfahren dargestellt und die Anforderungen an eine sensorbasierte autonome Navigationslösung für den industriellen Einsatz abgeleitet.

#### 2.1 Mobile Robotik

Roboter, die sich in ihrer Umgebung bewegen und mit ihr agieren können, werden als mobile Roboter bezeichnet. Dadurch können sie selbstständig im Vorfeld definierte Aufgaben ohne manuellen Eingriff ausführen [241]. Entsprechend ihrer Fortbewegungsart und des Mediums, in dem sie sich bewegen, können land-, wasser- und luftbasierte Roboter unterschieden werden. Für den Einsatz als Inspektionssystem im industriellen Umfeld sind UAV besonders geeignet, da sie die individuelle Dokumentation gewünschter Bereiche ermöglichen. Aufgrund dessen wird in diesem Kapitel speziell auf die luftbasierten Plattformen eingegangen.

#### 2.1.1 Autonomität in der mobilen Robotik

Mobile Roboter, die die Navigation und Interaktion beim Durchführen definierter Aufgaben selbstständig ohne physische oder elektromechanische Leitgeräte auf Basis von integrierter Sensorik in Abhängigkeit von Umweltbedingungen und der dynamischen Umgebung durchführen, werden als autonom bezeichnet [231]. Der Übergang von einem automatisierten zu einem autonomen System ist fließend [241]. Nach [64] zeichnen sich autonome mobile Roboter durch folgende Merkmale aus:

- Nutzung von Sensorik zur Umgebungserfassung
- Aufgabenorientierte Programmierung
- Anpassungsfähigkeit an Veränderungen der Umgebung
- Verhaltensänderung auf Basis von Erfahrungen
- Entwicklung eines Abbildes der Umgebung

- Eigenständige Planung und Durchführung komplexer Aufgaben
- Interaktion mit physikalischen Objekten in der realen Welt

Dementsprechend basieren die Grundlagen zur autonomen Durchführung definierter Tätigkeiten in der mobilen Robotik auf den Bereichen Fortbewegung, Wahrnehmung, Kognition und Navigation [211]. Davon lassen sich die Anforderungen an ein mobiles System ableiten: Zum einen müssen die auszuführenden Aufgaben geplant werden. Dabei sollen auch die einzelnen Schritte zu deren Durchführung sowie der Ort der Handlung definiert werden. Darauf basierend muss in Abhängigkeit von der Umgebung der Pfad des Systems geplant werden. Dieser Schritt wird als Missionsplanung bezeichnet. Für die Planung des zurückzulegenden Weges muss im Vorfeld die Umgebung bekannt sein. Dies kann auf Basis von Planungsdaten oder eines digitalen Abbildes der realen Umgebung erfolgen. Das Ergebnis ist ein 2D- oder 3D-Modell der Umgebung mit der geplanten Route. Ist das Ziel des Systems die Erkundung der Umgebung und die Erstellung einer Karte, kann auf das Vorausplanen verzichtet werden, da die Kartierung während der Lokalisierung stattfinden kann [112]. Zum anderen soll das mobile System mittels Sensorik die eigene Position in der realen Umgebung bestimmen und mit dem digitalen Modell verknüpfen. Diese muss während der Bewegung kontinuierlich berechnet werden, um die Navigation zu ermöglichen. Dabei folgt das System der geplanten Route und korrigiert eigene Abweichungen der aktuellen Bewegungsrichtung, bis es den definierten Zielpunkt erreicht hat. Während der Bewegung erfasste Umgebungsdaten können in die Karte überführt werden [122]. Anschließend führt der mobile Roboter die geplante Tätigkeit entsprechend der detaillierten Aufgabenbeschreibung aus und startet die Bewegung zum nächsten Zielpunkt [231]. Dieser Kreislauf wird in der folgenden Abbildung 2.1.1 dargestellt.

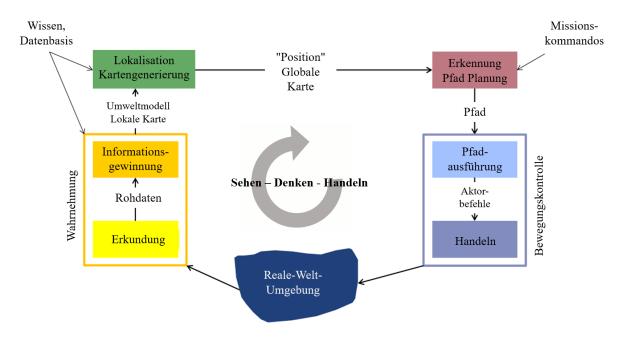


Abbildung 2.1.1: Durchführung einer Mission eines mobilen Roboters (in Anlehnung an [230])

Mobile Roboter können nach verschiedenen Kriterien unterteilt werden. Dabei wird bspw. nach Art der Fortbewegung, Größe, Verwendungszweck oder auch Grad der Autonomie unterschieden. In [211] erfolgt die Unterteilung mobiler Roboter auf Basis der Fortbewegungsart in land-, wasser- und luftbasierte sowie sonstige Roboter. Abhängig davon ergibt sich die spezielle Bewegungsart, die in Laufen, Fahren, Schwimmen oder Fliegen unterteilt werden kann. Das Fortbewegungssystem ist ein wichtiger Aspekt beim Einsatz mobiler Roboter, das nicht nur vom Medium abhängt, in dem sich das System bewegt, sondern auch von weiteren Kriterien (z. B. Traglast, Effizienz oder Stabilität). Dabei gibt es kein perfektes Antriebssystem, sodass die Optimierung der Manövrierfähigkeit, Steuerbarkeit und Stabilität immer einen Kompromiss erfordert [211].

#### 2.1.2 Trägerplattformen für den Lufteinsatz

Der Einsatz unbemannter Luftfahrzeuge hat in den letzten Jahren erheblich zugenommen. Dabei nehmen immer mehr Bereiche UAV als Wirtschaftsinstrument wahr, mit denen Prozesse schneller und sicherer umgesetzt sowie neue Dienstleistungen etabliert werden können. So wächst der kommerzielle UAV-Markt stark, und es wird von einem weltweiten jährlichen Wachstum von ca. 14% bis 2025 ausgegangen [121]. Der Großteil industrieller Anwendungen liegt hier in der Vermessung und Inspektion von Objekten. Obwohl es reichhaltige Forschungen zu den technischen Möglichkeiten und Verfahren der Drohnentechnologie gibt, mangelt es an Forschung zur praktischen Anwendung in der Industrie [162].

UAV ermöglichen den Zugang schwer erreichbarer Orte oder Positionen mit ungünstigen Bedingungen, wodurch Einsätze in vielfältigen Anwendungen möglich werden. So unterstützen UAV u. a. bei der Fernerkundung, bei der Inspektion von Infrastrukturen, Logistiksysteme, professionelle Fotografie sowie Videoaufnahmen, in der Landwirtschaft oder in Gefahrensituationen [96]. Dies erfolgt größtenteils im Außenbereich, allerdings gibt es inzwischen auch im Innenbereich immer mehr Anwendungen. Während bei Befliegungen im Außenbereich die Navigation entlang der manuell geplanten Flugroute über GNSS-Sensoren in Verbindung mit einer inertialen Messeinheit erfolgen kann, ist die Navigation im Innenbereich problematisch, da sich das UAV an keinem Referenzsystem orientieren kann. Befliegungen in Bereichen ohne GNSS-Signal werden daher in der Regel per Hand absolviert. Die Anforderungen an den Piloten sind sehr hoch, da das Kollisions- bzw. das Verletzungsrisiko minimiert werden muss [183]. Dabei sind vor allem Flugmanöver in größeren Höhen oder mit ungünstigen Perspektiven schwer zu kontrollieren. Deswegen muss das UAV für den Einsatz im Innenbereich Flüge automatisiert durchführen können. Allerdings ist die dreidimensionale Planung sowie die Bestimmung der Position und Orientierung im Innenraum komplex und bietet noch Forschungsbedarf [23]. Ein umfangreicher Überblick der sehr großen Auswahl an UAV wird in [31] gegeben. Für den zivilen Einsatz lassen sich die UAV nach dem maximalen Abfluggewicht unterteilen, da das neben dem Anwendungsfall ausschlaggebend für die gesetzlichen Rahmenbedingungen ist [7]. Interessant für den industriellen Einsatz sind die Micro- und Mini-UAV mit einem maximalen Abfluggewicht inkl. Nutzlast von 5 kg bzw. 25 kg. In diesem Segment werden auch schon Nutzlasten für industrielle Zwecke wie bspw. Sensoren oder professionelle Kameras für Inspektionszwecke verwendet. Als Beispiel können hier der Matrice 300 von DJI (2,7 kg [246]) oder auch die AR200 von AirRobot (3,0 kg [4]) genannt werden. Eine auf Sensorik optimierte UAV ist z. B. die Freefly Alta-8 Drone mit 9,1 kg möglicher Zuladung [81]. Innerhalb der gewichtsbasierten Klassifikation lassen sich die UAV entsprechend der Art des Auftriebes weiter unterteilen [23]. Die einzelnen Kategorien zeigt die folgende Abbildung 2.1.2.

RPAS Kategorien	Akronym	Bereich [in km]	Flughöhe [in m]	Ausdauer [in h]	Höchstzulässige Startmasse [in kg]	Aktuell fliegend
Taktisch						
Nano	η (Nano)	<1	100	<1	<0,025	ja
Micro	μ (Micro)	<10	250	1	<5	ja
Mini	Mini	<10	bis 300	<2	<30 (150b)	ja
Nahbereich	CR	10 bis 30	3.000	2 bis 4	150	ja
Kurze Reichweite	SR	30 bis 70	3.000	3 bis 6	200	ja
Mittlere Reichweite	MR	70 bis 200	5.000	6 bis 10	1.250	ja
Mittlere Reichweite & lange Flugdauer	MRE	>500	8.000	10 bis 18	1.250	ja
Niedrige Höhe mit tiefer Durchdringung	LADP	>250	50 bis 9.000	0,5 bis 1	350	ja
Niedrige Höhe & lange Flugdauer	LALE	>500	3.000	>24	<30	ja
Mittlere Höhe & lange Flugdauer	MALE	>500	14.000	24 bis 48	1.500	ja
Strategisch						
Große Höhe & lange Flugdauer	HALE	>2.000	20.000	24 bis 48	12.000	ja
Spezieller Zweck						
Unbemanntes Kampffluggerät	UKF	ca. 1.500	10.000	ca. 2	10.000	ja
Offensiv	OFF	300	4.000	3 bis 4	250	ja
Tarnung	TADECR	0 bis 500	5.000	<4	250	ja
Stratospherisch	STRATO	>2.000	>20.000 & <30.000	>48	NZD	nein
Exo-stratospherisch	EXO	NZD	>30.000	NZD	NZD	nein
Weltraum	SPACE	NZD	NZD	NZD	NZD	nein

NZD= Noch zu definieren

Abbildung 2.1.2: Kategorisierung von UAV (in Anlehnung an [31])

UAV lassen sich entsprechend ihrer Auftriebsart in Starr-, Dreh- und Schwingflügler sowie Luftschiffe einteilen. Starrflügler bestehen im Wesentlichen aus einem Rumpf mit starren Flügeln. Der für den Flug benötigte Auftrieb erfolgt aufgrund der Vorwärtsgeschwindigkeit des UAV sowie des definierten Tragflächenprofils. Der Schub wird dabei von einem Propeller- oder Jet-Antrieb erzeugt. Aufgrund der dadurch möglichen hohen Reisegeschwindigkeit und langer Flugdauer werden solche Systeme im Bereich der mobilen Robotik für Überwachungs- oder Kartierungstätigkeiten mit großen Reichweiten und Höhen eingesetzt. Allerdings ist mit Starrflüglern kein Manövrieren auf engstem Raum möglich. [23]

Drehflügler erzeugen ihren Auf- und Vortrieb mithilfe von Rotoren. Veränderungen der Bewegungsrichtung können dabei entweder durch Verstellung des Rotorblattes wie bei Helikoptern oder durch Verwendung mehrerer Rotoren wie bei Multicoptern erfolgen. Dadurch benötigen diese Systeme keine Start- und Landebahn. Vor allem Multicopter werden aufgrund ihrer einfachen Steuerung und stabilen Fluglage häufig für den Einsatz als Trägerplattform verwendet. Sie können sowohl für klassische photogrammetrische Befliegungen als auch für die Durchführung von Aufgaben im Schwebezustand verwendet werden. Dabei stabilisiert sich der Multicopter über gegenläufige Rotorbewegungen, wodurch sich auf das Traggestell wirkende Drehmomente aufheben. Die Drehung des Multicopters um die Hochachse (gieren) erfolgt durch die unterschiedliche Ansteuerung der links- und rechtsdrehenden Propeller. Dadurch wird die Neutralisierung des Drehmomentes aufgehoben und der Multicopter um die Gierachse gedreht. Durch Neigung der Rotorebene um die Querachse (nicken) oder die Längsachse (rollen) wird der Vortrieb in Richtung der jeweils anderen Achse erzeugt. Dafür muss die Drehzahl der auf der jeweils anderen Achse liegenden links- bzw. rechtsdrehenden Motoren umgekehrt proportional verändert werden. Die Änderung des Auftriebes wird anhand einer Erhöhung oder Verringerung der Drehzahl aller Propeller erreicht. [151]

Die erreichbare Flugzeit ist dabei ein Kompromiss aus Abfluggewicht und mitgeführter Energiekapazität. Längere Flugzeiten sind mit geringem Abfluggewicht möglich, reduzieren jedoch das potentielle Einsatzspektrum. Neben dem Gewicht sind auch die Umgebungsbedingungen für die Flugzeit relevant: Die Temperatur beeinflusst die Entladeraten der Energiezellen, auftretende Winde müssen mit ihrer Geschwindigkeit entgegen die Geschwindigkeit des Luftfahrzeugs gerechnet werden, wodurch der Energieverbrauch zum Halten der Position erhöht ist. Genauso verringern auch viele Richtungswechsel die mögliche Einsatzdauer. Daher ist eine genaue Flugplanung im Vorfeld sinnvoll. Aktuelle Modelle erreichen Flugzeiten von bis zu 102 min [72]. Abhängig von der Anzahl der Rotoren werden Multicopter auch als Quadrocopter (vier Rotoren), Hexacopter (sechs Rotoren) oder Octocopter (acht Rotoren) bezeichnet. Bicopter (zwei Rotoren) oder Tricopter (drei Rotoren) sind dagegen weniger übliche Bauformen. Der Einsatz von Multicoptern ermöglicht sowohl eine höhere Nutzlast als auch ein einfacheres Starten und Landen sowie ein besseres Manövrieren. [229]

Ornithopter, sogenannte Schwingflügler, basieren auf dem Design von Vögeln und imitieren deren Flug. Dadurch können sie situationsabhängig Energie sparen, indem sie wie ein Starrflügler schweben oder fliegen. Dennoch sind sie unter hohem Energieverbrauch in der Lage, auf engstem Raum zu manövrieren. Sie sind mit z. B. 0,5 kg bei 1 m Spannweite [97] sehr leicht und haben deswegen allerdings auch eine sehr niedrige Nutzlast. Der Einsatz im Bereich der mobilen Robotik beschränkt sich derzeit auf artistische und künstlerische Bereiche [49].

Luftschiffe sind aerostatische Luftfahrzeuge, die mit einer Lenk- und Antriebseinheit ausgerüstet sind. Der Auftrieb wird hierbei durch ein Traggas, das leichter als Luft ist, erzeugt. Haupttypen sind hierbei Starrluftschiffe mit einem inneren Gerüst, Prallluftschiffe (Blimps), die ihre Form durch einen Überdruck in der Hülle halten sowie eine Kombination aus beiden Modellen. Die Vorteile von Luftschiffen sind der energiesparende Betrieb

sowie die Möglichkeit in geringen Höhen in der Nähe von Personen und Gebäuden arbeiten zu können. Nachteile sind die Instabilität gegenüber Wind sowie eine geringe Traglast bei kleinen Modellen (z. B. 0,5 kg bei 3,5 m Streckmaß [24]). [228]

Insbesondere Multicopter ermöglichen eine hohe Nutzlast, einfaches Manövrieren auf engstem Raum sowie ein stabiles Schweben in einer Position. Dadurch ergeben sich vor allem für Überwachungs- und Inspektionszwecke neue Möglichkeiten, Daten über gewünschte Bereiche kostengünstig, schnell und individuell zu gewinnen [183]. Die Steuerung des UAV kann von einem Piloten manuell oder anhand einer vorgeplanten Navigationsroute erfolgen. Bei dieser sogenannten Wegpunkt-Navigation werden im Autopilot-Modus vordefinierte Punkte angeflogen und dort vordefinierte Aufgaben erledigt. Dabei können punktuelle Aufgaben, wie das Auslösen der Kamera bei Erreichen einer bestimmten Position, oder vektorielle Aufgaben, wie bspw. die Durchführung von Intervallaufnahmen während der Befliegung mit einer bestimmten Geschwindigkeit, Richtung und Höhe erledigt werden. Vor allem bildgestützte Inspektionstätigkeiten basieren auf vektoriellen Planungen. Dabei werden die Steuerbefehle von einem Flugkontrollsystem, dem sogenanntem Flightcontroller (FCU) umgesetzt und die einzelnen Systeme, wie z. B. die Motoren des UAV, reguliert [229]. Die Steuerung des UAV ist dabei unter anderem auch durch Unsicherheiten geprägt. Zum einen kann die aktuelle Pose (Position und Orientierung) des Systems nicht exakt bestimmt, sondern nur anhand von Sensordaten approximiert werden. Zum anderen werden geplante Bewegungen durch die Hardware fehlerbehaftet umgesetzt. Weitverbreitete Autopilotensysteme sind zum Beispiel PX4 [12], Ardupilot [9] oder Paparazzi [194].

# 2.2 Navigation und Lokalisierung mobiler Roboter

Die Navigation ist ein wichtiger Aspekt bei mobilen Roboteranwendungen. Sie bezeichnet das Planen und die Durchführung einer sicheren Bewegung zwischen dem Start- und mindestens einem Zielpunkt. Die Grundlage dafür bildet die Fähigkeit des Roboters, die eigene Position zu schätzen und sich zu einem bestimmten Zielort unter Verwendung und Interpretation von Umgebungsdaten zu bewegen. Menschen führen die grundlegende Navigation intuitiv aus, indem sie sich innerhalb ihrer Umgebung selbst einordnen und basierend auf Wissen und Interpretation der wahrgenommenen Umgebung zu einem definierten Zielort bewegen [122]. Die Grundkompetenzen zur Navigation können dementsprechend als Selbstlokalisierung, Bewegungsplanung sowie Umgebungsabbildung und -interpretation definiert werden [239]. Zur Durchführung konkreter Aufgaben ist für mobile Roboter ein System zur Navigation unerlässlich. Die Selbstlokalisierung bezeichnet die Fähigkeit des Roboters, die eigene Position und Orientierung innerhalb eines Bezugssystems zu bestimmen. Dies erfolgt auf Basis der Erfassung und Interpretation von Sensordaten und ist in diesem Kapitel erläutert. Die Beschreibung der Grundlagen zur Bewegungsplanung erfolgt in Kapitel 2.3.

#### 2.2.1 Systeme zur Lokalisierung

Lokalisierungssysteme können grundsätzlich in absolute und relative Lokalisierungsmethoden unterteilt werden. Die absoluten Verfahren beschreiben die Lokalisierung des mobilen Roboters in einem übergeordneten Referenzsystem. Dadurch kann die Navigation entlang der geplanten Route zwischen Start- und Zielpunkten erfolgen. Absolute Methoden können entsprechend der Art des Referenzsystems in globale und lokale Verfahren unterteilt werden. Globale Systeme werden im Außenbereich angewendet, dazu gehört z. B. GNSS. Im Innenbereich hingegen müssen lokale Verfahren zur absoluten Lokalisierung verwendet werden. Zu den Indoor-Positionierungssystemen gehören bspw. stationäre Trackingsysteme, die in die Infrastruktur integriert werden. Diese Systeme bestehen aus mehreren externen Sensoren (z. B. bildbasiert [195], Ultraschall [100] oder Ultrabreitband [255]), mit denen ein definiertes Areal von verschiedenen Positionen aus überwacht und dadurch ein dynamisches Objekt mit einer Genauigkeit von wenigen Zentimetern lokalisiert werden kann. Da der Einrichtungsaufwand sehr hoch ist, eignen sich diese Systeme nicht für wechselnde Einsatzgebiete. [164]

Ein weiterer Ansatz für die absolute lokale Positionsbestimmung im Innenbereich besteht in der Anwendung mobiler Trackingsysteme (z. B. anhand zielverfolgender Tachymeter oder Lasertracker). Dabei wird die Position des UAVs mittels eines Reflektors und eines Tachymeters ständig gemessen (getrackt) und an das UAV übertragen. Eine mitgeführte IMU ermöglicht zusätzlich die Bestimmung der Orientierung des Systems. Allerdings muss bei diesem Verfahren die ständige Sichtbarkeit zwischen Trackingsystem und UAV gewährleistet werden, sodass nur sichtbare Bereiche des Innenraums beflogen werden können. [206]

Soll die absolute Navigation und Positionsbestimmung dagegen auf Basis interner Sensorik der mobilen Plattform erfolgen, kann auf Algorithmen zur gleichzeitigen Lokalisierung und Kartierung zurückgegriffen werden, mittels sogenannter SLAM-Verfahren (engl.: Simultaneous Localization and Mapping). Dazu werden verschiedene Sensoren (z. B. Kamera, Entfernungsmesser [133]) genutzt, mit denen das UAV seine Position relativ zur Umgebung bestimmen kann. Während der Bewegung erfolgt die Sensordatenverarbeitung zur Bestimmung der Position, gleichzeitigen Kartierung der Umgebung und Vermeidung von Kollisionen. Da der absolute Bezug jedoch erst während der Bewegung entsteht, kann keine Flugroute (z. B. für eine Inspektion) vorgegeben werden [185]. Aufgrund der Erstellung einer Karte während der Lokalisierung gehören die SLAM-Methoden zu den lokalen Systemen. Durch eine Verknüpfung dieses Verfahrens mit geometrischen Kenntnissen der Umgebung kann die Bestimmung der Position in der bekannten Umgebung erfolgen sowie die Lokalisierungsgenauigkeit gesteigert werden [92]. Neben der Lokalisation werden für diese Art der Navigation zusätzliche Informationen der Umgebung in Form einer Karte benötigt. Dadurch ist die Route im Vorfeld planbar und der mobile Roboter kann die Bewegung routengenau automatisiert ausführen [122].

Bei der relativen Lokalisierung erfolgt keine Verknüpfung des mobilen Roboters mit der Umgebung. Während der Bewegung nehmen Sensoren Veränderungen der Umgebung wahr, aus der der zurückgelegte Weg der mobilen Plattform errechnet werden kann. Dies kann bspw. mittels Trägheitsnavigation oder visueller Odometrie erfolgen [15]. Die relative Lokalisierung ist für die Vermeidung von Kollisionen sowie zur Erkundung der Umgebung ausreichend, eine zielgerichtete Navigation ist damit allerdings nicht möglich. Deswegen werden diese relativen Verfahren als Ergänzung der absoluten Verfahren genutzt, sollten diese temporär keine Lokalisation ermöglichen [144].

Für autonome mobile Roboter ist ein System zur Navigation unerlässlich. Aus diesem Grund ist eine korrekte Lokalisierung von UAV im Innenbereich derzeit Gegenstand vieler Forschungsprojekte [122]. Eine Übersicht der Lokalisierungsmethoden für mobile Roboter zeigt die folgende Abbildung 2.2.1.

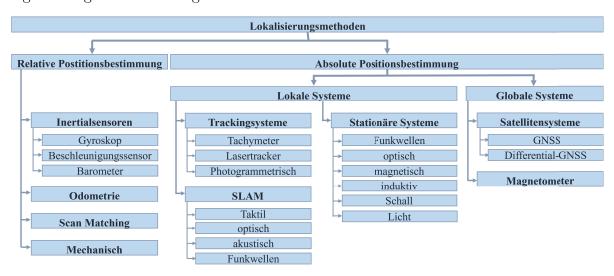


Abbildung 2.2.1: Lokalisierungsmethoden

#### 2.2.2 Satellitenbasierte Systeme

Zur absoluten weltweiten Positionsbestimmung werden globale Navigationssatellitensysteme verwendet. Dabei wird ein Netz von Satelliten im erdnahen Orbit verwendet, dessen Signale von einem GNSS-Empfänger empfangen werden können. Aus der gesendeten Position des Satelliten sowie des Zeitstempels lässt sich eine Kugel um den zugehörigen Satelliten definieren. Bei drei Signalen entstehen drei Kugeln, die sich wiederum in zwei Punkten schneiden, von denen sich der erdnahe Punkt als gesuchte Position bestimmen lässt. Mit einem weiteren Signal lässt sich der Zeitfehler bestimmen. Derzeitige Systeme nutzen mindestens vier Satelliten, mit denen der Empfänger die eigene globale Position und Höhe berechnen kann. Die standardmäßige Ausgabe der Werte erfolgt dabei im geodätischen Referenzsystem World Geodetic System 1984 (WGS84), einem standardisierten, dreidimensionalen Koordinatensystem. Derzeitige Satellitennavigationssysteme sind unter anderem das etablierte amerikanische Navstar-GPS (engl.: Navigational Satellite Timing and Ranging - Global Positioning System), kurz GPS, oder das europäische

Galileo-System. Die mit Satellitensystemen erreichbare Genauigkeit ist hauptsächlich von der exakten Bestimmung der Signallaufzeit abhängig. Dabei nimmt die Genauigkeit zu, wenn Signale von mehr als vier Satelliten empfangen werden, da sich durch die Überbestimmung die Laufzeit sicherer bestimmen lässt [112]. Eine Abweichung der Laufzeitbestimmung von 60 Nanosekunden bedeutet hierbei einen Ortsfehler von etwa zehn Metern. Der größte Einflussfaktor ist die Atmosphäre mit einem Laufzeitfehler von bis zu 240 Nanosekunden, da sie in manchen Bereichen frequenzabhängig ist. Durch zusätzliche Informationen über den Atmosphärenzustand lässt sich der Ortsfehler auf eirea fünf Meter reduzieren. Typische Fehlereinflüsse zeigt die folgende Tabelle 2.2.1. [259]

Tabelle 2.2.1: Fehlereinflüsse bei GNSS-Messungen (in Anlehnung an [112])

Quelle	Zeitfehler [in ns]	Ortsfehler [in m]
Satellitenposition	6 - 60	1 – 10
Zeitdrift	0 - 9	0 - 1,5
Ionosphäre	0 - 180	0 - 30
Troposphäre	0 - 60	0 - 10
Mehrweg-Effekt	0 - 6	0 - 1

Moderne Navigationssatelliten senden ein zusätzliches Signal kürzerer Wellenlänge zur Korrektur von Signalverzerrungen, mit dem sich die Position mit einer Genauigkeit von ungefähr 30 cm bestimmen lässt [175]. Zur Genauigkeitssteigerung bei dynamischen Anwendungen lassen sich differentielle Auswerteverfahren einsetzen, bei denen Korrekturdaten zum Bahn- und Zeitsystem in die Positionsbestimmung einbezogen werden (sogenanntes Differential-GPS (DGPS) oder Differential-GNSS (DGNSS)). Dabei gibt es verschiedene Ansätze: So können Korrektursignale über geostationäre Satelliten, terrestrische Referenzstationen oder mobiles Internet empfangen werden. Die RTK-Korrektur (engl.: Real Time Kinematic) erreicht mit 1-2 cm die höchsten Genauigkeiten für dynamische Anwendungen [259]. Dabei werden Echtzeit-Daten über mobiles Internet oder eine mobile Referenzstation an den GNSS-Empfänger übertragen. Dieser kann basierend auf den zusätzlichen Informationen seine Position zentimetergenau mit Datenraten von bis zu 20 Hz bestimmen. Bereitgestellt werden solche Satellitenreferenzsysteme sowie die Korrekturdaten in Deutschland bspw. vom Satellitenpositionierungsdienst der deutschen Landesvermessung (SAPOS) [279] oder dem ascos-System der AXIO-Net [14]. [222]

Die Qualität der GNSS-Positionsbestimmung ist neben der Genauigkeit der Laufzeitbestimmung stark von den lokalen Gegebenheiten abhängig. So können einzelne oder alle Satellitensignale durch Gebäude, Brücken oder Bäume abgeschattet werden. Danach müssen die einzelnen Signale neu ausgewertet werden, wobei eine ausreichende Beobachtungsdauer nötig ist. Ein weiterer Einflussfaktor sind Mehrweg-Ausbreitungen (engl.: multipath), bei denen von hohen Gebäuden oder glatten Oberflächen Signale reflektiert werden, sodass der Empfänger zwischen mehreren möglichen Signalwegen unterscheiden muss. Dies

kann zu sprunghaft geänderten Positionssignalen führen. Derartige Störquellen sind vor allem für den Einsatz mobiler Roboter (wie UAV) ein großes Problem. [140]

#### 2.2.3 Trägheitsnavigation

Inertiale Messeinheiten (IMU, engl.: Inertial Measurement Unit) sind Multisensorsysteme, bei denen mithilfe einer räumlichen Kombination verschiedener Inertialsensoren die Orientierung und Beschleunigung in Bezug auf die ruhende Erde bestimmt werden kann. Sie besteht typischerweise aus Beschleunigungsmessern, Gyroskopen und Magnetometern, mit denen Daten der einzelnen Rotationsachsen (X: Nicken  $\psi$ , Y: Rollen  $\theta$ , Z: Gieren  $\phi$ ) gemessen werden. Zur Höhenbestimmung können auch Luftdrucksensoren integriert sein. Ein Trägheitsnavigationsystem ist ein 3D-Messsystem, das auf einer inertialen Messeinheit basiert. Durch Integration der Beschleunigungen und Drehraten lässt sich die räumlich zurückgelegte Bewegung bestimmen.

Für den Einsatz in der mobilen Robotik werden aufgrund der Kosten und des Gewichtes Mikrosysteme, sogenannte MEMS (engl.: Micro Electro Mechanical System), verwendet. Der Nachteil bei diesen Systemen ist die geringe Langzeitstabilität [2]. So unterliegen die Messungen sensorinhärenten Schwankungen sowie einem stetigen Drift über längere Messintervalle, der sich aus einem nahezu konstantem Anteil (Bias) und einem Rauschen zusammensetzt. So kann der Drift bei MEMS-Kreiseln bspw. zu Abweichungen von bis zu 5°/s und bei Beschleunigungssensoren zu einem Positionsfehler von 6 cm nach 10 s bei einer Geschwindigkeit von 0,2 m/s führen [265]. Durch den Einsatz von Magnetometern ist eine Reduzierung der laufzeitabhängigen Winkelabweichungen des Gyroskops möglich [112]. Allerdings können Magnetometer durch andere Magnetfelder wie z.B. Leitungen oder Metallstrukturen beeinträchtigt werden. Dies kann zu enormen Fehlern führen, die in ihrer Größe nicht abschätzbar sind [2]. Die Höhenbestimmung erfolgt anhand der Änderung des Luftdrucks. Dabei erreichen sie eine relative Genauigkeit von ungefähr  $\pm 0.03 \,\mathrm{hPa}$ , was einem Höhenunterschied von  $\pm 25\,\mathrm{cm}$  entspricht [34]. Zusätzlich können sich verändernde Umgebungsbedingungen, wie bspw. Luftströme oder auch bestimmte Flugmanöver, einen signifikanten Einfluss auf die barometrischen Messungen haben [283]. Deshalb sind beim Einsatz von Inertialsensoren die Auswertealgorithmen sowie der Einsatz weiterer unterstützender Sensoren von großer Bedeutung [222]. So ermöglicht z.B. die Verknüpfung mit globalen Satellitennavigationssystemen eine absolute Positionsangabe, während die inertiale Messeinheit bei schwachem oder kurzzeitig ausbleibendem Satellitensignal die Position schätzt. Den Verlauf eines MEMS-Gyroskops am Beispiel einer Messung ohne Bewegung zeigt die folgende Abbildung 2.2.2 [112]. Weiterführende Untersuchungen zur Genauigkeit von Inertialsensoren sind in [269] und [53] beschrieben.

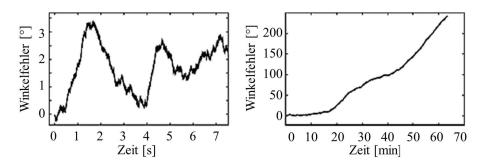


Abbildung 2.2.2: Drift von Inertialsensoren [112]

#### 2.2.4 Optische Systeme

Die Lokalisation mobiler Roboter kann auch auf der Basis optischer Systeme in visuelle Odometrie, Scan-Matching- und SLAM-Verfahren unterteilt werden. Diese Verfahren sind dabei sowohl auf den 2D- als auch auf den 3D-Bereich adaptierbar und werden im Folgenden beschrieben.

#### Visuelle Odometrie

In der Navigation wird die Odometrie als Schätzung der Position und Orientierung anhand des Vortriebes, wie bspw. Radumdrehungen oder Lenkwinkel, verwendet. Bei der visuellen Odometrie dagegen wird die Positions- und Orientierungsänderung anhand sequentieller Kamerabilder berechnet (siehe Abbildung 2.2.3 links). Diese Sequenzen ermöglichen die Schätzung der projizierten zweidimensionalen Bildbewegung anhand von korrelierenden Merkmalen in den Bildern. Damit kann ein optisches Flussfeld erstellt und auf die dreidimensionale Bewegung des visuellen Sensors geschlossen werden [21], wobei die Qualität der Bewegungsbestimmung von der Anzahl und Verteilung der detektierten Merkmale in den Bildern beeinflusst wird. Diese wiederum ist von der Bildqualität abhängig, sodass die Geschwindigkeit der Plattform, die unmittelbare Umgebung sowie die Beleuchtungsbedingungen einen direkten Einfluss auf die Ergebnisse haben. Visuelle Odometrie ermöglicht eine relative Positionsschätzung, ähnlich der Trägheitsnavigation, und kann damit absolute Lokalisationsverfahren unterstützen [222]. Allerdings kommt es mit dem Verfahren vor allem in dunklen Bereichen, wie sie bei Inspektionen auch vorkommen können, zu Bewegungsunschärfen der Bilder und damit zu Ungenauigkeiten, die die Lokalisierung stören [193]. Angewendet wird die visuelle Odometrie bei kommerziellen UAV z.B. zum Halten der Position in Gebieten ohne GNSS. Näheres zu den Verfahren zur Merkmalsextraktion in Bildern sowie der darauf aufbauenden visuellen Odometrie beschreibt [216].

#### Scan-Matching

Bei Scan-Matching-Verfahren werden anstelle von Kamerabildern sequentielle Punktwolken von Laserscannern ausgewertet und die Positions- und Orientierungsänderung zu der vorherigen Aufnahme bestimmt (siehe Abbildung 2.2.3 rechts). Dabei wird die Transformationsbeziehung zwischen den beiden Scans anhand von korrespondierenden Punkten ermittelt, mit dem Ziel, die Summe der Punktabstände zu minimieren. Dabei entspricht

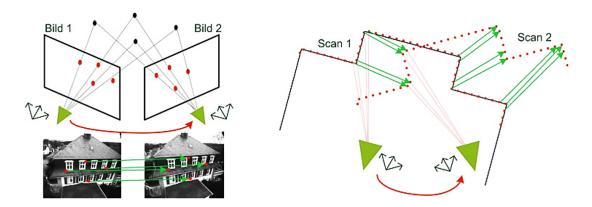


Abbildung 2.2.3: Visuelle Odometrie (links) und Scan Matching (rechts) [222]

diese Transformationsbeziehung der Bewegungsänderung des Sensors zwischen den Aufnahmen. Zur Berechnung der relativen Sensorbewegung können entweder direkt die Punkte der einzelnen Punktwolken oder daraus extrahierte Merkmale wie Linien oder Ebenen verwendet werden. Erfolgt der Vergleich nicht mit dem vorherigen Scan sondern umfassend mit einer Karte in Form einer Punktwolke oder von Merkmalen, wird dadurch eine globale Lokalisierung realisiert. Die Herausforderung besteht hier in der Identifikation korrespondierender Punkte. Deswegen erfolgt die rechnerische Annäherung der Scans in einem iterativen Prozess. Mit einer Schätzung der Punkt- oder Merkmalspaare wird die Pose des zweiten Scans gegenüber dem ersten optimiert. Damit werden anschließend neue Paare berechnet, bis ein Abbruchkriterium erfüllt wird. Näheres zu der Registrierung von Punktwolken wird in Kapitel 2.4.2 erläutert. [159]

Eine andere Variante des Scan-Matching sind probabilistische Lokalisierungen, bei denen eine Hypothese zur Position des Roboters verfolgt wird. Dabei gibt es unimodale Lokalisierungsverfahren, wie z.B. die Kalman-Lokalisierung, mit denen genau eine Schätzung aufrechterhalten wird. Diese Verfahren sind sehr berechnungseffizient, allerdings kann eine verlorene Position nur zufällig oder anhand globaler Informationen wiedergefunden werden. Deswegen sind Verfahren entwickelt worden, mit denen zu jeder Zeit viele Hypothesen aufrechterhalten werden können. Bei der Markow-Lokalisierung wird die Menge der möglichen Zustände, in denen sich der Roboter befinden kann, in einer rasterbasierten Karte beschrieben und anhand von Sensormessungen berechnet, mit welcher Wahrscheinlichkeit sich der Roboter an welcher Position in der Karte aufhält. Dies ist allerdings sehr rechenaufwändig, sodass es nur für sehr kleine Räume anwendbar ist [112]. Aus diesem Grund ist das Verfahren stochastisch erweitert worden, sodass die Zufallsvariable der aktuellen Poseverteilung durch eine Stichprobe näherungsweise bestimmt werden kann. Dabei verwendet die sogenannte Monte-Carlo-Lokalisierung (MCL) einen Partikelfilter zur Darstellung der Verteilung der wahrscheinlichen Zustände. Da jedes Partikel einen möglichen Zustand, also eine Hypothese, wo sich der Roboter gerade befindet, erhält, wird das Verfahren auch als Partikelfilter-Lokalisierung bezeichnet. Allerdings ist hierbei die Kenntnis der Umgebung im Vorfeld notwendig und eine dynamische Erweiterung der Karte nicht vorgesehen. [252]

#### Simultaneous Localization and Mapping (SLAM)

SLAM ist ein Verfahren, bei dem gleichzeitig eine Umgebungskarte erstellt sowie die Lokalisierung des mobilen Robotersystems in dieser Karte erfolgt. Es ist also eine Erweiterung der bereits erläuterten Verfahren der visuellen Odometrie sowie des Scan-Matching, in dem die korrespondierenden Punkte oder Merkmale nicht nur innerhalb der beiden Aufnahmen verglichen, sondern in einem Objektraum gespeichert werden. Dadurch kann die Positionsschätzung bei jedem Durchlauf verbessert werden. Allerdings kann der Roboter nur einen Teil der Umgebung wahrnehmen, weswegen die Karte inkrementell auf Basis der Sensoren aufgebaut wird. Da in der unbekannten Umgebung anfangs keine Karte vorhanden ist, markiert die erste Position des Roboters den Ursprung des lokalen Koordinatensystems. Die Bewegungsänderung kann dann anhand der Überlappung neuer Messungen mit der bisherigen Karte geschätzt werden. Dadurch kommt es allerdings in jedem Durchgang zu Ungenauigkeiten in der geschätzten Pose, den Orientierungsmerkmalen sowie der daraus erzeugten Karte. Wird ein bereits kartierter Bereich erneut erfasst, kann durch einen Schleifenschluss (engl.: Loop Close, vgl. Abbildung 2.2.4) der akkumulierte Posefehler reduziert und die Genauigkeit der Lokalisation und Karte verbessert werden. [240] und [82] geben einen Überblick der SLAM-Verfahren.

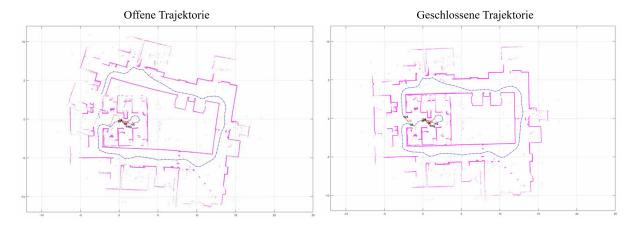


Abbildung 2.2.4: Loop Close bei SLAM-Verfahren [167]

In [112] werden inkrementelle und vollständige SLAM-Verfahren unterschieden. Inkrementelle Methoden schätzen die Karte sowie die aktuelle Position. Dazu gehören bspw. der auf dem erweiterten Kalman-Filter basierende EKF-SLAM oder der Fast-SLAM. Der Fast-SLAM verwendet eine Partikelfilterung zur Berechnung wahrscheinlicher Zustände der aktuellen Roboterpose, wodurch die Berechnungen sehr effizient sind [188].

Beim vollständigen SLAM werden neben einer Umgebungskarte und der aktuellen Pose auch alle bis dahin eingenommenen Roboterposen geschätzt. Dadurch kann die gesamte zurückliegende Trajektorie anhand einer Ausgleichsrechnung bestimmt und optimiert werden. Dies ist allerdings sehr rechenintensiv, da mit jeder zu betrachtenden Pose der Berechnungsaufwand steigt. Zu den vollständigen Verfahren gehören unter anderem der Graph-SLAM oder der 6D-SLAM, bei dem nicht nur die Position, sondern auch die Ori-

entierung in allen Freiheitsgraden geschätzt wird. Diese Verfahren überführen die SLAM-Problematik in ein Problem der kleinsten Quadrate. [187, 112]

Hinsichtlich der optischen Sensorik lässt sich der SLAM auf Basis von Kamerabildern (visueller SLAM) sowie Lasermessungen (LiDAR-SLAM, engl.: Light Detection and Ranging) realisieren. Im visuellen SLAM werden Informationen aus Einzelkameras, Stereokameras oder Tiefenkameras zur Schätzung der Lokalisation und Aufbau einer Karte genutzt. Die in den Bildern enthaltenen Informationen werden dabei entweder als Merkmale (z. B. Kanten) extrahiert oder über die Gesamtheit aller Bildpunkte ausgewertet (direkte Verfahren). Merkmalsbasierte Verfahren sind bspw. PTAM [134] oder ORB-SLAM [178]. Direkte Verfahren sind unter anderem DTAM [182] oder LSD-SLAM [71]. Bei den visuellen SLAM Verfahren hängt die Qualität der Bewegungsbestimmung ebenso wie bei der visuellen Odometrie von der Plattformgeschwindigkeit, der Umgebung sowie den Beleuchtungsbedingungen ab [222]. LiDAR-basierte SLAM-Verfahren dagegen verwenden die 2D- oder 3D-Daten von Laserscannern. Diese Systeme sind bei der Erfassung von Tiefeninformationen wesentlich präziser als kamerabasierte Verfahren und werden deswegen hauptsächlich für sich schnell bewegende mobile Roboter wie selbstfahrende Autos oder UAV verwendet. Allerdings ist der Detaillierungsgrad nicht so hoch wie bei Kamerabildern, weswegen teilweise die Merkmale für die Lokalisation nicht ausreichen, wodurch es zu Ungenauigkeiten kommen kann. Eine weitere Herausforderung ist die hohe Rechenleistung bei der Verarbeitung der Daten, sodass diese Systeme deswegen mit anderen kombiniert werden [167]. Das Prinzip des SLAM-Verfahrens zeigt die Abbildung 2.2.5.

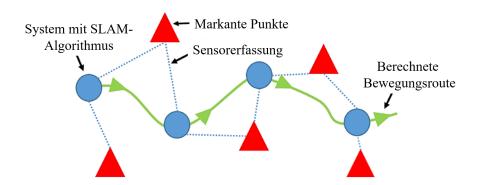


Abbildung 2.2.5: Funktionsweise des merkmalsbasierten SLAM-Verfahrens [122]

#### 2.2.5 Fusion der Sensordaten

Die Sensordatenfusion beschreibt die Verknüpfung der Ausgabedaten verschiedener Sensoren, sodass die resultierenden Informationen sicherer als bei individueller Verwendung der Einzelsensoren sind. Damit wird die Qualität der abgeleiteten Daten verbessert. Dabei kann die Fusion auf Daten-, Merkmals- oder Entscheidungsebene erfolgen [98]. Bei der datenbasierten Ebene werden die Rohdaten aus verschiedenen Quellen verknüpft. Für die Merkmalsebene werden aus den Daten extrahierte Merkmale genutzt und bei Verwendung auf Entscheidungsebene erfolgt die Fusion auf Basis einer Hypothese des Sensors,

wie z. B. bei einer Klassifikation oder Aktivitätserkennung [50]. Abhängig von Messprinzip, Anordnung und Ausgabe der Sensoren erfolgt die Definition des Fusionskonzeptes (siehe Abbildung 2.2.6). Dabei können durch redundante Daten die Ausfallsicherheit erhöht sowie stochastische Unsicherheiten reduziert werden. Kommt es zu Abweichungen konkurrierender Sensoren muss die Zuverlässigkeit der widersprüchlichen Aussagen auf Plausibilität geprüft und bewertet werden. Komplementäre Sensoren können sich entweder aufgrund verschiedener Messprinzipien oder räumlicher Perspektiven ergänzen. Beim Einsatz kooperativer Sensoren werden anhand einer gemeinsamen Datenverarbeitung für den einzelnen Sensor nicht vorhandene Informationen zu einem gemeinsamen Datensatz erweitert. Dies geschieht z. B. bei der 3D-Bildaufnahme mit Stereokameras. Dadurch wird eine umfassendere Umfeldbeschreibung mit reduzierter Unsicherheit gewährleistet. Entsprechend der Fusionsebene sowie des -konzeptes müssen die Daten für die Weiterverarbeitung aufbereitet werden. Dabei sind die zeitliche Synchronisation sowie die räumliche Anordnung der Einzelsensoren wichtig. Heterogene Informationen müssen zusätzlich noch in eine einheitliche mathematische Beschreibung überführt werden. [254]

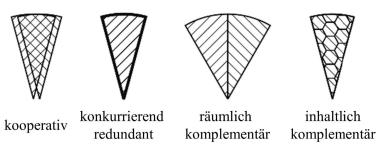


Abbildung 2.2.6: Sensorkonfigurationen für die Fusion [254]

Die Fusion verschiedener Sensoren zu einem dynamischen System zur Positionsbestimmung erfolgt auf Basis der Merkmalsebene, da die Sensoren bspw. Beschleunigungen (IMU), RGB-Bilder (Kamera), Punktwolken (LiDAR) oder Positionen (GNSS) liefern. Dabei gibt es kooperative, redundante sowie komplementäre Daten, die zeitlich sowie örtlich miteinander verknüpft werden müssen.

Es gibt verschiedene Algorithmen zur Sensordatenverknüpfung. Im Bereich der Lokalisierung und Navigation mobiler Robotik ist der Kalman-Filter einer der wichtigsten Algorithmen [222]. Dieser schätzt den nächsten Systemzustand, in diesem Fall die Position, mit einem Vorhersagemodell anhand eines Systemmodells und den Informationen des vorherigen Zeitintervalls. Dabei wird zunächst auf der Grundlage des Modells eine Hypothese für den nächsten Ausgangswert des Sensors aufgestellt. Anschließend wird dieser Wert mit dem gemessenen Wert verglichen und darauf basierend das Modell aktualisiert, um eine genauere Hypothese für den nächsten Wert aufzustellen. Dadurch wird das Modell mit jeder Datensequenz statistisch verbessert. Gleichzeitig erfolgt auch eine Bewertung der Sensoren, sodass bei einem unerwarteten Signal, wie bspw. sprunghaften Positionseingaben, das Glaubwürdigkeitsmaß des Sensors innerhalb weniger Iterationen sinkt. Passen die Signale wieder zu den Erwartungen steigt das Glaubwürdigkeitsmaß. Der einfache

Kalman-Filter ist auf lineare Zustandsraummodelle beschränkt. Zur Lösung nichtlinearer Zustands- oder Beobachtungsgleichungen bedarf es einer Anpassung des Filters. Eine Möglichkeit dazu ist der erweiterte Kalman-Filter, bei dem das nichtlineare System- und Beobachtungsmodell um den geschätzten Systemzustand linearisiert wird. Für eine detaillierte Beschreibung des Kalman-Filter und seiner Abwandlungen sei auf [132] und [129] verwiesen. Die Funktionsweise zeigt die folgende Abbildung 2.2.7.

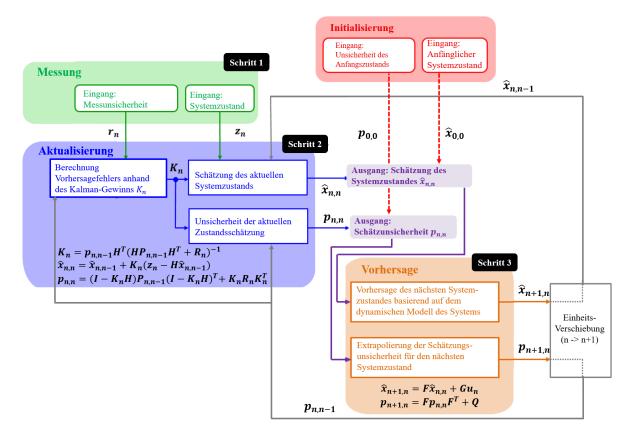


Abbildung 2.2.7: Funktionsweise des Kalman-Filters (in Anlehnung an [22])

## 2.3 Bahnplanung für die Navigation mobiler Roboter

Die Grundkompetenzen mobiler Roboter zur Navigation können als Selbstlokalisierung, Bahnplanung sowie Kartenerstellung und -interpretation definiert werden [239]. Die Verfahren zur Selbstlokalisierung beschreibt Kapitel 2.2. Die Bahnplanung ermöglicht die Bestimmung einer optimalen Route von der aktuellen Position zu einem Zielort in der Karte. Dabei kann in globale und lokale Bahnplanung unterschieden werden [80]. Globale Bahnplanung erfolgt anhand der gesamten Umgebung des Roboters auf Basis vorgegebener Informationen, bspw. in Form einer Karte. Dadurch kann die Planung vor dem Ausführen der Roboterbewegung erfolgen [37]. Die lokale Bahnplanung erfolgt nur anhand dynamischer Sensordaten des Teilbereiches der Umgebung, in der sich der Roboter zu diesem Zeitpunkt aufhält. Dabei wird lediglich auf Änderungen in der Umgebung reagiert und die Kollisionsvermeidung realisiert. [143]

Die Navigation des mobilen Roboters wird in seiner Steuerarchitektur definiert. In der Steuerung werden Reaktionen auf eingehende Sensordaten verarbeitet und in Befehle für die Aktoren umgewandelt. Dadurch lässt sich jederzeit der gewünschte Zustand des mobilen Roboters einstellen [166]. Die globale Bahnplanung wird hier durch eine deliberative Steuerarchitektur realisiert und zeichnet sich durch den Zyklus aus Wahrnehmen, Planen sowie Handeln aus. Dabei wird eine globale Route erstellt und Veränderungen in der Umgebung erst bei einer Aktualisierung des globalen Modells integriert und bei der Neuplanung berücksichtigt. Die Steuerbefehle werden entsprechend der Planung generiert und ausgeführt, ohne dabei potenzielle Umgebungsänderungen zu berücksichtigen [139]. Die lokale Bahnplanung dagegen wird in der reaktiven Steuerarchitektur realisiert. Hierbei erfolgt die Reaktion auf Basis der Sensordaten aufgrund der direkten Kopplung von Sensoren und Aktoren ohne Berücksichtigung der globalen Umgebung. Änderungen in der Umgebung haben dabei direkten Einfluss auf die Ausführung der Steuerbefehle. Da nur Sensordaten der lokalen Umgebung verwendet werden, ist hier keine globale Bahnplanung möglich [38]. Deswegen wird eine hybride Steuerarchitektur eingesetzt, die die Eigenschaften der beiden kombiniert. Dabei wird ein globales Planungsmodell verwendet, das in der Steuerschleife in eine lokale Bahnplanung umgesetzt wird. Das ermöglicht die Planung einer global optimalen Route sowie gleichzeitig die schnelle Reaktion auf Änderungen in der Umgebung. Die Abbildung 2.3.1 zeigt schematisch die deliberative, reaktive und hybride Steuerarchitektur. [37]

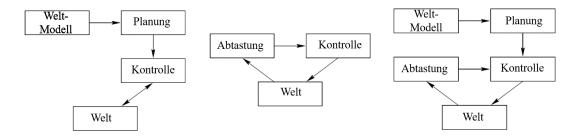


Abbildung 2.3.1: Deliberative (links), reaktive (mittig) und hybride (rechts) Steuerarchitektur (in Anlehnung an [37])

## 2.3.1 Karten für die Navigation

Karten für die mobile Robotik sind Repräsentationen des Raumes, in denen Beziehungen zwischen den einzelnen Elementen dargestellt werden. Dabei lassen sie sich entsprechend ihres Zweckes grundsätzlich in Lokalisierungs- und Bahnplanungskarten unterteilen. Erstere dienen der Positionsbestimmung des mobilen Roboters innerhalb eines gegebenen Bezugssystems. Bei der Bahnplanung soll vor allem die kollisionsfreie Trajektorie entsprechend der Anwendung geplant werden. Dabei sind besondere Kenntnisse über die Umgebung, z. B. Hindernisse sowie die Start- und Zielpose notwendig. Außerdem gibt es Karten, die für die Weiterverarbeitung der Daten gedacht sind. Dazu gehören unter anderem die zweckentsprechende Darstellung der Umgebung (z. B. für Rettungspersonal) oder

die Dokumentation des derzeitigen Zustandes (z. B. bei Inspektionen). Umgebungskarten lassen sich grundsätzlich in Abhängigkeit der Beschreibung der Begrenzungen des Raumes sowie der Art der kartierten Elemente kategorisieren (siehe Abbildung 2.3.2). [112]

	Sensordaten	syntaktische Merkmale	semantische Merkmale
Metrisch kont.			
Metrisch diskret			
Topologisch			

Abbildung 2.3.2: Kartenarten (in Anlehnung an [112])

Ersteres gliedert sich in metrisch kontinuierliche, metrisch diskrete sowie topologische Karten. Metrisch kontinuierliche Karten bilden die Objekte (z. B. Sensordaten, Merkmale) mit Koordinaten ab. Dadurch kann die Genauigkeit der Daten erhalten bleiben, allerdings sind darauf basierende Rechnungen sehr ineffizient. Metrisch diskrete Karten dagegen bilden den Raum in diskreten 2D- oder 3D-Gitter-Einheiten ab. Dadurch sinkt die Genauigkeit der Umgebungsabbildung, aber es können einfache und effiziente Algorithmen für die weitere Berechnung verwendet werden. Topologische Karten spiegeln die Beziehungen der Daten zueinander wider. Dabei werden syntaktische oder semantisch belegte Merkmale in Form von Graphen gespeichert. Dadurch lässt sich eine komprimierte auf die Anwendung optimierte Karte erzeugen. Allerdings werden räumliche Informationen nicht hinreichend abgebildet. [112]

Die kartierten Elemente werden in Abhängigkeit der Anwendung der Karte in Sensordaten, syntaktische und semantische Merkmale unterschieden [112]. Sensordaten sind die Rohinformationen des Sensors. Eine hohe Datendichte ermöglicht auch eine nachträgliche Interpretation der Informationen. Allerdings werden aufgrund der ungefilterten Daten auch eventuelle Abweichungen verwendet. Syntaktische Merkmale sind verarbeitete Messdaten, bei denen geometrische Merkmale aus den Daten extrahiert sind. Dadurch wird eine Komprimierung und Filterung der Daten erreicht; zusätzliche Informationen der Ausgangsdaten gehen aber verloren. Semantische Merkmale entstehen aus der Klassifizierung der syntaktischen Merkmale. Dadurch können die Elemente direkt in nutzbare Kategorien eingeteilt werden. Die Rekonstruktion der ursprünglichen Informationen ist dann allerdings nicht mehr möglich. [101]

Die Kartenart ist abhängig von der geplanten Nutzung. Es können auch unterschiedliche Karten der gleichen Umgebung für die Planung, Lokalisierung sowie Rückführung der Ergebnisse eingesetzt werden.

#### 2.3.2 Routenplanung

Für die Durchführung definierter Aufgaben durch mobile Roboter muss die Route im Vorfeld geplant werden. Bei der Bahnplanung soll die Route anhand einer Sequenz von Roboterkonfigurationen vom Start zum Ziel über die benötigten Wegpunkte generiert und somit Kollisionen vermieden werden [112]. Dabei können verschiedene Optimalitätskriterien Einfluss auf das Ergebnis haben, wie z.B. die minimale Wegstrecke, der benötigte Energiebedarf oder der maximale Abstand zu Hindernissen [275]. Daneben gelten weitere Kriterien für ein Bahnplanungsverfahren. So ist ein Verfahren robust, wenn es Unsicherheiten der Umgebung sowie der Modellierung des Roboters in sich integriert. Der Bahnplanungsalgorithmus wird als vollständig bezeichnet, sobald dann eine Route generiert wird, wenn ein gültiger Weg existiert [147]. Ein weiteres Kriterium ist der benötigte Rechenaufwand zur Bestimmung der optimalen Bahn. Mit 2D-Bahnplanungsalgorithmen können keine Routen in komplexen 3D-Umgebungen wegen strukturellen Einschränkungen und Unsicherheiten berechnet werden. Daher werden 3D-Bahnplanungsalgorithmen für die UAV-Navigation benötigt. Die Suche nach einer kollisionsfreien Route in einer bekannten Umgebung ist ein NP-schweres Problem (NP-nichtdeterministisch polynomielle Zeit), es lässt sich also nicht in Polynomialzeit lösen [112].

Die Bahnplanung kann im Arbeitsraum oder im Konfigurationsraum erfolgen. Unter dem Arbeitsraum werden alle vom Roboter erreichbaren Punkte im physischen Raum verstanden. Dieser wird geometrisch in einem absoluten oder relativen kartesischen Koordinatensystem beschrieben und kann je nach Freiheitsgrad des Roboters zwei- oder dreidimensional sein. Der Konfigurationsraum dagegen beschreibt den Roboter sowie die Umgebung anhand der möglichen Posen des Roboters. Dabei wird der Roboter als Punkt repräsentiert und die Dimensionen des Konfigurationsraumes sind abhängig von den Freiheitsgraden des Roboters. Die Geometrie des Roboters wird auf die Darstellung der Hindernisse übertragen. Hindernisse und Grenzen werden dabei durch alle Konfigurationen beschrieben, bei denen eine Kollision stattfinden kann. [147]

Im Bereich der mobilen Robotik erfolgt die Bahnplanung meist auf Basis einer Kombination von Arbeits- und Konfigurationsraum [112]. Dabei wird der Roboter auf einen Punkt reduziert und die Objekte des Arbeitsraumes um den halben Roboterradius vergrößert. Die Methoden zur globalen Bahnplanung können nach [18] in Wegekartenverfahren, Zelldekompositionen und Potentialfeldmethoden unterteilt werden. Bei den Wegekartenverfahren werden freie Punkte im Konfigurationsraum des Roboters miteinander verbunden, wodurch ein Netz nutzbarer Wege entsteht. Die Start- und Zielpose wird anschließend mit Punkten dieses Netzes verbunden, wodurch die Bahnplanung auf das Finden der optimalen Punktverbindungen reduziert wird. Zugehörige Methoden sind unter anderem

Voronoi-Diagramme [112, 44], Sichtbarkeitsgraphen [112], probabilistische Wegekarten [147] oder RRT-Verfahren (RRT, engl.: Rapidly-exploring Random Tree) [130]. Potentialfeldverfahren behandeln den mobilen Roboter als punktförmige Masse, die sich unter dem Einfluss eines Potentialfeldes befindet. Mögliche Wege lassen sich durch Gradientenabstiege im Potentialfeld detektieren. Anziehende Potentialfelder führen dabei zum Ziel und abstoßende dienen der Kollisionvermeidung mit Hindernissen. Die resultierende Trajektorie entspricht der gesuchten Bahn. Der Vorteil dieses Ansatzes ist, dass die Route mit wenig Rechenaufwand bestimmt werden kann. Allerdings besteht das Risiko der Festsetzung in lokalen Minima, sodass keine Bahn gefunden wird. Eine Variante, mit der lokale Minima vermieden werden können, ist bspw. der Wavefront-Algorithmus [112]. Die Zelldekomposition zerlegt den freien Arbeitsraum des Roboters in kleine Zellen, wodurch die Nachbarschaftsbeziehungen zwischen den Zellen beschrieben werden können. Eine gröbere Gitterstruktur ermöglicht eine schnellere Pfadsuche. Allerdings kann es dabei aufgrund der Platzbeschränkungen vorkommen, dass mögliche Routen ausgeschlossen werden. Bei feineren Gitterstrukturen hingegen steigt die Komplexität und damit der Rechenaufwand exponentiell. Die Gitterstruktur kann einer vorgegebenen Form entsprechen (z. B. Quadrate) oder abhängig von der Umgebung sein. Die freien Zellen können sowohl den Knoten eines Graphen repräsentieren als auch nebeneinanderliegende Knoten über Kanten miteinander verbinden. Dadurch entsteht eine freie und kontinuierliche Bahn [112].

Mit graphenbasierten Algorithmen wie dem Dijkstra- oder A\*-Algorithmus kann die optimale Strecke zwischen Start- und Zielpunkt gefunden werden. Beim A\*-Algorithmus wird die Karte als Graph interpretiert. Die freien Bereiche sind dabei Knoten, gibt es eine direkte Verbindung zwischen zwei Knoten, werden diese miteinander verknüpft. Anschließend wird für jedes Feld ein proportional zur Entfernung steigender Wert bestimmt. Die Berechnung des optimalen Weges mit einem möglichst geringen Wert im Zielfeld erfolgt über Schätzfunktionen auf Basis der Optimalitätskriterien. Liegen keine Kriterien vor, kann z. B. der Algorithmus von Dijkstra verwendet werden [18]. Die Wegfindung des A\*-Algorithmus um ein Hindernis zeigt die Abbildung 2.3.3. Bekannte Knoten sind hellblau umrandet und untersuchte ausgefüllt. Die Farbe markiert die Entfernung zum Ziel, je grüner, desto dichter. Dabei wird der Weg zum Ziel zuerst in einer geraden Linie angestrebt, bevor das Hindernis entdeckt und eine alternative Bahn zum Zielpunkt detektiert wird. Einen umfassenden Überblick zu Bahnplanungsverfahren geben [226], [18] und [112].

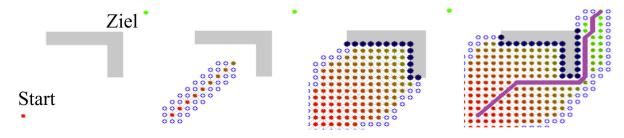


Abbildung 2.3.3: Funktionsweise des A\*-Algorithmus (in Anlehnung an [266])

# 2.4 Digitales Abbild der Umgebung

Für die Navigation mobiler Roboter sowie zur Rückführung der Ergebnisse durchgeführter Handlungen (z. B. Inspektionsergebnisse) wird ein Umgebungsmodell benötigt. In der modernen Geodäsie existiert dafür ein breites Spektrum an Vermessungssystemen. Eine Variante ist die Erfassung mit flächenhaft messenden Verfahren, wie zum Beispiel Laserscanning oder Photogrammetrie. Das Ergebnis ist eine dreidimensionale diskretisierte Darstellung der Oberflächen, die in den seltensten Fällen dem benötigten Endprodukt entspricht. Deswegen muss zumeist die punktuelle Abbildung realer Objekte in eine auf das Wesentliche reduzierte, leicht interpretierbare, modellhafte und eindeutige Ergebnisdarstellung umgewandelt werden, die für den geplanten Anwendungsfall verwertbar ist. [86]

#### 2.4.1 Laserbasierte Datenerfassung

Die Erfassung der Umgebung für Lokalisierungsaufgaben oder zum Erstellen eines digitalen Abbildes kann anhand optischer Sensoren erfolgen. Das physikalische Grundprinzip dabei ist, dass emittiertes Licht auf die diffus reflektierende Oberfläche des Messobjekts trifft und zurückgeworfen wird. Dieses Streulicht wird durch einen Sensor detektiert und daraus die Entfernung zum Objekt bestimmt. Dabei muss der Laserstrahl zur Erfassung von Oberflächen abgelenkt werden. Dies kann durch Bewegung des Sensors, anhand von beweglichen Spiegeln oder mit speziellen Optiken erfolgen. Mit Lasermesssystemen lassen sich Messbereiche von wenigen Millimetern bis hin zu mehreren hundert Metern abdecken. Dabei gibt es zwei wesentliche Messprinzipien: das Triangulationsverfahren und das Laufzeitverfahren.

Beim Triangulationsverfahren wird der aus der Laserquelle emittierte Strahl vom Messobjekt reflektiert und mit einem Detektor, wie beispielswiese einem positionsempfindlichen Halbleiter, empfangen. Aus der Beziehung von Laserquelle, Messpunkt und Detektor zueinander kann die Position des Messpunktes relativ zum Sensor bestimmt werden. Mit größer werdendem Abstand zum Messobjekt wird bei gleichbleibendem Abstand zwischen Laserquelle und Detektor der Winkel zwischen emittiertem und reflektiertem Strahl kleiner und damit aufgrund des begrenzten Auflösungsvermögens des Detektors die Messung ungenauer. Durch eine Vergrößerung der Basislinie lässt sich dies kompensieren. Deswegen ist der Messbereich auf wenige Meter limitiert. [201]

Beim Laufzeitverfahren wird die Zeit zwischen ausgesendetem Lasersignal und dem empfangenen reflektierten Strahl gemessen. Aus dieser gemessenen Zeit und der Ausbreitungsgeschwindigkeit von Licht lässt sich die Entfernung bestimmen. Bei optischen Messgeräten für den industriellen Einsatz ist die direkte Messung aufgrund der Lichtgeschwindigkeit unüblich, da für die Auflösung eines Entfernungsunterschieds von einem Zentimeter die Zeit im Bereich von Pikosekunden erfasst werden muss [112]. Diese Systeme finden für Messungen über große Entfernungsbereiche von bis zu 2 km Anwendung. Für den industriellen Einsatz werden daher Systeme verwendet, die die Laufzeit indirekt über Phasendifferenzmessungen bestimmen [85]. Dabei wird eine kontinuierliche Lichtwelle abgestrahlt,

die mit Sinussignalen unterschiedlicher Frequenz in der Phase moduliert wird. Durch die Laufzeit des Signals ergibt sich eine Phasenverschiebung des empfangenen Signals vom Referenzsignal. Daraus kann die Lichtlaufzeit und somit die Entfernung zum Messobjekt bestimmt werden. Da sich mit der Phasenverschiebung nur ein relatives Verhältnis der Signale bezüglich einer ganzen Wellenlänge darstellen lässt, ist es sinnvoll, eine weitere Wellenlänge zu modellieren. So wird der hochfrequente Anteil für ein großes Auflösungsvermögen und der niederfrequente Teil für größere Entfernungen genutzt [112]. Eine detaillierte Beschreibung der Verfahren gibt [127].

In der mobilen Robotik werden für die Lokalisierung und Erfassung der Umgebung LiDAR-Sensoren verwendet. Dabei wird der Laserstrahl über bewegliche Spiegel und/oder durch eine Drehung des gesamten Sensors abgelenkt und so die Oberfläche erfasst. Durch die Messung der Winkel sowie der Entfernung kann die Position des Messpunktes im Sensorkoordinatensystem bestimmt werden (siehe Abbildung 2.4.1). Eine weitere Variante sind Flash-LiDAR-Sensoren, die ihre Umgebung mittels eines aufgeweiteten Laserstrahles erfassen. Dabei wird das reflektierte Licht von einem Detektorarray empfangen und für jeden einzelnen Detektor die Laufzeit und damit die Entfernung zum Messobjekt bestimmt. Das Ergebnis ist eine 3D-Punktwolke; problematisch dabei ist allerdings der begrenzte Aufnahmewinkel, sodass für die Erfassung der Umgebung mehrere Sensoren verwendet werden müssen [126].

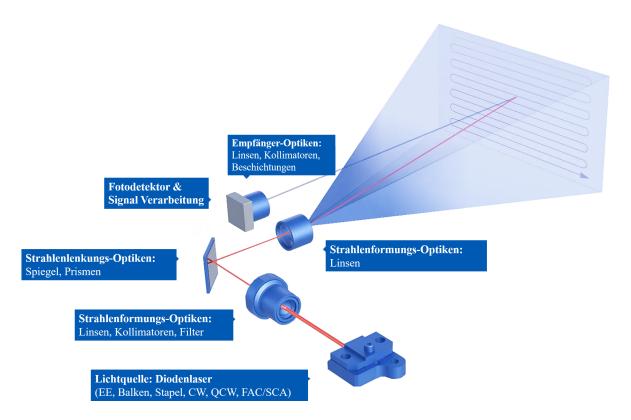


Abbildung 2.4.1: Funktionsweise LiDAR-Sensor (in Anlehnung an [126])

Für die 3D-Erfassung großer Messobjekte werden terrestrische Laserscanner (TLS) eingesetzt. TLS sind polar arbeitende optische Messgeräte mit denen eine natürliche Oberfläche berührungslos und hochauflösend abgetastet werden kann. Dabei werden die Vertikal- und Horizontalwinkel synchron zur Entfernungsmessung erfasst und damit die 3D-Koordinaten im Raum berechnet. Die Funktionsweise zeigt die folgende Abbildung 2.4.2.

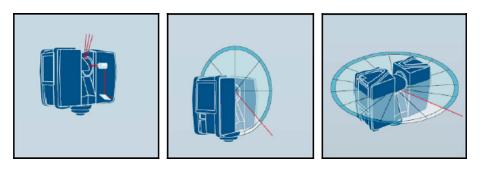


Abbildung 2.4.2: Funktionsweise eines 3D-Laserscanners - links: Enfernungsmessung, mittig: Vertikalwinkel, rechts: Horizontalwinkel (in Anlehnung an [74])

#### 2.4.2 3D-Datenverarbeitung

Der Einsatz flächenhafter optischer Messsysteme liefert eine diskretisierte Darstellung der Oberfläche [36]. Zur Verwertung müssen diese punktuellen Abbildungen realer Objekte in eine auf das Wesentliche reduzierte, leicht zu interpretierende und eindeutige Darstellung überführt werden. Dieser Vorgang wird als Modellierung bezeichnet [86]. Den verallgemeinerten Prozessablauf von der Einzelpunktwolke zum Modell zeigt die Abbildung 2.4.3. Nach der Digitalisierung des Objektes erfolgt die Vorverarbeitung der Punktwolken, also die Bereinigung, Filterung und Segmentierung. Die eigentliche Modellierung wird durch Vorwissen aus der Anwendung gesteuert, unter anderem durch auftretende Modellobjekte sowie deren Beziehungen zueinander. Diese Art der Wissensverarbeitung basiert überwiegend auf geometrischem Grundwissen, das oftmals mit semantischem Grundwissen verbunden wird [136].

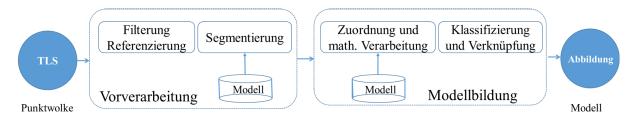


Abbildung 2.4.3: Prozess der 3D-Datenverarbeitung [86]

#### Registrierung

Der erste Schritt der Datenverarbeitung von 3D-Punktwolken ist die Registrierung, bei der die aus unterschiedlichen Perspektiven erzeugten Teilpunktwolken eines Messobjekts in ein gemeinsames Koordinatensystem transformiert und zu einer Gesamtpunktwolke

zusammengeführt werden. Die Registrierung lässt sich in direkte, punktbezogene und datengetriebene Verfahren unterteilen [66].

Bei der direkten Georeferenzierung der Messinstrumente werden die Position und Lage des Aufnahmesensors direkt bestimmt und die Messpunkte zu einem Datensatz zusammengeführt. Dieses Verfahren kommt z. B. bei dynamischen Messungen zum Einsatz [106]. Die punktbezogene Registrierung nutzt identische Passpunktmarken in den verschiedenen Datensätzen, die einander zugeordnet werden können. Die Signalisierung dieser Punkte ist mit Zielzeichen, z. B. Kugeln oder Zielmarken, möglich. Die Transformationsparameter werden mit Hilfe einer Ausgleichungsrechnung bestimmt. Dieses Verfahren liefert bei ausreichender Anzahl zusammengehöriger Punkte sowie einer guten geometrischen Verteilung genaue und zuverlässige Ergebnisse [180].

Datengetriebene Verfahren lassen sich in grob- und feinregistrierende Methoden unterscheiden. Für die Grobregistrierung existieren verschiedene manuelle und automatische Lösungsansätze. Manuelle Verfahren basieren auf der Benutzereingabe von korrespondierenden Merkmalen, wodurch ein geometrischer Bezug zwischen den Teilpunktwolken hergestellt werden kann [181]. Es existieren allerdings auch Verfahren, die korrespondierende Merkmale, z.B. anhand von geometrischen Ebenen, automatisch ermitteln [270]. Weitere Methoden zur automatisierten Grobregistrierung basieren z.B. auf dem NDT-Verfahren (engl.: Normal Distribution Transform), bei der die Punkte nicht durch ihre Koordinaten, sondern durch ihre Verteilung dargestellt werden [28] oder auf dem EGI-Verfahren (engl.: Extended Gaussian Image), bei dem ein 3D-Objekt als Gesamtheit seiner Oberflächennormalen dargestellt wird [118].

Die Feinregistrierung dient der Bestimmung der Transformationsparameter zur Standpunktverknüpfung von Punktwolken, sodass der Abstand korrespondierender Punkte minimiert wird. Zur Lösung dieses nichtlinearen Optimierungsproblems wird eine Fehlergröße definiert, die die Abweichung der Punktwolken zueinander beschreibt. Durch einen iterativen Prozess erfolgt die globale Minimierung dieser Fehlergröße. Zur Beschleunigung des Prozesses und der Vermeidung von lokalen Minima werden Näherungswerte genutzt. Deswegen findet dieser Algorithmus häufig für eine Optimierung vorhandener Orientierungsdaten Anwendung. Eine der bekanntesten Methoden zur Feinregistrierung ist die iterative Punktannäherung (ICP, engl.: Iterative Closest Point) [153]. Bei diesem Verfahren werden ausgehend von den Näherungswerten Fehlergrößen für die Transformationsparameter zur Rotation und Translation bestimmt. Das geschieht für Punkte der einen Punktwolke zu den jeweils nächsten Punkten der anderen, mit dem Ziel, die Summe der Punktabstände zu minimieren. Dabei besteht die Herausforderung in der Identifikation korrespondierender Punkte. Aufgrund dessen werden die einzelnen Punktwolken in einem iterativen Prozess einander angenähert und die Transformationsparameter optimiert. Anschließend erfolgt die Berechnung neuer korrespondierender Punktpaare und die Bestimmung der Transformationsparameter, bis das festgelegte Abbruchkriterium erfüllt wird. Die Abbildung 2.4.4 stellt die Wahl korrespondierer Punkte in den Iterationsschritten dar. In [25] wird bewiesen, dass die Methode in einem Minimum endet. Fehlergrößen können

der euklidische Abstand zwischen den korrespondierenden Punkten [25] oder der Abstand der Punkte einer Punktwolke zur Oberfläche der anderen Punktwolke sein [52]. Es gibt viele verschiedene Weiterentwicklungen dieser Verfahren, um so eine größere Robustheit gegenüber verrauschten oder unvollständigen Datensätzen, eine höhere Geschwindigkeit des Berechnungsvorgangs oder bessere Genauigkeiten zu erreichen (z. B. [159], [213] oder [173]). Einen weiteren Ansatz zur Feinregistrierung beschreibt [76], bei dem die Fehlergröße in Form einer Funktion definiert ist und mithilfe des Levenberg-Marquardt-Algorithmus optimiert wird. Das Ergebnis ist eine konsistente Punktwolke, die das Messobjekt abbildet. Einen Überblick bestehender Verfahren zur Feinregistrierung geben [213], [214] und [159].



Abbildung 2.4.4: Korrespondierende Punkte zweier Punktwolken (grau, blau) sowie Reduzierung derer Abstände durch Iterationsschritte beim ICP-Verfahren

#### Segmentierung

Diese Punktwolke bildet das Objekt ab, ohne die Daten in irgendeiner Form zu bewerten oder zu unterteilen. Verfahren, die die Punktwolke in inhaltlich zusammenhängende Regionen entsprechend einem bestimmten Homogenitätskriterium unterteilen, werden Segmentierverfahren genannt. Der Begriff Segmentierung umfasst verschiedene Methoden zur Ableitung einer ersten semantischen Beschreibung der Punktwolke [45]. Dabei kann in kanten- und flächenorientierte Segmentierungsverfahren unterschieden werden. Die kantenorientierten Verfahren ermitteln Segmenttrennlinien der Objektflächen mittels Konturverfolgung. Homogenitätskriterien können dabei zum Beispiel starke Richtungsänderungen der Normalenvektoren oder Abweichungen in den erwarteten Krümmungswerten entlang der zu betrachtenden Kante sein. Für eine automatische Segmentierung ist die vollständige und exakte Erfassung der Kante notwendig. Bei flächenhaften optischen Messsystemen, wie zum Beispiel beim terrestrischen Laserscanning, kann es aber aufgrund von Teilreflektionen des Lichtes zu Ungenauigkeiten im Kantenbereich sowie zu Unterbrechungen des Kantenverlaufs durch Abschattungen kommen. Deswegen sind kantenbasierte Segmentierungsverfahren nicht für bildgebene Messsysteme geeignet. [267] Flächenhafte Segmentierungsverfahren unterteilen die Punktwolke in geometrisch zusammenhängende Regionen. Dabei können top-down und bottom-up Ansätze unterschieden werden [261]. Top-down Ansätze basieren auf der Annahme, dass alle Punkte geometrisch zusammenhängend sind. Muss diese Hypothese aufgrund eines unzureichenden Approximationsergebnisses verworfen werden, erfolgt eine Zerlegung des Bereiches in Teilpunktmengen bis zur Erfüllung des vollen Homogenitätskriteriums. Ein Beispielverfahren ist der split-and-merge Ansatz, bei dem nach der Zerlegung geprüft wird, ob benachbarte Teilmengen entsprechend den Flächenkriterien wiedervereinigt werden können. Nachteil dieses Verfahrens ist, dass die Unterteilung der Daten nicht entsprechend der natürlichen Struktur erfolgt und die Ergebnisse somit von der Wahl der Teilungsstrategie abhängig sind. Beim bottom-up Ansatz erfolgt die schrittweise Erweiterung eines homogenen Kernbereiches entlang benachbarter Bereiche, solange die Homogenitätskriterien (z. B. ähnliche Krümmungswerte oder Normalenvektoren) erfüllt sind. Ist keine Erweiterung mehr möglich, wird der Vorgang in einer neuen Kernregion wiederholt, bis alle Datenpunkte segmentiert sind. Die Hauptprobleme stellen dabei die Identifizierung eines Startpunktes sowie die Festlegung auf ein geeignetes Flächenmodell dar. [45]

Segmentierungsverfahren basieren oft auf robusten Schätzmethoden, um den Einfluss von verrauschten und fehlerhaften Messdaten zu minimieren. Hierbei kommen direkte Schätzverfahren zur Anwendung, wie etwa LMS-Schätzer (engl.: Least Mean Square), die eine robuste Fehlernorm auf Basis der Minimierung der Summe der Fehlerquadrate verwenden. Beim RANSAC-Algorithmus (engl.: Random Sample Consensus) wird die gesuchte Geometrie mittels zufälliger Punkte bestimmt, deren Anzahl abhängig von den zur Berechnung benötigten Modellparametern ist. Anschließend wird die Teilmenge bestimmt, deren Abstand zum Modell einen festgelegten Grenzwert unterschreitet. Nach Durchführung mehrerer Iterationen wird die größte zusammengehörige identifizierte Teilmenge zur Bestimmung der Modellparameter genutzt. Der Vorteil dieses Verfahrens ist, dass keine Nachbarschaftsbeziehungen benötigt werden. Dadurch eignet es sich auch zur Segmentierung von ungeordneten Punktwolken. Das Ergebnis der Segmentierung ist eine geometrisch zusammenhängende Einteilung der Punktwolke. [221]

#### Modellierung

Das Ziel der Verarbeitung von 3D-Vermessungsdaten ist die geometrische Beschreibung des Messobjektes und Ableitung seiner charakteristischen Eigenschaften. Dabei erfolgt der Übergang von einer rein elementbasierten Abbildung mit Hilfe von Einzelpunkten über die flächenhafte Darstellung in Form der Dreiecksvermaschung (Triangulation) zu einem parametrischen Modell des digitalisierten Objektes. Die Interpretation von Punktwolken kann anhand der beschriebenen Zielstellungen der Modellierung sowie der zunehmenden Generalisierung (von der elementbasierten Betrachtung bis hin zur funktionellen Semantik) eingeteilt werden (siehe Abbildung 2.4.5).

In [210] werden zum einen berechnende Methoden, die geometrische Modellierung - auch bottom up - (z. B. Approximation regelgeometrischer Elemente) und zum anderen erklärende Methoden, die semantische Modellierung - auch top down - (z. B. Rekonstruktion von Objekten entsprechend mit Randbedingungen) unterschieden. Entsprechend des Modellierungsziels können die verschiedenen Stufen der geometrischen bzw. semantischen Modellierung sowie einer Kombination beider zugeordnet werden. Beim geometriebasierten Ansatz werden einfache Grundelemente, bspw. Kanten oder Flächen, direkt aus den Messdaten extrahiert und sukzessiv zu komplexeren Strukturen zusammengeführt. Die dabei entstehenden Modelle bilden das Messobjekt möglichst genau ab. Dagegen nutzt

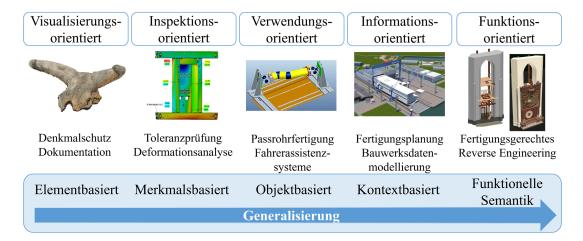


Abbildung 2.4.5: Zielstellungen der Modellierung (in Anlehnung an [86])

der semantische Ansatz die Zerlegung eines gegebenen Modells, um Einblick in dessen Einzelkomponenten und somit zusätzliche Informationen, z.B. aus Konstruktionsdaten für die Modellierung zu erhalten. Auf Basis dieser Mess- und Konstruktionsdaten erfolgt die generalisierte Modellierung und Verknüpfung des Modells mit funktionellen Zusammenhängen. Diese beiden Ansätze werden für Rekonstruktionen von Bauwerken bereits eingesetzt [35]. [170]

Für sich betrachtet haben die einzelnen Verfahren Nachteile, deren Ausgleich eines hohen Aufwandes bedarf. Das grundsätzliche Problem bei der geometrischen Modellierung ist die Abhängigkeit von der Datenqualität, da fehlerhafte oder unvollständige Daten direkte Auswirkungen auf die Genauigkeit und Zuverlässigkeit der Modellierung haben. Außerdem können aus den Beobachtungsdaten keine Zusatzinformationen, wie z. B. Material oder geometrische Zusammenhänge, extrahiert werden. Da semantische Verfahren die Datenunsicherheit aufgrund von Wissen über Form, Anordnung und Zusammenhang der Objektstruktur kompensieren können, sind diese Verfahren robuster. Nachteile sind hierbei die aufwändige und fehleranfällige Anpassung der Modelle an die Messdaten und, dass nur bekannte Modelle rekonstruierbar sind [86]. Durch eine Kombination des geometrischen und des semantischen Ansatzes können die jeweiligen Vorteile der Verfahren genutzt und die Nachteile weitestgehend kompensiert werden. [120] haben ein robustes und adaptives Verfahren für die Detektion von Objekten in Punktwolken entwickelt, bei dem Informationen über die zu vermessenden Objekte in die Analyse integriert werden [86].

## 2.4.3 Systeme zur Abbildung der Umgebung

Das digitale Modell des vermessenen Objektes kann in ein System zur Abbildung der Umgebung überführt werden. Das können z. B. Geo-Informationssysteme (GIS), Systeme zur Modellierung von Gebäudedaten (BIM) oder auch digitale Zwillinge sein. BIM ist ein computergestütztes Planungs- und Steuerungskonzept, das den gesamten Lebenszyklus des Gebäudes mit digitalen Informationen verknüpft [42]. So wird im Idealfall das Bauwerksmodell von der Planung und Errichtung über den gesamten Lebenszyklus bis

zum Um- und Rückbau von allen beteiligten Gewerken genutzt und die Datenbasis stets entsprechend aktualisiert [179]. Durch die damit einhergehende Aktualität und Transparenz aller Informationen können Planungs-, Betriebs- sowie Kostensicherheit erhöht und die Bauausführung bzw. Bewirtschaftung effizienter gestaltet werden [30]. Ein digitales, bauteilbezogenes dreidimensionales Bauwerksmodell bildet die Grundlage des BIM. Hierbei sind neben der Geometrie der Bauteile, die Semantik (z. B. Tür, Wand), deren Eigenschaften sowie relevante Beziehungen zueinander wesentliche Bestandteile [56]. Dabei werden neben physischen und konstruktiven auch wesentliche technische, funktionale und kaufmännische Aspekte mit BIM abgebildet. Das Ziel besteht in der Eingliederung maßgeblicher Prozesse, die das Bauwerk betreffen, sodass auch Kosten, Zeit- und Terminpläne sowie Dokumentationsinformationen im BIM abbildbar sind [33, 30]. Anhand der integrierten Modellinformationen sind spezifische und fachnahe Modellableitungen möglich (z. B. Architektur-, Tragwerks- oder Wartungsmodelle) [69]. Der Datenaustausch erfolgt dabei anhand herstellerübergreifender BIM-Datenmodelle und -Austauschformate. So sollen die Industry Foundation Classes (IFC) als Richtlinie für einen internationalen Standard (ISO 16739) fest etabliert werden [39]. Den Aufbau eines darauf basierenden Modells am Beispiel einer Wand zeigt die Abbildung 2.4.6.

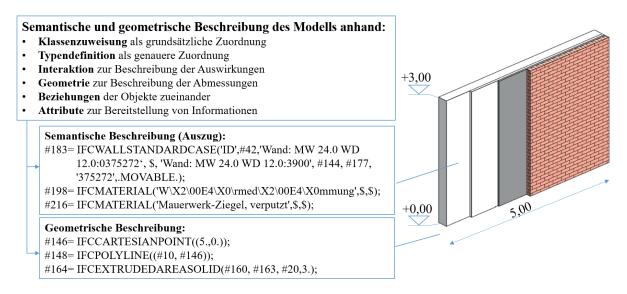


Abbildung 2.4.6: Beispiel der geometrischen und semantischen Darstellung einer Wand (in Anlehnung an [11])

Software für die Erstellung und Verwendung von BIM wird mittlerweile von verschiedenen Herstellern wie Autodesk, Bentley oder Nemetschek vertrieben [30]. Die Definition von Standards sowie allgemeingültige Methoden für die BIM-Einführung sowohl bei Neubauten als auch für bestehende Gebäude (BIM-as-Build) sind aktuell Ziel der Entwicklung. Großes Optimierungspotential besteht dabei in der semantischen Verknüpfung sowie dem Informationsaustausch zwischen Geo- und Bauwesendaten [262]. Ebenso existieren Ansätze zur semantischen Anreicherung des IFC mit Schadensinformationen, wobei die Erkennung von Abplatzschäden punktwolkenbasiert stattfindet [67]. Im internationalen Vergleich sind Länder wie England oder Schweden sehr weit in der Einführung von

BIM fortgeschritten [1]. Allein 2019 wurden in England bis zu 70% der Bauprojekte in der Bauindustrie mit BIM realisiert [108]. Im deutschen Ländervergleich hingegen ist für Infrastrukturbauten erst Ende 2020 die digitale Planungsmethode (BIM) verpflichtend geworden, wird jedoch noch zögerlich verwendet [42].

Bei der Einführung von BIM für bestehende Gebäude ist es ein großes Hindernis, dass Informationen zu Bauplänen oder zur Infrastruktur nie dokumentiert wurden, über die Zeit verloren gingen oder bei verschiedenen Institutionen vorliegen. Auch ist in der Regel für bestehende Gebäude kein 3D-Architekturmodell vorhanden [46]. Da ein 3D-Modell einer der grundlegenden Bestandteile eines BIM ist, muss dieses auf Basis des Ist-Zustandes des Gebäudes erstellt werden. Ein gängiges Verfahren dafür ist das Aufmaß mittels 3D-Laserscanner sowie die manuelle Erstellung eines BIM-fähigen 3D-Gebäudemodells aus einer Punktwolke und die Ergänzung projektspezifischer Informationen [209]. Die Erstellung von Volumenmodellen der einzelnen Bauteile (Reverse Engineering) ist dabei sehr aufwändig und bedarf ausgiebiger Kenntnisse in der Verarbeitung und Modellierung von Punktwolken. Für diese Rekonstruktion werden zusätzliche Informationen benötigt, die nicht direkt aus den Messergebnissen ableitbar sind [30]. Bei der semantischen Modellierung erfolgt die Rekonstruktion des Bauwerkes anhand von Vorwissen über die Struktur, welches in den Prozess einfließt. Auf Grund der hohen Restriktivität wird dieser Ansatz nur bei bekannten und definierten Baustrukturen angewendet, sodass eine Verallgemeinerung kaum möglich ist [114]. Im Gegensatz dazu ist der datengetriebene Ansatz auch für allgemeine Rekonstruktionen nutzbar. Es ist möglich, dass Punktwolken sowohl durch Regelgeometrien als auch durch Freiformflächen weitgehend automatisiert flächenhaft modelliert werden können; allerdings nur bei einer segmentierten Punktwolke [170]. Doch findet bei der Segmentierung weder eine Klassifizierung noch eine ausreichende Begrenzung der einzelnen Gebiete statt. Anhand von Algorithmen der Kantenerkennung (z. B. Cannyoder Laplace-Filter) kann sowohl eine Gebietsbegrenzung als auch die Zusammenführung von erkannten und begrenzten Flächen zu einem Oberflächenmodell erfolgen. Allerdings ist die Erweiterung zu einem konsistenten Volumenmodell nicht ohne einen großen manuellen Aufwand möglich [68]. Ein Beispiel für die automatisierte Erstellung eines Volumenmodells von bestehender Verkehrsinfrastruktur mittels geometrischer Modellierung anhand flächenhafter Approximationsmethoden ist in [157] beschrieben. Die Rekonstruktion von Bauwerksmodellen aus Punktwolken auf Basis von Ebenen beschreibt [208].

Erfolgt eine Rückführung gebäudebezogener Informationen, wie z.B. durchgeführte Bauarbeiten oder Wartungen in das Modell, entsteht ein digitaler Zwilling des Gebäudes [172]. Ein digitaler Zwilling (engl.: digital twin) beschreibt die digitale Abbildung eines materiellen oder immateriellen Objekts oder Prozesses aus der realen in der digitalen Welt. Anwendungen gibt es bspw. in der Logistik [111], Automobilindustrie [102], industriellen Fertigung [223] oder im Betrieb und Wartung von Infrastrukturanlagen [169]. Ein digitaler Zwilling unterscheidet sich von einem digitalen Modell dahingehend, dass eine unmittelbare Verbindung zum physischen Zwilling besteht [142]. Basierend auf der Verknüpfung mit dem physischen Bauobjekt ermöglicht der digitale Zwilling eine bessere Entscheidungs-

findung, wodurch die Bauwerke noch effizienter genutzt, verwaltet und gepflegt werden können. Die Verwendung eines digitalen Zwillings maximiert die Vorteile von BIM, indem das Modell unter Einbeziehung von Betriebsdaten zu einem dynamischen Betriebsmodell des Gebäudes weiterentwickelt wird und somit relevante Entscheidungsprozesse (z. B. bei der Instandhaltung) ermöglicht [6].

### 2.5 Einsatz mobiler Roboter für Inspektionen

Digitale Zustandserfassungen und Dokumentationen gesamter Bauwerkskonstruktionen können mittels einer unbemannten fliegenden Trägerplattform (UAV) sowohl schnell, kostengünstig und sicher durchgeführt werden und erleichtern somit deutlich die Begutachtung. Unter Verwendung von UAV lassen sich bereits schwer erreichbare Bauwerksbereiche mittels verschiedener Sensorik (z.B. RGB-Kameras, Multispektralkameras oder 3D-Sensoren) visuell inspizieren. Bei Befliegungen im Außenbereich kann die Navigation entlang einer manuell geplanten Flugroute über GNSS-Sensoren in Verbindung mit einer IMU erfolgen, wodurch auch eine Zuordnung zum inspizierten Bauwerksabschnitt möglich ist. Auf Basis der photogrammetrischen Sensordaten kann anschließend die Inspektion durch einen Bauwerksprüfer erfolgen. Befliegungen in Bereichen ohne ausreichendes GNSS-Signal, z. B. Innenräume oder unter Brücken, werden in der Regel manuell durchgeführt, da sich das UAV hier an keinem Referenzsystem orientieren kann [200]. So können bei massiven Pfeilern einer Brücke z.B. Windkanäle und starke Luftdruckschwankungen entstehen, was für instabiles Flugverhalten und starken Drift sorgt [236]. Dabei herrschen sehr hohe Anforderungen an den Piloten, da das Kollisionsrisiko minimal sein soll. [183] Die erreichbare Genauigkeit der Aufnahme sowie die Erfassung von Befunden, z. B. Mindestbreite oder Mindestlänge von Rissen, hängt von einer Vielzahl von Parametern ab. Unter anderem gehören die Qualität des Aufnahmemediums, die Genauigkeit der Positionierung des aufnehmenden Systems in Bezug zum Bauteil sowie die Struktur der Bauteiloberfläche (u. a. sauber, verdreckt, glatt, rauh, reflektierend) dazu. Eine Pilotstudie im Auftrag der BASt (Bundesanstalt für Straßenwesen) zeigt erste Ansätze für eine mögliche Unterstützung bei der Prüfung von Ingenieurbauwerken durch UAV [238]. Im Rahmen der Studie wird die Wirtschaftlichkeit und Effizienz bei der Ergänzung und Unterstützung der handnahen Prüfung durch UAV mit bildgebenden Verfahren untersucht. Das Ergebnis zeigt, dass die Kombination von UAV mit digitaler Bilderfassung eine Unterstützung bei der Bauwerksprüfung sein kann, die autonome Befliegung der Bauwerke sowie die automatisierte Bildauswertung jedoch ein unbedingtes Erfordernis zur zweckmäßigen Verwendung dieser Technologie sind. Neben der reinen Bildaufnahme können auch andere Sensoren für Inspektionen verwendet werden. So werden in [65] bereits Schäden im Beton und an der Stahlarmierung mit Thermografie-Kameras, Ultraschall- und Mikrowellengeräten mit mobilen Bodenrobotern sowie UAV detektiert. Dadurch ist eine umfassende und schnelle Lokalisierung von Schäden möglich.

Behörden setzen Drohnen inzwischen zur Unterstützung ihrer Inspektionen ein und erzielen mit diesen Verfahren Einsparungen von bis zu 40 % [57]. Da Brücken oft einen sehr langen Lebenszyklus von 75 bis zu 100 Jahren haben, ist es wichtig, Veränderungen an den Bauwerken im Laufe der Zeit nachzuverfolgen. Durch den Einsatz von Drohnen sowie eines digitalen Abbildes des Bauwerkes werden Veränderungen im Laufe der Zeit erkannt, eine umfassende Sicht auf die Brücke ermöglicht sowie zukünftige Entwicklungen vorhergesagt [57]. Ebenso lässt sich mit UAV im Außenbereich der Zustand von Dächern, Fassaden und Tragwerken, Gebäuden und anderen Ingenieurbauwerken schnell und kostengünstig erfassen (z. B. [41], [128] oder [257]). Auch die Hochspannungsleitungen oder Windenergieanlagen können mit UAV inspiziert werden, z. B. um Schäden aus Blitzeinschlägen und Korrosion schnell zu erkennen. Die Untersuchung erfolgt dabei, ohne dass der Betrieb unterbrochen werden muss [43]. Die gelieferten Bilder werden durch Experten ausgewertet und notwendige Maßnahmen abgeleitet. UAV helfen so, die Anforderungen moderner Planung, aber auch gesetzliche Prüfauflagen zur Stand- und Verkehrssicherheit effizient zu gewährleisten [41].

Inspektionen mit Unterstützung von manuell gesteuerten UAV, z. B. in Bereichen mit schlechtem oder keinem GNSS-Signal, werden inzwischen auch für unterschiedlichste Industrieanlagen kommerziell durchgeführt. So ist es möglich, verschiedene enge und unzugängliche Bereiche von innen und außen zu inspizieren, bspw. Kraftwerksanlagen, Abwasserkanäle, Silos, Tanks und Druckbehälter, Industrieschornsteine, Kühltürme, Kessel und Brenner, Gas- und Dampfturbinen, Hochregallager, Dach- und Deckenkonstruktionen, einsturzgefährdete Bauwerke oder auch Krananlagen (z. B. [237], [138] oder [77]). Erste Systeme zur Unterstützung des Piloten bei der manuellen Steuerung des UAV in Bereichen ohne GNSS-Signal existieren bereits [193]. So kann anhand von optischen oder akustischen Sensoren ein konstanter Abstand zum Inspektionsobjekt oder eine konstante relative Position gehalten werden [168].

Ein Überblick zu Möglichkeiten und Herausforderungen des UAV-Einsatzes für Inspektionen geben [99] und [128]. Weiteren Forschungsbedarf beim Einsatz von UAV zu Inspektionszwecken identifizieren [83], [238] und [176], die in dieser Arbeit aufgegriffen werden sollen. Die einzelnen Punkte lassen sich dabei wie folgt zusammenfassen:

- Entwicklung einer sensorbasierten Lokalisierung für die automatisierte Befliegung von Bauwerken
- Automatisierte 3D-Flugplanung mit angepassten Aufnahmeorientierungen auf Basis existierender Geometriemodelle des Gebäudes (z. B. BIM)
- Modifikation der UAV zur Verwendung in Innenräumen (z. B. zusätzliche Beleuchtung auf dem Fluggerät zur gleichmäßigen Ausleuchtung von Objekten)
- Auswertung und Aufbereitung der Sensordaten zur Abschätzung von Schadensgröße sowie automatische Erkennung von typischen Schäden wie Risse und Abplatzungen
- Weiterverarbeitung großer Punktwolken und 3D-Bauwerksmodelle zur Verwendung der generierten Bauwerksdaten in BIM-Softwaretools

#### Automatisierte Durchführung von Inspektionen mittels UAV

Die Herausforderungen bei der automatisierten Inspektion industrieller Anlagen und Bauwerke mittels UAV liegen besonders im Bereich der Fluggerätetechnik und -navigation, Datenauswertung und -aufbereitung sowie Weiterverwendung von Bauwerksdaten [83, 176]. Derzeitige Verfahren sowie dazugehörige verbleibende Herausforderungen sollen im Folgenden dargestellt werden.

Im Rahmen der Fluggerätetechnik und -navigation besteht bei der Selbstlokalisierung in Bereichen mit ungenügender GNSS-Abdeckung sowie der automatisierten Planung einer Inspektionsroute noch Entwicklungsbedarf [197]. Ansätze für die Verknüpfung lokaler und globaler Navigationssysteme wurden für den Einsatz mobiler Roboter in Bereichen mit GNSS-Abschattungen oder Mehrweg-Ausbreitungen des Signals unter Verwendung von SLAM-Verfahren entwickelt. Dabei werden Verfahren für wasser- [140], boden- [256] oder luftbasierte [51] mobile Roboter vorgeschlagen. So beschreibt z. B. [5] ein System zur Verknüpfung von Sensordaten im Innen- und Außenbereich für die Lokalisierung und Bewegungsverfolgung von Rettungskräften im Einsatz. Die Herausforderung liegt dabei in den Abweichungen bei der relativen Lokalisierung sowie bei der Bewertung der GNSS-Signalqualität für den Wechsel zwischen lokaler und globaler Lokalisierung.

Die Navigation im Innenbereich hat in den letzten Jahren große Fortschritte gemacht. So wurden viele 3D-Lokalisierungssysteme auf Basis von SLAM-Verfahren vorgestellt. Dabei werden entweder 2D-Sensoren in Verbindung mit Höhenmesssystemen (2,5D), bspw. [119], oder 3D-Sensoren (z. B. [198]) verwendet. Eine andere Variante der 3D-Lokalisierung erfolgt kamerabasiert [205]. Damit ist allerdings kein gezieltes Anfliegen definierter Positionen möglich. NTR-Robotics vertreibt ein UAV für die autonome Befliegung im Innenbereich [186]. Dabei wird ein SLAM-Ansatz auf Basis optischer 2D-Messtechnik für die Selbstlokalisierung verwendet. Die Höhe des UAV wird anhand einfacher Entfernungsmesser bestimmt, sodass eine Befliegung in komplexen Strukturen schwierig ist. Das System ist für autonome Erkundigungen ausgelegt, sodass eine Inspektionsplanung anhand vorgegebener Wegpunkte nicht erfolgen kann.

Ein UAV-basiertes Inspektionssystem für die Unterstützung bei der Erkennung von Schäden für die Schiffswartung wird in [190] beschrieben. Die Lokalisierung erfolgt dabei mit einem 2D-LiDAR-SLAM und die Wegpunkte werden ohne Nutzung einer Umgebungskarte manuell während der Befliegung vorgegeben. Eine Steigerung der Genauigkeit lässt sich durch den Einsatz vorgegebener Karten auf Punktwolken- [84] oder CAD-Basis [104] realisieren. Dies ermöglicht auch eine gezielte Navigation bei der Durchführung von Inspektionen. [276] stellt ein System zur Inspektion von Brücken vor, das auf Basis von Bildern die Brücke in Inspektionsbereiche unterteilt. Die Befliegung erfolgt teilautomatisiert anhand vordefinierter Manöver, die auf den Anwendungsfall angepasst sind. Der Abstand zur Brücke wird dabei mit 2D-LiDAR-Sensoren bestimmt. Auch der automatisierte Einsatz von UAV-Systemen zur Inspektion von Flugzeugen im Hangar ist derzeitiger Gegenstand der Forschungen und Entwicklungen. Dabei gibt es verschiedene Ansätze, die die Lokalisierung anhand von 2D- oder 3D-Sensoren (z. B. [17] oder [163]) verfolgen. Die

Planung erfolgt anhand von definierten 3D-Modellen der Flugzeuge und die Lokalisierung abstandsabhängig relativ zum Flugzeug. Dadurch können diese Verfahren nicht für die absolute Lokalisierung im Innenbereich eingesetzt werden.

Ein System zur automatisierten Lagerinventur auf Basis von UAV stellen [27] und [26] vor. Die Lokalisierung findet mit einem 3D-Sensor in Verknüpfung mit Kameras, einer IMU sowie einem Barometer statt. Die Routenplanung erfolgt dann auf Basis eines manuellen Initialfluges sowie der Verknüpfung der Daten mit semantischen Informationen des Lagerhauses. Daraus werden die Wegpunkte erstellt und die Route automatisiert bestimmt. Zur Verbesserung der Lokalisierung in Umgebungen mit sich wiederholenden Strukturen, z.B. Lager, werden zusätzliche Marker verwendet. Herausforderungen hierbei sind die schlechten Lichtverhältnisse in der industriellen Umgebung, sodass der Einsatz von Kameras zu Problemen bei der Positionsbestimmung führen kann [70]. Aufgrund der umfangreichen schweren Sensorik zur Lokalisierung wiegt dabei das Sensorsystem allein über 1 kg. Dafür sind auch dementsprechend große UAV mit einer diagonalen Abmessung von bis zu 1,7 m notwendig [27, 26]. Deswegen sind diese Systeme nicht für den Einsatz zur Inspektion von Industriebauwerken geeignet. Eine Weiterentwicklung des Systems wird in [204] für die Inspektion von Schornsteinen vorgestellt. Dabei wird das bestehende System entsprechend verkleinert und für den Anwendungsfall optimiert. Eine Verknüpfung zwischen lokalen und globalen Lokalisierungssystemen ist nicht integriert. Verbleibende Herausforderungen sind hierbei die manuelle Wegpunktplanung, die eigenständige Navigation in komplexen Umgebungen sowie die Verwendung zusätzlicher Marker zur optischen Referenzierung.

Systeme zur automatisierten Planung der Flugroute sind derzeit ebenfalls Gegenstand der Forschung. So werden in [94] und [95] Planungsverfahren auf Basis von Punktwolken vorgestellt. Dabei wird die Punktwolke in Voxel (dreidimensionale Variante eines Pixels) zerlegt und darin die Bahn geplant. Dieses Verfahren ist allerdings speziell auf nur eine Anwendung angepasst, die auch die Möglichkeit zur Echtzeitplanung erfordert. In [207] wird ein Algorithmus zur Bahnplanung auf Basis von Punktwolken anhand von Octrees beschrieben. Hierbei erfolgt aber eine manuelle Vorverarbeitung der Punktwolke, indem sie ausgerichtet und skaliert wird. Ein Verfahren für die voxelbasierte Routenberechung anhand von Oberflächenmodellen beschreibt [152]. Da das Modell bei diesem Verfahren zur Einhaltung der Sicherheitsabstände vergrößert werden muss, eignet es sich nicht für den Einsatz von Laserscanner-Punktwolken. Eine allgemeine Methode zur Bahnplanung auf Basis von CAD-Modellen beschreibt [272]. Die Planung der Route anhand eines BIM stellt [249] vor. In [32] werden CAD-Modelle von Brücken zur Planung verwendet und dabei die speziellen Anforderungen an die Route bei der Brückenprüfung berücksichtigt. Diese Verfahren sind allerdings nicht für die Routenplanung in Punktwolken geeignet. In [109] wird ein Verfahren zur Routenplanung auf Basis einer Rasterkarte vorgestellt, das die 2D-Pfadplanung in ein 2,5D-Verfahren überführt. Hierbei erfolgt die Abbildung der Umgebung anhand manueller Vorgaben. Gemeinsam haben diese Verfahren, dass die Start- und Zielpunkte der Route manuell identifiziert und vorgegeben werden müssen.

Eine Herausforderung bei der Datenauswertung und -aufbereitung ist die Rückführung der Inspektionsergebnisse in ein 3D-Modell. Ein kommerzielles UAV-basiertes Inspektionssystem für den Außenbereich haben [13] vorgestellt. Dabei erfolgt die Routenplanung manuell und die Befliegung unter Verwendung von GNSS automatisiert. Anschließend werden die Daten der Inspektionssensorik mit der jeweiligen Position verknüpft. In [146] wird eine Methode zur automatisierten Kartierung für Katastrophenszenarien im Außenbereich vorgestellt, die als Grundlage für die Orientierung der Rettungskräfte dienen soll. Das UAV befliegt dabei automatisiert unter GNSS-Verwendung das Areal und aus den Sensordaten wird anschließend eine Karte erstellt. UAV-basierte autonome Systeme zur Inspektion, bei denen die Inspektionsergebnisse in ein Modell zurückgeführt werden, beschreiben [243], [196] oder [281] am Beispiel von Windenergieanlagen. Dabei erfolgt die automatische Erkennung der Rotorblätter sowie die benötigte lokale UAV-Positionierung anhand zusätzlicher Sensorik. So werden hier weiterhin absolute Positionsvorgaben benötigt. Anschließend erfolgt die Rekonstruktion eines 3D-Modells sowie die Verortung der Inspektionsergebnisse. Ein ähnliches Verfahren für die Ultraschalluntersuchungen von Rotorblättern auf UAV-Basis mit vergleichbaren Beschränkungen stellt [280] vor. Ein System für Brückeninspektionen, bei dem die bildbasierte Schadensauswertung mit Hilfe von Deep-Learning-Algorithmen vorgenommen wird, beschreibt [83]. Im Anschluss daran werden die Schäden in ein 3D-Informationssystem überführt. Allerdings erfolgt die Befliegung hierbei manuell von ausgebildeten Piloten. Ein weiterer Nachteil ist, dass das 3D-Modell, welches die Grundlage für die Ergebnisrückführung bildet, aufgrund des Structure-from-Motion-Ansatzes nur bei durchgängiger Überlappung der aufgenommenen Bilder sowie ausreichend strukturierter Oberfläche erstellt werden kann.

Bei der Weiterverwendung der Bauwerksdaten erfolgt dann die Rekonstruktion eines digitalen Abbildes in Form eines BIM sowie die Integration der Ergebnisse. So stellen [148] ein Verfahren zur Bauzustandskontrolle vor. Dabei wird auf Basis von Sensordaten automatisiert agierender mobiler Bodenroboter ein semantisches Modell der Umgebung abgeleitet und in das bestehende BIM integriert. Ähnliche Methoden mit manuell gesteuertem UAV werden in [149] oder [103] vorgestellt. Verfahren zur automatischen Generierung von 3D-Oberflächenmodellen aus TLS-Punktwolken für BIM-Systeme werden bspw. in [209], [270] oder [251] vorgestellt. Diese sind aber für ebene Elemente von Büro- oder Wohnhäusern entwickelt und somit nicht für den Einsatz im industriellen Umfeld geeignet. Ein Verfahren zur Klassifizierung von Bauwerkselementen im industriellen Umfeld anhand von Punktwolken auf Basis von Deep-Learning-Algorithmen wird in [91] vorgeschlagen. Die teilautomatisierte Modellierung aus TLS- und UAV-Daten wird bspw. in [88] oder [46] beschrieben.

# 2.6 Entwicklungsdefizite und Anforderungen an das zu entwickelnde System

Trotz der großen Vielfalt unterschiedlicher Methoden bei der automatisierten Navigation mobiler Roboter weisen die bestehenden Verfahren grundlegende Defizite auf. Derzeitige Sensorsysteme zur absoluten Positionsbestimmung autonomer Roboter basieren auf globalen satellitengestützten Systemen in Verbindung mit einer initialen Messeinheit für die Orientierungsbestimmung des jeweiligen Systems. In Bereichen ohne GNSS-Abdeckung werden allerdings alternative Systeme notwendig. So gibt es infrastrukturgestützte Positioniersysteme, bei denen eine fest installierte Hardwareinfrastruktur in Verbindung mit einer mobilen Einheit verwendet wird. Dabei gibt es verschiedene technologische Ansätze. Zum einen können aus mehreren fest installierten Kameras bestehende optische Systeme die Position eines Objektes in ihrem Sichtbereich bestimmen. Aufgrund der benötigten Anzahl von Kameras eignet sich diese Variante nur für kleinere Bereiche. Zum anderen können Netzwerke bestehend aus Sensoren mit drahtlosen Datenübertragungstechnologien (z. B. Bluetooth) anhand von elektromagnetischen oder akustischen Signalen zwischen den Referenzstationen und der Mobilstation deren unbekannte Position bestimmen. Eine weitere Variante ist die Erkennung von festen Markierungen durch den Roboter; das können einerseits Passpunkte oder auch Geometrien in einer Karte sein (Map-Matching), die mit optischen Sensoren erkannt werden. Anderseits ist auch die feste Installation vordefinierter Bahnen möglich, denen der Roboter induktiv oder optisch folgen kann. Alle diese infrastrukturgestützten Verfahren haben gemeinsam, dass im Vorfeld ein verortetes System markiert werden muss, was zu einem erheblichen Aufwand führt. Bei der relativen Positionsbestimmung, wie sie unter anderem bei der Inertialnavigation oder der Koppelortung angewandt wird, erfolgt die Bestimmung der eigenen Trajektorie anhand der zurückgelegten Strecke und von Richtungsänderungen unter der Annahme bekannter Anfangsbedingungen. Hierbei kann es aber schnell zu großen Abweichungen zwischen der geschätzten und der realen Position kommen. Eine genauere Variante ist die optische Odometrie, bei der aus aufeinander folgenden Bildern oder LiDAR-Daten mithilfe von korrespondierenden Punkten die Positions- und Orientierungsänderung des Sensors bestimmt wird. Allerdings ist der absolute Bezug zu der Umgebung bei diesen Methoden nicht bekannt. Auf diesem Verfahren basieren auch SLAM-Algorithmen, also die gleichzeitige Lokalisierung und Kartenerstellung, bei denen die Karte erst während der Bewegung des mobilen Roboters erzeugt wird, wodurch eine vorherige Planung der Route mit viel Aufwand verbunden ist. Mit dem Aufkommen mobiler 3D-LiDAR-Sensoren sind auch 3D-Verfahren zur Positionsbestimmung in den Fokus der Forschung gerückt. Allerdings sind diese Sensoren aufgrund des Gewichtes sowie der benötigten Rechenleistung zur Datenauswertung für den Einsatz mit kompakten UAV nicht geeignet.

Für die Pfadplanung existieren Systeme, mit denen die Route in 2D geplant werden kann. Dabei wird auf Basis von zweidimensionalen Satellitenkarten der Pfad in Form von Wegpunkten geplant und anschließend jedem Punkt manuell eine auszuführende Tätigkeit

(z. B. Drehung oder Bildaufnahme) sowie gegebenenfalls eine Höhe zugewiesen. Erste Systeme zur Planung von Routen auf Basis von 3D-Daten sind derzeitig Gegenstand der Forschung, beschränken sich allerdings auf lokale Systeme, wie bspw. Punktwolken oder konstruierte Regelgeometrien. Ein generalisiertes Verfahren zur Pfadplanung einschließlich Handlungsanweisungen, das auf Basis von Messdaten oder Planungsmodellen in Verknüpfung mit lokalen und globalen Koordinaten arbeitet, ist derzeit nur manuell mit großem Aufwand möglich. Vor allem bei der Durchführung von Inspektionstätigkeiten mit Hilfe von mobilen fliegenden Systemen kann nicht von einer durchgängigen Verfügbarkeit globaler satellitengestützter Systeme (z. B. GPS) zur Positionsbestimmung ausgegangen werden. Dies betrifft vor allem die Inspektion in Innenbereichen (z.B. industrielle Hallen). Auch Verbindungsabbrüche oder Signalreflektionen, wie sie bei der Inspektion von Brücken im Unterbereich oder in der Nähe von hohen Gebäuden vorkommen können, führen zu unvorhergesehenen Reaktionen des mobilen Roboters und im ungünstigsten Fall zu einem Absturz. Deswegen werden solche Befliegungen grundsätzlich manuell mit Hilfe von hochqualifizierten Piloten durchgeführt. Bei der Automatisierung solcher Inspektionsaufgaben muss einmal die Route entsprechend der für die Inspektion relevanten Bereiche im Vorfeld dreidimensional geplant und zum anderen ein System zur Positionsbestimmung verwendet werden.

Für die automatisierte Durchführung definierter Aufgaben, wie Inspektionen von Brücken oder Hallen durch mobile Roboter, ist die Routenplanung sowie Bestimmung der Position unbedingt notwendig. Dabei fehlt es an Systemen, die eine automatisierte 3D-Routenplanung aus lokalen 3D-Mess- sowie Planungsdaten und die darauf basierende Positionsbestimmung ermöglichen und diese mit globalen Absolutpositionen verknüpfen. Daraus lassen sich die wesentlichen Anforderungen an das zu entwickelnde System ableiten. Eine Anforderung an das zu entwickelnde System ist die Möglichkeit einer 3D-Routenplanung auf Basis von 3D-Daten. Für die Navigation mobiler Roboter ist die Kenntnis der Umgebung unabdingbar; deswegen ist es notwendig, eine Methode zur Routenplanung zu entwickeln, bei der die für den Roboter relevante Umgebung, mögliche Störobjekte sowie auch die Planung der zu bewältigen Aufgabe berücksichtigt werden. Da nicht gewährleistet werden kann, dass zur Routenplanung optimale Daten zur Verfügung stehen, muss das zu entwickelnde Verfahren Messdaten sowie auch Planungsdaten verarbeiten können. Dies ist auch für den Fall von vorgegebenen ungenauen Umgebungsdaten nötig, zu denen es z. B. bei Konstruktionsmodellen aufgrund von Fertigungsabweichungen kommen kann. So können neben Punktwolken und Polygonmodellen auch Modelle aus der Bauwerksdatenmodellierung (BIM), von digitalen Zwillingen oder auch CAD-Modelle verwendet werden. Außerdem müssen Handlungsanweisungen für spezifische Aufgaben, die mobile Roboter auf den einzelnen Wegpunkten erfüllen sollen, abgeleitet werden. Dazu gehören bspw. die Orientierungsvorgabe der Kamera oder die gezielte Bildaufnahme. Da dies bei vielen Wegpunkten, wie sie bei einer Inspektion nötig sind, sehr aufwändig ist, soll hier ein Verfahren für automatisierte Handlungsanweisungen vorgeschlagen werden. Die Verfahren zur Routenplanung werden in Kapitel 3 vorgestellt.

Es soll ein mobiles, leichtes und genaues Sensorsystem zur Bestimmung der 3D-Position in vorgegebenen Karten, in denen auch die Routenplanung erfolgt, entwickelt werden. Systeme, die die Position anhand von Kameradaten in Verbindung mit Entfernungsinformationen bestimmen, können bei Inspektionsaufgaben ohne zugehörige Hilfsmittel wie QR-Codes oftmals nicht eingesetzt werden, da die Lichtinsität für die visuelle Odometrie nicht ausreichend ist. Aufgrund des hohen Aufwandes zur Positionierung externer Hilfsmittel soll das neue Sensorsystem die Positionsbestimmung ohne zusätzliche Hilfsmittel, wie z. B. RFID-Chips, QR-Codes ermöglichen. Deswegen soll ein System auf Basis von Laserscannern umgesetzt werden. Wegen der Ungenauigkeit bei der Höhenbestimmung und der Empfindlichkeit der Messeinrichtung bei Luftveränderungen, wie sie in Hallen durch Klimaanlagen oder das Öffnen von Toren vorkommen, ist eine Alternative zur barometrischen Höhenbestimmung notwendig. Der Einsatz externer Rechenleistung, z. B. bei einer Grundstation, ist aufgrund der Gefahr von Verbindungsabbrüchen in stahlbaulichen Hallen risikobehaftet. Aufgrund der begrenzten Rechenkapazität und des hohen Gewichtes soll anstelle eines 3D-Sensors durch die Verknüpfung zweier 2D-LiDAR-Sensoren eine dreidimensionale Erfassung der Umgebung zur Positionsbestimmung ermöglicht werden. Die Entwicklung des Sensorsystems zur Positionsbestimmung wird in Kapitel 4 dargestellt.

Eine weitere Anforderung an das zu entwickelnde Gesamtsystem ist die Kombination globaler und lokaler Koordinatensysteme. Dies ist notwendig, da bei Lokalisierungssystemen, die sensorisch ihre Umgebung erfassen, immer die Möglichkeit einer nicht eindeutigen Lösung besteht. Dies ist zum Beispiel bei mehreren nebeneinander liegenden Trägern oder Pfeilern der Fall. Somit muss die 3D-Routenplanung in globalen Koordinaten durchgeführt und auch das lokale Sensorsystem mit der globalen satellitengestützten Positionsbestimmung kombiniert werden. Für Inspektionsaufgaben, die von mobilen Robotern automatisiert durchgeführt werden, ist die Rückführung der Ergebnisse in ein 3D-Modell notwendig, sodass potentielle Schäden ihrer Position zugeordnet werden können. Dafür soll ein Verfahren entwickelt werden, das die Aufnahmen automatisiert in ein Informationssystem zurückführt, damit sie zur weiteren Begutachtung verwendet werden können. Eine Beschreibung des Gesamtsystems erfolgt in Kapitel 5.

# 3 Digitaler Zwilling als Grundlage für die UAV-basierte Inspektion

Dieses Kapitel beschreibt ein Verfahren zur Routenplanung auf der Grundlage von Umgebungsdaten für die UAV-basierte Inspektion. Dabei müssen sowohl die für das UAV relevante Umgebung, mögliche Störobjekte sowie auch die zu inspizierenden Bereiche berücksichtigt werden. Zuerst werden industrielle Hallen hinsichtlich der Anforderungen für die Inspektion analysiert und anhand dessen Verfahren zur Ausrichtung und Generalisierung der Umgebungsdaten entwickelt. Die vorgeschlagene Methode basiert auf Punktwolken, sodass Konstruktions- und Oberflächenmodelle umgewandelt werden müssen. Anschließend erfolgt die Überführung des elementbasierten Visualisierungsmodells der Umgebung in ein merkmalsbasiertes Modell, das als Grundlage für die Selbstlokalisierung des mobilen Roboters dient. Für die Routenplanung wird anhand einer Segmentierung und Klassifikation aus dem generalisierten Modell eine wiederum objektbasierte Umgebungskarte erzeugt, die als Navigationskarte für die automatische Routenplanung dient. In dieser erfolgt die Detektion der Inspektionsbereiche sowie die Wegpunktplanung. Die Rückführung der Inspektionsergebnisse beruht auf dem objektbasierten Modell und den Inspektionsdaten, die in ein kontextbasiertes Informationsmodell überführt werden (vgl. Abbildung 2.4.5: Zielstellungen der Modellierung). Anhand dessen lässt sich ein digitaler Zwilling für die Inspektion erstellen. Die einzelnen Schritte orientieren sich dabei an der in Abbildung 2.4.3 dargestellten Prozesskette zur 3D-Datenverarbeitung. Das Konzept zeigt die folgende Abbildung 3.0.1.

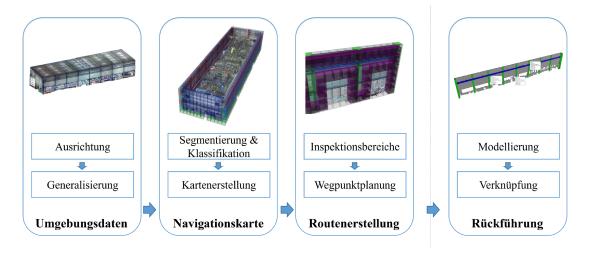


Abbildung 3.0.1: Erstellung des digitalen Zwillings als Grundlage der Routenplanung

# 3.1 Erstellung eines digitalen Abbildes der Umgebung für die Routenplanung und Ergebnisrückführung

Der folgende Abschnitt befasst sich mit der Analyse des Aufbaus verschiedener industrieller Hallen als Grundlage für die Inspektion. Anschließend erfolgt die Ableitung der Umgebungskarte aus den geometrischen Daten der Hallenstruktur. Dafür wird ein Verfahren für die Vereinheitlichung, Ausrichtung und Generalisierung der Umgebungsdaten vorgestellt. Dabei wird der erste Schritt des Prozesses der 3D-Datenverarbeitung zur Modellierung, die Filterung und Referenzierung, durchgeführt. Das Ergebnis ist eine generalisierte Karte, die die Grundlage für die Navigation bildet.

#### 3.1.1 Analyse industrieller Hallen

Industrielle Hallen können entsprechend ihrer Nutzung, der Bauweise oder auch ihrer Form unterteilt werden. Abhängig von der Nutzungsart lassen sich bspw. Gewerbe- und Industriehallen, Lager- und Logistikhallen, Bahnhofs- und Flughafenhallen, Veranstaltungshallen oder landwirtschaftliche Hallen unterscheiden. Dabei bestehen die Unterschiede grundsätzlich in der Größe und Ausstattung der Hallen, was auf die Inspektion nur geringe Auswirkungen hat. Entsprechend der Bauweise kann dabei in Massiv- und Leichtbauhallen unterschieden werden. Erstere bestehen aus massiven Baumaterialien wie Stein oder Beton. Hallen in Leichtbauweise werden aus vergleichsweise leichten Materialien wie Stahl, Aluminium oder auch Holz hergestellt. Im Vordergrund industrieller Hallen steht hauptsächlich die Funktion, wodurch diese in der Regel einen ähnlichen Aufbau in Verbindung mit einer einfachen Struktur aufweisen. So hat sich dieser Hallentypus weitgehend standardisiert und rationalisiert. Das Tragwerk von Hallen kann in eine Primärund Sekundärtragstruktur gegliedert werden. Dabei besteht das Haupttragwerk aus Stützen (z.B. aus Stahl oder Beton) sowie darauf lastender Hauptträger (Binder), die die Stützen quer zu der Hallenachse verbinden. Die Stützen und Binder können als Rahmen oder auch als Binder-auf-Stützen-Konstruktion gefertigt sein. Dabei sind die Stützen und Binder über Hallenlängsträger (Pfetten, auf denen das Dach befestigt ist und Riegel, an denen die Außenwand der Halle befestigt ist) miteinander verbunden. Eine ggf. vorhandene Kranbahn befindet sich oftmals auf Konsolen, die an den Stützen befestigt sind. Durch gekreuzte Wand- und Dachverstrebungen kann die horizontale Steifigkeit des Bauwerkes erreicht werden. [90]

Die Durchschnittsgröße einer Industriehalle in Deutschland beträgt circa sechs Meter in der Höhe mit einer Grundfläche von  $400\,\mathrm{m}^2$  [156], wobei die Hallengröße jedoch sehr unterschiedlich ausfallen kann. Die größten Hallen werden z. B. von Werften, Flugzeugoder Automobilherstellern genutzt und können über  $500.000\,\mathrm{m}^2$  Grundfläche haben [250]. Während kleinere Hallen mit einfachen Mitteln, wie zum Beispiel Leitern, manuell geprüft werden können, ist die automatisierte UAV-basierte Prüfung vor allem bei größeren Hallen sinnvoll, um die Verwendung aufwändiger Hilfsmittel, wie Hubsteiger, oder

einen Nutzungsausfall während der Prüfung zu vermeiden. Im Vergleich zu Massivbauhallen kann eine Stahlhalle aufgrund der selbsttragenden Eigenschaften von Stahl ohne zusätzliche Stützmechanismen auskommen. Es ist somit möglich, dass eine Stahlhalle ohne zusätzliche Stützsäulen (z. B. Mitte der Halle) Spannweiten von bis zu 100 Metern haben kann. Betonhallen dagegen benötigen Stützpfeiler, um große Spannweiten halten zu können [174].

Für den Erhalt der Standsicherheit und der Dauerfestigkeit industrieller Hallen sind die Stützen in der Hallenecke, der Hallenmitte als auch die Dachhauptträger von konstruktiver Relevanz, da an diesen Stellen die Beanspruchung sowohl von Material als auch von den Verbindungspunkten am höchsten ist. Des Weiteren sind die Fügepunkte zwischen den Stützen und Bindern aufgrund großer Stützmomente bei einer Rahmenkonstruktion relevant. Die Fußpunkte der Stützen sind ebenfalls zu inspizieren, da sie der Gründung der gesamten Halle dienen und stets durch Kollisionen (z.B. mit Flurförderfahrzeugen) gefährdet sind. Verbindungen zwischen Stütze und Riegel sind bei modernen Hallen meist geschraubt, wodurch die Gefahr von gelockerten und fehlenden Verbindungsmitteln besteht. Die relevanten Bereiche einer Hallenkonstruktion, die bei einer Inspektion geprüft werden müssen, zeigt die Abbildung 3.1.1. Neben dem Tragwerk gilt es auch, die Kranbahn sowie Einbauten (z. B. Rohre) zu inspizieren. Eine Herausforderung für die automatisierte Inspektion ist die Untersuchung während der laufenden Produktion bzw. des laufenden Betriebes, da z. B. sich bewegende Hallenkrane, Roboter oder Gabelstapler im Bereich die Befliegung erschweren. Zusätzlich können Stützen von Maschinen oder Robotern verdeckt sein, was eine Inspektion erheblich erschwert. [90]

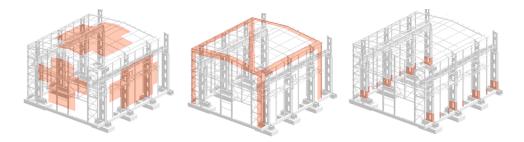


Abbildung 3.1.1: Inspektionsbereiche einer Halle (links: Stützen und Riegel des Mittelbereiches, mittig: Stützen der Eckbereiche, rechts: Auflagerbereiche) [90]

Die Form der Halle hat ebenfalls Einfluss auf die Inspektion und damit auch auf die Routenplanung. Dabei soll eine möglichst große rechteckige, unterteilte Fläche ohne zusätzliche Stützkonstruktion (wie Wände oder Stützen) den Grundriss der Halle bilden. Dies ergibt sich aus den Anforderungen an den Platzbedarf (z. B. für die Produktionsoder Lagerfläche) in Verbindung mit einem möglichst flexiblen Layout sowie der Minimierung von Transportwegen. Durch die Kombination verschiedener einzelner Hallenelemente zu einer Gesamthalle können verschiedene Größen und Formen der Grundfläche realisiert werden. Neben der Grundfläche ist auch die Art des Daches für die Planung der Inspektion

relevant. Bei Hallen werden normalerweise Flach-, Sattel-, Pult- oder Sheddächer verbaut. Häufig vorkommende Varianten industrieller Hallen zeigt die folgende Abbildung 3.1.2

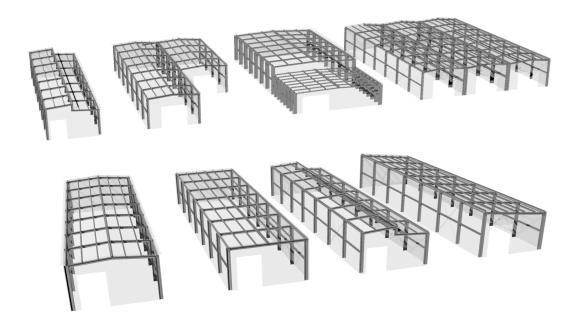


Abbildung 3.1.2: Häufig vorkommende Grundrissvarianten (oben) und Dachformen (unten, von links nach rechts: Flach-, Sattel-, Shed- oder Pultdächer)

Für eine automatisierte Inspektion muss sichergestellt werden, dass die Routenplanung bei den vorgestellten Varianten der Dachkonstruktionen sowie der Grundflächen anwendbar ist. Dabei wird das entwickelte Verfahren anhand einer Standard-Produktionshalle beschrieben, deren Aufbau in der folgenden Abbildung 3.1.3 dargestellt ist.

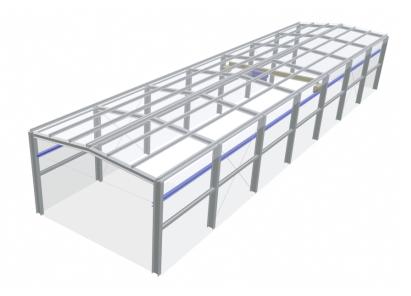


Abbildung 3.1.3: Modell einer industriellen Halle

#### 3.1.2 Datengrundlage für die Erstellung des digitalen Zwillings

Für die Planung der Inspektionsroute und die Navigation des mobilen Systems ist ein Modell der Umgebung in Form einer Karte notwendig. Diese Karte kann aus dem 3D-Modell entweder mit einem datengetriebenen oder modellbasierten Ansatz (vgl. Kapitel 2.4.2) abgeleitet werden. Beim datengetriebenen Verfahren erfolgt die Modellierung der Umgebung auf Basis von Ist-Daten. Diese können in Form von Punktwolken (z. B. aus TLS-Messungen) oder Polygonnetzen (z. B. aus photogrammetrischen UAV-Aufnahmen) vorliegen. Modellbasierte Verfahren dagegen nutzen ein Planungsmodell der Umgebung (z. B. Konstruktionsmodell oder BIM-System), aus dem die Umgebungskarte abgeleitet werden kann. Dabei können verschiedene Kartenkonzepte realisiert werden. Entsprechend Kapitel 2.3.1 werden die Karten dabei nach der Begrenzungsart sowie der Art kartierter Elemente kategorisiert. Die Unterteilung der Begrenzungsart erfolgt in metrisch kontinuierlich (koordinatenbasiert), metrisch diskret (generalisiert) sowie topologisch (beziehungsbasiert). Die Art der kartierten Elemente lässt sich in Sensordaten, die die Sensorrohdaten verwenden, syntaktische Merkmale, bei denen geometrische Merkmale aus den Sensordaten abgeleitet wurden, und semantische Merkmale, bei denen die syntaktischen Merkmale klassifiziert wurden, unterscheiden. Die Anforderungen an die Kartierungslösung sind ein geringer Speicherbedarf, ausreichende Genauigkeit für die Routenplanung und Lokalisierung sowie ein geringer Rechenaufwand zur Planung und Lokalisierung für die Anwendung auf dem UAV. Die Bewertung der verschiedenen Konzepte ist in der Abbildung 3.1.4 dargestellt.

Beschreibung der Begrenzungen	Metrisch (kontinuierlich)	Metrisch (diskret)	Topologisch
Speicherbedarf	_	+	0
Genauigkeit	+	0	_
Rechenaufwand	_	+	+
Art der kartierten Elemente	Sensordaten	Syntaktisch	Semantisch
Speicherbedarf	_	0	+
Genauigkeit	+	0	0
Rechenaufwand	_	+	0
	+ Anforderung erfüllt	O Anforderung teilweise erfül	<ul><li>Anforderung</li><li>lt nicht erfüllt</li></ul>

Abbildung 3.1.4: Vergleich verschiedener Kartenkonzepte

Zusammenfassend ist festzustellen, dass eine metrisch diskrete, also generalisierte Umgebungskarte am geeignetsten zur Beschreibung der Begrenzungen für den Einsatz zur Routenplanung und Lokalisierung ist. Die Art der kartierten Elemente ist für die Lokalisierung syntaktisch zu gestalten, und für die Routenplanung ist eine Kombination von syntaktischen und semantischen Elementen sinnvoll. Deswegen soll eine generalisierte Um-

gebungskarte als Basis verwendet werden, aus der syntaktische und semantische Merkmale abgeleitet werden sollen. Da für bestehende industrielle Bauwerke oder Anlagen oftmals kein Planungsmodell existiert, auf dessen Grundlage direkt syntaktische und semantische Merkmale abgeleitet werden können, soll im Folgenden ein Verfahren auf Basis von Punktwolken vorgestellt werden. Die Verwendung von Polygonmodellen und Konstruktionsdaten soll anhand einer Überführung dieser in eine Punktwolke ermöglicht werden. Voraussetzung ist dabei, dass die Daten nur den Innenraum des Bauwerkes darstellen. Auf die einzelnen Ausgangsdaten sowie ihrer Umwandlung wird im Folgenden eingegangen.

Eine Punktwolke C ist eine unstrukturierte diskrete Menge von n Punkten  $C_i \in \mathbb{R}^k$  mit i=1,...,n im k-dimensionalen kartesischen Koordinatensystem. Erweitern lässt sich die Punktwolke z.B. mit einem Farbwert oder einem Richtungsvektor für jeden Punkt. Die Eigenschaften einer Punktwolke beeinflussen die Verfahren zur Datenverarbeitung maßgeblich [110]. So haben die Verteilung der Punkte im Raum, die Dichte der Punktmenge, also die Anzahl der Punkte pro Volumeneinheit oder auch das Rauschen, dass bei der Digitalisierung mittels physikalischer Sensoren auftritt, Einfluss auf die Datenverarbeitung. Das Ziel hierbei ist die Erkennung von Zusammenhängen in der Punktmenge. Durch die Generalisierung wird zum einen eine kompakte Darstellung der Information erzeugt, zum anderen sind damit auch Informationen in Bereichen mit wenigen oder keinen Punkten verfügbar.

Ein Polygonnetz ist ein Oberflächenmodell, das aus geometrisch verknüpften Punkten besteht. Dabei wird die Geometrie mit polygonalen, planaren, verbundenen Flächen beschrieben. Diese Flächen werden anhand von Knoten, Kanten und dem Polygon definiert. Der Knoten beschreibt einen Eckpunkt des Polygons im Raum, die Kante die Verbindung zweier Knoten und das Polygon welche Kanten welche Fläche begrenzen. Zum Beschreiben des Netzes können verschiedene Methoden der Verknüpfung von Knoten, Kanten- und Flächendaten verwendet werden [233]. Für die geometrische Modellierung sind Dreiecksnetze am geläufigsten. Dabei kann das Modell entweder auf Basis von Messdaten oder einer polygonalen Modellierung entstehen. Triangulierte Flächen ermöglichen nur eine allgemeine Beschreibung der wahren Oberfläche, da Messrauschen direkt abgebildet oder die Form nur unzureichend approximiert wird. Obwohl die einzelnen Knoten schon direkt 3D-Punkte repräsentieren, sind diese nicht ausreichend für die Überführung des Oberflächenmodells in eine Punktwolke, da hierbei die Flächeninformationen verloren gehen und der Detaillierungsgrad für die Routenplanung nicht mehr ausreichend sein kann. Der Grund liegt in der möglichen Größe einer Dreiecksfläche in Bereichen geringer Krümmung; da das Modell die Oberfläche möglichst genau abbilden soll, erfolgt die Unterteilung der Oberfläche nicht größen- sondern krümmungsabhängig. Deswegen wird die Länge jeder Kante  $l_k$  des Modells entsprechend der gewünschten Datendichte geprüft und bei einer Überschreitung erfolgt auf der Hälfte der Kante die Unterteilung der Dreiecke entlang dieser Kante. Dieser Vorgang geschieht iterativ bis alle Kantenlängen den Anforderungen an die Datendichte genügen. Die resultierenden Knoten bilden die gesuchte Punktwolke. In einem letzten Schritt werden mehrfach vorhandene Punkte identifiziert und die Punktwolke

um diese bereinigt. Die folgende Abbildung 3.1.5 zeigt den Aufbau eines Polygonmodells am Beispiel eines Würfels sowie die abstandsabhängige Unterteilung.

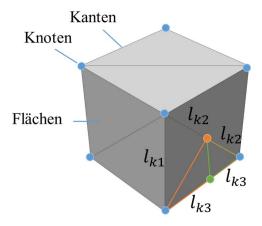


Abbildung 3.1.5: Aufbau eines Polygonmodells und Unterteilung entsprechend der Kantenlänge

Ein Konstruktionsmodell besteht aus einzelnen geometrischen Elementen, die geometrisch und/oder semantisch miteinander verknüpft sind. Oberflächen werden dabei durch Regelgeometrien (z. B. Ebenen) oder Freiformflächen (z. B. NURBS-Modelle, engl.: Nonuniform rational B-spline) beschrieben. Diese Geometrien können anhand einer Funktion von zwei Parametern (u, v) aufgespannt werden, deren Definition abhängig von der Art der Fläche ist. So wird bspw. eine Ebene durch zwei Geraden oder eine Freiformfläche anhand von Kurven (z. B. B-Splines, engl.: Basis-Spline) beschrieben. Die auf B-Splines basierenden NURBS-Flächen sind allgemein genug, um alle üblichen Kurven und Flächen zu beschreiben. Die meisten Konstruktionsprogramme verwenden B-Splines bzw. NURBS zur Beschreibung beliebiger Flächen [85]. Die Abbildung der Fläche im kartesischen Raum erfolgt durch Auswertung verschiedener Werte für die zwei Parameter. Die Umwandlung in eine Punktwolke erfolgt dann anhand dieser Parameterbeschreibung. Dabei wird über die Fläche entlang der aufgespannten Parameter ein Raster entsprechend der Anforderungen an die Datendichte gelegt. Da die Abstände der einzelnen Rasterpunkte krümmungsabhängig variieren können, werden die Abstände zwischen benachbarten Punkten auf dem Raster geprüft und ggf. mittig ein zusätzlicher Punkt eingefügt (siehe Abbildung 3.1.6). Dieser Vorgang erfolgt iterativ, bis das Punktraster auf der Fläche den Anforderungen an die Datendichte genügt. Da die Flächenbegrenzung nicht mit der Flächenbeschreibung übereinstimmen muss (z. B. bei getrimmten Flächen), wird anschließend für jeden Punkt geprüft, ob er sich innerhalb der beschriebenen Fläche befindet. Das resultierende Raster bildet die gesuchte Punktwolke.

Neben der Art der Ausgangsdaten ist auch die Positionierung und Orientierung des Umgebungsmodells relevant. Das Modell kann in verschiedenen Koordinatensystemen verortet sein; unter anderem ist ein globales, ein örtliches oder auch ein bei der Konstruktion festgelegtes System üblich. Vorzugsweise erfolgt dies für Bauwerke anhand eines lokalen Koordinatensystems, dessen Ausrichtung an den Hauptachsen orientiert ist. Dabei wird

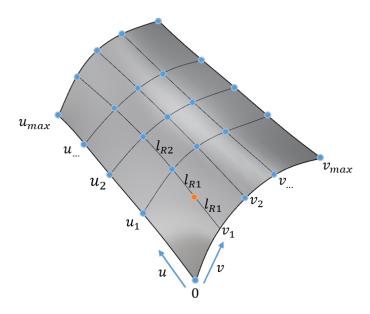


Abbildung 3.1.6: Aufbau einer CAD-Freiformfläche mit abstandsabhängiger Unterteilung

das 3D-System anhand der Lagekoordinaten (X,Y) sowie der Höhe H (Z-Wert) festgelegt. Da eine solche lokale Ausrichtung des Modells ebenfalls für die Routenplanung und Klassifizierung notwendig ist, muss diese mit der Punktwolke konstruiert werden. Dafür soll als erstes der Boden der Halle ermittelt werden. Da bei der Punktwolke nicht von einer ausreichenden Vorausrichtung auszugehen ist, kann keine Analyse der Höhenwerte erfolgen [152]. Außerdem kann aufgrund der produktionstechnischen Ausrüstung in industriellen Hallen der Boden nicht über einen Suchalgorithmus (z. B. Ebenendetektion in Räumen mittels RANSAC [93]) in der Gesamtpunktwolke identifiziert werden. Deswegen kommt hier ein Verfahren zur Erstellung eines lokalen Koordinatensystems zur Anwendung, bei dem als erstes der Schwerpunkt  $S_C$  der Punktwolke bestimmt und dann die gesamte Punktmenge so im Raum parallel verschoben wird, dass sich der Schwerpunkt im Koordinatenursprung befindet. Anschließend lässt sich mit einer Hauptkomponentenanalyse die Hauptachse bestimmen. Dies erfolgt durch die Berechnung einer Ausgleichsgeraden durch Minimierung der orthogonalen Abstände entsprechend des in [3] beschriebenen Verfahrens. In einem ersten Schritt wird der Trägheitstensor  $I_H$  ermittelt.

$$I_{H} = \begin{pmatrix} I_{H_{xx}} & I_{H_{xy}} & I_{H_{xz}} \\ I_{H_{yx}} & I_{H_{yy}} & I_{H_{yz}} \\ I_{H_{zx}} & I_{H_{zy}} & I_{H_{zz}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum x_{i}^{2} & \sum x_{i}y_{i} & \sum x_{i}z_{i} \\ \sum x_{i}y_{i} & \sum y_{i}^{2} & \sum y_{i}z_{i} \\ \sum x_{i}z_{i} & \sum y_{i}z_{i} & \sum z_{i}^{2} \end{pmatrix}$$
(3.1.1)

mit 
$$x_i = X_{ix} - S_x$$
  $y_i = X_{iy} - S_y$   $z_i = X_{iz} - S_z$ 

Von diesem lassen sich die Eigenvektoren  $v_{I_H}$  und Eigenwerte  $\lambda_{I_H}$  bilden. Anhand des minimalen Eigenwertes  $\lambda_{I_{Hmin}}$  wird der dazugehörige Eigenvektor  $v_{Hmin}$  bestimmt und als Richtungseinheitsvektor  $n_{E0}$  der Ausgleichsgeraden definiert. In Verbindung mit dem Schwerpunkt  $S_C$  kann die Bestimmung der Hauptachse erfolgen. Mit dem zugehörigen

Richtungsvektor kann der Winkel zur XZ-, YZ- sowie XY-Ebene bestimmt und daraus die Rotationsmatrizen berechnet werden.

$$\alpha = \arctan\left(\frac{n_{E0_x}}{n_{E0_z}}\right) \tag{3.1.2}$$

$$\alpha = \arctan\left(\frac{n_{E0_x}}{n_{E0_z}}\right)$$

$$\beta = \arctan\left(\frac{n_{E0_y}}{n_{E0_z}}\right)$$
(3.1.2)

$$\gamma = \arctan\left(\frac{n_{E0_x}}{n_{E0_y}}\right) \tag{3.1.4}$$

$$R_x = \begin{pmatrix} \cos(\alpha) & 0 & \sin(\alpha) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\alpha) & 0 & \cos(\alpha) \end{pmatrix}$$
(3.1.5)

$$R_y = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\beta) & -\sin(\beta) \\ 0 & \sin(\beta) & \cos(\beta) \end{pmatrix}$$
(3.1.6)

$$R_{y} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\beta) & -\sin(\beta) \\ 0 & \sin(\beta) & \cos(\beta) \end{pmatrix}$$

$$R_{z} = \begin{pmatrix} \cos(\gamma) & -\sin(\gamma) & 0 \\ \sin(\gamma) & \cos(\gamma) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$(3.1.6)$$

Die Gesamtrotation R ergibt sich durch Multiplikation der Rotationsmatrizen zu:

$$R = \begin{pmatrix} \cos \beta \cos \gamma & -\cos \beta \sin \gamma & \sin \beta \\ \cos \alpha \sin \gamma + \sin \alpha \sin \beta \cos \gamma & \cos \alpha \cos \gamma - \sin \alpha \sin \beta \sin \gamma & -\sin \alpha \cos \beta \\ \sin \alpha \sin \gamma - \cos \alpha \sin \beta \cos \gamma & \sin \alpha \cos \gamma + \cos \alpha \sin \beta \sin \gamma & \cos \alpha \cos \beta \end{pmatrix} (3.1.8)$$

Mit dieser Rotationsmatrix R wird die Punktmenge um den Koordinatenursprung gedreht, sodass die Hauptachse der X-Achse entspricht. Anschließend wird in den vier Oktanten der negativen Z-Achse jeweils der entfernteste Punkt zum Koordinatenursprung ermittelt. Aus diesen Punkten erfolgt in einem ersten Schritt die Berechnung einer Ausgleichsebene durch Minimierung der orthogonalen Abstände entsprechend des ebenfalls in [3] vorgestellten Verfahrens. Im Gegensatz zur Geradenbestimmung wird hierbei der Hauptmomententensor  $I_M$  der Punktmenge verwendet.

$$I_{M} = \begin{pmatrix} I_{M_{xx}} & I_{M_{xy}} & I_{M_{xz}} \\ I_{M_{yx}} & I_{M_{yy}} & I_{M_{yz}} \\ I_{M_{zx}} & I_{M_{zy}} & I_{M_{zz}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum x_{i}^{2} & \sum x_{i}y_{i} & \sum x_{i}z_{i} \\ \sum x_{i}y_{i} & \sum y_{i}^{2} & \sum y_{i}z_{i} \\ \sum x_{i}z_{i} & \sum y_{i}z_{i} & \sum z_{i}^{2} \end{pmatrix}$$
(3.1.9)

mit 
$$x_i = X_{ix} - S_x$$
  $y_i = X_{iy} - S_y$   $z_i = X_{iz} - S_z$ 

In dieser Konstellation entsprechen die Eigenwerte von  $I_M$  den Hauptträgheitsmomenten der Punktmenge und die Eigenvektoren den Hauptträgheitsachsen. Dafür erfolgt die Bestimmung des Normalenvektors anhand der zum kleinsten Hauptträgheitsmoment korrespondierenden Hauptträgheitsachse. Mit diesem Normalenvektor können die Abstände der einzelnen Punkte der Punktwolke zur Ausgleichsebene identifiziert werden. Dabei ordnen sich Punkte unterhalb eines definierten Abstandes dem Boden zu und anschließend erfolgt mit dieser Punktmenge die erneute Berechnung der Bodenebene. Die resultierende Ebene wird als Grundebene klassifiziert. Mit dem Normalenvektor dieser Ebene lassen sich die Winkel zur XZ- sowie YZ-Ebene berechnen. Anschließend werden aus den vorher bestimmten Punkten in den Oktanten der negativen Z-Achse die Abstände zwischen den Punkten benachbarter Oktanten bestimmt. Die Punkte mit dem größten Abstand dienen als Längsachse des Gebäudes. Dabei wird der Winkel des Vektors zu der XY-Ebene berechnet. Mit allen Winkeln lässt sich die Rotationsmatrix bestimmen und die Gesamtpunktwolke entsprechend der Koordinatenachsen ausrichten. Anschließend werden die minimalen X-, Y- und Z-Koordinaten der Gesamtpunktwolke bestimmt und die Punktwolke um den Betrag dieser Werte in negativer Richtung verschoben, sodass alle Koordinaten positive Werte haben. Die einzelnen Schritte zur Erstellung des lokalen Koordinatensystems zeigt die folgende Abbildung 3.1.7.

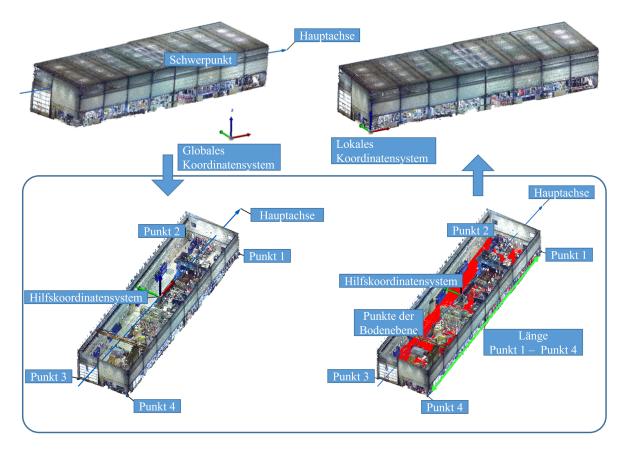


Abbildung 3.1.7: Erstellung des lokalen Koordinatensystems

Sollen Anlagen im Innen- und Außenbereich inspiziert werden, ist die Verknüpfung des lokalen Modells mit einem übergeordneten globalen Referenzkoordinatensystem wie bspw. dem UTM (engl.: Universal Transverse Mercator), notwendig. Der Anschluss an ein übergeordnetes Koordinatensystem lässt sich zum einen über direkte Georeferenzierung mittels Verknüpfung des Digitalisierungssystems mit einem GNSS-Sensor realisieren (z. B. TLS-Aufnahmen für Punktwolken oder UAV-Befliegung für Polygonmodelle). Zum anderen kann dies auch durch Einführung identischer Punkte in beiden Koordinatensystemen (übergeordnetes System, lokales System) und anschließende Koordinatentransformation erfolgen.

Die Gesamttransformation von einem beliebigen übergeordneten kartesischen Koordinatensystem in ein lokales Bauwerkskoordinatensystem fasst der folgende Programmablaufplan 3.1.8 zusammen.

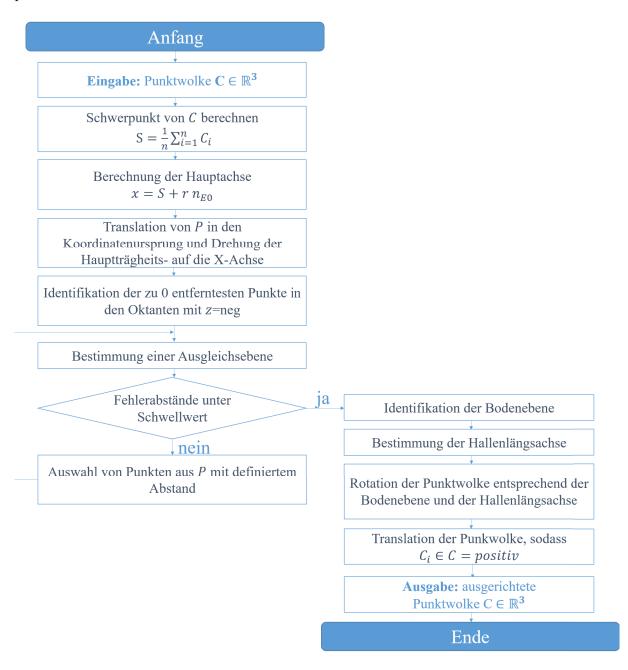


Abbildung 3.1.8: Programmablaufplan zur Transformation der Hallenpunktwolke in ein lokales Koordinatensystem

### 3.1.3 Generalisierung der 3D-Daten

Grundlage der Routenplanung ist die Modellierung einer Umgebungskarte. Dafür müssen in der ausgerichteten Punktwolke freie (befliegbare) und belegte (nicht-befliegbare) Bereiche identifiziert werden. Dieses erfolgt durch Aufteilung der Punktwolke und anschließender Klassifizierung. Die Punktmenge kann dabei anhand verschiedener Kriterien unterteilt werden. Dadurch ergibt sich der Vorteil, dass nicht mit der unsortierten, unregelmäßigen und großen Punktwolke gearbeitet wird, sondern in einer strukturieren 3D-Matrix. Die Punktwolke lässt sich dabei geometrisch oder in Abhängigkeit von der lokalen Punktdichte unterteilen. Beim geometrischen Ansatz erfolgt die Unterteilung mit einem gleichmäßigen dreidimensionalen Gitter. Anhand von gleichgroßen, nicht überlappenden Würfeln, sogenannten Voxeln, werden die Strukturen generalisiert dargestellt. Aufgrund der festen Rastergröße kann jeder Punkt direkt zugeordnet werden und auch die Nachbarzellen sind in konstanter Zeit bestimmbar. Allerdings wird dieser Geschwindigkeitsvorteil durch einen hohen Speicherverbrauch ermöglicht, da auch die Speicherung von leeren Zellen notwendig ist. Die Festlegung der Rasterweite bestimmt dabei den abbildbaren Detaillierungsgrad (Level of Detail) des 3D-Modells. Hier gilt, dass eine kleinere Kantenlänge der Voxel eine detailliertere Darstellung ergibt (siehe Abbildung 3.1.9 am Beispiel des Stanford-Hasen). Die Anzahl der benötigten Elemente steigt dabei exponentiell.

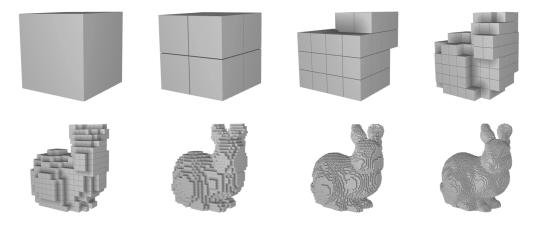


Abbildung 3.1.9: 3D-Rasterung mit unterschiedlichem Detaillierungsgrad

Die Aufteilung der Punktwolke anhand der lokalen Punktdichte kann durch binäre Bäume erfolgen. Dabei wird die Punktmenge mittels geometrischer Kriterien unterteilt, indem entlang der Koordinatenachse eine Ebene zur Teilung der Punktmenge gelegt wird, die mittig durch die Menge verläuft. Da diese Ebene aufgrund der ungleichmäßigen Verteilung der realen Messdaten die Punktmenge nicht in zwei gleich große Punktwolken teilt, kann es zu Entartungen in Teilen des binären Baumes und damit zu längeren Suchzeiten führen. Zur Reduzierung dieses Risikos gibt es verschiedene Ansätze zur Aufteilung der Punktmenge. So kann die Unterteilung in gleich große Punktmengen anhand des Medians oder mit einer Hauptkomponentenanalyse erfolgen [110]. Der Vorteil dieser Verfahren besteht darin, dass die Größe der Teilungsbereiche adaptiv bezüglich der Punktdichte ist und keine Speicherung der leeren Teilbäume mehr erfordert. Aufgrund der hierarchischen

Datenstruktur und unterschiedlichen Größe der Teilungsbereiche sind die für die Routenplanung benötigten Nachbarschaftsoperationen allerdings sehr aufwändig.

Octrees sind eine Kombination der beiden Ansätze. Dabei wird die Punktmenge in acht gleich große Quader zerlegt, welche selbst ebenfalls rekursiv unterteilt werden können. Obwohl sich durch das Octree-Modell der Speicherbedarf reduzieren lässt, da keine Bereiche ohne Punkte abgespeichert werden müssen und sich die Anzahl der möglichen Unterteilungen an die Punktdichte anpasst, ist die Erstellung und Verarbeitung zeitaufwändig. Auch Nachbarschaftsoperationen, z. B. für den Routenplanungsalgorithmus aufgrund der hierarchischen Datenstruktur des Octrees sind im Vergleich zum Voxel-Modell zeitaufwändiger. Außerdem können die Bereiche ohne Datenpunkte, die den befliegbaren Raum abbilden, so groß werden, dass keine ausreichend genaue Bahnplanung möglich ist. Deswegen erfolgt die Generierung der Navigationskarte anhand gleichmäßiger Voxel, die für die Klassifizierung und Rekonstruktion ähnlich eines Octrees weiter unterteilt werden. Die einzelnen Methoden sind in der Abbildung 3.1.10 anhand des Stanford-Hasen dargestellt.

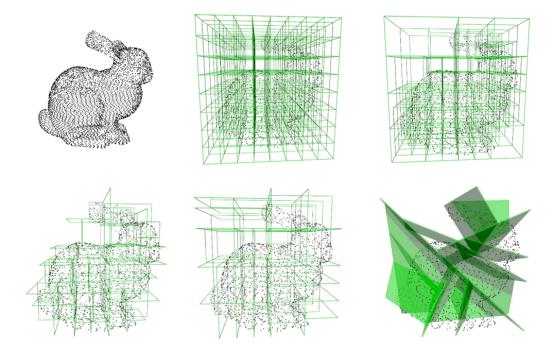


Abbildung 3.1.10: Generalisierung einer Punktwolke - oben links: Punktwolke, oben mittig: Voxel, oben rechts: Octree, unten links: Medianteilung, unten mittig: gleichmäßige Teilung, unten rechts: Hauptkomponenten (in Anlehnung an [110])

Die Rasterung der 3D-Punktwolke zur Erzeugung der Umgebungskarte erfolgt in Abhängigkeit von der maximalen UAV-Abmessung  $l_{UAV}$  und dem minimalen Sicherheitsabstand des UAVs  $d_{S_{UAV}}$ , der zu den Objekten im Raum eingehalten werden muss (Abbildung 3.1.11). Damit ergibt sich die Rasterweite  $l_{Voxel}$  zu:

$$l_{Voxel} = l_{UAV} + 2d_{S_{UAV}} (3.1.10)$$

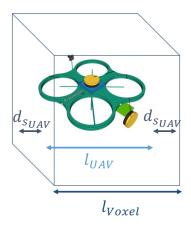


Abbildung 3.1.11: Rasterweite in Abhängigkeit von der Größe und des Sicherheitsabstandes des UAV

Anschließend werden die lokal ausgerichteten Bauwerksdaten anhand der maximalen Abmessungen der Punktwolke und der definierten Rasterweite  $l_{Voxel}$  in ein 3D-Voxel-Raster überführt. Dabei erfolgt die Ausrichtung der Voxel so, dass sich die Punktmenge mittig in der gesamten Voxelmenge befindet. Anschließend wird jeder Voxel des Modells entsprechend flugtauglicher und nicht-flugtauglicher Bereiche klassifiziert. Dies erfolgt anhand einer Prüfung vorhandener Punkte innerhalb eines jeden Voxels. Für freie Voxel wird der Wert 1 und für Voxel, in denen sich eine einstellbare Mindestanzahl von Punkten befindet, der Wert -1 bestimmt. Damit lässt sich sicherstellen, dass einzelne fehlerhafte Ausreißerpunkte freie Bereiche nicht blockieren können. Das Ergebnis ist eine binäre 3D-Matrix mit klassifizierten freien und belegten Bereichen. Da in den Daten nur Oberflächenpunkte abgebildet werden, erfolgt anschließend die Identifizierung und Klassifizierung zusammenhängender Bereiche. Dafür wird das in Kapitel 2.4.2 beschriebene regionenbasierte Bereichswachstumsverfahren (Region Growing) für Punktwolken adaptiert und auf die Voxel angewandt. Hierbei sind vor allem die Nachbarschaftsbeziehungen relevant. Die Identifikation zusammenhängender Bereiche zur Routenplanung hängt von der Adjazenzbeziehung zu den umgebenden 26 Voxeln ab. Diese Beziehung kann anhand einer gemeinsamen Fläche, Kante oder eines Scheitelpunktes bestehen. Aufgrund des Aufbaus mittels einer 3D-Matrix lassen sich die Nachbarschaftsoperationen schnell bestimmen. So haben bspw. die umgebenden in Beziehung mit dem zu prüfendem Voxel bei einer gemeinsamen Fläche zwei übereinstimmende Indizes, bei einer gemeinsamen Kante einen übereinstimmenden Index und bei einem gemeinsamen Scheitelpunkt keine übereinstimmenden Indizes. Diese verschiedenen Varianten fasst die folgende Abbildung 3.1.12 zusammen.

Für die Umgebungskartenerstellung ist die 6-Nachbarschaftsbeziehung über gemeinsame Flächen ausschlaggebend, sodass nur für das UAV erreichbare Bereiche miteinander verbunden werden, indem diagonale Verbindungen zu vermeiden sind. Die Auswertung der Daten erfolgt dabei in positiver Richtung entlang der Koordinatenachsen, beginnend in X-, dann in Y- und abschließend in Z-Richtung. Ein benachbarter Voxel wird dann zur Menge des untersuchten Segmentes hinzugefügt, wenn seine Eigenschaft dem vorherigen

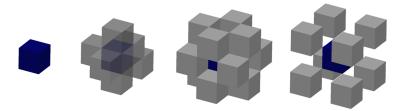


Abbildung 3.1.12: Adjazenzbeziehung eines Voxels (von links nach rechts: untersuchter Voxel; Verbindung über gemeinsame Fläche, Kante oder Ecke)

Voxel gleicht. Ansonsten beginnt ein neues Segment, bei dem zusammenhängende Bereiche die gleiche Wertzuweisung erhalten. Mehrere nicht zusammenhängende Segmente gleicher Eigenschaft werden anhand fortlaufender Nummerierung unterschieden. So erhalten gesperrte Bereiche negative (-1, -2, -3 usw.) und freie Bereiche positive Werte (1, 2, 3 usw.). Da sich bei diesem Vorgehen nicht alle zusammenhängenden Segmente bestimmen lassen, erfolgt anschließend die iterative dreidimensionale Identifikation benachbarter Bereiche. Dabei wird die flächenbasierte Nachbarschaftsbeziehung eines jeden Voxels geprüft und ggf. der niedrigste positive oder negative Wert im gemeinsamen Segment übernommen. So sind alle in einem Segment zusammenhängendem Voxel identifiziert. Aus der größten Anzahl gleicher positiver Werte ergibt sich der Flugbereich, der für die Befliegung als frei klassifiziert wird. Die restlichen Voxel gelten als gesperrt. Das Ergebnis ist eine binäre merkmalsbasierte 3D-Karte (siehe Abbildung 3.1.13), die die Bauwerksgeometrie sowie die Störelemente generalisiert abbildet. Dadurch ist der Speicherbedarf einer solchen Karte gegenüber einem 3D-Modell oder einer Punktwolke erheblich reduziert und die Anforderungen für die Befliegung mit einem UAV finden bereits bei der Kartengenerierung Berücksichtigung.

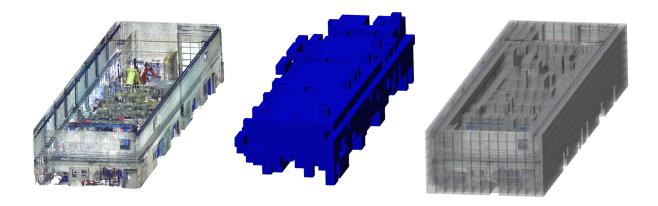


Abbildung 3.1.13: Binäre Umgebungskarte - links: Punktwolke als Umgebungsmodell (zur besseren Sichtbarkeit ohne Hallendach), mittig: Karte der befliegbaren Bereiche, rechts: belegte Bereiche (zur besseren Sichtbarkeit ohne Hallendach und mit hinterlegter Punktwolke)

# 3.2 Entwicklung eines Verfahrens zur Identifikation von Prüfstellen

Die Inspektion industrieller Hallen dient dem Erhalt der Standsicherheit und der Dauerfestigkeit. Deswegen müssen für die Routenplanung neben der binären Umgebungskarte auch die Inspektionsbereiche bekannt sein. Dafür werden im ersten Schritt die Bauwerkselemente segmentiert. Neben den Wänden sollen auch das Dach, der Hallenboden und die für die Befliegung relevanten Störelemente im Innenbereich detektiert werden. Anschließend wird ein Verfahren zur Identifikation der für die Inspektion wesentlichen Strukturen, wie das Tragwerk oder die Kranbahn, vorgestellt. Dadurch kann der zweite Schritt des Prozesses der 3D-Datenverarbeitung zur Modellierung, die Segmentierung und Klassifikation, durchgeführt werden.

#### 3.2.1 Segmentierung der Bauwerkselemente

Das entwickelte Verfahren zur Segmentierung der Bauwerkselemente basiert auf dem Region Growing in Verknüpfung mit einem top-down Ansatz. Die Grundlage ist dabei der split-and-merge Algorithmus [199]. Die Segmentierung erfolgt im generalisierten Datensatz des Bauwerkes im lokalen Koordinatensystem (vgl. Kapitel 3.1.2 und 3.1.3).

Die Detektion der Gebäudegeometrie und dadurch der einzelnen Wände erfolgt auf Basis des Grundrisses. Dafür werden zuerst alle Voxel in die XY-Ebene projiziert und eventuelle, offene Bereiche anhand eines Closing-Algorithmus aus der morphologischen Bildverarbeitung [234] geschlossen. Das Ergebnis ist die geschlossene einheitliche Fläche des Gebäudes, aus der sich der Grundriss und die einzelnen Wände ableiten lassen. In dieser Fläche wird der erste belegte Voxel  $V_{x=min,y=1}$  der minimalen Y-Richtung in X-Richtung gesucht. Anschließend erfolgt die Identifizierung zusammenhängender belegter Voxel entsprechend der Flächenberührung in X-Richtung. Sie werden so lange einer Wand zugeordnet, wie sich in dieser Ebene senkrecht zur Bewegungsrichtung exakt ein belegter Voxel befindet. Gebäudeecken lassen sich identifizieren, indem sich kein weiterer belegter Voxel in dieser Bewegungsrichtung findet (Außenecke) oder auf beiden Seiten senkrecht zur Bewegungsrichtung ein belegter Voxel ist (Innenecke). Dann erfolgt entsprechend der Ecke ein Richtungswechsel und anschließend die Wiederholung des Vorgehens, bis alle Außenwände identifiziert sind (Abbildung 3.2.1). Die detektierten Wände werden anschließend samt aller belegten Voxel in Höhenrichtung und dazugehöriger Punktmengen segmentiert.

Im nächsten Schritt sollen entsprechend der analysierten Dachgeometrien die Hallendecken segmentiert werden. Dafür wird für alle Voxel der Grundebene der höchste belegte Voxel  $V_{z=max}$  als Teil des Daches klassifiziert. Die Höhenausdehnung der Decke kann aufgrund der Dachgeometrie oder von Anbauten im Deckenbereich (u. a. Lampen, Heizungen) mehr als ein Voxel betragen. Deswegen wird durch eine Prüfung des Schwerpunktes der Punktmenge in jedem Voxel ermittelt, ob die Höhenausdehnung der Decke in diesem Bereich mit einem einzigen Voxel erfasst werden kann. Befindet sich dieser unterhalb eines

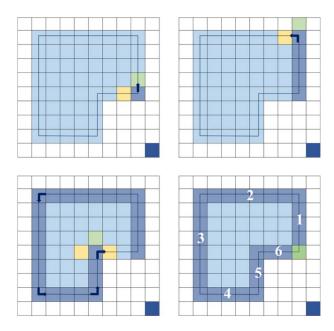


Abbildung 3.2.1: Vorgehen bei der Erkennung der Wände

definierbaren Grenzwertes innerhalb des Voxels (z.B. in den unteren 25% des Voxels) wird der Voxel darunter ebenfalls als zur Decke zugehörig klassifiziert. Zum Schluss sind noch die Störelemente und der Bodenbereich voneinander zu trennen. Die Segmentation des Bodens kann erfolgen, indem die unterste Voxelebene mit der dazugehörigen Punktmenge als Boden klassifiziert wird. Die restlichen Voxel bilden für die Inspektion irrelevante Störelemente, mit denen keine Kollision stattfinden darf. Das Ergebnis der Segmentation sind klassifizierte Wände, der Deckenbereich, der Boden sowie die Störelemente im Innenbereich (siehe Abbildung 3.2.2).

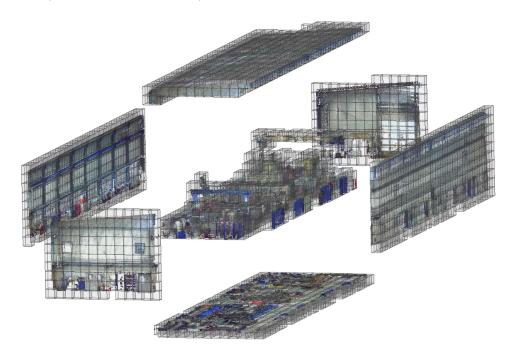


Abbildung 3.2.2: Segmentierte Voxelmenge mit zur Übersicht dargestellter Punktwolke

Das Verfahren zur Segmentation ist im folgenden Ablaufdiagramm 3.2.3 zusammengefasst.

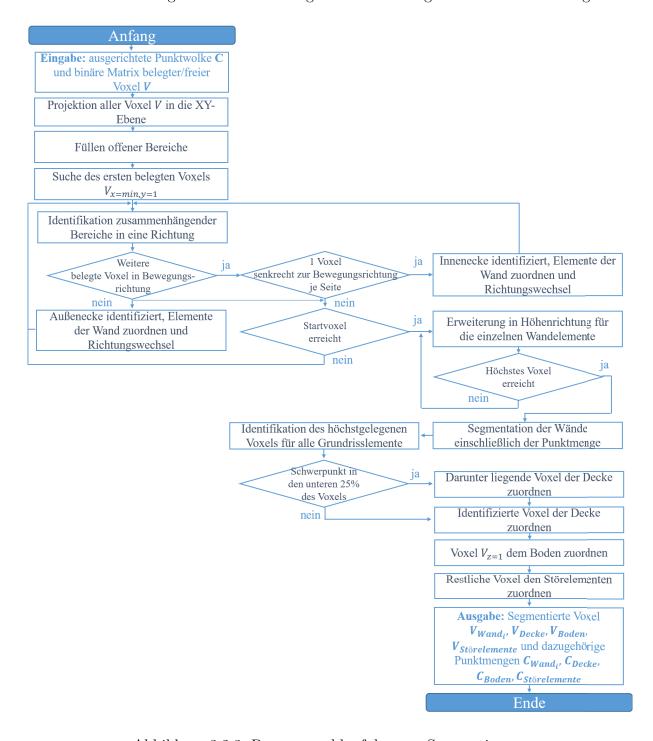


Abbildung 3.2.3: Programmablaufplan zur Segmentierung

#### 3.2.2 Identifikation relevanter Bereiche

Aus den segmentierten Bauwerkselementen sollen in einem nächsten Schritt die für die Inspektion relevanten Bereiche abgeleitet werden. Entsprechend der Analyse (vgl. Kapitel 3.1.1) zählen dazu die Tragstruktur, Deckenkonstruktion sowie die Kranbahn eines ggf. vorhandenen Brückenkrans. Dafür erfolgt eine Untersuchung der im vorherigen

Schritt segmentierten Bereiche sowie der dazugehörigen Punktmengen. Bei diesen einzelnen Punktmengen werden belegte Voxel ähnlich eines Octrees in feinere gleichmäßige Subvoxel und anschließend ebenfalls entsprechend der enthaltenen Punktmenge in leere und belegte Bereiche unterteilt. Dann wird im untersuchten Wandbereich ein Schnitt in einer einstellbaren Höhe  $H_{SW}$  mit möglichst wenigen Störelementen wie Anbauten oder Fenstern (z.B. im Bereich der halben Hallenhöhe) als Grundlage für die weitere Klassifikation extrahiert. Anschließend werden die 3D-Voxel in diesem Schnitt anhand einer Projektion in eine binäre 2D-Matrix und damit in ein Bild überführt. Darin erfolgt die Suche der maximalen, zusammenhängenden Komponente entlang eines Subvoxels in einer Richtung mithilfe eines Region-Growing-Verfahrens. Eventuelle kurze, freie Bereiche (z.B. Öffnungen) werden bis zu einem definierbaren Grenzwert ebenfalls diesem Bereich zugeteilt und die resultierenden Pixel als Wand klassifiziert. Aus den verbleibenden Pixeln lassen sich erneut zusammenhängende Bereiche identifizieren und auf ihre Größe hin untersuchen. Liegen diese in einem definiertem Größenbereich, werden sie als potentielle Träger klassifiziert, andernfalls als Störelemente (Abbildung 3.2.4).

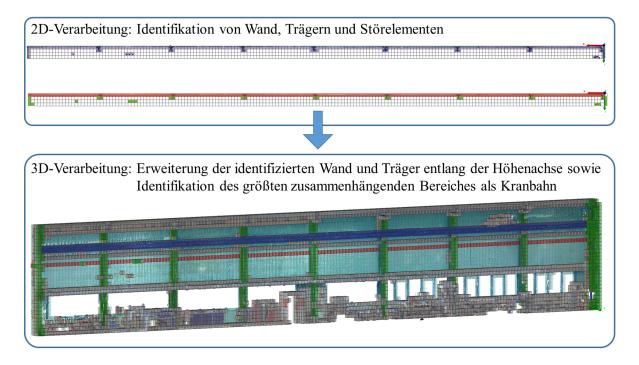


Abbildung 3.2.4: Klassifikation - oben: 2D-Verarbeitung mit freien Bereichen (weiß), belegte Voxel (violett), klassifizierte Wand (rot) und potentielle Träger (grün); unten: Klassifikation von Wand (türkis), Trägern (grün), Kranbahn (blau) und Störelementen (grau) in 3D (die Höhe des Schnittes zur 2D-Verarbeitung ist in rot dargestellt)

Anschließend erfolgt die Rückführung der klassifizierten Elemente in die 3D-Matrix. Dabei werden die Wand sowie die detektierten Träger auf die gesamte Höhe der segmentierten Wand ausgeweitet, indem zusammenhängende Bereiche mit direkter Flächennachbarschaft in Höhenrichtung identifiziert und der jeweiligen Klassifikation zugeordnet werden.

Dadurch lassen sich die Wand und die Träger klassifizieren. Bei den restlichen belegten Subvoxeln wird die größte Zusammenhangskomponente oberhalb der halben Hallenhöhe bestimmt und als Kranbahn identifiziert. Dieses Vorgehen wiederholt sich für alle segmentierten Wände. Für die Routenplanung werden anschließend die Klassifikation der Subvoxel auf die dazugehörigen Hauptvoxel übernommen.

Abschließend muss noch eine Identifizierung der strukturell relevanten Elemente im Deckenbereich erfolgen. Aufgrund von individuellen Anbauten (z.B. Lampen, Heizungen) sollen diese Bereiche nicht anhand einer datenbasierten Klassifizierung detektiert, sondern durch Ableitung bereits klassifizierter Bereiche festgelegt werden. Dies erfolgt, indem im Grundriss für jeden segmentierten Träger senkrecht der zugehörigen Wandrichtung geprüft wird, ob sich in der Betrachtungsrichtung ein weiterer als Träger klassifizierter Voxel befindet. Anschließend lassen sich entlang dieser Verbindung die zugehörigen Voxel des Daches segmentieren und als Dachträger klassifizieren.

Als Ergebnis der Segmentierung und Klassifikation sind zwei Karten für die Navigation entstanden (siehe Abbilding 3.2.5), eine objektbasierte zur Planung der Route mit den klassifizierten Elementen zur Inspektion sowie eine merkmalsbasierte, die aus den Subvoxeln besteht und als Grundlage für die Lokalisierung des mobilen Roboters dient.

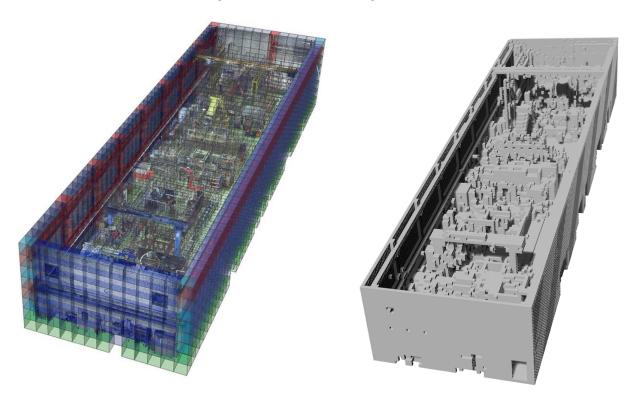


Abbildung 3.2.5: Karten zur Routenplanung (links) und für die Lokalisierung des mobilen Systems (rechts), zur besseren Sichtbarkeit ohne Dachbereich

Das Verfahren zur Identifikation von Prüfstellen ist im folgenden Diagramm 3.2.6 zusammengefasst.

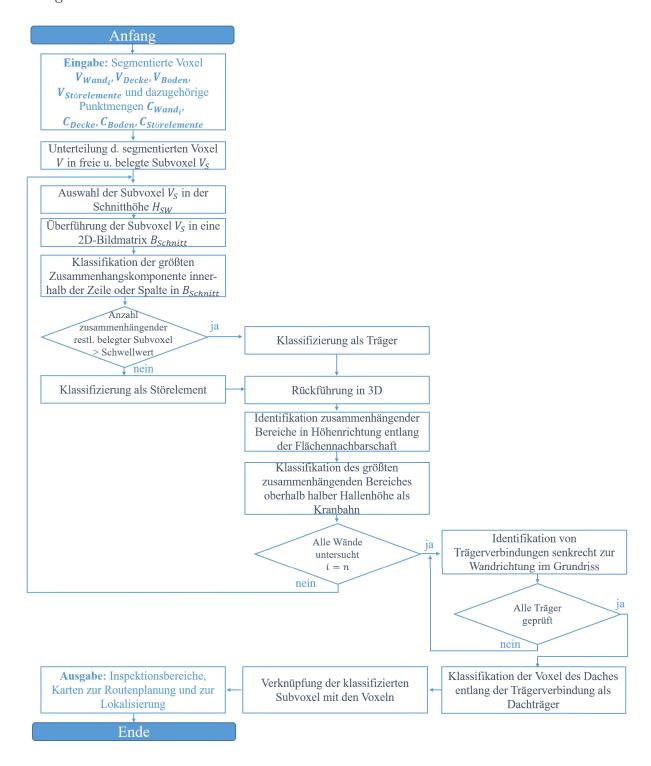


Abbildung 3.2.6: Programmablaufplan zur Klassifizierung der Inspektionsbereiche

### 3.3 Methoden zur Routenplanung

Basierend auf der Analyse verschiedener Hallenstrukturen, der generierten Umgebungskarte sowie der klassifizierten Bereiche wird in diesem Abschnitt ein Verfahren zur Routenplanung vorgestellt. Dafür werden in einem ersten Schritt die Parameter aus den identifizierten Inspektionsbereichen abgeleitet. Anschließend lassen sich diese anhand der Umgebungskarte in eine Route überführen.

#### 3.3.1 Ableitung relevanter Anweisungen

Neben den Positionen der identifizierten Bereiche in der Umgebungskarte sind die zur Durchführung der Inspektion benötigten Positionen und Orientierungen des UAV sowie Handlungsanweisungen zu ermitteln. Da die Route ausschließlich durch freie und damit befliegbare Voxel verläuft, die zu inspizierenden Strukturen allerdings nicht befliegbar sind, muss die benötigte UAV-Pose anhand der identifizierten Inspektionsbereiche abgeleitet werden. Aus diesem Grund erfolgt die Sichtinspektion von einem befliegbaren Nachbarvoxel aus. Dabei muss aus Sicherheitsgründen sowie für die Bewertung und Rückführung der Bilddaten ein festgelegter Abstand zwischen UAV und Inspektionsbereich gewährleistet sein. Ein Voxel kann bis zu 26 Nachbarn haben, wodurch zusätzlich die Angabe einer Richtung für die optische Inspektion notwendig ist. Die für diese Inspektion benötigte Route muss somit anhand vordefinierter Strecken im 3D-Raum definiert werden. Dabei ergibt sich die Route anhand einer Liste von Konfigurationen, die die zu befliegenden Inspektionspositionen als 3D-Punkte sowie die zur Durchführung benötigte Orientierung der Kamerablickrichtung enthält. Eine Inspektionsposition kann mehrere Orientierungen haben. Die Gesamtroute entspricht dann der Anzahl n der Konfigurationen in der Liste. Dabei wird der Weg von einer Konfiguration zur nächsten als Strecke bezeichnet. In der folgenden Abbildung 3.3.1 sind die einzelnen Begriffe veranschaulicht.

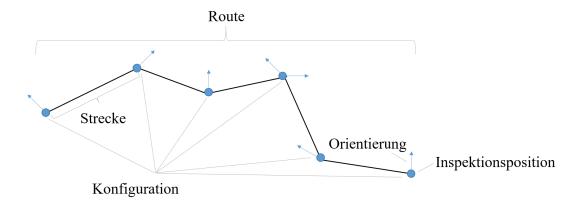


Abbildung 3.3.1: Begriffsübersicht Route

Die Prüfung der Inspektionsbereiche soll umfassend in alle Richtungen erfolgen. Dafür werden die benachbarten Voxel im Inspektionsbereich (Inspektionsvoxel) untersucht, um die idealen Inspektionspositionen zu bestimmen. Ein erster Schritt untersucht die Voxel,

die mit dem Inspektionsvoxel anhand einer Flächenberührung verbunden sind. Freie Voxel sind als Inspektionspositionen vorgemerkt. Befindet sich innerhalb dieser Nachbarschaftsvoxel ein weiterer Inspektionsvoxel, wird diese Richtung für den aktuellen nicht weiter betrachtet. Finden sich für jede Richtung keine befliegbaren Voxel mit direktem Flächenkontakt, werden die Nachbarschaften anhand der Kanten untersucht und freie Bereiche als Inspektionspositionen festgelegt. Sind anschließend nicht in allen benötigten Richtungen Positionen oder benachbarte Inspektionsvoxel definiert, erfolgt die Ausweitung der Suche freier Bereiche auf die Nachbarschaftsbeziehungen anhand der Ecken. Befinden sich drei Inspektionspositionen in einer Reihe, kommen nur die äußeren beiden zur Anwendung. Anschließend wird der Vektor zwischen der Inspektionsposition und dem Mittelpunkt des Inspektionsvoxels bestimmt. Dieser Inspektionsvektor definiert die Orientierung der Aufnahme und kann entweder durch Ausrichtung der Kamera oder des gesamten UAV realisiert werden. Die Prüfung des Sicherheitsabstandes erfolgt durch Bestimmung der Länge des Vektors. Unterschreitet dieser den definierten Grenzwert, wird ein Voxel entsprechend der Richtung des Inspektionsvektors gewählt, der dem Sicherheitsabstand genügt. Existiert kein entsprechender, befliegbarer Voxel, kann die Inspektion aus dieser Richtung nicht erfolgen. Das Ergebnis sind Inspektionspositionen mit einem Richtungsvektor für jeden dieser Punkte, der die Orientierung der Kamera oder des UAV definiert (Abbildung 3.3.2), sodass sie beflogen werden können. Abschließend wird noch der Voxel der Startund Zielposition in der Umgebungskarte festgelegt und dieser mit den Inspektionspositionen und -richtungen in die automatisierte Routenplanung übergeben.

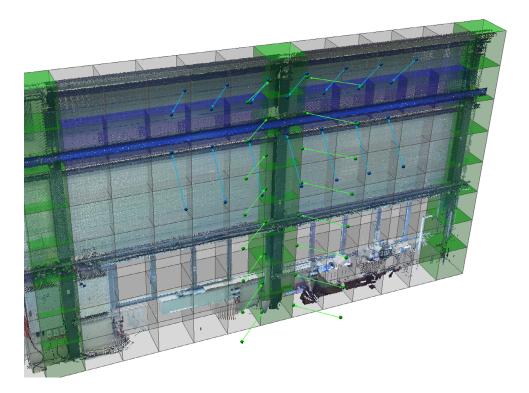


Abbildung 3.3.2: Inspektionspunkte und -orientierungen (Träger: grün, Kranbahn: blau)

#### 3.3.2 Verfahren zur automatisierten 3D-Routenplanung

Basierend auf den ermittelten Inspektionspunkten erfolgt im nächsten Schritt die Planung einer Route in der generierten Umgebungskarte. Eine geeignete Route beinhaltet alle Positionen und Orientierungen sowie Handlungsanweisungen des UAV, die zur Inspektion benötigt werden. Diese soll dabei minimaler Länge sein und möglichst wenig Richtungswechsel enthalten, um die Flugzeit optimal für die Inspektion auszunutzen, da eine Verlangsamung bzw. ein Stopp der Bewegung beim Richtungswechsel notwendig ist. Die Herausforderung besteht hier in der Bestimmung einer optimalen Reihenfolge der Inspektionspositionen. Dieses Problem lässt sich theoretisch dadurch lösen, dass die Entfernung einer jeden Permutation  $\pi_i$  der Gesamtroute bestimmt und die kürzeste Route ausgewählt wird. Allerdings ist diese Herangehensweise in der Praxis nicht zielführend, weil der Berechnungsaufwand bei zunehmender Anzahl von Wegpunkten exponentiell steigt. Da sich die Anzahl der möglichen Routen aus der Fakultät von (n-1) ergibt, sind bei 50 Inspektionspunkten bereits etwa 6 \* 10<sup>62</sup> Varianten zu prüfen [284]. Grundsätzlich handelt es sich hierbei um das Handlungsreisendenproblem (TSP, engl.: Travelling Salesman Problem) [29]. Dabei soll die Reihenfolge von n Zielen mit bekannten Abständen so gewählt werden, dass sich der kürzeste Weg von der Startposition  $P_1$  über alle Zwischenziele  $P_2$ bis  $P_n-1$  bis zurück zur Startposition  $P_n=P_1$  ergibt (siehe Abbildung 3.3.3). [219]

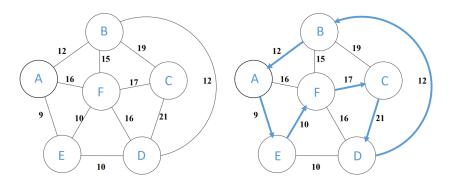


Abbildung 3.3.3: Problem des Handelsreisenden und identifizierte kürzeste Route (in Anlehnung an [215])

Aufgrund des hohen Rechenaufwandes werden zur Lösung heuristische Verfahren eingesetzt, die sich der Lösung mit vergleichsweise geringem Rechenaufwand annähern. Dabei kann man Eröffnungs- und Verbesserungsverfahren unterscheiden. Bei ersterem wird basierend auf einem zufälligen Startpunkt der nächstliegende als darauf folgender Punkt gewählt (z.B. bei der Nearest-Neighbour-Heuristik). Verbesserungsverfahren optimieren die vorliegende Lösung. So werden bspw. beim Kantentausch-Verfahren Teile der Lösung entfernt und die Route anhand neuer Strecken in Teilsegmenten wieder zusammengefügt [218]. Für die Adaption auf die Routenberechnung sind demnach die Längen der Strecken zwischen allen zu befliegender Inspektionspositionen notwendig. Hierbei ist eine Strecke als die Anzahl zu befliegender Voxel zwischen dem jeweiligen Start- und Zielvoxel definiert. Aufgrund der rasterbasierten Karte lässt sich die kürzeste Entfernung anhand einer bi-

nären Distanztransformation ermitteln. Dabei wird von jedem der beiden Voxel der Abstand entsprechend der flächenhaften Nachbarschaftsbeziehung (City-Block-Distanz) zu jedem anderen freien Voxel in der 3D-Karte bestimmt. Jede diagonale Verbindung entspricht dabei 2 Längeneinheiten. Durch Addition der beiden resultierenden Abstandskarten lässt sich der kürzeste Weg  $n_{Strecke}$  zwischen den beiden Voxeln bestimmen, indem der Strecke entlang des niedrigsten Wertes auf der Karte gefolgt wird [234]. Anschließend werden die Richtungsänderungen  $n_{Richtungswechsel}$  gezählt und zu der Streckenlänge  $l_{Strecke}$  addiert. Das Verfahren ist für den 2D-Fall in Abbildung 3.3.4 dargestellt. Da es in diesem Beispiel mehrere kürzeste Strecken gibt, die eine unterschiedliche Anzahl an Richtungsänderungen vorweisen, wird die Strecke 2 aufgrund weniger Richtungsänderungen gewählt.

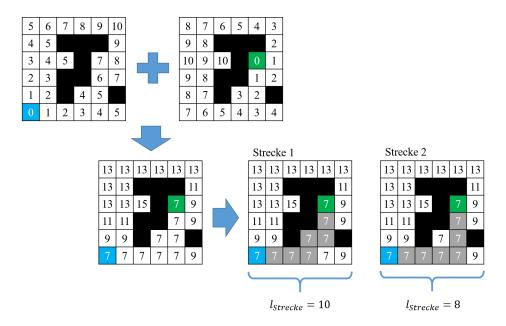


Abbildung 3.3.4: Beispiel einer binären Distanztransformation in 2D mit Startpunkt (blau), Zielpunkt (grün), Störelemente (schwarz) und der Route (grau)

Aus den Längen der Strecken kann die optimale Gesamtroute und die Reihenfolge der Inspektionsvoxel berechnet werden. Dafür wird das von Schöning [219] vorgestellte dynamische Verfahren zur Lösung des Handlungsreisendenproblems für den 3D-Raum adaptiert und durch eine Nearest-Neighbour-Heuristik erweitert. Die Routenberechnung erfolgt auf Basis einer  $n \times n$  Entfernungsmatrix  $E = (e_{ij})$  aller Inspektionspositionen, die aus dem Feld der Minimalwerte aller befliegbaren Voxel nach der Distanztransformation abgeleitet wird. Hierbei bedeutet  $e_{ij}$  die Entfernung in Voxel von Inspektionsposition  $P_i$  zu  $P_j$ . Dafür muss eine Permutation  $\pi: \{1,...,n\} \rightarrow \{1,...,n\}$  gesucht werden, die den folgenden Wert minimiert.

$$g_{Route}(\pi) = \sum_{i=1}^{n-1} e_{\pi(i),\pi(i+1)} + e_{\pi(n),\pi(1)}$$
(3.3.1)

Mit der Vorgabe, dass die Route am selben Voxel startet und endet, die Startposition  $P_1$  also der Zielposition  $P_n = P_1$  entspricht, lässt sich das Bellmansche Optimalitätsprinzip

ansetzen. Dies besagt, dass die optimale Lösung für ein Problem durch optimale Teillösungen kleinerer Größe zusammengesetzt werden kann [219]. Damit lässt sich die Lösung  $g_{Route}$  für die Menge an Inspektionspositionen L folgendermaßen beschreiben

$$g_{Route}(i,L) = \begin{cases} e_{i1}, & \text{für } L = \emptyset \\ \min_{j \in L} (e_{ij} + g_{Route}(j,L - \{j\}), & \text{für } L \neq \emptyset \end{cases}$$
(3.3.2)

Durch Nachvollziehung der gewählten Minima kann dann die optimale Reihenfolge der Inspektionspositionen konstruiert ermittelt werden. Das grundlegende Verfahren ist in der folgenden Abbildung 3.3.5 anhand von 4 Inspektionspunkten dargestellt.

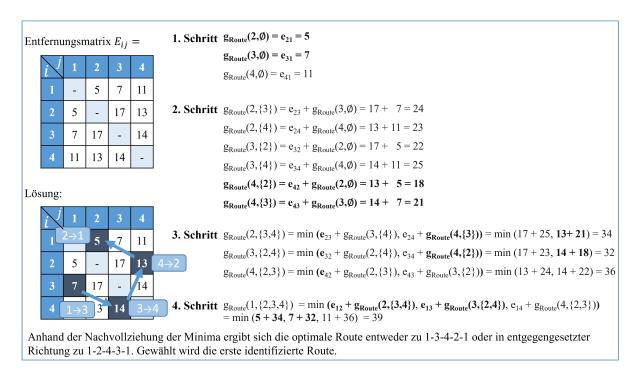


Abbildung 3.3.5: Algorithmus zur Routenberechnung

Die Vorgabe der UAV- oder Kameraausrichtung (Roll-, Nick- und Gierwinkel) ist zu verschiedenen Zeitpunkten entlang der Route möglich. So kann es eine Drehung am Anfang oder Ende einer jeden Strecke, eine progressive Drehung im Gierwinkel zwischen der Ausgangs- und Zielorientierung oder auch eine tangentiale Drehung zu den Azimut-Änderungen des Routenabschnitts geben [94]. Für das in dieser Arbeit entwickelte Lokalisierungssystem wird die Drehung am Ende des Routenabschnittes gewählt, da somit die getrennte Betrachtung der Position und Orientierung möglich ist. Anschließend werden die Inspektionspunkte in der ermittelten optimalen Reihenfolge mit den dazugehörigen für die Inspektion benötigten Blickwinkeln der Kamera entsprechend der abgeleiteten Anweisungen zu einer Konfigurationsliste zusammengeführt. Diese Konfigurationsliste dient als Route für den mobilen Roboter und damit in Verknüpfung mit der Lokalisierung als Grundlage für die Navigation. Ein Beispiel für eine Route zeigt die folgende Abbildung 3.3.6.

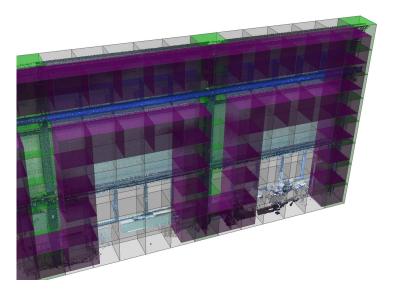


Abbildung 3.3.6: Route (violett) am Beispiel der Inspektionspunkte und -orientierungen aus Abbildung 3.3.2

Das Verfahren zur Routenplanung ist im folgenden Diagramm 3.3.7 zusammengefasst.

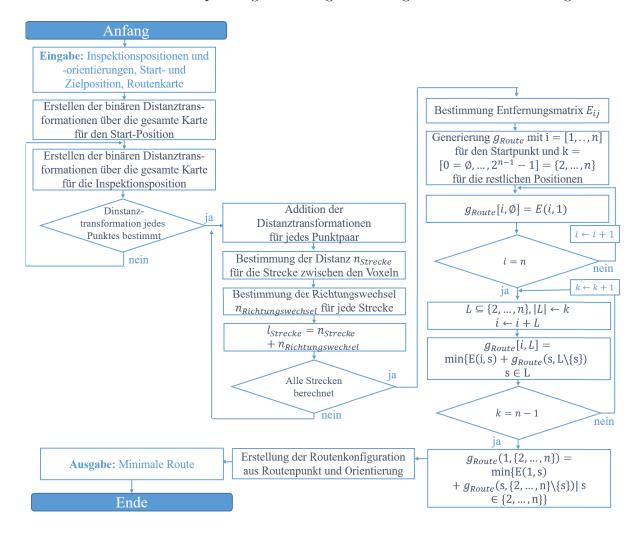


Abbildung 3.3.7: Ablaufdiagramm der Routenplanung

## 3.4 Verknüpfung des Modells mit Metainformationen und Integration in bestehende Systeme

Für die Rückführung der Inspektionsergebnisse sollen die generierten Umgebungskarten in ein 3D-Modell überführt und mit den Metadaten verknüpft werden. Durch diesen letzten Schritt des Modellierprozesses (Verknüpfung und Modellbildung) lassen sich die merkmals- und objektorientierten Modelle zu einem informationsorientierten Modell fusionieren. Anhand dessen kann ein digitales, bauteilbezogenes 3D-Bauwerksmodell generiert werden. Durch die Verknüpfung des geometrischen Modells mit semantischen Informationen (z.B. Träger oder Wand), beschreibenden Eigenschaften (z.B. Material oder Bauteilzustand) und Beziehungen untereinander lässt sich ein BIM generieren. Dabei kann die Modellierung je nach Anwendung in unterschiedlichen Detaillierungsgraden (LoD-Level of Detail) erfolgen. Dieser besteht dabei aus dem geometrischen Detaillierungsgrad (LoG-Level of Geometry), dem Informationsgrad (LoI-Level of Information), dem Genauigkeitsgrad (LoA-Level of Accuracy) sowie dem Dokumentationsgrad für ein As-Built-BIM (LoAD-Level of As-is-Dokumentation) [16]. Es gilt:

$$LoD = LoG + LoI + LoA + LoAD (3.4.1)$$

Die Inspektionsergebnisse lassen sich anhand eines generalisierten Modells darstellen, sodass ein niedriger Detaillierungsgrad ausreichend ist. Deswegen kann die Überführung in ein BIM-fähiges Modell anhand von Voxeln erfolgen (siehe Abbildung 3.4.1). Grundlage dafür ist der STEP-Standard und damit die Datenmodellierungssprache EXPRESS [63, 62]. Hier kann die Beschreibung der Geometrie grundlegend anhand von expliziten und impliziten Methoden erfolgen. Explizite Verfahren stellen die Oberfläche des Körpers anhand der Flächenbegrenzungen (Boundary Representation) sowie der hierarchischen Beziehungen zwischen Körper, Fläche, Kanten und Knoten dar. Dreiecksbasierte Oberflächenbeschreibungen bilden dabei einen stark vereinfachten Spezialfall. Implizite Verfahren definieren das 3D-Objekt anhand der prozeduralen Beschreibung der Modellierung, indem die Folge von Konstruktionschritten zur Erzeugung des Modells festgelegt wird. Beispiele dafür sind die Modellbeschreibung anhand einer Folge von Konstruktionsschritten mit 3D-Primitiven (konstruktive Festkörpergeometrie), Extrusions- und Rotationsverfahren sowie die parametrische Modellierung [33]. Die Darstellung von Quadern kann anhand der Flächenbegrenzungen, Dreiecken oder durch Festkörpergeometrie erfolgen (siehe Abbildung 3.4.1).

Für die Modellerstellung wird hier die merkmalsbasierte Karte zur Lokalisierung aus Subvoxeln verwendet. Dadurch lässt sich ein Volumenmodell generieren, dass die Halle geometrisch beschreibt. Die einzelnen Voxel sollen miteinander verknüpft werden, sodass ein zusammenhängendes Volumenmodell für jeden klassifizierten Bereich entsteht. Deswegen erfolgt die Überführung der generierten Karten in ein BIM-fähiges Modell auf Basis von Flächenbegrenzungen. Dadurch lässt sich das Modell reduzieren, indem es auf doppelte Flächen geprüft wird. Befinden sich entsprechend der flächenhaften Nachbarschaftsbe-

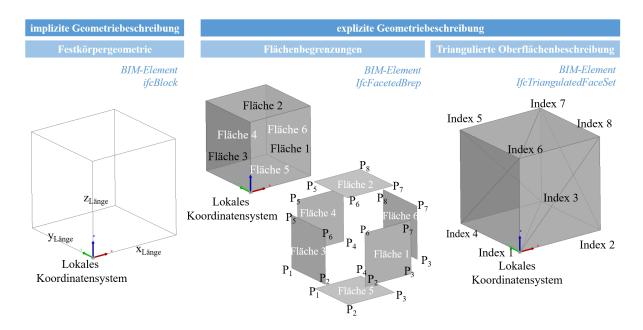


Abbildung 3.4.1: Varianten zur Generierung eines voxelbasierten 3D-Modells

ziehungen belegte Voxel nebeneinander, werden beide angrenzenden Flächen gelöscht. Flächen, die anhand von Kanten oder Ecken miteinander verbunden sind und die gleiche Orientierung haben, werden zu einer gemeinsamen Fläche verbunden. Die semantischen Eigenschaften (Metainformation) der Elemente werden als Attribute gespeichert und aus der objektbasierten Umgebungskarte (Routenplanung) abgeleitet. Die Inspektionsergebnisse (z. B. Bilder, Bewertungen) können auch mit dem Modell verknüpft werden. Durch die geplante Inspektionsroute samt Handlungsanweisungen für das UAV lassen sich die Sensoraufnahmen den einzelnen Voxeln zuordnen. Das Ergebnis ist ein BIM-fähiges Modell, dass das geometrische Modell mit Metadaten, wie der Klassifizierung oder den Inspektionsergebnissen verknüpft (Abbildung 3.4.2).

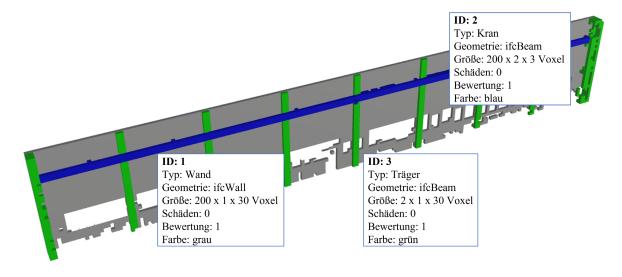


Abbildung 3.4.2: BIM-fähiges Modell

# 4 Entwicklung eines Lokalisierungssystems für den automatisierten UAV-Einsatz

In diesem Kapitel wird ein Verfahren zur Bestimmung der Position mobiler Roboter basierend auf Umgebungsdaten beschrieben. Der Fokus liegt auf dem Einsatz für UAV-Systeme und den damit einhergehenden Beschränkungen hinsichtlich Gewicht und mitführbarer Rechenkapazität. Deswegen soll ein leichtes System entwickelt werden, das trotzdem eine schnelle und genaue Bereitstellung der Positionsdaten ermöglicht. Dafür werden zuerst verschiedene Sensoren und Verfahren hinsichtlich des Einsatzes zur Lokalisierung unter industriellen Bedingungen beschrieben und analysiert. Anschließend erfolgt die Untersuchung und Bewertung möglicher Sensorkonfigurationen entsprechend der Anforderungen an das Inspektionssystem. Anhand dieser Ergebnisse wird ein Multisensorsystem zur Bestimmung der 3D-Position sowie Orientierung (6DoF, engl.: 6 Degrees of Freedom) entwickelt. Im Anschluss daran wird die Verknüpfung von lokaler und globaler Position für den Übergang vom Innen- in den Außenbereich in Strukturnähe sowie ein Verfahren zur Kalibrierung eines Multisensorsystems auf Basis von 2D-LiDAR-Sensoren beschrieben.

Aus den Umgebungsbedingungen bei einer Inspektion sowie entsprechend des vorgestellten Verfahrens zur Routenplanung (vgl. Kapitel 3.3) lassen sich die Anforderungen an das Lokalisierungssystem ableiten. Die benötigte Genauigkeit der absoluten Positionsbestimmung für die automatisierte Durchführung von Inspektionen mittels UAV ergibt sich aus der Rasterweite der Voxel, die zur Routenplanung verwendet wird und sollte den halben Sicherheitsabstand nicht überschreiten (vgl. Kapitel 3.1.3). Aus der Analyse industrieller Hallen (vgl. Kapitel 3.1.1) kann die benötigte Messentfernung und -auflösung der Sensorik abgeleitet werden. Dabei unterscheiden sich die Werte für die horizontale und vertikale Abdeckung durch das Multisensorsystem. Während für die Systeme, die die Positionsbestimmung auf Basis des Hallenbodens realisieren (z. B. Höhenmessung oder visuelle Odometrie), eine Messentfernung von ca. 20 m ausreichend ist, sollte diese bei horizontalen Systemen aufgrund der Größe üblicher Hallen mindestens 40 m betragen. Auch das Sichtfeld der Sensoren sollte für eine möglichst genaue Lokalisierung ausreichend groß sein, sodass im optimalen Fall eine Rundumsicht möglich ist. Für die sichere Steuerung des Flugsystems ist eine verzögerungsarme Bereitstellung der Positionsdaten notwendig. Die Steuerung kann durch die schnelle relative Positionsbestimmung erfolgen, die mit einer Positionskorrektur überlagert wird [27]. Das Gewicht und die Abmaße des Multisensorsystems müssen an die Tragfähigkeit des UAV abzüglich der benötigten Inspektionsausrüstung (z. B. RGB- oder Infrarotkamera) angepasst sein. Für die Erreichbarkeit der relevanten Prüfstellen während der UAV-basierten Inspektion eignet sich ein UAV mit einer Diagonale von maximal 75 cm (vgl. Kapitel 5.1.2). Deswegen gilt es, einen Kompromiss zwischen Tragfähigkeit und Größe zu finden. Entsprechend der maximalen Größe des UAV sowie der benötigten Inspektionssensorik ergibt sich eine Tragfähigkeit für das Multisensorsystem von ca. 500 g. In der folgenden Tabelle 4.0.1 sind die Anforderungen zusammengefasst.

Anforderung an das Lokalisierungssystem				
Einsatzbereich:	Innen- und Außenbereich	Lokalisierungsgenauigkeit:	genauer als 0,25 m	
Einsatzsystem:	UAV, UGV	Messentfernung:	Größer als 40 m	
Sensorbasierter Erfassungsbereich:	rundum	Frequenz der Positionsausgabe:	min. 25 Hz (relativ) min. 0,1 Hz (absolut)	
Berechnungsressourcen: Art der Lokalisierung:	Begrenzte Leistung, onboard 3D (mit 6 Freiheitsgraden),	Umgebungsbedingte Einflüsse:	Beleuchtungs-, Temperatur- &	
	Absolute Positionsbestimmung	Gewicht des Sensorsystems:	Luftdruckänderungen max. 500 g	

Tabelle 4.0.1: Anforderungen an das Lokalisierungssystem

## 4.1 Untersuchung von Sensorkonfigurationen als Grundlage für die Lokalisierung

Für die Entwicklung eines Multisensorsystems zur Lokalisierung ist die Untersuchung und Bewertung möglicher Sensorkonfigurationen basierend auf den Anforderungen notwendig. Entsprechend Abbildung 2.2.1 kommen dabei verschiedene Methoden der Lokalisierung im Innenbereich ohne Einsatz von externen Sensoren in Frage.

Mit der Trägheitsnavigation (vgl. Kapitel 2.2.3) lässt sich die relative Bewegung eines mobilen Systems bestimmen. Neben der ungenauen Positionsbestimmung sowie dem Drift der Messungen ist hierbei die Beeinflussung der Ergebnisse durch Änderungen der Umgebungsbedingungen, die sich z. B. auf die Magnetometer- oder Barometerdaten auswirken, herausfordernd. Somit ist die Inertialnavigation nicht eigenständig verwendbar, sondern eher als Unterstützung für andere Sensorsysteme geeignet.

Die optische Lokalisierung lässt sich in kamera- und laserbasierte Verfahren unterteilen (vgl. Kapitel 2.2.4 - Simultaneous Localization and Mapping (SLAM)). Kamerabasierte Systeme können dabei die relative Bewegung im Nahbereich (bis ca. 20 m) bestimmen. Die Ergebnisse sind u.a. abhängig von der Umgebungsbeleuchtung, dem Sichtfeld sowie der Struktur der Oberflächen. Die Integration einer Karte und damit einer absoluten Navigation kann in Form von Bildaufnahmen der Umgebung anhand einer Inertialerkundung erfolgen. Deswegen eignen sich kamerabasierte Systeme als Unterstützung für absolute Systeme oder für die Erkundung unbekannter Umgebungen. Verfahren mit LiDAR-

Sensoren ermöglichen die relative und absolute Bestimmung der Position auch für größere Entfernungen (bis über 100 m) und eignen sich somit für den Einsatz als Lokalisierungssystem. Allerdings sind die Berechnungen sehr aufwändig, weswegen geeignete Algorithmen benötigt werden.

Akustische und funkwellenbasierte Verfahren sind sehr ungenau sowie empfindlich gegenüber Umwelteinflüssen und eignen sich deswegen nicht. Taktile Systeme eignen sich aufgrund des Kontaktes mit der Umgebung ebenfalls nicht für ein automatisiertes Lokalisierungssystem. Deswegen werden hier nur Verfahren zur Lokalisierung mittels Trägheitssensoren und auf Basis optischer Sensoren betrachtet. Die unterschiedlichen Verfahren mit Vor- und Nachteilen sowie der Bewertung hinsichtlich des Einsatzes im Inspektionssystem zeigt die folgende Abbildung 4.1.1.

Lokalisierungsart	Eigenschaften	Vorteile	Nachteile	Bewertung
Trägheit	<ul> <li>relativ</li> <li>Beschleunigungssensoren,</li> <li>Gyroskope,</li> <li>Magnetometer,</li> <li>Barometer</li> </ul>	<ul> <li>Beobachtungen der Orientierung</li> <li>Unterstützung anderer Sensorsysteme</li> <li>Hohe Messfrequenz</li> </ul>	<ul> <li>Ungenaue Positionsbestimmung (&gt;250 mm)</li> <li>Drift der Sensormessungen</li> <li>Beeinflussung von Kompass und Barometer durch Umgebungsbedingungen</li> </ul>	0
Optisch Kamera	<ul><li>relativ</li><li>Monokular-, Stereo- und RGB- D-Kameras</li></ul>	Berechnung der Orientierung und Position anhand von Kamerabildern     Genaue Messung (<250 mm)	<ul> <li>Ergebnisse abhängig von der Beleuchtung</li> <li>Tiefenberechnung benötigt strukturierte Oberflächen</li> <li>Geringe Entfernungs- messung (&lt;40 m)</li> <li>Maßstab benötigt mehrere Sensoren</li> </ul>	+
Optisch LiDAR	• relativ & absolut • 2D- & 3D- Sensoren	Berechnung der Orientierung und Position     Genaue Messung (<250 mm)     Großer Messbereich (>40 m)     Unabhängig von Umgebungseinflüssen	<ul> <li>Aufwändige Berechnungen</li> <li>Große Datenmengen bei 3D- Systemen</li> </ul>	+
Akustisch	<ul><li> relativ &amp; absolut</li><li> z.B. Sonar, Ultraschall</li></ul>	• Großer Messbereich (>40 m)	<ul> <li>Ungenaue Messung (&gt;250 mm)</li> <li>Empfindlich gegenüber Umgebungsbedingungen</li> </ul>	_
Taktil	<ul><li> relativ</li><li> z.B. Abstands- sensoren</li></ul>	• Genaue Messung (<250 mm)	Nur punktuelle Messung     Aufwändige     Positionsbestimmung	_
Funkwellen	<ul><li>relativ &amp; absolut</li><li>z.B. Radar, WLAN</li></ul>	• Großer Messbereich (>40 m)	<ul> <li>Ungenaue Messung (&gt;250 mm)</li> <li>Empfindlich gegenüber Umgebungsbedingungen</li> </ul>	_
		+ geo	eignet 🕕 bedingt geeignet 🗕	nicht geeignet

Abbildung 4.1.1: Bewertung von Lokalisierungsarten

#### 4.1.1 Relative Lokalisierung auf Basis von Trägheitsnavigation

Die Lokalisierung mittels Trägheitsnavigation erfolgt grundsätzlich auf Basis von Gyroskopen und der Verknüpfung dieser mit Daten von Beschleunigungs- und Magnetfeldsensoren. Durch Integration der Beschleunigungen und Drehraten kann die räumlich zurückgelegte Bewegung bestimmt werden (vgl. Kapitel 2.2.3). Bei der Sensorfusion kann

der aus der Integration der Sensordaten des Gyroskops entstehende Drift durch Referenzvektoren (Schwerkraft und Erdmagnetfeld) kompensiert werden. Dies erfolgt anhand von Filtermethoden (z. B. Kalman-Filter) und führt zu einer driftreduzierten und absoluten Orientierung im Raum. [161]

Bei dem in dieser Arbeit für die Untersuchungen genutzten System handelt es sich um eine IMU Brick 2.0 von Tinkerforge, die einen Großteil der verwendeten Sensoren in technischen Parametern abdeckt. Die benötigten Algorithmen zur Sensordatenfusion sind bereits integriert. So werden je ein 3-Achsen-Beschleunigungssensor, Magnetfeldsensor und Gyroskop miteinander kombiniert. Die Sensordatenfusion und -filterung basiert auf der Berechnung der Orientierung anhand numerischer Integration der geschätzten Orientierungsrate, die als die von den Gyroskopen gemessene Änderung bestimmt wird. Anschließend wird die Größe des Gyroskop-Messfehlers anhand Beschleunigungs- sowie Magnetfeldmessungen ermittelt und in Richtung des geschätzten Fehlers entfernt [161]. Die sich damit ergebenden Sensordaten bestehen aus der globalen Orientierung als Euler-Winkel, der Beschleunigung in die einzelnen Hauptrichtungen sowie der Richtung des Schwerkraftvektors. Anhand dieser Werte lässt sich die zurückgelegte Strecke und damit die aktuelle Position bestimmen (Koppelnavigation). Die Funktionsweise des verwendeten Trägheitsnavigationssystems zeigt die folgende Abbildung 4.1.2. [253]

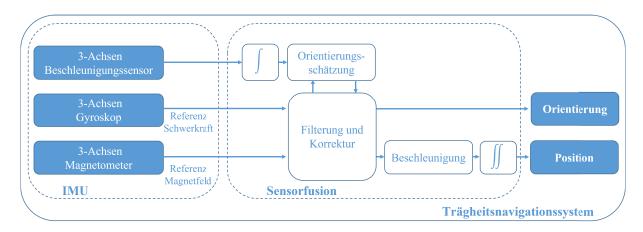


Abbildung 4.1.2: Blockdiagramm zur Lokalisierung mittels Trägheitsnavigation (in Anlehnung an [271])

#### 4.1.2 Lokalisierung auf Basis von Kameras

Die Bestimmung der Position bei der visuellen Lokalisierung basiert auf der Interpretation von Bildänderungen aufgrund einer Sensorbewegung. Entsprechend Kapitel 2.2.4 - Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) kann die Auswertung von Bildinformationen anhand der Erkennung von Bildmerkmalen (merkmalsbasierte Verfahren) oder der Verwendung der Gesamtheit aller Bildpunkte (direkte Verfahren) erfolgen. Merkmalsbasierte Verfahren suchen mit einem Merkmalserkennungsalgorithmus lokale Schlüsselpunkte in Bildern (z. B. Ecken), die eine schnelle Schätzung der Position und der Umgebung

ermöglichen. Algorithmen für die Merkmalserkennung in kamerabasierten Lokalisierungsverfahren sind u. a. SIFT (engl.: Scale-Invariant Feature Transform) [158], SURF (engl.: Speeded-Up Robust Features) [20] oder ORB (engl.: Oriented FAST and rotated BRIEF) [212]. Direkte Verfahren dagegen verwenden die Bildintensitäten, um die Position und Umgebung abzuschätzen. Deswegen sind sie tendenziell robuster und ermöglichen die Erstellung einer detaillierteren Umgebungskarte, benötigen aber einen größeren Rechenaufwand [71]. Den Vergleich beider Verfahren zeigt die folgende Abbildung 4.1.3.

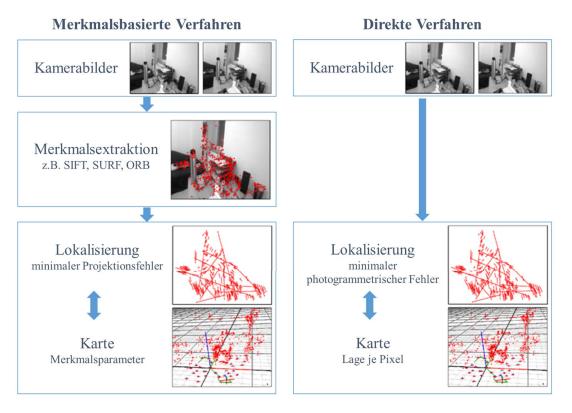


Abbildung 4.1.3: Merkmalsbasierter und direkter visueller SLAM (in Anlehnung an [124])

In [75] werden verschiedene direkte und merkmalsbasierte visuelle SLAM-Verfahren anhand der Bewegung eines mobilen Bodenroboters mit vier Freiheitsgraden untersucht. Dabei wird der ORB-SLAM aufgrund der benötigten Rechenkapazität, Robustheit und Genauigkeit als am geeignetsten für die Positionsbestimmung im Innenbereich identifiziert. Auch [10] untersucht den ORB-SLAM vergleichend mit anderen visuellen SLAM-Verfahren und kommt ebenfalls zu diesem Ergebnis, weswegen der ORB-SLAM als Grundlage für die visuelle Lokalisierung in dieser Arbeit dient. Dabei können verschiedene Bildsensoren verwendet werden. Neben einfachen Monokularkameras lassen sich auch Stereo- oder Tiefenkameras (RGB-D, Rot-, Grün-, Blau- sowie Tiefeninformation) einsetzen. Erstere verwenden eine Linse zur Bildaufnahme und sind daher klein und leicht; eine 3D-Aufnahme lässt sich aber nur anhand mehrerer Aufnahmen berechnen. Allerdings ist aus den Daten ohne zusätzliche Informationen keine Skalierung bestimmbar. Da die Tiefenberechnung mit Hilfe eines optischen Flussfeldes erfolgt, das anhand von detektierten korrelierenden Merkmalen in den Bildern erzeugt wird, ist die Tiefenberechnung bei uniformen Flächen mit einfachen Kameras nicht möglich (vgl. Kapitel 2.2.4 -

Visuelle Odometrie). Dies gilt auch für Stereokameras, bei denen die Tiefeninformation auf Basis von korrespondierenden Aufnahmen von zwei zueinander kalibrierten Kameras berechnet wird. Durch die direkte Berechnung einer 3D-Aufnahme wird aber die Problematik der Skalierung sowie der benötigten Sensorbewegung zur Tiefenbestimmung gelöst. RGB-D-Kameras berechnen die Tiefeninformation anhand eines zusätzlichen Sensors (z. B. Infrarot-Laufzeitmessung). Allerdings können Interferenzen und Mehrfachreflektionen das Ergebnis stark negativ beeinflussen. Weitere Nachteile sind die geringe Auflösung sowie der kleinere Sichtwinkel [10]. Insgesamt überwiegen die Nachteile von Monokularsowie RGB-D-Kameras, weswegen für die weiteren Untersuchungen eine Stereokamera verwendet wird. Die Vor- und Nachteile der einzelnen Kameraarten zeigt die folgende Tabelle 4.1.1.

Tabelle 4.1.1: Sensorarten für die Lokalisierung mittels Kamera (Abbildungen aus [10])

Kamerasensor	Vorteile	Nachteile
Monokular-Kamera	<ul> <li>Klein und günstig</li> <li>Geringer Energieverbrauch</li> <li>Einfache Kalibrierung</li> </ul>	<ul> <li>Skalierung nicht eindeutig bestimmbar</li> <li>Drift der Skalierung</li> <li>Tiefenberechnung nur anhand mehrerer Aufnahmen möglich</li> <li>Keine Lokalisierung anhand von Rotationen bestimmbar</li> <li>Keine Tiefenberechnung bei uniformen Flächen möglich</li> </ul>
Stereo-Kamera	<ul> <li>3D-Berechnung aus einer Aufnahme</li> <li>Einfache SLAM-Umsetzung</li> <li>Lokalisierung auf Basis von Geometrie und Textur möglich</li> <li>Skalierung direkt bestimmbar</li> <li>Großes Sichtfeld</li> </ul>	<ul> <li>Aufwändigere Datenauswertung</li> <li>Keine Tiefenberechnung bei uniformen Flächen möglich</li> </ul>
RGB-D-Kamera	<ul> <li>Direkte 3D-Punktwolke</li> <li>Einfache SLAM-Umsetzung</li> <li>Tiefenberechnung unabhängig von Struktur und Texturierung</li> <li>Skalierung direkt bestimmbar</li> </ul>	<ul> <li>Interferenzen und Mehrfachreflexion möglich</li> <li>Einsatz nur im Innenbereich</li> <li>Niedrige Auflösung</li> <li>Geringes Sichtfeld</li> </ul>

Für die kamerabasierte Lokalisierung wird der ORB-SLAM2 mit der Stereokamera Stereolabs ZED 2 verknüpft. Diese hat eine maximale Auflösung von 4416 × 242 Pixel bei einem Sichtfeld von 110° (horizontal) x 70° (vertikal) und einer maximalen Messfrequenz von 100 Hz. Mit einer erkennbaren Tiefe von bis zu 20 m und einem Gewicht von 124 g erfüllt die ZED 2 die Anforderungen für den Einsatz zur Lokalisierung eines UAV im Innenbereich. Zusätzlich sind eine IMU sowie ein Barometer integriert [242]. Der ORB-SLAM2 ist ein merkmalsbasiertes visuelles SLAM-Verfahren für Monokular-, Stereo- und Tiefenkameras, das drei Hauptkomponenten umfasst: Tracking, lokale Kartenerstellung und Kartenkorrektur (Loop Close). Als erster Schritt erfolgt die Erkennung von Merkmalspunkten in den Bildern auf Basis des ORB-Algorithmus, einem schnellen und robusten lokalen Merkmalsdetektor [212]. Danach wird die Karte anhand von Referenzaufnahmen initialisiert. Dies erfolgt, indem zwei verschiedene geometrische Modelle für planare und

nicht-planare Szenen berechnet werden. Basierend auf den Modellen werden daher mehrere Bewegungshypothesen geschätzt und bewertet. Die Initialisierung der Karte erfolgt dann anhand der am höchsten bewerteten Bewegungshypothese. Anschließend werden nachfolgende Aufnahmen wiederum mit ihren spezifischen Merkmalen in den Tracking-Prozess integriert. Diese können mit den vorherigen abgeglichen und daraus die Pose anhand einer Bündelanpassung berechnet werden. Zur Reduzierung der Komplexität werden die Aufnahmen und Merkmale nur lokal mittels einer Karte aus Schlüsselaufnahmen (Keyframes) und deren direkten lokalen Nachbarn betrachtet. Anhand definierter Kriterien (z. B. Bild- und Merkmalsanzahl, Merkmalsverhältnisse) erfolgt dann die Entscheidung über eine neue Schlüsselaufnahme. Anschließend lassen sich die Schlüsselaufnahmen sowie die aus der Triangulation benachbarter Aufnahmen berechneten Kartenpunkte in einer übergeordneten Karte speichern, die mit einer Bündelausgleichung optimiert wird. Diese wird auch für eine Relokalisierung genutzt, wenn sich nicht ausreichend übereinstimmende, lokale Merkmale in neuen Aufnahmen finden lassen. Die Wiedererkennung bereits kartierter Bereiche in neuen Aufnahmen erfolgt dann anhand eines Vergleiches mit der Datenbank. Bei einer Ähnlichkeit mit mehreren lokalen Schlüsselaufnahmen wird die globale Karte einschließlich der berechneten Bewegung des Sensorsystems korrigiert. Die Funktionsweise des Systems zeigt die folgende Abbildung 4.1.4. [10]

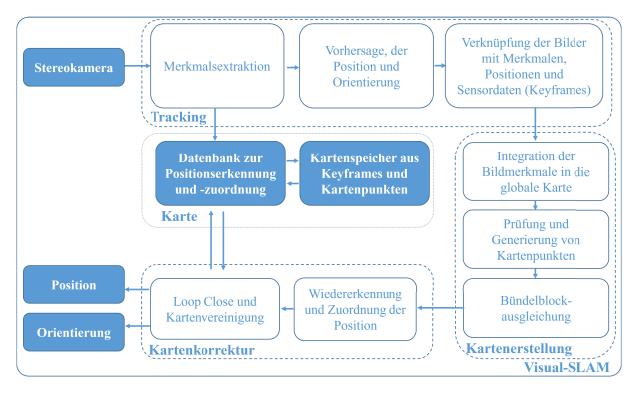


Abbildung 4.1.4: Blockdiagramm zur Lokalisierung mittels Stereokamera (in Anlehnung an [48])

Durch die vorliegende Kombination von visuellem SLAM mit Trägheitssensoren wird die Lokalisierung trotz uniformer Struktur, Bewegungsunschärfe, Verschattungen (Okklusionen) oder Mehrdeutigkeiten möglich. Dabei lässt sich der aktuelle Zustand aus IMU-

Messwerten schätzen. Die daraus resultierenden theoretischen Kartenpunkte werden in die geschätzte Kamerapose projiziert. Anschließend wird im Bildfenster nach Übereinstimmungen gesucht und diese für die Positionsbestimmung genutzt [48]. Für die visuellinertiale Lokalisierung wird das von [242] entwickelte Verfahren verwendet (ZED-SLAM), welches als proprietäre SLAM-Lösung der Stereolabs ZED 2 dient. Dabei erfolgt die Merkmalsdetektion mittels neuronaler Netze. Auf Basis der detektierten Merkmale sowie der inertialen Sensordaten wird die Position bestimmt und die Karte generiert. Die Überführung der identifizierten Bildmerkmale in eine lokale Karte ermöglicht damit auch eine absolute Lokalisierung. Da sich diese Karte jedoch nicht aus geometrischen Informationen ableiten lässt, kann für den visuellen SLAM auch keine geometriebasierte Routenplanung erfolgen.

#### 4.1.3 Lokalisierung auf Basis von LiDAR-Sensoren

Die Lokalisierung mittels LiDAR-Sensoren erfolgt anhand der Auswertung sequentieller Aufnahmen des Laserscanners und Vergleich dieser mit vorherigen Aufnahmen oder einer übergeordneten Karte, womit sich die Positions- und Orientierungsänderung bestimmen lässt. Die Herausforderung besteht dabei in der genauen Zustandsschätzung mit geringer Latenz sowie der Generierung einer exakten und dichten 3D-Karte mit begrenzten Rechenressourcen [273].

Entsprechend Kapitel 2.2.4 - Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) kann auch hier in merkmalsbasierte und direkte Verfahren unterschieden werden. Merkmalsbasierte Verfahren identifizieren Kanten oder Ebenen in den Punktwolken und finden daher Anwendung bei der Auswertung von 3D-Sensoren. Ähnlich der Merkmalsextraktion von Kameras führt dies in Umgebungen ohne große Ebenen oder lange Kanten zu wenigen Merkmalspunkten und damit zu Problemen bei der Lokalisierung [273].

Direkte Verfahren dagegen verwenden alle Punkte und sind deswegen robuster. Außerdem ermöglichen sie die Erstellung einer detaillierteren Umgebungskarte, benötigen aber einen deutlich größeren Rechenaufwand [188]. Dabei können verschiedene Sensorarten verwendet werden. 2D-Lasersensoren sind sehr leicht und ermöglichen aufgrund der geringen Datenmenge eine schnelle Auswertung. Allerdings sind für die benötigte 3D-Erfassung zusätzliche Sensoren (z. B. IMU) oder eine Bewegungseinrichtung (bspw. zur Rotation des Sensors) notwendig. Bekannte Verfahren für die 2D-Lokaliserung sind bspw. Hector-SLAM [135] oder Google Cartographer [113].

Neben den 2D-Lokalisierungssystemen auf LiDAR-Basis werden seit dem Aufkommen mobiler 3D-LiDAR-Sensoren in den letzten Jahren immer mehr 3D-Verfahren entwickelt. Moderne 3D-Sensoren ermöglichen ein größeres Sichtfeld von bis zu 360° × 90° und erzeugen so immense Datenmengen mit über 2,5 Mio. Punkten je Sekunde, die verarbeitet werden müssen [191]. Eine weit verbreitete Methode ist LOAM (engl.: Lidar Odometry and Mapping) [224], die die Grundlage für viele weitere Verfahren bildet [273]. Dabei erfolgt die Lokalisierung anhand von Merkmalen (z. B. Ebene des Fußbodens), die in der 3D-Punktwolke detektiert werden. Ein weiteres grundlegendes Verfahren, das auf Merkmalen

basiert, ist der LIO-SAM (engl.: LiDAR Inertial Odometry - Smoothing and Mapping) [225]. Ähnlich des ORB-SLAM-Verfahrens werden lokale Schlüsselaufnahmen zur Registrierung der 3D-Daten verwendet, wodurch sich die Berechnungsdauer reduzieren lässt [273]. Durch den Einsatz merkmalsbasierter Verfahren ist die Generierung einer genauen Karte im Vorfeld auf Basis von 3D-Daten (z. B. TLS-Messungen oder CAD-Modelle) nicht möglich. Direkte Verfahren basieren bei LiDAR-Systemen dagegen auf der Grundlage von Best-Fit-Verfahren, z. B. 3DTK (engl.: 3D-Toolkit) [188]. Mit ca. 500 g je Sensor sind sie auch sehr schwer für den Einsatz auf kleinen UAV, sodass sie den Anforderungen an das Lokalisierungssystem nicht entsprechen. Für die Bestimmung der Höhe in komplexen Umgebungen werden mehrere Sensoren benötigt.

Flash-LiDAR-Sensoren (auch Solid-State-3D-LiDAR) ermöglichen auch die direkte Aufnahme von 3D-Daten, haben allerdings ein sehr kleines Sichtfeld, sodass mehrere Sensoren benötigt werden. Sie sind mit ebenfalls ca. 500 g je Sensor sehr schwer. Deswegen soll die Entwicklung des Lokalisierungssystems auf Basis von 2D-Sensoren erfolgen. In der folgenden Tabelle 4.1.2 sind die Vor- und Nachteile der einzelnen LiDAR-Arten dargestellt.

LiDAR-Sensor	Vorteile	Nachteile
2D-LiDAR	<ul><li> Geringes Gewicht (ca. 150 g)</li><li> Schnelle Datenauswertung</li></ul>	• 3D-Messung nur anhand zusätzlicher Sensoren oder Bewegung möglich
3D-LiDAR	<ul><li> Großes Sichtfeld</li><li> Große Messentfernung</li><li> 3D-Messung</li></ul>	<ul> <li>Aufwändigere Datenauswertung</li> <li>Hohes Gewicht (ca. 500 g)</li> <li>Mehrere Sensoren zur Rundumsicht nötig</li> </ul>
Solid-State-3D-LiDAR	<ul> <li>Keine bewegenden Teile</li> <li>Sehr große Messentfernung</li> <li>Hohe Genauigkeit</li> <li>3D-Messung</li> </ul>	<ul> <li>Geringes Sichtfeld</li> <li>Hohes Gewicht (ca. 500 g)</li> <li>Mehrere Sensoren zur Rundumsicht nötig</li> </ul>

Tabelle 4.1.2: Sensorarten für die Lokalisierung mittels LiDAR-Sensor

In [19] werden mehrere SLAM-Verfahren miteinander verglichen, die auf einem 2D-LiDAR-Sensor basieren. Resultierend daraus scheint der Einsatz des Hector-SLAM-Verfahrens aufgrund seiner Genauigkeit und Robustheit sinnvoll. Auch [75] kommt bei der Untersuchung zu einem gleichen Ergebnis. Entsprechend soll der Hector-SLAM die Grundlage für die Lokalisierung auf Basis von LiDAR-Sensoren bilden. Dabei wird die Lokalisierung und Kartierung anhand einer schnellen Approximation von Kartengradienten in Kombination mit einer Rasterkarte mit mehreren Auflösungen (Multiresolution-Map) realisiert. Die 2D-Datenpunkte werden dafür mittels Scan-Matching auf eine Kartendarstellung in Form eines Belegungsrasters registriert. Dies erfolgt durch Überführung der Scanpunkte in ein lokales Koordinatensystem durch Projektion der Scanpunkte auf die Rasterkarte sowie eine anschließende zweidimensionale Optimierung auf Basis des Gauß-Newton-Verfahrens. Dabei wird nicht nur eine Rasterkarte zur Darstellung der freien und belegten Bereiche verwendet, sondern mehrere mit jeweils unterschiedlichen Auflösungen. Somit lässt

sich das Risiko von lokalen Minima und damit einer falschen Lokalisierung reduzieren. Durch Fusion der berechneten Scan-Matching-Transformation mit IMU-Daten anhand eines erweiterten Kalman-Filters kann die Roboterpose bestimmt werden. Dabei ist das Verfahren ausreichend genau bei der Generierung einer konstanten Karte, sodass kein rechenintensiver Algorithmus zur Detektion bekannter Bereiche und der darauf basierenden Anpassung der Karte (Loop-Close) notwendig ist. Das System wird hierbei mit einem 2D-LiDAR-Sensor von Hokuyo UST-20LX (Messentfernung bis zu 60 m, Genauigkeit ca. 40 mm bei 20 m [117]) und der IMU Brick 2.0 von Tinkerforge realisiert. Eine detaillierte Beschreibung des Hector-Algorithmus erfolgt in [135]. Die folgende Abbildung 4.1.5 zeigt das Blockdiagramm.

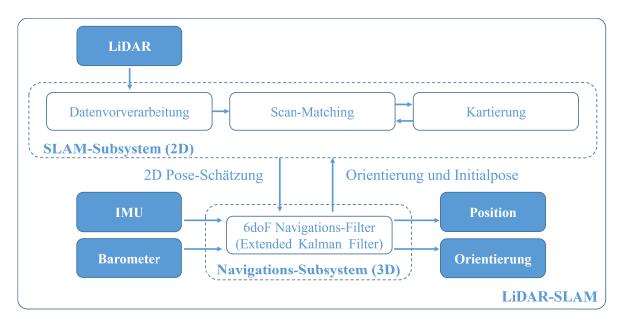


Abbildung 4.1.5: Blockdiagramm zur Lokalisierung mittels LiDAR, IMU und Barometer (in Anlehnung an [135])

#### 4.2 Verfahren zur Untersuchung der Systemgenauigkeit

Für den Einsatz des Multisensorsystems für die Navigation im Innenbereich ist entsprechend der abgeleiteten Anforderungen die Genauigkeit der Lokalisierung elementar. Zur Bewertung der einzelnen Ansätze werden diese deswegen in prototypischer Form (z. B. Abbildung 4.2.1) umgesetzt und die Genauigkeit der einzelnen Verfahren anhand einer Messreihe untersucht. Deswegen soll eine Methode vorgestellt werden, mit der die systemübergreifende Vergleichbarkeit gewährleistet werden kann. Aus den Ergebnissen lässt sich die Eignung der Systeme für den Anwendungsfall der Inspektion ableiten.

Die Vorgehensweise orientiert sich dabei an der internationalen Norm ISO 9283, mit der die Absolut- und Wiederholgenauigkeit (AP bzw. RP) berechnet werden kann [61]. Dabei sollen fünf Posen eines Roboters insgesamt 30-mal angefahren und die Position  $P_{ist}$  im Arbeitsraum des Roboters bestimmt werden. Für die Genauigkeitsbestimmung mo-



Abbildung 4.2.1: Prototyp zur Untersuchung der Genauigkeit der LiDAR-Lokalisierungsverfahren

biler Roboter wird das Prüf- und Berechnungsverfahren entsprechend adaptiert und mit einer Methode zur Positionsbestimmung verknüpft. Die Berechnung der Absolutgenauigkeit AP erfolgt anhand der durch das mobile System bestimmten Position  $P_{ist}$  für jeden Messdurchlauf  $M_j$  in Verbindung mit einem übergeordneten Messsystem gemessener Sollposition  $P_{soll}$ . Dabei sollen fünf verschiedene Posen  $P_i$  (mit i = 1,...,5) jeweils fünfmal ( $M_j$  mit j = 1,...,5) geprüft werden. Daraus lässt sich für Pose  $P_i$  die Positionsgenauigkeit  $AP_i$  berechnen:

$$AP_i = \sqrt{AP_{i_x}^2 + AP_{i_y}^2 + AP_{i_z}^2} \tag{4.2.1}$$

$$AP_{i} = \sqrt{\left(P_{soll_{x_{i,j}}} - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} P_{ist_{x_{i,j}}}\right)^{2} + \left(P_{soll_{y_{i,j}}} - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} P_{ist_{y_{i,j}}}\right)^{2} + \left(P_{soll_{z_{i,j}}} - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} P_{ist_{z_{i,j}}}\right)^{2}}$$

$$(4.2.2)$$

mit 
$$i = 1,...,n$$
  $n = 5$ 

Anschließend kann die absolute Gesamtgenauigkeit der Positionsbestimmung AP für die n Messpositionen bestimmt werden:

$$AP = \frac{\sum_{i=1}^{n} AP_i}{n} \tag{4.2.3}$$

mit 
$$i = 1,...,n$$
  $n = 5$ 

Die Wiederholgenauigkeit RP des Systems lässt sich anhand des Abstandes d zwischen den durch das System bestimmten n Positionen  $P_{ist_{i,j}}$  und dem Schwerpunkt der jeweiligen Messreihe  $M_i$  berechnen:

$$d_{i,j} = \sqrt{\left(P_{ist_{x_{i,j}}} - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} P_{ist_{x_{i,j}}}\right)^{2} + \left(P_{ist_{y_{i,j}}} - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} P_{ist_{y_{i,j}}}\right)^{2} \left(P_{ist_{z_{i,j}}} - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} P_{ist_{z_{i,j}}}\right)^{2}}$$

$$(4.2.4)$$

mit 
$$i = 1,...,n$$
  $j = 1,...,n$   $n = 5$ 

Darauf basierend können die Standardabweichung  $\sigma$  sowie die Wiederholgenauigkeit RP bestimmt werden:

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (d_{i,j} - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n d_{i,k})^2}{n-1}}$$
(4.2.5)

mit 
$$i = 1,...,n$$
  $n = 5$ 

$$RP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left( 3\sigma_i + \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{n} d_{i,k} \right)$$
 (4.2.6)

$$mit n = 5$$

In einem ersten Versuch sollen die einzelnen Systeme hinsichtlich der Wiederholgenauigkeit RP der Positionsbestimmung im Nahbereich analysiert werden kann. Dabei erfolgt die Positionsänderung von einer Startposition durch einen begrenzten Raum zurück zur Startposition. Der zurückgelegte Weg beträgt dabei ca. 15 m, wobei die Orientierung der Systeme rechtwinklig zur Bewegungsbahn ist. Es erfolgt also eine gesamte Drehung um die Höhenachse (Gierwinkel  $\psi$ ). Anschließend wird die durch das System bestimmte Endmit der Startposition verglichen. Der Versuch erfolgt jeweils fünfmal mit den in Kapitel 4.1 vorgestellten Systemen. Das Ergebnis zeigt die folgende Abbildung 4.2.2. Als Vergleichstrajektorie zur Darstellung dient ein Hector-SLAM, da er über den ganzen Versuch hinweg die 2D-Bewegung sicher erkennt.

Daraus lässt sich ableiten, dass das IMU-basierte Verfahren nicht als eigenständiges System verwendet werden kann, dies bestätigt die Konzeptentscheidung, die IMU nur unterstützend zu verwenden. Insbesondere die Änderung der Nick  $\theta$  - und Wankwinkel  $\phi$  können durch die IMU sicher erfasst und für andere Verfahren genutzt werden. Die Ergebnisse der visuellen SLAM-Verfahren ermöglichen eine Lokalisierung, können aber bei uniformen Texturen der Oberfläche keine sichere Berechnung gewährleisten. Beide Verfahren verlieren während der Versuche die Lokalisierung, aber der ORB-SLAM ermöglicht

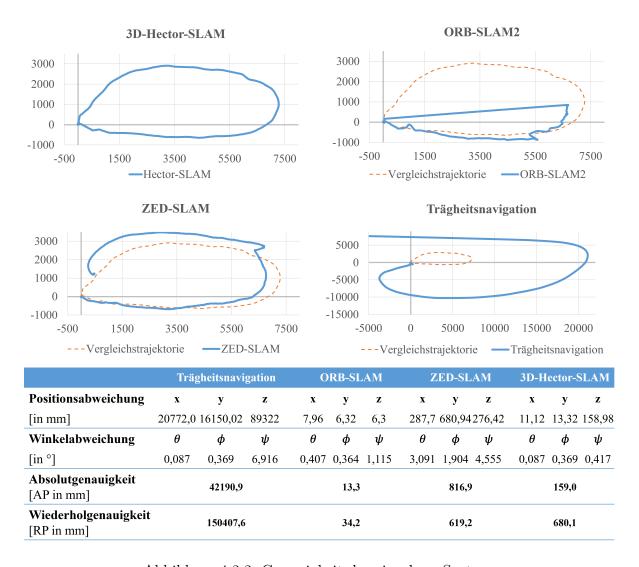


Abbildung 4.2.2: Genauigkeit der einzelnen Systeme

die Detektion bereits bekannter Bereiche und die darauf basierende Korrektur der Trajektorie, was für den Einsatz mit gegebenen Umgebungskarten sinnvoll ist. Dadurch ist der ORB-SLAM robuster gegenüber schlechten Umgebungsbedingungen. Zu einem ähnlichen Ergebnis kommt auch [19], weswegen der ORB-SLAM als Grundlage für weitere Untersuchungen dient. Die Positionsbestimmung mittels eines LiDAR-Sensors kann sichere zweidimensionale Ergebnisse gewährleisten, benötigt aber eine zusätzliche Höhenbestimmung, da die Barometermessung nicht ausreichend ist. Der 3D-Hector-SLAM soll ebenfalls für weitere Genauigkeitsuntersuchungen verwendet werden.

Dafür wird ein Versuchsfeld in einem realistischen Umfeld aufgebaut, das den Gegebenheiten während der Inspektion entspricht. Hierbei soll die Genauigkeit des Systems nicht anhand der resultierenden Karte, wie es bei anderen Untersuchungen (z. B. in [274]) erfolgt, sondern entsprechend des Lokalisierungskonzeptes anhand der berechneten Position bestimmt werden. Es muss ein geeigneter Rahmen geschaffen werden, in dem die einzelnen Verfahren in mehreren Testdurchläufen mit unterschiedlichen Sensoren untersucht und Rückschlüsse auf die Genauigkeit gezogen werden können. Aus diesem Grund erfolgt

die Versuchsreihe anhand eines Messaufbaus, bei dem die einzelnen Positionen des Multisensorsystems durch eine auf das System abgestimmte Positioniereinrichtung definiert sind. Diese lassen sich in verschiedenen Konfigurationen (z. B. Höhen- und Orientierungsänderungen) im Versuchsfeld beliebig positionieren (siehe Abbildung 4.2.3)

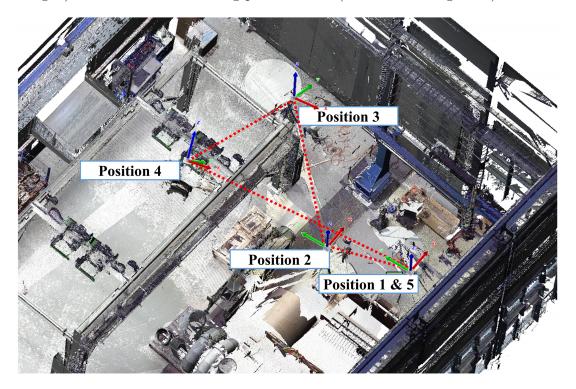


Abbildung 4.2.3: Messaufbau zur Untersuchung der Genauigkeit

Die Lage und Orientierung der Messpunkte sind mit einem übergeordnetem Messsystem bestimmbar. Dafür eignet sich ein Lasertracker, der einen ausreichend großen Messbereich sowie eine 3D-Genauigkeit von ca. 75  $\mu$ m auf 10 m hat [115]. Anhand der bekannten Lage der Positioniereinrichtung kann ein Rückschluss auf die Koordinatensysteme der einzelnen Sensorsysteme gezogen und damit die Genauigkeit auch mit unterschiedlichen Orientierungen geprüft werden. Anschließend wird das Sensorsystem in den einzelnen Versuchspunkten positioniert. Gleichzeitig findet die Berechnung der Sensorposition mittels der einzelnen Lokalisierungsalgorithmen statt. Die Überführung in ein gemeinsames Koordinatensystem erfolgt anhand einer Referenzpunktausrichtung der Daten des Sensorsystems  $P_{ist}$  auf die Solldaten  $P_{soll}$ . Der Versuch beginnt und endet an der gleichen Position, beim zweiten Punkt erfolgt nur eine Positionsänderung und für die dritte Position werden die Höhe um ca. 0,5 m sowie der Gierwinkel um ca. 90° verändert. Bevor der Versuch wieder am Startpunkt endet, erfolgt beim vierten Punkt eine Änderung des Wankwinkels um ca. 15° sowie eine erneute Höhenänderung um ca. -1 m.

Mit der ermittelten Position  $P_{ist}$  der einzelnen Verfahren und der Sollpositionen  $P_{soll}$  lässt sich anschließend die Absolut- und Wiederholgenauigkeit berechnen. Bei Verlust der Lokalisierung wird die letzte Position für die Berechnung der einzelnen Positionen herangezogen, bis die Position wieder erkannt wird. In der Abbildung 4.2.4 sind die Ergebnisse ersichtlich.

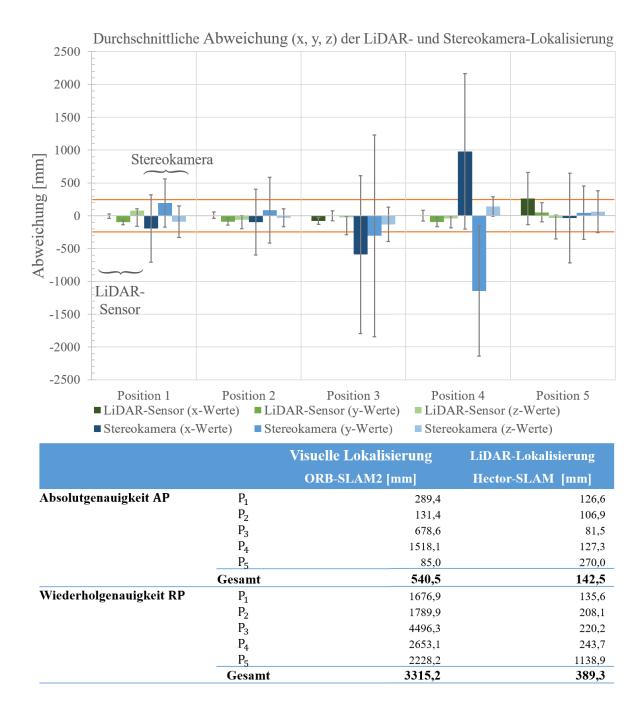


Abbildung 4.2.4: Durchschnittliche Abweichung und Standardabweichung der LiDARund Stereokamera-Lokalisierung (oben) sowie Absolut- und Wiederholgenauigkeit (unten)

Daraus lässt sich ableiten, dass die visuelle Lokalisierung für den industriellen Einsatz zur Inspektion nicht geeignet ist. Vor allem ähnliche Strukturen bzw. Texturierungen, ungünstige Lichtverhältnisse, Okklusionen sowie der kumulative Drift behindern die sichere Positionsbestimmung. Eine Vergleichmessung mittels ZED-SLAM bestätigt die Ergebnisse der visuellen Lokalisierung mit einer Absolutgenauigkeit AP von 905,2 mm. Die Lokalisierung mittels 2D-LiDAR-Sensor erfolgt schnell und zuverlässig, allerdings sind die Höhenbestimmung sowie die Ergebnisse unter Veränderung des Nick  $\theta$  - und Wank-

winkels  $\phi$  unzureichend. Dennoch können die Verfahren zur Positionsschätzung bei der 3D-Lokalisierung dienen.

#### 4.3 Entwicklung eines 3D-Lokalisierungssystems

Die vorgestellten Ansätze können Lösungen für das Lokalisierungsproblem bieten, jedoch bestehen bei jedem Ansatz grundsätzliche Nachteile. Gemeinsam haben die einzelnen Verfahren, dass die sichere Höhenbestimmung in komplexen Umgebungen unzureichend ist, da die Bereiche über und unter dem UAV nicht erfasst werden. Deswegen können verschiedene Ansätze miteinander kombiniert werden, um die Vorteile der einzelnen Systeme zu nutzen und Nachteile zu reduzieren.

Dabei gibt es verschiedene Kombinationsmöglichkeiten, bei denen ein Verfahren die Grundlage bildet und dieses anhand der anderen optimiert wird. So kann bei den verschiedenen Verknüpfungsansätzen die Lokalisierung auf Basis der Kamera-, LiDAR- oder Inertialsensoren erfolgen. Die kamerabasierte Lokalisierung lässt sich neben dem bereits beschriebenen Einsatz einer IMU (vgl. Kapitel 4.1) auch anhand eines LiDAR-Sensors, mit dem die Tiefeninformation der Aufnahmen optimiert wird, kombinieren. Dadurch können die Ungenauigkeiten aufgrund externer Faktoren wie unzureichender Beleuchtung, fehlender Textur oder Okklusion korrigiert werden. Die Herausforderung besteht hierbei in der Integration einer übergeordneten Karte sowie der Bereitstellung der benötigten Rechenleistung für die Berechnung auf dem mobilen System. Verfahren mit diesem Ansatz werden bspw. in RTAB-Map (engl.: Real-Time Appearance-Based Mapping) [145] oder anhand eines erweiterten ORB-SLAM [282] vorgeschlagen. Bei Verfahren auf der Basis von LiDAR-Sensoren lässt sich durch die Kombination mit Trägheitssensoren (z. B. [273]) oder Kameras (z. B. [155]) die dynamische Lokalisierung optimieren, indem Daten mit geringer Verzögerung bereitgestellt werden können. Nachteilig ist bei 2D-Sensoren die Genauigkeit der 3D-Lokalisierung und bei 3D-Sensoren die benötigte Rechenleistung. Kombinierte Verfahren basierend auf Inertialsensoren bzw. Odometrie ermöglichen die Kompensation der sensorbedingten Ungenauigkeiten (z. B. Drift). Dabei wird die relative Position anhand zusätzlicher Messungen korrigiert. Verfahren dazu basieren bspw. auf dem Einsatz eines Kalman-Filters (z. B. OctoSLAM [79]) oder von Partikelfiltern [198]. Gemeinsam haben diese Verfahren, dass die sichere Höhenbestimmung in komplexen Umgebungen, wie zum Beispiel in industriellen Hallen, nur anhand zusätzlicher Sensorik möglich ist. Für eine sichere und kollisionsfreie Bewegung des mobilen Roboters gilt es, die blinden Bereiche über und unterhalb des UAV zu erfassen. Dafür können mehrere Tiefenkameras oder ein LiDAR-Sensor verwendet werden. Die barometrische Höhenmessung kann unterstützend wirken. Vor allem der Einsatz von 3D-LiDAR-Sensoren auf kompakten UAV-Systemen ist kritisch, da diese ein höheres Gewicht haben sowie einen hohen Rechenaufwand zur verzögerungsarmen Auswertung der Messdaten für die Lokalisierung erzeugen. Aus diesem Grund ist es erforderlich ein leichtes und schnell berechnendes System zur Positionsbestimmung zu entwickeln.

### 4.3.1 Untersuchung der Eignung zweidimensionaler LiDAR-Sensoren für den Einsatz als 3D-Lokalisierungsystem

Für die Lokalisierung soll ein System auf Basis von zwei 2D-LiDAR-Sensoren entwickelt werden, mit dem sich neben der horizontalen auch die vertikale Position bestimmen lässt. Hierbei soll in einer ersten Untersuchung bewertet werden, ob die Höhenbestimmung in komplexen Umgebungen damit gewährleistet werden kann. Als Sensoren dienen zwei 2D-LiDAR-Sensoren, die zu einem 3D-Sensor fusioniert werden (RPLIDAR A2M6: Messentfernung bis zu 18 m, Genauigkeit < 1 % der Messentfernung [232]). Dabei sollen die Aufnahmeebenen der beiden Linienlaser um 90° zueinander verdreht sein, sodass der eine die horizontale und der andere die vertikale Position bestimmen kann. Die resultierende 3D-Punktwolke wird zur Lokalisierung innerhalb einer 3D-Umgebungskarte verwendet (siehe Abbildung 4.3.1).

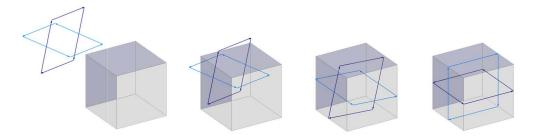


Abbildung 4.3.1: Konzept der ICP-basierten Positionsbestimmung (blau: Punktwolken der Laserscanner, grau: Umgebungskarte) [90]

Die Versuchsdurchführung erfolgt entsprechend der in Kapitel 4.2 beschriebenen Methode. Auswertung und Positionsbestimmung geschehen hierbei nicht vollautomatisiert, sondern werden anhand der manuellen Verknüpfung und Auswertung der Sensordaten unterstützt. Die Ergebnisse (siehe Abbildung 4.3.2) zeigen, dass die 3D-Lokalisierung mittels eines 2D-LiDAR-Multisensorsystems umsetzbar ist. Die Tabelle 4.3.1 zeigt die Absolut- und Wiederholgenauigkeit.

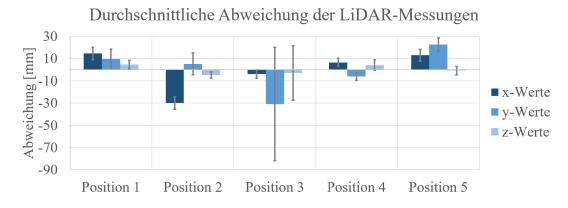


Abbildung 4.3.2: Durchschnittliche Abweichung und Standardabweichung der Messungen zum Einsatz von 2D-LiDAR-Sensoren

	Absolutgenauigkeit AP [mm]	Wiederholgenauigkeit RP [mm]
P1	18,0	22,1
P2	30,9	26,9
P3	31,3	157,2
P4	9,8	12,1
P5	26,0	13,8
Gesamt	23.2	70.3

Tabelle 4.3.1: Absolut- und Wiederholgenauigkeit der Messungen zum Einsatz von 2D-LiDAR-Sensoren

Die erreichbare Absolut- sowie Wiederholgenauigkeit ist hier ausreichend für die 3D-Positionsbestimmung. Da mit diesem Aufbau aber nicht alle Freiheitsgrade eindeutig bestimmbar sind, allerdings eine bessere Berechnung der Höhe in komplexen Umgebungen erwartbar ist, ist es sinnvoll, die LiDAR-Sensoren mit einer IMU zu verknüpfen. Dadurch können mit dem LiDAR-System die Position und der Gierwinkel sowie mit der IMU die Roll- und Nickwinkel eindeutig bestimmt werden.

Des Weiteren wird für eine robuste und genaue Positionsbestimmung eine Schätzung der Vorausrichtung benötigt, da es ansonsten zu größeren Abweichungen kommen kann (vgl. Station 3). Die Versuchsreihe zeigt, dass eine maximale Abweichung der Schätzung von 1 m und 15° eine sichere und exakte Lokalisierung ermöglicht. Dafür eignen sich die vorgestellten Verfahren zur Lokalisierung mittels LiDAR-Sensor (vgl. Kapitel 4.1.3) oder auch mittels Kamera (vgl Kapitel 4.1.2), die als Positionsschätzung (Odometrie) in die Methoden zur 3D-Lokalisierung integriert werden können. Dadurch lässt sich die Genauigkeit und Robustheit der Verfahren optimieren. Dabei ist die visuelle Odometrie zwar rechenaufwändiger, ermöglicht aber, vor allem in Kombination mit einer IMU (visuellinertiale Odometrie), eine genaue Bestimmung der 3D-Position als Eingangsschätzung für die 3D-Lokalisierung. Die 2D-LiDAR-Odometrie dagegen ermöglicht die robuste Bestimmung der Position sowie des Drehwinkels innerhalb der Messebene; eine sichere Höhenbestimmung ist aber nicht möglich (vgl. Kapitel 4.2).

Aufgrund der erreichbaren Genauigkeit mittels einer Kombination von 2D-LiDAR-Sensoren sollen im Folgenden verschiedene 3D-Lokalisierungsverfahren vorgestellt werden, die auf den Einsatz mit diesem System adaptiert werden.

#### 4.3.2 Lokalisierungsverfahren auf Basis iterativer Punktannäherung

Ein Verfahren zur Bestimmung der geometrischen Beziehung zweier Punktwolken zueinander ist der ICP-Algorithmus (vgl. Kapitel 2.4.2). Damit lässt sich die Position der
Sensordaten in der Punktwolke der Umgebungskarte bestimmen. Als Grundlage dient
das in [188] vorgestellte SLAM-Verfahren (3DTK). Die verwendete Punktwolke wird dabei anhand eines rotierenden 2D-Sensors generiert. Der 3DTK-SLAM basiert auf dem
ICP-Scan-Matching-Verfahren, das mit einer Multiresolution-Karte in Form einer OctreeStruktur verknüpft wird (vgl. Kapitel 3). Anhand dieser Octree-Struktur wird die Punkt-

wolke reduziert, um so den Einsatz des Verfahrens für die Lokalisierung mobiler Roboter zu ermöglichen. Für die hier beschriebene Untersuchung muss das Verfahren adaptiert werden, sodass die Lokalisierung anhand einer vorgegebenen Karte der Umgebung in Verbindung mit dem entwickelten Sensorsystem erfolgen kann. Mittels ICP-Algorithmus erfolgt die Minimierung einer Fehlerfunktion F des euklidischen Abstandes zweier korrespondierender Datenmengen. Für zwei Punkte  $Q_1(x_1,y_1,z_1)$  und  $Q_2(x_2,y_2,z_2)$  lässt sich der euklidische Abstand  $d(Q_1,Q_2)$  wie folgt bestimmen.

$$d(Q_1, Q_2) = ||Q_1 - Q_2||_2 = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2}$$
(4.3.1)

Seien  $C_M$ ,  $C_D$  zwei 3D-Punktwolken mit der Anzahl  $n_{C_M}$  und  $n_{C_D}$  von Punkten.  $C_{M_i} \in C_M$  und  $C_{D_j} \in C_D$  sind dabei Punkte dieser Punktwolke, wobei  $1 \le i \le n_{C_M}$  und  $1 \le j \le n_{C_D}$  gilt. Die Ortsvektoren dieser Punkte werden als  $o_{m_i}$  und  $o_{d_j}$  bezeichnet. Hierbei soll die Transformation bestehend aus einer Rotationsmatrix R und eines Translationsvektors r bestimmt werden, mit der sich das Optimierungsproblem F(R,r) lösen lässt.

$$F(R,r) = \sum_{i=1}^{n_{C_M}} \sum_{j=1}^{n_{C_D}} w_{ij} \|o_{m_i} - (R o_{d_j} + r)\|^2.$$
 (4.3.2)

Die Beziehung zusammengehöriger Punkte kann dabei anhand einer Gewichtung  $w_{ij}$  dargestellt werden. Unterschreitet der Abstand zwischen  $C_{M_i}$  und  $C_{D_j}$  eine definierte Schranke gilt  $w_{ij} = 1$ , ansonsten  $w_{ij} = 0$ . Für die Lösung des Optimierungsproblems müssen iterativ korrespondierende Punkte identifiziert werden. Dabei erfolgt für jeden Schritt die Berechnung der Korrespondenz sowie der Transformation, bis eine möglichst exakte Deckung der Punktwolken erreicht ist. In [25] wird bewiesen, dass diese Methode in einem Minimum endet.

Die Bestimmung der Position ist sehr rechenaufwändig, deswegen kann es vor allem in großen Umgebungen mit ausgedehnten Karten zu einem Verzug der Positionsbestimmung kommen. Diese Zeitverzögerungen führen zu Ungenauigkeiten der folgenden Positionsbestimmungen, wodurch das Risiko von Falschlokalisierungen steigt. Deswegen wird für die sichere und verzögerungsarme Lokalisierung eine Schätzung der Pose als Vorausrichtung benötigt. Diese Schätzung  $P_{n+1}$  erfolgt anhand der vorherigen Pose  $P_n$  und der mittels visuell-inertialer Odometrie geschätzten Veränderung  $\Delta P$  des mobilen Systems. Die Rotationsmatrix  $R(\theta_n, \phi_n, \psi_n)$  wird aus der zuletzt bestimmten Pose verwendet.

$$\underbrace{\begin{pmatrix} x_{n+1} \\ y_{n+1} \\ z_{n+1} \\ \theta_{n+1} \\ \psi_{n+1} \end{pmatrix}}_{P_{n+1}} = \underbrace{\begin{pmatrix} x_{n} \\ y_{n} \\ z_{n} \\ \theta_{n} \\ \phi_{n} \\ \psi_{n} \end{pmatrix}}_{P_{n}} + \underbrace{\begin{pmatrix} R(\theta_{n}, \phi_{n}, \psi_{n}) & 0 \\ 0 & \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}}_{Q_{n}} \cdot \underbrace{\begin{pmatrix} \Delta x_{n+1} \\ \Delta y_{n+1} \\ \Delta z_{n+1} \\ \Delta \theta_{n+1} \\ \Delta \phi_{n+1} \\ \Delta \psi_{n+1} \end{pmatrix}}_{\Delta P} \tag{4.3.3}$$

Das Blockdiagramm zur Bestimmung der Position mittels des ICP-Algorithmus zeigt die folgende Abbildung 4.3.3.

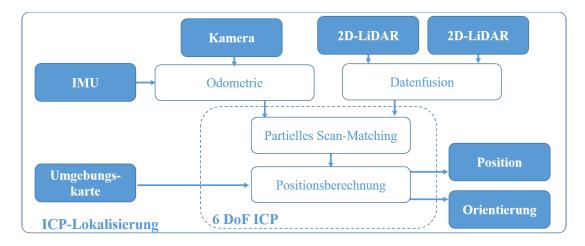


Abbildung 4.3.3: Blockdiagramm zur Lokalisierung mittels ICP-Verfahren

#### 4.3.3 Lokalisierungsverfahren auf Basis von Partikelfiltern

Eine weitere Möglichkeit zur Lokalisierung innerhalb von Umgebungskarten ist der Einsatz probabilistischer Verfahren. So kann die Menge der möglichen Zustände, in denen sich der Roboter befinden kann, in einer Karte beschrieben und anhand von Sensormessungen berechnet werden, mit welcher Wahrscheinlichkeit der Roboter sich wo in der Karte aufhält (vgl. Kapitel 2.2.4 - Scan-Matching). In [198] wird ein Verfahren auf Grundlage der adaptiven Monte-Carlo-Lokalisierung (AMCL) vorgeschlagen, das für den 3D-Fall erweitert wurde. Das System basiert auf einer relativen Positionsbestimmung anhand von Inertialsensoren und visueller Odometrie, Entfernungsmessung anhand zusätzlicher Sensoren (z. B. UWB-Sensoren) sowie der Verknüpfung mit einem 3D-Messsystem, mit dem die Position in Abhängigkeit zur vorgegebenen 3D-Umgebungskarte bestimmt wird.

Für die Untersuchungen muss das System für den Einsatz mittels des entwickelten Sensorsystems adaptiert werden. Die relative 3D-Positionsbestimmung soll anhand visuellinertialer Odometrie und die Verknüpfung mit der übergeordneten Karte anhand der 2D-LiDAR-Sensoren erfolgen. Es wird davon ausgegangen, dass die Bestimmung der Rollund Nickwinkel mit Hilfe einer IMU ausreichend genau sind, da diese bei einem UAV die Grundlage für die Systemstabilisierung bilden [198]. Die Schätzung der Position erfolgt anhand von n Partikeln  $f_j$ , die durch die Positionsdaten x, y und z sowie den Gierwinkel  $\psi$  beschrieben werden. Grundlage für das Verfahren bildet ein 3D-Wahrscheinlichkeitsraster, mit dem mögliche Roboterposen  $P_i$  und deren Wahrscheinlichkeit  $grid(P_i)$  beschrieben werden. Dabei wird jede Pose  $P_i$  des Gitters mit Wahrscheinlichkeitswerten einer spezifischen Gaußschen Verteilung beschrieben, deren Ursprung im nächsten besetzten Punkt

 $C_{U_i}$  der Umgebungskarte  $C_U$  liegt. Die Standardabweichung  $\sigma$  ergibt sich aus den Abweichungen des Sensorsystems.

$$grid(P_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\|P_i - C_{U_i}\|^2 / 2\sigma^2}$$
(4.3.4)

Als Grundlage des Wahrscheinlichkeitsrasters dient die in Kapitel 3 beschriebene merkmalsbasierte Umgebungskarte. Das Verfahren lässt sich in Vorhersage, Aktualisierung und Auswertung der Stichproben unterteilen [198]. Bei der Vorhersage wird anhand der geschätzten Bewegungsänderung  $\Delta P$  ein Satz von Partikeln  $f_j$  vorgeschlagen, der mögliche Posen  $P_i$  des Roboters enthält. Dabei wird die Partikelanzahl dynamisch angepasst, sodass bei hoher Unsicherheit der Roboterpose die Anzahl erhöht und bei bekannter Pose verringert wird.

Die Aktualisierung dient der Bewertung der Partikelgewichte, indem die möglichen Sensordaten jedes geschätzten Partikels  $f_j$  bestimmt werden. Dies erfolgt anhand der Ausrichtung der Punktwolken  $C_{f_j}$  mit n Punkten  $C_{f_{j_i}}$  für jede mögliche Position der einzelnen Partikel entsprechend der Odometrie sowie der IMU-Daten. Basierend darauf wird für jedes Partikel  $f_j$  eine entsprechende Gewichtung  $w_{f_j}$  berechnet, die die Wahrscheinlichkeit beschreibt, mit der das jeweilige Partikel den Standort des mobilen Roboters in der Karte darstellt.

$$w_{f_j} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} grid(f_j(C_{f_{j_i}}))$$
(4.3.5)

Durch den Vergleich der Umgebungskarte mit den Punktwolken des Sensorsystems kann in der Stichprobenauswertung die Wahrscheinlichkeit bestimmt werden, mit der sich der Roboter in einer begrenzten Umgebung befindet. In einer solchen Umgebung haben die Partikel je nach berechneter Wahrscheinlichkeit unterschiedliche Gewichte. Der gewichtete Durchschnitt aller Partikel ergibt dann das Ergebnis der Roboterpose. Das Blockdiagramm der auf das Sensorsystem adaptierten Monte-Carlo-Lokalisierung zeigt die folgende Abbildung 4.3.4.

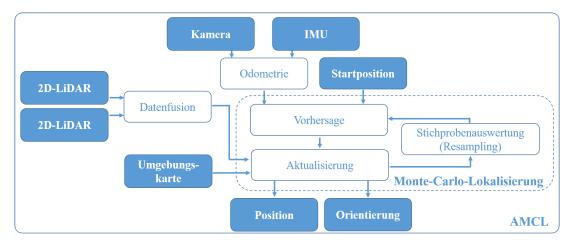


Abbildung 4.3.4: Blockdiagramm zur Lokalisierung mittels Monte-Carlo-Lokalisierung (in Anlehnung an [198])

#### 4.3.4 Entwicklung des Verfahren zur 3D-Positionsbestimmung in Umgebungskarten anhand von 2D-LiDAR-Sensoren

Eine weitere Variante ist die Darstellung der Umgebung mittels einer Normalverteilungstransformation (NDT) anstelle von Koordinaten oder Merkmalen. Dabei wird die Punktwolke in ein gleichmäßiges Gitter unterteilt und für jede Zelle die Punktverteilung anhand einer Normalverteilung modelliert. Durch die resultierende Wahrscheinlichkeitsdichte müssen keine expliziten Korrespondenzen als Grundlage für das Scan-Matching identifiziert werden, wodurch die Rechenzeit gegenüber ICP-basierten Ansätzen bei gleichbleibender Genauigkeit reduziert wird [28]. Darauf aufbauend stellt [47] ein direktes 3D-LiDARbasiertes Lokalisierungsverfahren DLL (engl.: Direct-LiDAR-Localization) vor, bei dem die Punktwolke als 3D-Distanzfeld modelliert und die Schätzung der Transformationsbeziehung als nichtlinearer Optimierungsprozess umgesetzt wird. Im Vergleich zu Verfahren auf Basis von MCL- oder ICP-Algorithmen ist dieses deutlich robuster und schneller [47]. Deswegen bildet dieses Verfahren die Grundlage für das in dieser Arbeit vorgestellte Lokalisierungssystem und wird für den Einsatz zweidimensionaler LiDAR-Sensoren adaptiert. Dabei soll die Transformationsbeziehung  ${}^{SU}T$  zwischen der Punktwolke  $C_S$  des 3D-Sensors mit n Punkten  $C_{S_i}$  und den Punkten  $C_{U_i}$  der Umgebungskarte  $C_U$  berechnet werden. Dies lässt sich durch Minimieren des folgenden Ausdrucks erreichen, wobei  $C_{U_d}(C_{S_i})$  der Punkt der Karte  $C_U$  ist, der  $C_{S_i}$  am nächsten liegt:

$$\underset{SUT}{arg min} \left[ \sum_{i=1}^{n} \left\| {}^{SU}T C_{S_i} - C_{U_d}(C_{S_i}) \right\|^2 \right]$$
 (4.3.6)

Die Identifizierung von  $C_{U_d}(C_{S_i})$  erfolgt dabei nicht über die Korrespondenzsuche, wie dies bspw. bei ICP-Verfahren stattfindet, sondern mittels eines Distanzfeldes. Die Distanzfunktion wird anhand der räumlichen Verteilung der 3D-Punkte bestimmt und beschreibt die Entfernung zum nächsten Kartenpunkt in allen Zellen. Als Grundlage dient die in Kapitel 3 beschriebene merkmalsbasierte Umgebungskarte. Die Berechnung erfolgt mittels trilinearer Interpolation der Abstandswerte d, die jede Zelle umgeben, und ergibt sich für jede Zelle wie folgt:

$$DF(Q) = d_o + d_1x + d_2y + d_3z + d_4xy + d_5xz + d_6yz + d_7xyz$$
(4.3.7)

Dabei repräsentiert Q(x, y, z) einen zur Gitterzelle gehörigen 3D-Punkt. Die Schätzung des entsprechenden Entfernungsfeldes erfolgt nur initial und ermöglicht in Verbindung mit der Gleichung die direkte Bestimmung der Entfernung zum nächsten Punkt in der Karte.

$$\underset{SUT}{arg min} \left[ \sum_{i=1}^{n} DF^{2}(^{SU}T C_{S_{i}}) \right]$$

$$(4.3.8)$$

Durch Lösung des mit der Punktwolke  $C_S$  entstehenden nichtlinearen Gleichungssystems kann die Position des mobilen Systems geschätzt werden. Das Verfahren benötigt eine hinreichend genaue Vorausrichtung. Zum Beginn erfolgt dies anhand einer initialen Vorgabe

der Position, von der das System startet. Während der Befliegung lässt sich die Änderung der Pose anhand der Beobachtung der Bewegung (Odometrie) des Roboters schätzen. Die Änderung der Position  $(\Delta x, \Delta y)$  sowie des Gierwinkels  $\Delta \psi$  wird hierbei anhand des horizontalen 2D-LiDARs in Verbindung mit einem 2D-Scan-Matching-Verfahren (vgl. Kapitel 4.1) berechnet. Die Höhenänderung  $(\Delta z)$  kann mittels Barometer bestimmt werden. Die Roll-  $(\theta)$  und Nickwinkel  $(\phi)$  werden wie bei der Monte-Carlo-Lokalisierung mittels Lagesensoren (IMU-Messungen) bestimmt, da diese vollständig beobachtbar und genau genug sind, um die grundlegenden Kontrollvariablen für die Systemstabilität des UAV zu liefern. Diese Informationen werden zur Neigungskompensation der LiDAR-Punktwolke verwendet, um den Registrierungsprozess zu beschleunigen sowie robuster zu gestalten. Mit der geschätzten Bewegung sowie der letzten berechneten Pose  $P_t$  kann eine Vorpositionierung innerhalb der Karte erfolgen, die als Grundlage für die Positionsberechung dient:

$$P(t+1) = \begin{bmatrix} x + \Delta x \\ y + \Delta y \\ z + \Delta z \\ \psi + \Delta \psi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_i(t) + \Delta x \cos(\psi_i(t)) - \Delta y \sin(\psi_i(t)) \\ y_i(t) + \Delta x \sin(\psi_i(t)) + \Delta y \cos(\psi_i(t)) \\ z_i(t) + \Delta z \\ \psi_i(t) + \Delta \psi \end{bmatrix}$$
(4.3.9)

Die folgende Abbildung 4.3.5 zeigt das Blockdiagramm des Lokalisierungssystems.

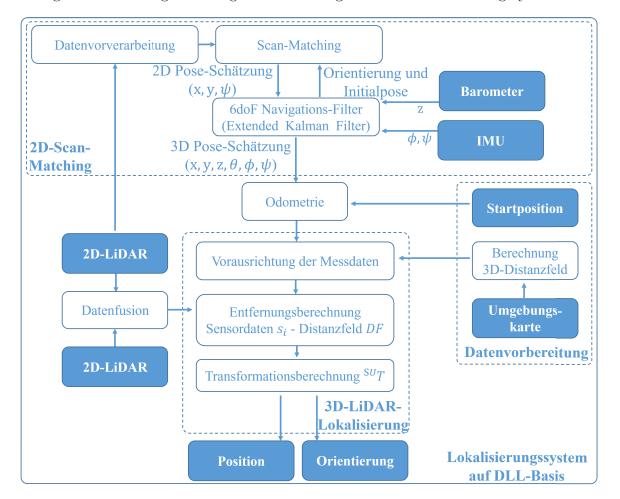


Abbildung 4.3.5: Blockdiagramm des entwickelten Lokalisierungssystems

#### 4.4 Verknüpfung von lokaler und globaler Lokalisierung

Bei der Navigation für die automatisierte Inspektion können neben der Lokalisierung im Innenbereich auch die im Außenbereich oder hybride Varianten relevant sein. Ein kritischer Aspekt dabei ist die sichere Positionsbestimmung des Systems beim Übergang zwischen lokaler und globaler Lokalisierung und damit vom Innen- in den Außenbereich [5].

Lokale Verfahren können aufgrund unzureichender Strukturen im Sichtbereich ungenau sein, da diese als Orientierung für die Positionsbestimmung dienen. Die Genauigkeit globaler satellitenbasierter Verfahren hingegen ist stark von den lokalen Gegebenheiten abhängig. So haben z. B. Abschattungen oder Mehrweg-Ausbreitungen in Gebäudenähe maßgeblichen Einfluss auf die erreichbare Genauigkeit (vgl. Kapitel 2.2.2).

Während die Verknüpfung sowie kombinierte Verwendung von lokalen und globalen Lokalisierungsmethoden in Bereichen mit gutem GNSS-Signal bereits etabliert ist (z. B. [135] oder [273]), besteht die Herausforderung noch in der Bewertung der GNSS-Genauigkeit und damit in der Wahl der Kriterien für den Wechsel zwischen lokaler und globaler Lokalisierung [140]. Zur Bestimmung dieser Kriterien dient ein entwickelter Messaufbau (siehe Abbildung 4.4.1), mit dem die Lokalisierungsgenauigkeit der einzelnen Methoden für diesen Anwendungsfall bestimmt werden kann. Zur Untersuchung der globalen Lokalisierung wird das GNSS-System simpleRTK verwendet, das auf der Empfangseinheit ZED-F9P von ublox basiert. Im GNSS-Modus kann damit eine Genauigkeit von 1500 mm und im RTK-Modus von 10 mm erreicht werden [258]. Während die erreichbare Genauigkeit des GNSS-Systems für die Lokalisierung in freien Bereichen ausreichend ist, genügt sie aber nicht für die Verknüpfung von Innen- und Außenbereichen. Deswegen sollen hier das RTK-System als globales und der LiDAR-basierte Hector-SLAM mit einem Hokuyo UST-20LX als lokales System untersucht werden.

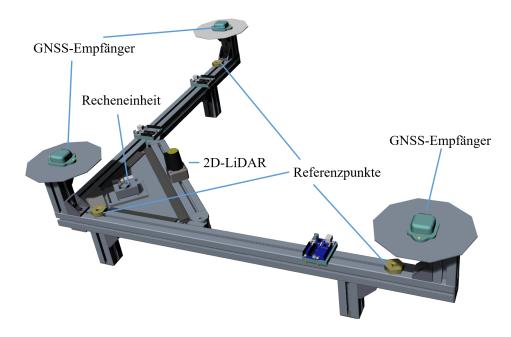


Abbildung 4.4.1: Messaufbau zur GNSS-Verifizierung

Die Position der einzelnen Sensoren wird mit einem übergeordneten Messsystem (Lasertracker) bestimmt und in Bezug zu den Referenzmarken gesetzt. Dadurch kann die Position der Plattform und damit auch die der einzelnen Sensoren während der Versuchsdurchführung gemessen werden. Angelehnt an die Norm ISO 9283 [61] zur Bestimmung der Genauigkeit von Industrierobotern sollen hier ebenfalls die Genauigkeit und Zuverlässigkeit der Lokalisierungen der einzelnen Sensorsysteme ermittelt werden (vgl. Kapitel 4.2). Dafür wird das Sensorsystem vier Mal an insgesamt fünf verschiedenen Standpunkten positioniert und die Pose sowohl auf Basis der Sensordaten als auch mit einem Lasertracker bestimmt. Diese Punkte bilden den Übergang von Innenräumen ohne GNSS-Signal (Station 1) über strukturnahe Bereiche, z. B. in Gebäudenähe (Station 2 und 3), bis hin zu freien Bereichen mit gutem GNSS-Signal (Station 4 und 5) nach (Abbildung 4.4.2).

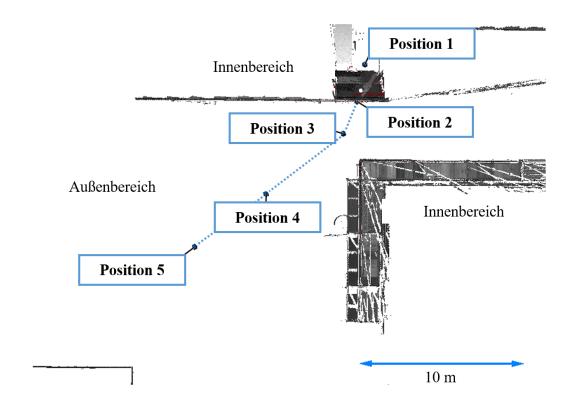


Abbildung 4.4.2: Versuchsdurchführung

Anschließend können die von den Sensoren ermittelten Werte mit den Daten der Referenzmessung verglichen und somit die Abweichungen der sensorbasierten Lokalisierung bestimmt werden. Diese Messungen erfolgen ohne Berücksichtigung der Höhenwerte, da diese bei GNSS-Messungen nicht ausreichend genau sind und die Höhe deswegen im Außenbereich üblicherweise anhand weiterer Sensoren (z. B. Barometer) bestimmt wird. Somit ist eine zweidimensionale Auswertung ausreichend. Das Ergebnis ist in folgender Abbildung 4.4.3 ersichtlich, die Markierung zeigt den entsprechend der Anforderungen benötigten Genauigkeitsbereich.

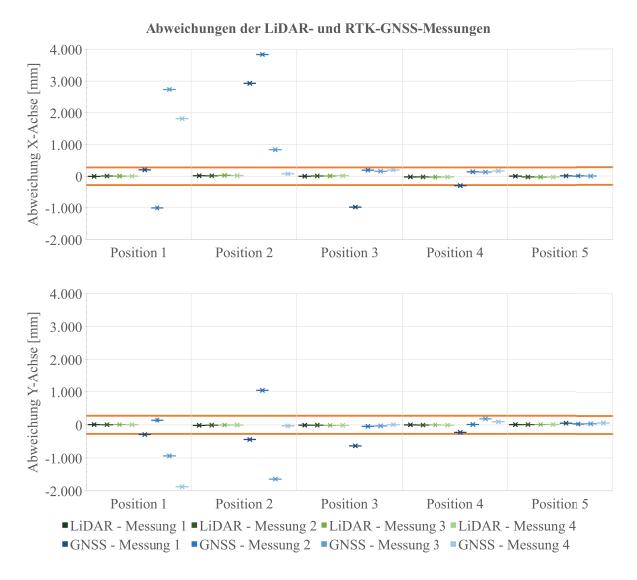


Abbildung 4.4.3: Abweichungen der LiDAR- und RTK-GNSS-Messungen in X- und Y-Richtung für die fünf Stationen

Die Positions- und Wiederholgenauigkeit ist in der Tabelle 4.4.1 dargestellt. Den Versuchsergebnissen ist zu entnehmen, dass die Lokalisierungsgenauigkeit mittels des lokalen Systems durchgängig den Anforderungen entspricht, während die GNNS-basierte Positionsbestimmung nur an den Stationen mit gutem Empfang möglich ist. Da die lokalen Verfahren allerdings nur bei ausreichend sichtbarer Umgebungsstruktur sichere Ergebnisse liefern, gilt es, ein Kriterium für die automatisierte Bestimmung der Positionsqualität des GNSS-Systems zu identifizieren. Neben den Positionen und Abweichungen gegenüber dem Referenzsystem werden dabei auch Systemparameter, wie die Anzahl der zur Positionsbestimmung verwendeten Satelliten, die Signalqualität, Lokalisierungsmethode und die aufgrund der Überbestimmung berechnete Abweichung erfasst und analysiert.

Bonamorer ang				
		GNSS [mm]	RTK-GNSS [mm]	LiDAR [mm]
Absolutgenauigkeit AP	P1	17264,8	1195,3	18,8
	P2	13957,9	1937,7	20,8
	P3	7644,5	204,3	13,8
	P4	2379,8	39,8	21,8
	P5	308,9	48,7	8,9
	Gesamt	8311,2	685,1	16,8
Wiederholgenauigkeit R	<b>P</b> P1	4084,9	2977,7	27,8
	P2	11582,6	3129,8	5,7
	P3	4478,2	1345,8	13,6
	P4	1920,1	566,5	12,1
	P5	2083,3	33,8	10,9
	Gesamt	4829.8	1610.7	14.0

Tabelle 4.4.1: Absolut- und Wiederholgenauigkeit der LiDAR- und RTK-GNSS-Lokalisierung

Den Zusammenhang zwischen Anzahl der zu berechneten Satelliten und der Genauigkeit zeigt das folgende Diagramm (Abbildung 4.4.4). Dabei erfolgt ebenfalls der Übergang vom Innenraum über strukturnahe Bereiche bis in Bereiche mit gutem GNSS-Signal. Bis zu einer genauen und stabilen Lokalisierung kann es mitunter mehrere Minuten dauern.

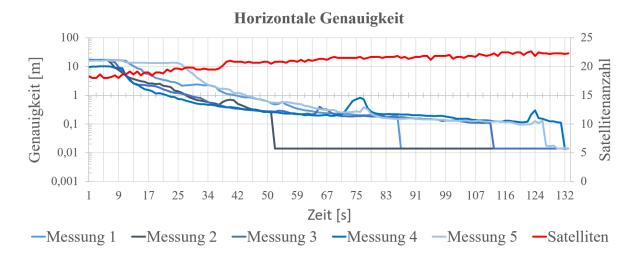


Abbildung 4.4.4: Dauer bis zu einer stabilen RTK-Lokalisierung in Abhängigkeit von der Satellitenanzahl

Ein Indiz für die sichere Bestimmung der Position ist die Berechnung mittels RTK-Signal. Bei einem stabilen Signal liegt die anhand der Überbestimmung der Satellitensignale berechnete Abweichung der Positionsgenauigkeit bei wenigen Zentimetern. Die RTK-basierte Berechnung ist durch die starke Zunahme der Positionsgenauigkeit charakterisiert. Die Ergebnisse zeigen des Weiteren, dass bei einem instabilen Signal zwar eine hohe Genauigkeit durch das GNSS angezeigt wird, diese aber nicht der Realität entspricht. Dies tritt vor allem in strukturnahen Bereichen auf und äußert sich durch ein Schwanken der Genauigkeit oder dem Aussetzen der RTK-basierten Berechnung bei Bewegung. Deswegen ist der zeitlich stabile Verlauf des Signals für die Anwendung relevant.

Entsprechend der Anforderungen an das Lokalisierungssystem lassen sich damit die Kriterien für den Wechsel zwischen lokaler und globaler Positionsbestimmung ableiten. Dabei kann für die Bestimmung der Position im strukturnahen Außenbereich neben den lokalen Verfahren der Einsatz eines RTK-GNS-Systems sinnvoll sein, wenn ein ausreichend stabiles Signal gewährleistet ist. Die Ergebnisse zeigen auch, dass die Anzahl der Satelliten kein eindeutiges Indiz für die sichere Lokalisierung ist. Stattdessen ist die berechnete Abweichung der Satellitensignale untereinander in Verknüpfung mit der RTK-basierten Lokalisierung zu bevorzugen. Zur Reduzierung von Fehlsignalen und Sprüngen der Positionsberechnung mit hoher Präzision für den Anwendungsfall beachtet werden. Das Schema zum Wechsel zwischen lokaler und globaler Lokalisierung bei der strukturnahen Inspektion im Außenbereich mittels UAV zeigt das folgende Blockdiagramm (Abbildung 4.4.5).

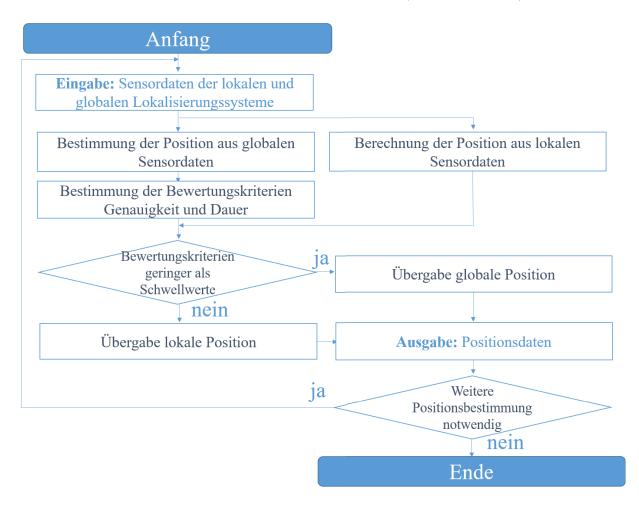


Abbildung 4.4.5: Blockdiagramm zum Wechsel zwischen lokaler und globaler Lokalisierung

## 4.5 Kalibrierverfahren für laserbasierte Lokalisierungssysteme

Für den Betrieb von Multisensorsystemen ist die räumliche und zeitliche Zuordnung aller Sensordaten notwendig. Während bei Verfahren mit einem Sensor, z. B. bei der 2D-Lokalisierung mittels LiDAR-Sensor oder der visuellen Odometrie, die Sensordaten direkt zur weiteren Auswertung verwendet werden können, müssen bei kombinierten Sensorsystemen (z. B. bei der Verknüpfung mehrerer LiDAR-Sensoren) die geometrischen und zeitlichen Zusammenhänge definiert werden. Da sich eine fehlerhafte Zuordnung als systematische Abweichung äußert, führt eine Rotation eines Laserscanners um 3° zu einer Positionsabweichung von über 5 % der Objektentfernung. Entsprechend den Anforderungen an das Multisensorsystem kann dadurch eine systematische Abweichung des Messobjektes von ca. 1 m bei einer Entfernung von 20 m entstehen [222]. Durch eine Systemkalibrierung kann diese fehlerhafte Zuordnung reduziert werden. Eine Kalibrierung definiert sich laut DIN 1319-2 [59] wie folgt:

"Unter Kalibrieren versteht man das Ermitteln des Zusammenhangs zwischen Messwert oder Erwartungswert der Ausgangsgröße und dem zugehörigen wahren oder richtigen Wert, der als Eingangsgröße vorliegenden Messgröße für eine betrachtete Messeinrichtung bei vorgegebenen Bedingungen."

Bei der Kalibrierung von Sensoren und Sensorsystemen lassen sich intrinsische und extrinsische Parameter unterscheiden. Die intrinsische Kalibrierung beschreibt die Bestimmung sensorinterner systematischer Abweichungen der Einzelsensoren (z. B. die Zielachs- und Kippachsabweichung bei Tachymetern). Die dafür benötigten Methoden werden in der Regel durch den Hersteller bereitgestellt, weswegen eine weitere Betrachtung hier nicht notwendig ist. Bei der extrinsischen Kalibrierung dagegen werden die räumlichen und zeitlichen Zusammenhänge jedes einzelnen Sensors bezüglich eines übergeordneten Koordinatensystems bestimmt (siehe Abbildung 4.5.1). [284]

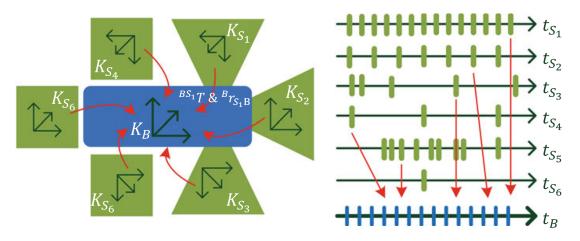


Abbildung 4.5.1: Kalibrierung, räumliche und zeitliche Zuordnung der Sensordaten (in Anlehnung an [222])

Die räumliche Kalibrierung erfolgt üblicherweise anhand der optischen Erfassung einer Referenzgeometrie (Kalibriernormal). Das Ziel ist die Bestimmung der Transformationsbeziehung in Form von Rotations- und Translationsparametern zwischen den einzelnen Sensoren  $K_{S_i}$  und dem Plattformkoordinatensystem  $K_B$ . Dabei können auch Subgruppen zusammengehöriger Sensoren getrennt voneinander kalibriert werden, sodass z. B. zwei RGB-Kameras zu einem 3D-Stereokamerasensor fusioniert werden können [222]. Während bei IMU- und GNSS-Sensoren aufgrund der Messgenauigkeit die Konstruktionsdaten als räumliche Zuordnung ausreichend sind (vgl. Kapitel 2.2.3 und 2.2.2), muss für die optischen Sensoren ein Kalibrierverfahren entwickelt werden.

Da das in Kapitel 4.3 entwickelte System aus mehreren LiDAR-Sensoren besteht, ist eine Systemkalibrierung sinnvoll. Deswegen soll im Folgenden ein Verfahren vorgestellt werden, mit dem sich der geometrische Zusammenhang zwischen optischen 2D- sowie 3D-Sensoren und dem Plattformkoordinatensystem ermitteln lässt. Dafür wird üblicherweise ein Kalibriernormal verwendet, dessen Geometrien im Plattformkoordinatensystem bekannt sind und das mit den zu kalibrierenden Sensoren vermessen wird [154]. Die Herausforderung besteht darin, eine Referenzgeometrie zu entwickeln, mit der die räumliche Zuordnung der Daten von 2D-Sensoren möglich ist [105]. Aus diesem Grund wird ein Messnormal entworfen, dessen Geometrie Basis einer Codierung ist, mit der die Position der 2D-Sensordaten auf dem Messnormal automatisiert identifiziert werden kann (siehe Abbildung 4.5.2). Für die Kalibrierung müssen die Messnormale sowie das Plattformkoordinatensystem mit einem übergeordnetem Messsystem bestimmt werden. Dafür bietet sich ebenfalls die Verwendung eines Lasertrackers an. Die Referenzobjekte werden im Messbereich der Sensoren im Raum gleichmäßig verteilt, wobei für jeden 2D-LiDAR-Sensor drei Messnormale und für die 3D-Sensoren mindestens ein Messnormal positioniert und deren Lage sowie die der Multisensorplattform bestimmt werden. Dies erfolgt anhand von Referenzpunkten, die einerseits mit einem Lasertracker gemessen werden und andererseits im Koordinatensystem der Konstruktionsdaten bekannt sind. Darauf basierend können die Messnormale in das Koordinatensystem der Multisensorplattform überführt werden.

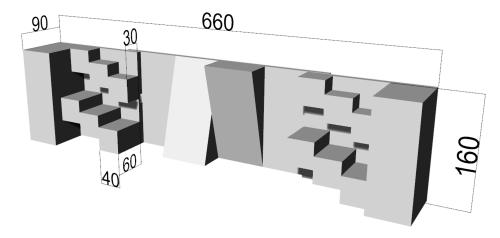


Abbildung 4.5.2: Messnormal zur Kalibrierung laserbasierter Lokalisierungssysteme, Angaben in Millimeter

Anschließend müssen die Positionen und Orientierungen der 2D-LiDAR-Sensoren im Plattformkoordinatensystem bestimmt werden. Dies erfolgt anhand der Auswertung der jeweiligen Sensordaten. Zur Identifikation der Bereiche, die in den Daten die Messnormale abbilden, werden retroreflektierende Markierungen verwendet. Aufgrund der stärkeren Lichtreflektion gegenüber der restlichen Umgebung können die Markierungen anhand der Intensitätswerte in den Daten detektiert werden. Auf Basis der bekannten Abmaße der Messnormale lassen sich dadurch die relevanten Punkte segmentieren und abstandsbasiert unterteilen. Als Ergebnis liegen die segmentierten Punktmengen für jedes Messnormal vor, die im nächsten Schritt hinsichtlich der Codierung untersucht werden (siehe Abbildung 4.5.3). Die Lage der LiDAR-Messung ist dabei blau und die der retroreflektierende Markierungen gelb dargestellt.

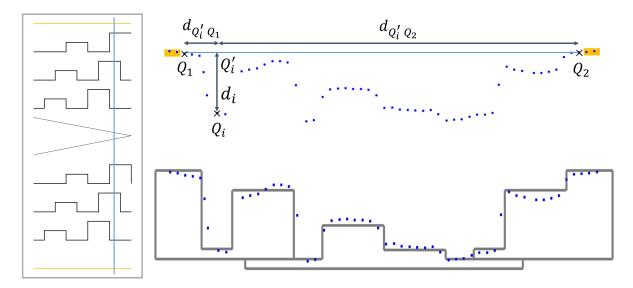


Abbildung 4.5.3: Auswertung der Kalibriermessungen - links: Codierung des Messnormals, rechts oben: Punktwolke und abstandsbasierte Auswertung, rechts unten: Punktwolke und Sollmodell

Für die Zuordnung der Sensordaten zum Messnormal anhand der Codierungen wird durch die äußeren Punkte  $Q_1$  und  $Q_2$  der segmentierten Punktmenge eine Gerade gelegt und mit der folgenden Formel [244] die Abstände  $d_i$  zu den übrigen Punkten  $Q_i$  bestimmt:

$$d = \frac{|(x_2 - x_1)(y_1 - y_i) - (x_1 - x_i)(y_2 - y_1)|}{\sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}}$$
(4.5.1)

Diese lassen sich, in Abhängigkeit des Abstandes zu den beiden äußeren Punkten, den einzelnen Stufen der Codierung zuordnen und daraus die Position der 2D-Sensormessung auf dem Referenznormal ableiten. Der Schwerpunkt der Punktmenge wird anschließend einem entsprechend der Codierung definiertem Punkt zugeordnet. Mit den sich aus der Auswertung der Messnormalen ergebenden drei Punktpaaren lässt sich die räumliche Zuordnung bestimmen. Anhand dieser Punkte, die im Sensor- und Plattformkoordinatensystem bekannt sind, können die Rotationsmatrix  $^{SB}T$  und der Verschiebungsvektor  $^{B}r_{SB}$  bestimmt

werden. Dies erfolgt mit einem Hilfskoordinatensystem  $K_H$ , das durch die Punkte  $U_1$ ,  $U_2$  und  $U_3$  in den beiden Koordinatensystemen  $K_S$  und  $K_B$  konstruiert wird (siehe Abbildung 4.5.4). [268]

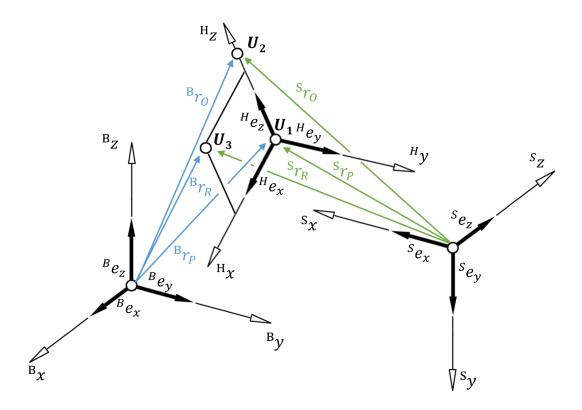


Abbildung 4.5.4: Koordinatentransformation anhand eines Hilfssystems (in Anlehnung an [268])

Dabei wird der Koordinatenursprung  $^{H}0$  des zu konstruierenden Koordinatensystems  $K_{H}$  im Punkt P definiert und der Basisvektor  $^{B}e_{zH}$  durch die Punkte  $U_{1}$  und  $U_{2}$  bestimmt.

$${}^{B}e_{zH} = \frac{{}^{B}r_{U_2} - {}^{B}r_{U_1}}{|{}^{B}r_{U_2} - {}^{B}r_{U_1}|}$$

$$(4.5.2)$$

Der Basisvektor der Y-Achse  ${}^Be_{yH}$  steht senkrecht auf der Ebene, die durch die drei Punkte beschrieben wird, und kann durch das Kreuzprodukt aus  ${}^Be_{zH}$  und dem Vektor von  $U_1$  nach  $U_3$  gebildet werden.

$${}^{B}e_{yH} = \frac{{}^{B}e_{zH} \times ({}^{B}r_{U_{3}} - {}^{B}r_{U_{1}})}{|{}^{B}e_{zH} \times ({}^{B}r_{U_{3}} - {}^{B}r_{U_{1}})|}$$
(4.5.3)

Die X-Achse kann aus dem Kreuzprodukt der Basisvektoren  $^Be_{yH}$  und  $^Be_{zH}$  bestimmt werden.

$${}^{B}e_{xH} = {}^{B}e_{yH} \times {}^{B}e_{zH} \tag{4.5.4}$$

Mit den Basisvektoren des Koordinatensystems  $K_H$  im Koordinatensystem  $K_B$  lässt sich die Rotationsmatrix  $^{BH}T$  vom Plattformkoordinatensystem  $K_B$  in das Hilfskoordinatensystem  $K_H$  bestimmen.

$${}^{BH}T = \begin{pmatrix} {}^{B}e_{xH} & {}^{B}e_{yH} & {}^{B}e_{zH} \end{pmatrix} \tag{4.5.5}$$

Analog kann  $^{SH}T$  durch die Konstruktion des Hilfskoordinatensystems  $K_H$  im Sensorkoordinatensystem  $K_S$  bestimmt werden. Damit kann die Rotationsmatrix  $^{BS}T$  berechnet werden.

$$^{BS}T = ^{BH}T^{SH}T^T \tag{4.5.6}$$

Anschließend wird der Verschiebungsvektor  ${}^Br_{SB}$  mit den Ortsvektoren der Punkte  $U_1$ ,  $U_2$  und  $U_3$  ermittelt.

$${}^{B}r_{SB} = \frac{{}^{B}r_{U_{1}} - {}^{BS}T {}^{S}r_{U_{1}} + {}^{B}r_{U_{2}} - {}^{BS}T {}^{S}r_{U_{2}} + {}^{B}r_{U_{3}} - {}^{BS}T {}^{S}r_{U_{3}}}{3}$$
(4.5.7)

Mit  $^{BS}T$  und  $^{B}r_{SB}$  kann nun die räumliche Zuordnung der Sensordaten in das Plattform-koordinatensystem erfolgen. Eine Steigerung der Genauigkeit der Kalibrierung von 2D-Sensoren lässt sich durch die Verwendung mehrerer Kalibrierkörper erreichen. Außerdem kann anhand der schrägen Ebenen des Kalibriernormals mit einem Best-Fit der Sensordaten auf diese Ebenen die Kalibrierung optimiert werden. Dies ist z. B. bei Sensoren mit höherer Genauigkeit oder einer kurzen Entfernung zwischen dem Multisensorsystem und dem Kalibrierobjekt notwendig.

Die räumliche Zuordnung bei optischen 3D-Sensoren erfolgt ebenfalls auf Basis einer Aufnahme von mindestens einem Messnormal. Damit lässt sich die Ausrichtung der Punktwolke auf das Modell des Messnormals im Plattformkoordinatensystem mit dem ICP-Algorithmus (vgl. Kapitel 2.4.2) berechnen. Die dadurch bestimmte Transformationsbeziehung kann anschließend für die Kalibrierung verwendet werden. Bei den IMU- und GNSS-Sensoren erfolgt die Zuordnung auf Basis der Konstruktionsdaten der Plattform in der Annahme, dass die Fertigungsabweichungen gering sind und die Positionierung der Sensoren damit keinen signifikanten Einfluss auf die Genauigkeit der Lokalisierung hat. Bei dem in dieser Arbeit entwickelten Lokalisierungssystem entsprechen die Orientierungen dieser beiden Sensorkoordinatensysteme der Orientierung des Plattformkoordinatensystems. Dadurch müssen für die räumliche Zuordnung nur die Ortsvektoren zum IMU- und GNSS-Sensor im Plattformkoordinatensystem aus dem Konstruktionsmodell abgeleitet werden. Neben der räumlichen Kalibrierung ist auch die zeitliche Synchronisierung der Sensordaten für den Betrieb des Multisensorsystems notwendig, da die einzelnen Sensoren die Umgebungsbeobachtungen mit unterschiedlicher Frequenz durchführen. Das Ziel ist dabei die Zuordnung der einzelnen Sensorbeobachtungen zu einer gemeinsamen Zeitbasis. Eine unberücksichtigte Verzögerung im Bereich von einer Millisekunde führt bei geringen Bewegungsgeschwindigkeiten von ca. 1 m/s zu absoluten Abweichungen von ca. 1 mm [222]. Für die Lokalisierung ist deswegen keine Echtzeit-Zuordnung der Sensorbeobachtungen notwendig. Eine gemeinsame Zeitbasis, die durch den Zeitstempel des Lokalisierungssystems besteht, ist ausreichend.

Mit dem vorgestellten Verfahren lässt sich die räumliche Zuordnung der einzelnen LiDAR-Sensoren des entwickelten Systems bestimmen und damit eine genaue Positionsbestimmung gewährleisten. Das beschriebene Kalibrierverfahren zeigt das folgende Ablaufdiagramm (Abbildung 4.5.5).

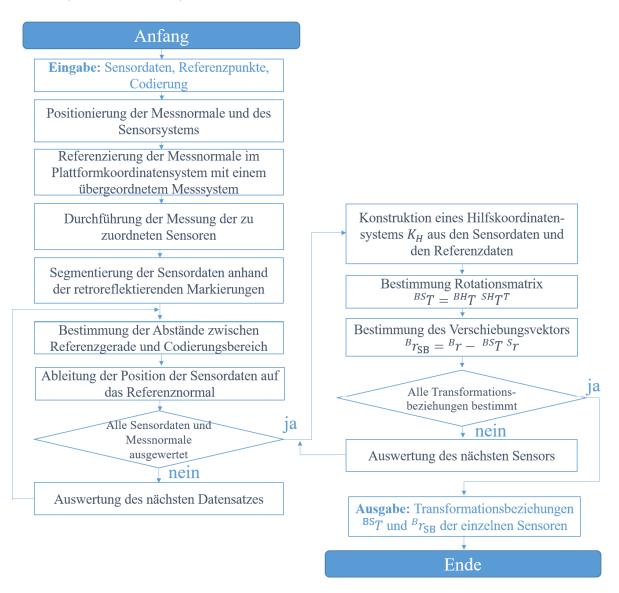


Abbildung 4.5.5: Blockdiagramm zur Kalibrierung laserbasierter Lokalisierungssysteme

## 5 Prototypische Umsetzung am Beispiel eines UAV-basierten Inspektionssystems

In diesem Kapitel wird die prototypische Umsetzung des hier entwickelten Inspektionssystems zur Prüfung industrieller Strukturen insbesondere am Beispiel von Hallen beschrieben. Das System besteht aus einer mobilen Trägerplattform, ausgerüstet mit der Inspektions- und Lokalisierungssensorik sowie einer Lösung zur Planung der Inspektion und zur Auswertung der Ergebnisse. Für die konkrete Umsetzung sollen zuerst die für das Inspektionssystem benötigten Komponenten entsprechend der Anforderungen ausgewählt werden. Neben der mobilen Plattform gehören dazu die Inspektions- sowie die Lokalisierungssensorik. Anschließend wird das für die Lokalisierung notwendige Multisensorsystem beschrieben und hinsichtlich der Genauigkeit untersucht. Außerdem wird der Demonstrator zur Routenplanung und Ergebnisdarstellung beschrieben. Abschließend erfolgt die wirtschaftliche Betrachtung des Inspektionssystems.

Entsprechend der Zielstellung soll die Zustandserfassung des Bauwerkes mittels UAV erfolgen. Während der automatisierten Befliegung werden die für die Bauwerksprüfung relevanten Bereiche (z. B. Fügestellen) photogrammetrisch dokumentiert. Beispielhafte Hallenausstattungen und damit auch die Umgebungsbedingungen bei einer Inspektion zeigt die folgende Abbildung 5.0.1.







Abbildung 5.0.1: Beispielhafte Umgebungsbedingungen bei einer Halleninspektion (mittig: [137], rechts: [248])

Mit einem terrestrischen Laserscanner wird im ersten Schritt die Umgebung erfasst. Das Ergebnis ist eine konsistente, in sich stimmige Gesamtpunktwolke, die als Grundlage der Routenplanung sowie als Referenzsystem für die Lokalisierung des UAV dient. Dabei werden in dieser anhand eines 3D-Rasters freie Bereiche gesucht, in denen sich das UAV

kollisionsfrei bewegen und sich den zu inspizierenden Bereichen sicher nähern kann. Unter Berücksichtigung von Sicherheitsabständen zwischen UAV und Objekten der Umgebung sowie zusätzlicher Bauwerksinformationen (z. B. relevante Inspektionsbereiche) wird in den freien Bereichen eine zusammenhängende und optimale Flugbahn berechnet (vgl. Kapitel 3).

Auf Basis dessen soll sich das UAV eigenständig innerhalb der Umgebungskarte lokalisieren, die geplante Route (Inspektionspositionen  $L_i$ ) abfliegen und die relevanten Bereiche bildgestützt dokumentieren. Dabei werden mithilfe des hier entwickelten Multisensorsystems die Position und Orientierung des UAV anhand einer Umgebungskarte (vgl. Kapitel 4) bestimmt.

Mit Hilfe der bekannten Position des UAV in der Umgebung und damit der Inspektionsdaten (z. B. RGB-Bilder) kann eine Verortung und Rückführung der Inspektionsergebnisse in ein 3D-Modell erfolgen. Anschließend lässt sich sowohl eine manuelle oder auch eine automatisierte Auswertung und Fehlerklassifikation der Daten sowie die Zustandsbewertung des Bauwerkes durchführen. Dadurch kann eine effiziente Prüfung der Bauwerke erfolgen und so sicherheitsrelevante Veränderungen frühzeitig erkannt werden. Das ermöglicht ein nachhaltiges Bauwerksmanagement, wodurch sich die Instandhaltungskosten reduzieren und durch die dokumentierten Sicherheitsstandards das Haftungsrisiko senken lassen. Ein klarer modularer Aufbau soll, neben der Verwendung als Gesamtsystem, sowohl den alleinigen Einsatz der unterschiedlichen Komponenten als auch die Kombination mit anderen Systemen ermöglichen. Die folgende Abbildung 5.0.2 zeigt das Gesamtkonzept des Inspektionssystems.

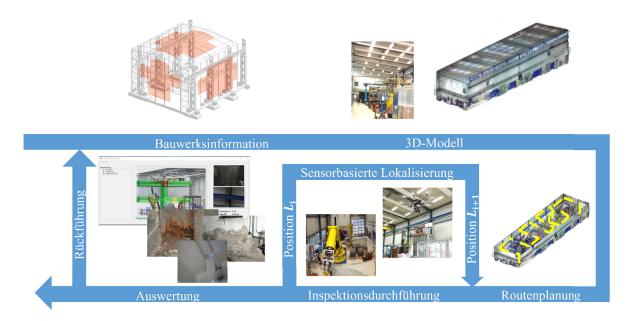


Abbildung 5.0.2: Konzept des entwickelten Inspektionssystems (in Anlehnung an [90])

#### 5.1 Komponenten des Inspektionssystems

Für die prototypische Umsetzung des Systems sollen zuerst die Anforderungen an die für die Inspektion benötigte Sensorik definiert werden und darauf basierend die Komponentenauswahl erfolgen. Entsprechend der Umgebungsbedingungen sowie der benötigten Tragfähigkeit gilt es, eine geeignete mobile Trägerplattform sowie entsprechende Lokalisierungssensorik auszuwählen. Das Konzept der mobilen Plattform zur Dokumentation des Bauwerkszustandes zeigt Abbildung 5.1.1.

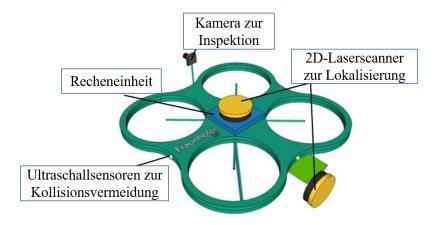


Abbildung 5.1.1: Konzeptdarstellung der mobilen Trägerplattform [89]

#### 5.1.1 Inspektionssensorik

Die Prüfung von Bauwerken nach der VDI 6200 basiert auf einem dreistufigem Überwachungsprogramm (vgl. Kapitel 1.1). Während in der ersten Stufe (Begehung zur Sichtung offensichtlicher Mängel) bzw. zweiten Stufe (Inspektion in Form einer visuellen Prüfung des Tragwerks ohne technische Hilfsmittel) eine einfache Sichtprüfung ausreichend ist, erfordert die dritte Stufe die eingehende Untersuchung bei Verdacht auf einen Schaden in Form einer handnahen Prüfung des Tragwerks mit zerstörungsfreien oder zerstörenden Materialuntersuchungen. Die ersten beiden Stufen lassen sich im Rahmen maschinengestützter, berührungsloser Prüfungen von Bauwerken mittels bildgebender Verfahren durchführen. Dafür können verschiedene optische Sensoren, wie RGB-, Thermographieoder 3D-Kameras, eingesetzt werden. Für die Erkennung und Bewertung von Schäden in industriellen Hallen eignet sich insbesondere die Verwendung von RGB-Kameras (vgl. Kapitel 2.5). Entsprechend [90] können mittels bildbasierter Inspektion folgende Befunde identifiziert werden, die die Abbildung 5.1.2 beispielhaft zeigt:

- Schädigungen der Beschichtung, z. B. Blasen, Abplatzungen, Verwitterungen
- Korrosion, z. B. Rostdurchbrüche, Rostfahnen, Korrosionsart, Korrosionsgrad
- Mechanische Beschädigungen, z. B. Risse
- Vollständigkeit von Verbindungsmitteln und Fügestellen
- Verschmutzungen, z. B. Staub, Vogelkot
- Durchfeuchtungen, Wasseraustritte, Ausblühungen









Abbildung 5.1.2: Beispielschäden v. l. n. r.: Blasen in der Beschichtung, Korrosion, Riss, fehlendes Verbindungsmittel [90]

Für die sichere Detektion und Bewertung der Schäden (z. B. Risse) ist eine Erkennung im Größenbereich von ca. 0,4 mm notwendig [90]. In Verbindung mit dem Sicherheitsabstand des UAV ergeben sich dadurch die genauen Anforderungen an die Inspektionskamera. Da eine sichere und stabile Befliegung in direkter Nähe zu Strukturen (z. B. Wände, Träger) nicht gewährleistet werden kann, soll hierbei ein Sicherheitsabstand  $d_{S_{UAV}}$  von 2 m angenommen werden. Mit der benötigen Auflösung am Objekt  $d_A$  (GSD, engl.: Ground Sample Distance) von 0,4 mm können die benötigten Kameraparameter bestimmt werden. Die GSD ist dabei abhängig von der Pixelgröße  $d_P$  der Sensorzelle sowie der Brennweite  $d_B$ . Den Zusammenhang zeigt die folgende Abbildung 5.1.3.

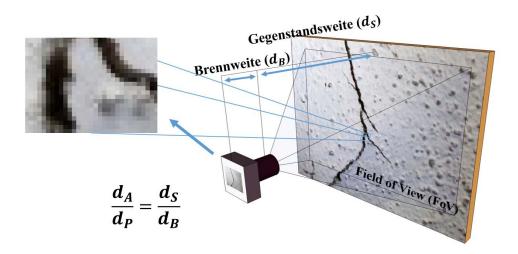


Abbildung 5.1.3: Bestimmung der Bildauflösung am Objekt (in Anlehnung an [90])

Neben der Auflösung am Objekt ist ein möglichst detailliertes und scharfes Bild für die Schadensbewertung notwendig. Entsprechend der Umgebungsbedingungen kann nicht von einer optimal beleuchteten Situation ausgegangen werden, sodass es zu erhöhtem Bildrauschen kommen kann. Das Rauschen ist von der Sensorgröße, Belichtungszeit und dem eingesetzten Objektiv (z. B. Blende, Lichtdurchlässigkeit) abhängig. Bei kleiner Sensorfläche und gleicher Auflösung ist die Pixelgröße geringer. Dadurch fällt weniger Licht auf jeden einzelnen Pixel. Deshalb muss das Lichtsignal verstärkt werden, was wiederum mit erhöhtem Rauschen einhergeht [220]. Vor allem kleine Sensoren mit einer Diagonale von wenigen Millimetern sind aus diesem Grund nicht für diesen Einsatzzweck geeignet. Deswegen ist ein APS-C- oder Vollformat-Sensor sinnvoll, wie sie auch bei aktuellen

UAV-Systemen in der Luftbildfotografie eingesetzt werden [247]. Die Aufnahme während einer Bewegung kann ebenfalls zu Unschärfen führen. Dies lässt sich durch eine kürzere Belichtungszeit reduzieren, was wiederum zu einer geringeren Belichtung des Sensors und damit zu erhöhtem Rauschen führen kann. Deswegen muss die Bewegungsunschärfe durch eine geringe Bewegungsgeschwindigkeit des UAV reduziert werden [131]. Basierend auf den oben genannten Anforderungen dient eine Sony  $\alpha 6000$  als Inspektionskamera, deren Eigenschaften die folgende Tabelle 5.1.1 zeigt. Eine Kamera dieser Serie wird bspw. auch bei dem von Leica Geosystems entwickelten UAV zur Erfassung von Luftbilddaten verwendet [150].

Tabelle 5.1.1: Technische Daten der Inspektionskamera (in Anlehnung an [235])

Sony α6000		
	Auflösung	6000 x 4000 Pixel
SONY	Sensorgröße	23,5 x 15,6 mm
	Sensorzelle	3,9 µm
	Aufnahmegeschwindigkeit	11 Bilder je Sekunde
	GSD bei 2 m Abstand (fokusabhängig)	0,015-0,5 mm
	Gewicht	344 g

#### 5.1.2 Mobile Trägerplattform

Die Inspektion soll anhand der photogrammetrischen Zustandserfassung während der Befliegung erfolgen. Das erfordert eine geeignete Trägerplattform für die Inspektions- und Lokalisierungssensorik. Dabei besteht der Hauptkonflikt zwischen der notwendigen Tragfähigkeit und der Größe der Plattform.

Eine ausführliche Analyse der zugänglichen Sichtbereiche für die Inspektion von stahlbaulichen Brücken und Hallen in Abhängigkeit von den UAV-Eigenschaften (Größe, Sicherheitsabstand) und den geometrischen Gegebenheiten (z. B. Trägerabstand) erfolgt in [90]. Während kleine (Diagonale ca. 50 cm) und mittlere (Diagonale ca. 75 cm) UAV bspw. die Zwischenbereiche zweier Hauptträger unter Berücksichtigung der Sicherheitsabstände anfliegen können, ist dies mit großen UAV (Diagonale ca. 100 cm) oft nicht mehr möglich. Dabei ist der Großteil der untersuchten Strukturen mit kleinen UAV erreichbar, der Anteil nimmt aber mit steigender Größe ab. Ein weiteres Ergebnis der Analyse ist, dass sich mit einer Kamera oberhalb des UAV insbesondere Sichtschattenbereiche deutlich reduzieren lassen. Entsprechend der Erreichbarkeitsanalyse ist eine mobile Plattform mit einer Diagonale von max. 50 cm ideal; mit einer Diagonale von ca. 75 cm können aber auch noch die relevanten Bereiche für die Inspektion von industriellen Hallen oder auch Brücken erreicht werden [90]. Einen Auszug aus der Analyse am Beispiel der Haupträger einer Brücke zeigt die Abbildung 5.1.4.

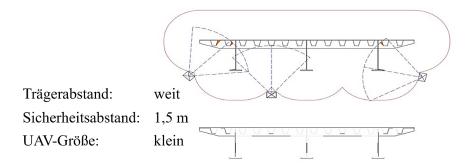


Abbildung 5.1.4: Beispiel aus der Sichtbereichsanalyse der Brückenunterseite [90]

Dadurch ergibt sich die Größenbeschränkung der mobilen Plattform, die mit einer maximalen Tragfähigkeit einhergeht. Außerdem muss Sensorik für die Dokumentation sowie die Positionsbestimmung mitgeführt werden. Deswegen sollen die benötigten Sensoren möglichst leicht sein, wodurch es u.a. zu Einschränkungen in der Auflösung und Sensorgröße der Kamera kommt. Das Gewicht beschränkt auch den Einsatz von 3D-Lasertechnik oder die Leistung der Recheneinheit. Auch das Abfluggewicht sollte aufgrund des Absturzrisikos und damit einhergehender Schäden möglichst gering sein. Entsprechend der aktuellen europäischen Richtlinie für unbemannte Luftfahrzeugsysteme [7] sind diese dabei in unterschiedliche Klassen  $(C0:<0.25\,kg,\ C1:<0.9\,kg,\ C2:<4\,kg,\ C3/4:<25\,kg)$  eingeteilt. Das Gesamtgewicht des Systems sollte deswegen bei max. 4 kg liegen.

Ein weitere wichtige Eigenschaft ist die erreichbare maximale Flugzeit, um möglichst eine Inspektion ohne Wechsel des Akkus durchführen zu können. Da die Inspektionsund Lokalisierungssensoren sowie die benötigte Recheneinheit aufgrund des Gewichtes und Energieverbrauchs die Flugzeit reduzieren, sollte die Akkulaufzeit ohne Anbauten mindestens 45 Minuten betragen.

Die Realisierung des geplanten Inspektionssystems erfordert sowohl die Integration und Ansteuerung der verschiedenen Sensoren als auch den Zugriff auf die Systeme zur Positionsbestimmung und Navigation. Dies erfolgt anhand einer vom Hersteller bereitgestellten Schnittstelle (SDK, engl.: Software Development Kit). Zur Erzielung effizienter Resultate unter den vorgegebenen Umgebungsbedingungen ist die automatische Bewegung und Steuerung der Inspektionssensorik notwendig. Auch die Möglichkeit des manuellen Wechsels der Position der Inspektionskamera ist entsprechend der Analyse sinnvoll, sodass sie z. B. oberhalb des UAV installiert werden kann.

Die Vermeidung von Kollisionen mit bekannten Objekten der Umgebung erfolgt anhand des entwickelten Verfahrens bestehend aus der Routenplanung basierend auf 3D-Umgebungsdaten sowie dem angepassten Lokalisierungssystem. Das Sicherheitssystem zur Kollisionsvermeidung mit bewegten oder nicht in der Umgebungskarte enthaltenen Objekten soll nicht mit dem entwickelten System, sondern mit einem gesondertem Sensorsystem erfolgen. Die Redundanz des Antikollisionssystems bei statischen Objekten erhöht die Sicherheit des Inspektionssystems. Abschließend sind noch die Kosten zu betrachten, da die Amortisationszeit des Inspektionssystems möglichst kurz sein sollte. Ausschlusskri-

terien bei der Bewertung sind die maximalen Abmessungen der Plattform, die minimale Tragfähigkeit sowie das Vorhandensein einer SDK. Die Kriterien, ihren Vergleich sowie die Bewertung möglicher UAV-Systeme zeigt die folgende Abbildung 5.1.5.

	Asctec (Intel) Falcon 8+ [123]	Asctec (Intel) Pelican [202]	CIS Ciquad [55]	CIS Oktopus [58]	DJI Matrice 210 [245]	DJI Matrice 300 [246]	Exabotix EB4-700 [72]
			100			A A	一
Größe	0	0	+	0	0	-	0
Tragfähigkeit	0	0	_	+	+	+	+
Abfluggewicht	+	+	+	+	-	_	0
Max. Flugzeit	_	_	_	+	_	_	+
Sensorik integrierbar	_	+	+	+	+	+	0
SDK	0	+	+	+	+	+	0
Kamera oben	+	+	_	0	+	+	0
Kollisionsvermeidung	_	0	_	0	+	+	_
Kosten	_	N/A	0	0	0	0	0
Punkte	-2	3	0	5	3	2	1
	Flyability ELIOS 2 [78]	Leica AX20 [150]	microdrones md4-1000 [171]	Mikrokopter MK8 [116]	Multiroter Surveying Robot [177]	UAV Systems Tarot 650 [260]	Yuneec H520E [278]
				T			
Größe	+	-	-	-	-	0	0
Tragfähigkeit	-	+	+	+	+	+	0
Abfluggewicht	+	_	_	-	-	0	+
Max. Flugzeit	_	0	+	0	0	_	_
Sensorik integrierbar	_	_	0	+	0	+	_
SDK	-	-	+	+	0	+	0
Kamera oben	0	0	_	0	0	0	_
Kollisionsvermeidung	+	-	0	0	0	0	_
Kosten	_	N/A	_	0	0	+	+
Punkte	-2	-4	-1	1	-1	3	-2
Bewertung Größe		+ (1 Punkt) ≤ 0,5 m		o (0 Pun) ≤ 0,75			<b>Punkt)</b> ,75 m
Tragfähigkeit		$\geq 0.5 \text{ m}$ $\geq 1 \text{ kg}$		$\leq 0.73$ $\geq 0.5 \text{ k}$			,73 m
Abfluggewicht		$\leq$ 2,5 kg		_ s,s s = ≤ 4 kg			4 kg
Flugzeit		≥ 45 min		≥ 30 m			0 min
Sensorik integrierba	ar	Ja		Durch den Hersteller			ein
SDK		Ja			Funktionalitä		lein
Kamera oben instal		Ja		genumsetzun			lein
Kollisionsvermeidu	ng	Ja	Ei	genumsetzun			lein
Kosten		≤ 5t €		≤ 15t €	<u> </u>	> 1	15t€

Abbildung 5.1.5: Vergleich und Bewertung verschiedener Trägerplattformen

Basierend auf der Bewertung wird als mobile Trägerplattform der CIS Oktopus gewählt. Die technischen Eigenschaften sind in der Tabelle 5.1.2 dargestellt.

**CIS Oktopus** L 74 x B 74 x H 32 cm Abmaße Nutzlast 700 g Abfluggewicht 2000 g Bis zu 45 min Flugzeit Bis 10 m/s (36 km/h) Fluggeschwindigkeit Flugreichweite 9 km Anzahl der Rotoren 8 x 10" Kollisionsvermeidung Ultraschallbasiert PaparazziUAV Steuerung Integration zusätzlicher Sensorik möglich

Tabelle 5.1.2: Technische Daten der mobilen Plattform (in Anlehnung an [58])

#### 5.1.3 Lokalisierungssensorik

Die Bestimmung der Position innerhalb der vorgegebenen Umgebungskarte soll mit dem in Kapitel 4.3 entwickelten Verfahren erfolgen. Dafür können LiDAR-Sensoren eingesetzt werden. Deren Auswahl ist entsprechend der Umgebungsbedingungen bei der Inspektion von verschiedenen Parametern abhängig.

Für die exakte Lokalisierung ist eine umfassende, detaillierte und genaue Erfassung der Umgebung notwendig. Neben der Genauigkeit ist deswegen auch der Entfernungs- und der Messbereich sowie die Auflösung des Sensors relevant. Die Messentfernung sollte entsprechend der Anforderungen an das Inspektionssystem (vgl. Kapitel 4) mindestens 50 m betragen. Um eine ausreichend aufgelöste Punktwolke auch auf größere Entfernungen für die Lokalisierung zu erhalten, ist ein möglichst umfassender Messbereich (über 270°) notwendig. Die 3D-Erfassung ist wünschenswert und ermöglicht eine robustere Bestimmung der Position. Um auch in größerer Entfernung die ausreichende Abbildung der Umgebung zu gewährleisten, ist eine möglichst kleine Winkelauflösung erforderlich.

Ein begrenzendes Kriterium für den Einsatz des UAV (z. B. zur Gewährleistung eines stabilen Flugverhaltens) ist das Gewicht der Sensoren. Dies sollte möglichst gering sein, da für die umfassende Umgebungsbeobachtung mehrere Sensoren notwendig sind. Entsprechend der Tragfähigkeit der mobilen Trägerplattform sowie des Gewichtes der benötigten Inspektionssensorik müssen auch die LiDAR-Sensoren leicht sein. Abschließend sollen auch hier die Kosten bewertet werden. Ausschlusskriterien sind hierbei hohes Gewicht sowie ein unzureichender Entfernungsbereich. Die Kriterien, den Vergleich sowie die Bewertung möglicher UAV-Systeme zeigt die folgende Abbildung 5.1.6.

	Hokuyo UST-20LX [117]	Hokuyo UTM-30LX [87]	Hokuyo YVT-35LX [160]	Quanergy M8-1 Plus [203]	OUSTER OS0 [192]	SLAMTEC RPLIDAR [232]	SICK TiM5 [227]	Velodyne Puck Lite [263]	YUJIN YRL3-20 [277]
	33.99			TANAGE POOL			SEA	Wodyn LOM	
Genauigkeit	0	0	-	+	0	-	-	0	+
Entfernungsbereich	+	+	0	+	+	-	0	+	-
Messbereich 2D	0	0	_	+	+	+	0	+	0
Messbereich 3D	_	-	0	0	+	-	-	0	+
Winkelauflösung	+	+	+	+	+	0	+	+	-
Gewicht	+	-	_	_	_	+	0	_	_
Kosten	+	0	_	_	_	+	+	0	+
Punkte	3	0	-3	2	2	0	0	1	0
Bewertung		+(1	Punkt)		o (0 Pun	kte)	- (-1 Punkt)		
Genauigkeit		≤±	5 mm		≤ ±50 mm		> ±50 mm		
Entfernungsbereic	ch	≥	50 m		≥ 25 1	m		< 25 m	
Messbereich 2D		≥ 300°			≥ 240	)°	< 240°		
Messbereich 3D		≥ 45°			< 45°			Nicht vorha	nden
Winkelauflösung		<u> </u>	0,25°		≤ 0,5	0		> 0,5°	
Gewicht		<u>≤</u>	150 g		≤ 250	g		> 250 g	
Kosten		≤ 2	2500€		≤ 5000	0€		> 5000€	

Abbildung 5.1.6: Vergleich und Bewertung verschiedener LiDAR-Sensoren

Die Bewertung zeigt den Konflikt zwischen dem erfassbaren Bereich der Umgebung (2D, bzw. 3D) und dem Sensorgewicht (vgl. Kapitel 4.1.3). Während 3D-Sensoren zwar ein hohes Maß an zusätzlichen Informationen für die Lokalisierung bereitstellen können, sind sie derzeit noch zu schwer für den Einsatz auf kompakten UAV-Systemen. Deswegen werden hier die Sensoren mit einer positiven oder neutralen Gewichtsbewertung untersucht. Die technischen Daten der einzelnen Sensoren zeigt die folgende Tabelle 5.1.3.

Tabelle 5.1.3: Daten der zu untersuchenden 2D-LiDAR-Systeme

	Hokuyo UST-20LX [117]	Slamtec RPLIDAR A2M6 [232]	Sick TiM5 [227]
	Distriction of the Control of the Co		SICK
Genauigkeit	$\pm$ 40 mm	1% der Messentfernung	$\pm$ 60 mm
Arbeitsbereich	Max. 60 m	Max. 18 m	Max. 25 m
Messbereich 2D	270°	360°	270°
Winkelauflösung	0,25°	0,45°-1,35°	0,33°-1,00°
Gewicht	130 g	190 g	250 g

Für die Genauigkeituntersuchung wird ein Testkörper zur Prüfung von 3D-Laserscannern verwendet [184]. Dieser ist ca. 100 cm breit und 60 cm hoch. Die Aufbauten ragen zwischen 10 cm und 16 cm heraus. Dieser Testkörper wird in verschiedenen Abständen und Winkeln zu den 2D-LiDAR-Systemen positioniert und mit einem höhergenauen System eingemessen. Dafür eignet sich bei diesem Messaufbau ein terrestrischer Laserscanner (FARO Focus 3D X130) mit einer Genauigkeit von 0,3 mm bei 10 m Entfernung [73], mit

dem die Umgebung bei jeder Versuchsdurchführung erfasst wird. Mit dem daraus resultierenden 3D-Modell können die 2D-Daten der LiDAR-Sensoren ausgerichtet werden. Dies erfolgt anhand von Ebenen in den 3D-Daten, die als Linien in den 2D-Daten interpretiert werden. Anschließend können die Abweichungen der Soll-Daten des Testkörpers mit den Messdaten verglichen und ausgewertet werden. Den Testkörper und den Versuchsaufbau zeigt die folgende Abbildung 5.1.7.

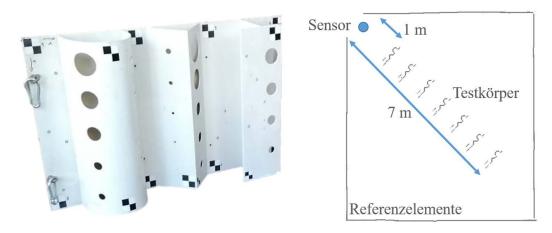


Abbildung 5.1.7: Testkörper (links) und Schema der Versuchsdurchführung (rechts)

Die Ergebnisse sind in der Abbildung 5.1.8 dargestellt. Während die mittlere Abweichung und Standardabweichung der jeweiligen Punkte gegenüber der Referenz beim SICK- und Hokoyo-Sensor im Gegensatz zum Slamtec-Sensor gering sind, zeigt der konkrete Vergleich der Abweichungen signifikante Unterschiede zwischen den Sensoren. Hierbei liefert der Hokoyu UST-20LX Ergebnisse, mit denen sich die Kontur des Prüfkörpers am besten nachvollziehen lässt. Die anderen beiden Sensoren haben dafür eine unzureichende Auflösung und Genauigkeit. Der Hokuyo hat außerdem den größten Arbeitsbereich sowie das niedrigste Gewicht bei den untersuchten Sensoren und soll deswegen als Grundlage für das Inspektionssystem dienen. Die technischen Daten des gewählten Systems zeigt die folgende Tabelle 5.1.4.

Tabelle 5.1.4: Technische Daten des 2D-LiDAR-Systems (in Anlehnung an [117])

Hokuyo UST-20LX		
	Abmessungen	$50 \text{ mm} \times 50 \text{ mm} \times 70 \text{ mm}$
	Genauigkeit	$\pm40~\text{mm}$
	Wiederholgenauigkeit	σ< 30mm
	Kalibrierter Arbeitsbereich	20 m
	Maximaler Arbeitsbereich	60 m
HOKUYO	Messbereich	270°
	Messfrequenz	40 Hz
	Winkelauflösung	0,25°
	Gewicht	130 g

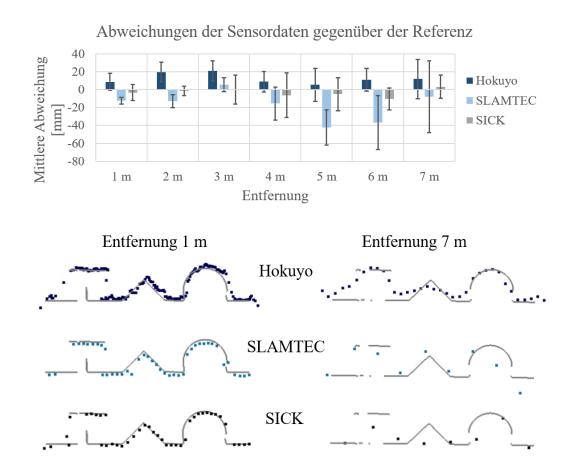


Abbildung 5.1.8: Genauigkeitsuntersuchung der ausgewählten 2D-LiDAR-Sensoren; oben: mittlere Abweichung und Standardabweichung der Messungen gegenüber dem Testkörper, unten: Messdaten und Referenz bei 1 m und 7 m

#### 5.2 Demonstrator zur Routenplanung

Für die UAV-basierte Inspektion ist die genaue Kenntnis der Umgebung sowie die Planung einer Route entlang der gewünschten Inspektionsstellen unbedingt notwendig. Die prototypische Umsetzung erfolgt entsprechend des in Kapitel 3 beschriebenen Verfahrens auf Basis von 3D-Punktwolken.

Zuerst wird die Umgebung anhand einer Aufnahme mittels terrestrischem Laserscanner erfasst. Hierbei kommt ein FARO Focus 3D X130 zum Einsatz. Die technischen Daten zeigt die folgende Tabelle 5.2.1. Zur einfacheren Orientierung des Benutzers (z. B. Inspekteur) können die Messdaten mit bildgebenden Verfahren verknüpft werden, sodass eine Punktwolke mit Farbinformationen entsteht. Für die Routenplanung und die Lokalisierung ist eine Auflösung der Punktwolke am Objekt von ca. 25 mm ausreichend. Dadurch kann eine schnelle Abbildung der Umgebung erfolgen und ein ausreichender Detaillierungsgrad gewährleistet werden. Auch die direkte Verknüpfung der Messdaten mit dem übergeordnetem globalen Koordinatensystem ist durch den integrierten GPS-Sensor direkt möglich.

FARO Focus 3D X130		
	Messbereich	0,6 – 130 m
FARD	Messprinzip	Phasenvergleichsverfahren
	Sichtbereich	360° x 300°
	Messgeschwindigkeit	Bis zu 976.000 Punkte/s
	Winkelauflösung	0,009°
	Massassassialasit	0,3 mm rms (bei 10 m)
rocus**)	Messgenauigkeit	0,5 mm rms (bei 25 m)
	Laserschutzklasse	1
	Zusatzsensoren	GPS, Kompass, Höhensensor,
	Zusatzsensoren	Zweiachskompensator
	Größe	240 (B) x 200 (H) x 100 (T) mm
	Gewicht	ca. 5,2 kg

Tabelle 5.2.1: Technische Daten des Faro Laserscanners (in Anlehnung an [73])

Das in Kapitel 3 beschriebene Konzept der Routenplanung ist in einem teilautomatisierten Software-Demonstrator umgesetzt (siehe Abbildung 5.2.1). Dabei wird das generalisierte Modell aus der 3D-Punktwolke entsprechend den Abmessungen der mobilen Plattform und der Gleichung 3.1.10 mit einer Kantenlänge der Voxel  $l_{Voxel}$  von 1,5 m generiert. Befindet sich das UAV während der Inspektion in einem befliegbaren Voxel, so wird auf Grund der Voxelgröße der Sicherheitsabstand automatisch eingehalten. Basierend darauf werden die für die Inspektion relevanten Voxel identifiziert, die als Grundlage für die Routenplanung dienen. Da es eine Vielzahl unterschiedlicher Strukturen bei industriellen Hallen gibt, ist die Möglichkeit der Prüfung und Anpassung der Teilschritte notwendig. So kann es bspw. sein, dass ein Bereich laut Punktwolke zwar befliegbar ist, es sich jedoch um einen Gefahrenbereich (z. B. in der Nähe von Robotern) handelt, der nicht beflogen werden soll. Außerdem ist auch eine manuelle Planung möglich, sodass der entwickelte Ansatz zur Routenplanung neben Hallen auch auf andere Objekte wie Brücken oder industrielle Anlagen anwendbar ist.



Abbildung 5.2.1: Ausschnitt des Demonstrators zur Routenplanung

Anschließend erfolgt die Routenplanung anhand der Inspektionspunkte. Bei der Berechnung der Route sollen die Richtungswechsel sowie Höhenunterschiede möglichst minimiert werden, da diese den Akkuverbrauch erhöhen und die robuste Lokalisierung erschweren. Die daraus resultierende Route wird mit definierten Handlungsanweisungen (z. B. Bildaufnahme oder Orientierungsänderung der Kamera) für die mobile Plattform verknüpft. Eine Beispielroute zur Prüfung der Kranbahn zeigt die folgende Abbildung 5.2.2.

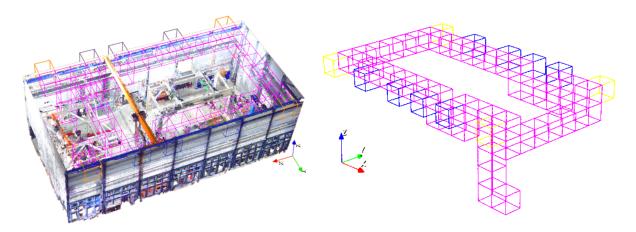


Abbildung 5.2.2: Inspektionsroute des dachnahen Bereiches der Beispielhalle (links: mit Punktwolke, rechts: nur die berechnete Route)

Neben der Route ist für die Durchführung der Inspektion eine Navigationskarte abzuleiten, die zur Lokalisierung mit dem Multisensorsystem verwendet wird. Der Detaillierungsgrad kann anhand der Größe der einzelnen Voxel festgelegt werden. Dabei gilt, je kleiner die Rasterweite, desto detaillierter ist das Umgebungsmodell. Allerdings geht dies mit einer erhöhten Anzahl der Voxel einher, da die Unterteilung durch die Halbierung der Kantenlänge in acht Subvoxel resultiert. Folglich ist eine erhöhte Rechenkapazität zur Lösung der Gleichungssysteme während der Lokalisierung notwendig. Deswegen muss ein Kompromiss zwischen dem Detaillierungsgrad und der Anzahl der Elemente gefunden werden. Da die digitale Abbildung der Umgebung in Form einer Punktwolke mit einer Auflösung von ca. 25 mm erfolgt, dient dies als minimaler Wert für die Rasterweite. Ein kleineres Raster führt zu unerwünschten Lücken in der Karte und ein zu großes zum Verlust von Umgebungsinformationen. Für Berechnungsverfahren zur Bestimmung von Transformationsbeziehungen zwischen Punktwolken mit geringerem Rechenaufwand (z. B. NDT-Algorithmen) kann dabei eine Rasterweite  $l_{Voxel}$  von ca. 50 mm verwendet werden, während bei aufwändigeren Verfahren (z.B. ICP-Algorithmen) eine größere Unterteilung von ca. 200 mm sinnvoll ist. Neben der Auflösung der Karte ist die Größe der Umgebung, in der sich das System lokalisieren soll, relevant. Je größer diese ist, desto größer sollte auch die Rasterweite sein, um eine ausreichende Geschwindigkeit der Lokalisierung zu erreichen. Das entwickelte Lokalisierungssystem ermöglicht eine zeitnahe Bereitstellung der Positionsdaten bei einer Hallengröße von ca. 31 m  $\times$  16 m  $\times$  12 m. Einen Ausschnitt der für das entwickelte System geeigneten Kartenauflösung ist in der folgenden Abbildung 5.2.3 dargestellt.

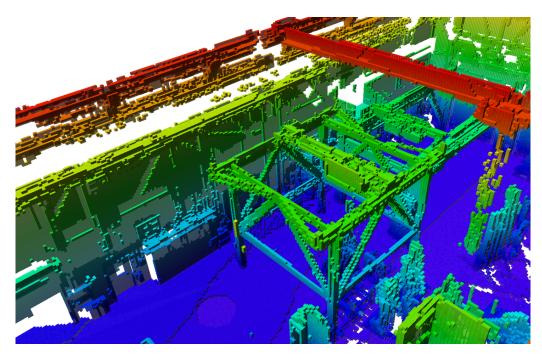


Abbildung 5.2.3: Navigationskarte einer Halle mit einem Volumen von ca. 6000 m<sup>3</sup> mit einer Rasterweite von 100 mm

#### 5.3 Umsetzung des Lokalisierungssystems

Neben der Routenplanung ist für die UAV-basierte Inspektion die Bestimmung der Position der mobilen Plattform in der Umgebung elementar. Dafür sollen im Folgenden die in Kapitel 4.3 vorgestellten Verfahren zur ICP-, AMCL- und DLL-basierten Lokalisierung mit Hilfe eines Multisensorsystems, in das die benötigte Sensorik in der entsprechenden Konstellation integriert ist, untersucht werden. Die Lokalisierungsverfahren arbeiten mit an das Sensorsystem angepassten Algorithmen. Dabei wird der für die 3D-Lokalisierung benötigte 3D-LiDAR-Sensor durch zwei 2D-LiDAR-Sensoren, die zu einer 3D-Einheit verknüpft sind, ersetzt. Für eine sichere Positionsbestimmung in komplexen Umgebungen wird ein Sensor vertikal und einer horizontal verwendet (vgl. Kapitel 4.3.2). Der Einsatz einer IMU unterstützt die Lokalisierung.

Für die Positionsberechnung innerhalb der Umgebungskarte ist neben der Sensorik auch eine ausreichend leistungsstarke Recheneinheit notwendig. Die 3D-Lokalisierungssysteme, auf denen das Verfahren basiert, werden deshalb mit entsprechender Hardware betrieben [47]. Diese Systeme sind inzwischen zwar sehr kompakt, haben aber üblicherweise ein hohes Gewicht und eine hohe Leistungsaufnahme (z. B. Intel Nuc mit Länge: 117 mm, Breite: 112 mm, Höhe: 37 mm, Gewicht: 504 g und Leistungsaufnahme 65 W [125]). Dies erschwert den Einsatz auf kompakten UAV-Systemen. Aufgrund des neu entwickelten Verfahrens auf Basis von 2D-LiDAR-Sensoren und der damit einhergehenden Reduzierung der Rechenleistung, kann eine einfachere und leichtere Recheneinheit verwendet werden. Für den Einsatz eignet sich ein NVIDIA Jetson Xavier NX, die technischen Daten zeigt die folgende Tabelle 5.3.1.

NVIDIA JETSON XAVIER NX		
	Prozessor	6-Kerne NVIDIA Carmel Arm v8.2 64-bit-CPU
	Grafikprozessor	NVIDIA Volta™-GPU mit 384 Cores
	Grankprozessor	und 48 Tensor-Cores
	Arbeitsspeicher	8 GB
	Datenspeicher	microSD, SSD
	Datenanschlüsse	USB 3.1, GPIOs, I2C, I2S, SPI, UART
	Videoanschlüsse	HDMI, DP
	Kommunikation	Ethernet, WLAN, Bluetooth
	Abmaße	103,0 mm x 90,5 mm x 31,0 mm
	Gewicht	172 g
	Leistungsaufnahm	e Bis zu 20 W

Tabelle 5.3.1: Technische Daten der Onboard-Recheneinheit (in Anlehnung an [189])

Zusätzlich zu der Recheneinheit und den ausgewählten LiDAR-Sensoren (vgl. Kapitel 5.1.3) werden die in Kapitel 4.1 beschriebenen Sensoren zur Trägheitsnavigation (vgl. Kapitel 4.1.1) und visuellen Lokalisierung (vgl. Kapitel 4.1.2) in das System integriert. Das Multisensorsystem für die vergleichende Analyse der unterschiedlichen Verfahren zeigt die folgende Abbildung 5.3.1.

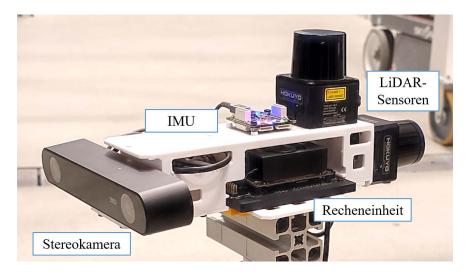


Abbildung 5.3.1: Sensorsystem zur Untersuchung der unterschiedlichen 3D-Lokalisierungsverfahren

# 5.3.1 Vergleichende Genauigkeitsuntersuchung der Lokalisierungsverfahren

Für die Genauigkeitsuntersuchung werden die verschiedenen angepassten Verfahren zur 3D-Lokalisierung miteinander verglichen und auf ihre Eignung zur Verwendung insbesondere mit 2D-LiDAR-Sensoren in komplexen Umgebungen untersucht. Dafür werden die auf das entwickelte Sensorsystem und den Anwendungsfall adaptierten Verfahren zur Lokalisierung, die auf dem ICP- (vgl. Kapitel 4.3.2), AMCL- (vgl. Kapitel 4.3.3) oder DLL-Algorithmus (vgl. Kapitel 4.3.4) basieren, in das System integriert.

Die vergleichende Genauigkeitsuntersuchung erfolgt entsprechend des in Kapitel 4.2 vorgestellten Verfahrens. Als Versuchsumgebung dient eine Versuchshalle mit den Abmaßen von ca.  $31\,\mathrm{m}\, imes\,16\,\mathrm{m}\, imes\,12\,\mathrm{m}$ . Dabei werden für die Untersuchung elf Positionen in verschiedenen Höhen und Orientierungen in der Versuchshalle verwendet. Die einzelnen Positionen zeigt die folgende Abbildung 5.3.2. Während mit den Positionen 1-7 (rot markiert) die Bewegungen im Laufe der Inspektion (zügige Positions- und Gierwinkeländerung) nachgebildet werden sollen und deshalb diese Positionen auf ähnlicher Höhe in der gesamten Versuchshalle verteilt sind, dienen die Positionen 8-11 (gelb markiert) der Genauigkeitsbestimmung der Änderung der Höhen sowie der Nick- und Wankwinkel. Durch diese Anordnung kann die komplexe Umgebung abgebildet und das System zur 3D-Lokalisierung für den speziellen Anwendungsfall der UAV-basierten Inspektion untersucht und bewertet werden. Entsprechend der relevanten Inspektionsbereiche und den Anforderungen an die Befliegung (vgl. Kapitel 3) soll die Routenplanung ein Minimum an Veränderungen der Höhen gewährleisten, die außerdem langsam durchgeführt werden sollen. Deswegen wird bei der Untersuchung der Fokus auf die Bewegung innerhalb einer Ebene gelegt. Die zurückgelegte Entfernung bei jedem Durchgang beträgt dabei ca. 60 m. Die Bewegung des Systems erfolgt während der Versuche (zwischen den Messungen) mit einer Geschwindigkeit von ca. 1 m/s. Dies ist für den Anwendungsfall ausreichend, da aufgrund der benötigten Bildqualität für die Schadensdetektion und -bewertung entsprechend der Umgebungsbedingungen eine Bewegungsgeschwindigkeit von ca. 0,25 m/s sinnvoll ist (vgl. Kapitel 5.1.1). Die übergeordnete Bestimmung der Positionsgenauigkeit erfolgt mit einem Lasertracker. Aufgrund der unterschiedlichen internen Ausrichtungen der einzelnen Vergleichssysteme erfolgt die Verknüpfung der Positionsdaten mit der Referenzmessung anhand einer Referenzpunktausrichtung über alle Punkte jeder Messreihe.

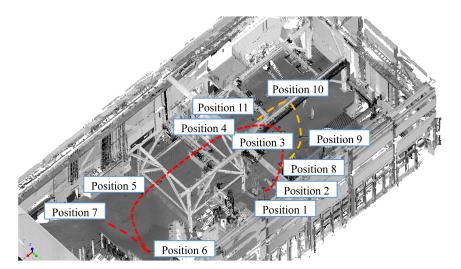


Abbildung 5.3.2: Positionen zur Untersuchung der Genauigkeit der einzelnen Verfahren

Für die sichere und verzögerungsarme Lokalisierung in der Umgebungskarte benötigen die einzelnen Verfahren eine möglichst genaue Positionsschätzung als Grundlage für die Berechnungen (vgl. Kapitel 4.3). Entsprechend der Genauigkeitsuntersuchung in Kapitel 4.2 eignen sich dafür die Verfahren mittels Kamera und LiDAR-Sensor. Die visuell-inertiale

Odometrie (VIO) auf Basis einer Stereokamera in Verbindung mit einer IMU ermöglicht eine ausreichend genaue Schätzung der 3D-Position und Orientierung für die adaptierten 3D-Lokalisierungsverfahren. Allerdings wird dafür ein weiterer Sensor benötigt, was in zusätzlichem Gewicht, Energieverbrauch sowie erhöhter Rechenleistung zur Bildverarbeitung resultiert. Die LiDAR-Odometrie (LO) dagegen kann anhand horizontalen LiDAR-Sensors im zweidimensionalen System erfolgen (vgl. Kapitel 4.1.3). Für die Genauigkeitsuntersuchungen werden die beiden Odometriearten mit den zu analysierenden Verfahren verknüpft und die Genauigkeit anhand einer Umgebungskarte mit einer Voxelgröße  $l_{Voxel}$  von 50 mm untersucht. Die Ergebnisse zeigt die folgende Abbildung 5.3.3.

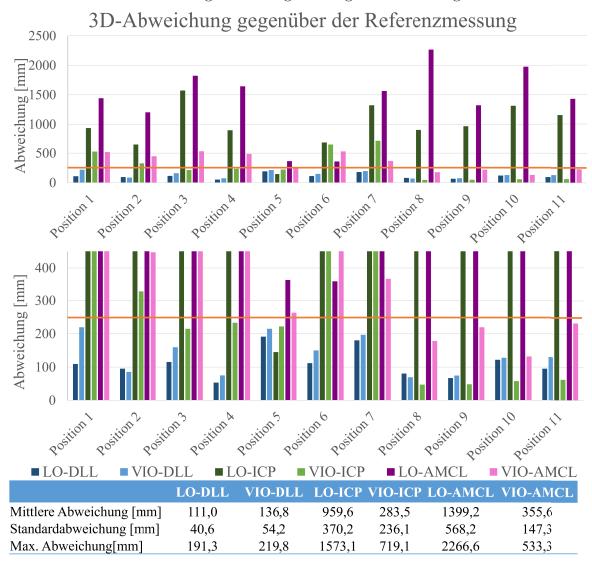


Abbildung 5.3.3: 3D-Abweichungen der einzelnen Verfahren auf Basis von DLL-, ICP-, und AMCL-Algorithmen mit LiDAR und visuell-inertialer Odometrie gegenüber der Referenzmessung mit einer Kartenauflösung von 50 mm (oben: Gesamtabweichung, mittig: Ausschnitt, unten: Wertetabelle)

Aus den Ergebnissen ist ersichtlich, dass mit dem auf dem DLL-Algorithmus basierenden hier entwickelten Lokalisierungssystem sowohl mit der LiDAR- als auch mit der visuellinertialen Odometrie (mittlere Abweichung: LO-DLL 111,0 mm; VIO-DLL 136,8 mm) ei-

ne für den Anwendungsfall ausreichend genaue Lokalisierung (<250 mm, siehe orange Markierung) möglich ist. Die ICP- und AMCL-basierten Verfahren erreichen dagegen nicht durchgängig die geforderte Genauigkeit. Bei den ICP- und AMCL-basierten Verfahren zeigt die visuell-inertiale Odometrie (mittlere Abweichung: VIO-ICP 283,5 mm; VIO-AMCL 355,6 mm) deutlich bessere Ergebnisse als die LiDAR-basierten Varianten (mittlere Abweichung: LO-ICP 959,6 mm; LO-AMCL 1399,2 mm). Dies kann an der 3D-Lageschätzung liegen, die dieses System bereitstellt. Die LiDAR-basierten Verfahren dagegen bieten nur eine zuverlässige Positionsschätzung in 2D, während die Höhenschätzung mit inertialen Sensoren erfolgt. Die 3D-Position kann bei dem ICP-basierten Verfahren durch eine Ausgleichsrechnung korrigiert werden, was aber rechenintensiver als die Berechnung bei einer präzisen Positionsschätzung ist. Dadurch kommt es vor allem bei schnellen Bewegungen zu Abweichungen in der Positionsbestimmung. Beim AMCL-basierten Verfahren kann aufgrund der Odometrie-basierten Vorhersage der möglichen 3D-Position der Partikel ohne Höhenschätzung keine präzise 3D-Lokalisierung erfolgen. Da eine weiter reduzierte Bewegungsgeschwindigkeit für den Anwendungsfall der UAV-basierten Inspektion kontraproduktiv sein kann und damit auch bei Flugbewegungen mit höherer Dynamik die sichere Positionsbestimmung nicht gewährleistet werden kann, soll im Folgenden eine Änderung in der Kartenauflösung untersucht werden. Verschiedene Auflösungen der Umgebungskarte zur Navigation zeigt die folgende Abbildung 5.3.4.

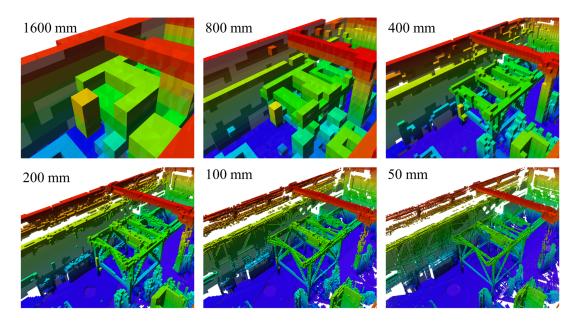


Abbildung 5.3.4: Unterschiedliche Auflösungen der Umgebungskarte zur Lokalisierung am Beispiel der Versuchshalle

Dabei hat die für den Versuch verwendete Umgebungskarte mit einer Rasterweite  $l_{Voxel}$  von 50 mm den höchsten Detaillierungsgrad. Eine Verdoppelung der Rasterweite auf 100 mm wirkt sich unter den geometrischen Gegebenheiten kaum auf den Detaillierungsgrad aus, resultiert aber auch nicht in einer für die stabile Lokalisierung ausreichenden Verkleinerung der Voxelanzahl. Bei einer Rasterweite von 200 mm ist die Struktur der

Umgebung noch für den Anwendungsfall ausreichend gut erkennbar, sodass damit eine präzise Lokalisierung möglich ist. Ein größeres Raster (ab  $400\,\mathrm{mm}$ ) zeigt bereits deutliche Verluste in der Detailgenauigkeit der Umgebungskarte, wodurch keine ausreichend genaue Positionsbestimmung gewährleistet werden kann. Bei den Rasterweiten von  $800\,\mathrm{mm}$  und  $1600\,\mathrm{mm}$  kann die Umgebung nur noch erahnt werden, sodass keine präzise Positionsschätzung möglich ist. Die Versuchsreihe wird deswegen mit einer Rasterweite  $l_{Voxel}$  von  $200\,\mathrm{mm}$  wiederholt. Dadurch kann der Einfluss der Bewegungsgeschwindigkeit auf die Genauigkeit der Lokalisierung besser untersucht werden, weil die geringere Kartengröße den Rechenbedarf reduziert. Die Abweichungen der Genauigkeitsuntersuchungen der einzelnen Verfahren gegenüber der Referenzmessung bei einer Rasterweite von  $200\,\mathrm{mm}$  zeigt die folgende Abbildung 5.3.5. Auch hier wird oben der gesamte Abweichungsbereich und unten ein Ausschnitt zur besseren Sichtbarkeit dargestellt.

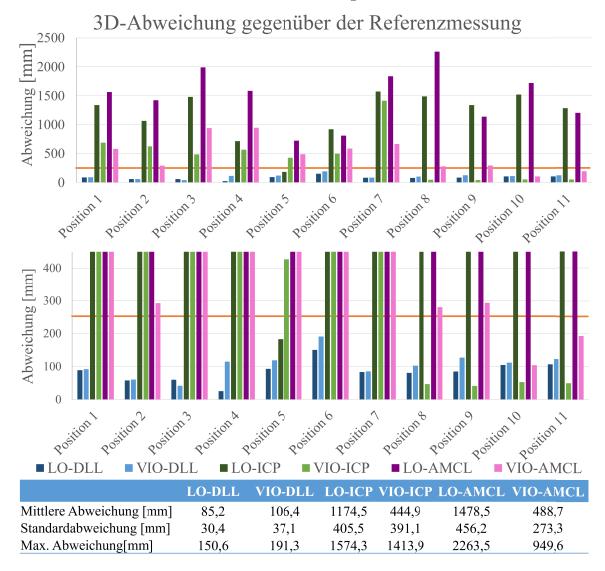


Abbildung 5.3.5: 3D-Abweichungen der einzelnen Verfahren auf Basis von DLL-, ICP-, und AMCL-Algorithmen mit LiDAR und visuell-inertialer Odometrie gegenüber der Referenzmessung mit einer Kartenauflösung von 200 mm (oben: Gesamtabweichung, mittig: Ausschnitt, unten: Wertetabelle)

Während das entwickelte System auf Basis des DLL-Algorithmus eine minimale Verbesserung der Lokalisierungsgenauigkeit (mittlere Abweichung: LO-DLL 85,2 mm; VIO-DLL 106,4 mm) zeigt, die sich ebenfalls mit dem reduzierten Rechenaufwand erklären lässt, und damit innerhalb der für den Anwendungsfall benötigten Präzision arbeitet, erreichen die anderen Verfahren auch mit der geringeren Auflösung keine ausreichende Lokalisierungsgenauigkeit. Die ICP-basierten Verfahren (mittlere Abweichung: LO-ICP 1174,5 mm; VIO-ICP 444,9 mm) sind ungenauer und die AMCL-basierten Verfahren (mittlere Abweichung: LO-AMCL 1478,5 mm; VIO-AMCL 488,7 mm) zeigen keine signifikante Änderung der Ergebnisse gegenüber der detaillierteren Umgebungskarte. Dennoch erfolgte die Lokalisierung bei den ICP- und AMCL-basierten Verfahren bei der Rasterweite von 200 mm mit einer merklich geringeren Verzögerung. Entsprechend der Ergebnisse ist von den untersuchten Verfahren nur das hier entwickelte Lokalisierungssystem für die Positionsbestimmung in komplexen Umgebungen einsetzbar und soll im Folgenden näher untersucht werden.

#### 5.3.2 Bestimmung der Genauigkeit des entwickelten Lokalisierungssystems

Das entwickelte Lokalisierungssystem zeigt bei den beschriebenen Untersuchungen sowohl bei der LiDAR- als auch bei der visuell-inertialen Odometrie eine entsprechend der Anforderungen ausreichende Genauigkeit für den Einsatz bei der UAV-basierten Inspektion. Zur Verifizierung des Systems soll die Absolut- und Wiederholgenauigkeit bestimmt werden. Dies erfolgt anhand der mehrfachen Durchführung der beschriebenen Prüfmethodik (vgl. Kapitel 4.2 und 5.3.1). Dabei wird nicht jede einzelne Messreihe für sich betrachtet, sondern eine durchgängige Messung anhand von vier Messreihen an einem Stück durchgeführt. Dies erfolgt sowohl für die dynamische Untersuchung der Lokalisierungsgenauigkeit (Positionen 1-7 mit ca. 55 m je Messreihe) als auch für die Prüfung der Höhenbestimmung (Positionen 8-11 mit ca. 15 m je Messreihe). Die resultierende Gesamtstrecke addiert sich zu ca. 280 m, wobei einmal 220 m und einmal 60 m zusammenhängend durchgeführt werden (siehe Abbildung 5.3.6). Dabei erfolgt ebenso ein Versuch zur Stabilität der Lokalisierungsqualität innerhalb eines bestimmten Zeitraums, da die Versuchsreihe der Punkte 1-7 mit über 30 min. der ungefähren maximalen Befliegungsdauer inkl. Sensorik entspricht.

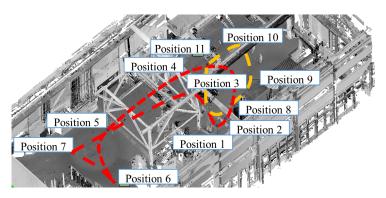


Abbildung 5.3.6: Positionen zur Untersuchung des entwickelten Verfahrens

Die durchschnittliche Abweichung sowie die Standardabweichung der Versuchsreihe in X-, Y- und Z-Richtung zeigt die folgende Abbildung 5.3.7. Die Mittelwerte liegen insgesamt unterhalb der erforderlichen Lokalisierungsgenauigkeit (siehe orange Markierung). Die größten durchschnittlichen Abweichungen sind dabei in Z-Richtung (Höhe) bei den Positionen 5 und 7 ersichtlich. Die Position 5 befindet sich direkt nach einem Unterqueren einer niedrigen Struktur (z. B. Träger), die die Sichtweite der Sensoren beschränkt haben könnte, und bei der 7. Position erfolgt ein Richtungswechsel. Des Weiteren sind die Abweichungen der X-Werte (entlang der Längsachse der Halle) bei den ersten beiden Positionen erhöht, was auf eine begrenzte Sichtbarkeit der Sensoren sowie eine unvollständige Karte in diesem Bereich zurückzuführen ist. Die höheren Abweichungen der 6. Position in Y-Richtung (Hallenbreite) können aus den beengten Verhältnissen dieser Position resultieren, die eine präzise Lageeinschätzung erschweren.

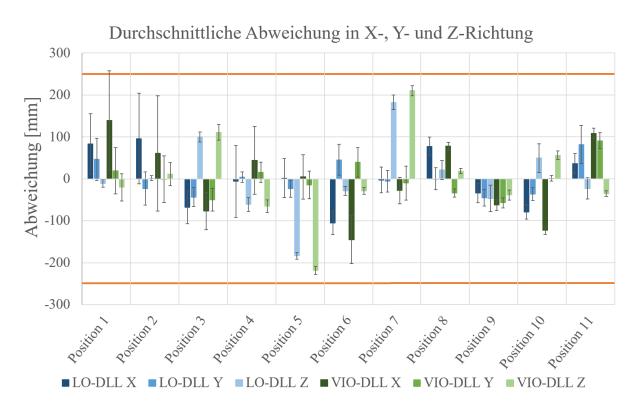


Abbildung 5.3.7: Abweichungen des entwickelten Lokalisierungsverfahrens in X-,Y- und Z-Richtung gegenüber der Referenzmessung

Die Ergebnisse zeigen sich auch in der Darstellung der 3D-Abweichungen für die vier einzelnen Messreihen (siehe Abbildung 5.3.8), bei denen eine Häufung der Abweichungen an den beschriebenen Positionen erkennbar ist. Das Verfahren mittels visuell-inertialer Odometrie ist dreimal oberhalb der geforderten Genauigkeit, wobei die zulässige Abweichung bei zwei Werten innerhalb einer Messreihe um ca.  $25\,\%$  überschritten wird. Bei dem Verfahren mit der LiDAR-Odometrie wird die zulässige Abweichung einmalig um ca.  $12\,\%$  überschritten.

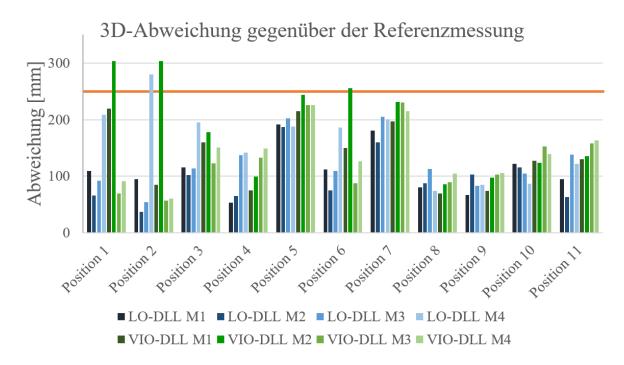


Abbildung 5.3.8: 3D-Abweichungen des entwickelten Lokalisierungsverfahrens für die Messreihen gegenüber der Referenzmessung

Abschließend soll die Absolut- und Wiederholgenauigkeit für die beiden Systeme entsprechend Kapitel 4.2 mit den Formeln 4.2.1-4.2.6 bestimmt werden. Das Ergebnis zeigt die folgende Tabelle 5.3.2.

Tabelle 5.3.2: Absolut- und Wiederholgenauigkeit des entwickelten Lokalisierungssystems mit LiDAR und visuell-inertialen Odometrie

	Absolutgenauigkeit AP [mm]		Wiederholgena	uigkeit RP [mm]
	LO-DLL	VIO-DLL	LO-DLL	VIO-DLL
P <sub>1</sub>	96,0	134,7	142,3	219,8
$P_2$	98,6	234,5	62,1	406,8
$P_3$	128,3	241,2	143,7	238,9
$P_4$	61,5	134,8	80,6	262,5
$P_5$	185,0	140,3	219,0	115,8
$P_6$	117,8	141,4	152,8	161,1
$P_7$	182,4	121,9	212,3	194,0
$P_8$	79,9	97,6	86,8	32,1
$P_9$	73,7	83,5	93,5	36,7
$P_{10}$	99,9	89,3	135,1	28,1
P <sub>11</sub>	92,4	107,6	145,5	41,0
Gesamt	110,5	138,8	134,0	157,9

Daraus lässt sich ableiten, dass das entwickelte System für den Einsatz zur UAV-basierten Inspektion in komplexen Umgebungen geeignet ist. Die LiDAR-basierte Odometrie ermöglicht eine genauere Lokalisierung entsprechend der berechneten Absolut- und Wiederholgenauigkeit. Während bei der visuell-inertialen Odometrie die Umgebungsbedingungen

(z. B. Beleuchtungsänderungen) störend wirken können, ist bei der LiDAR-basierten keine Beeinflussung aufgetreten. Auch Spiegelungen durch Fenster bspw. haben keinen negativen Einfluss auf die Lokalisierungsgenauigkeit. Somit kann die Lokalisierung in komplexen Umgebungen mittels des vorgestellten Sensorsystems ohne den Einsatz einer Stereokamera realisiert werden. Durch die Verknüpfung mit zusätzlichen Höheninformationen (z. B. durch ein Barometer oder ein weiteres Scanmatching-Verfahren mit dem vertikalen LiDAR-Sensor) können die Ergebnisse auch in der Höhenrichtung, vor allem bei schnellen Bewegungen, optimiert werden.

#### 5.4 Darstellung der Inspektionsergebnisse

Die Bewertung des Zustandes von Gebäuden anhand sichtbarer Schäden kann entweder bei einer Sichtprüfung oder mittels bildbasierter Aufnahmen erfolgen. Während bei der Sichtprüfung die handnahe Vor-Ort-Präsenz zur Begutachtung notwendig ist, können die Aufnahmen auch anhand mobiler Roboter gemacht werden. Die Herausforderung bei der Zustandsbewertung mittels Bildern besteht in der Identifikation von Schäden. Dies kann entweder manuell oder mit automatisierten Auswertemethoden erfolgen. Bei der manuellen Auswertung müssen die einzelnen Bilder analysiert und jeweils bewertet werden. Dies ist aufgrund der hohen Anzahl von Aufnahmen (mindestens eine je zu prüfendem Meter) sehr aufwändig. Die automatisierte Bildverarbeitung benötigt eine auf die Inspektionssensorik, Schadensarten und Umgebungsbedingungen angepasste Sensorik.

Für die automatisierte Auswertung von Schäden in Form von Bilddaten gibt es verschiedene Ansätze, die bereits kommerziell angewendet werden (z. B. [83]). Aufbauend auf dem entwickelten Inspektionssystem und dem dieser Arbeit zugrundeliegenden Projekt wurde zusammen mit einem Projektpartner (TU Dortmund) eine Methode zur automatisierten Analyse sowie zur Bewertung der Bilder entwickelt [107], die in den Prozess integriert ist. Das Vorgehen bei diesem Verfahren zeigt die folgende Abbildung 5.4.1.

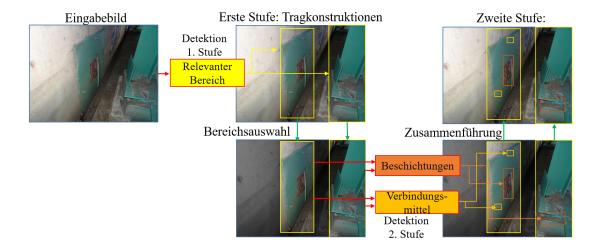


Abbildung 5.4.1: Mehrstufige, kaskadierte Detektion von Schäden am Beispiel fehlerhafter Beschichtungen und Verbindungsmittel [90]

Die Erkennung potentieller Schäden erfolgt auf Basis maschineller Lernverfahren. Dabei kommt ein tiefes Lernverfahren zur semantischen Instanz-Segmentierung zur Anwendung. Da bei der UAV-basierten Dokumentation die Abbildungsgröße und Detailgenauigkeit der Aufnahmen stark variieren können, erfolgt die Detektion und Klassifikation der Schäden anhand eines zweistufigen Verfahrens. Zuerst erkennt das System die für die Prüfung relevanten Bereiche (z. B. Tragkonstruktionen) in jedem Bild. Im zweiten Teil erfolgt die Detektion der Schäden in diesen Bereichen, indem Objekte erkannt, segmentiert und klassifiziert werden. [90]

Über eine Schnittstelle können die analysierten und bewerteten Bilder anschließend in den Software-Demonstrator zurückgeführt werden. Durch die anhand des generalisierten Umgebungsmodells geplante Route und die damit mögliche Verknüpfung der Position des UAV mit der bildbasierten Dokumentation lassen sich auch die Schadensinformationen mit dem 3D-Modell verknüpfen (vgl. Kapitel 3.4). Der Nutzer (z. B. Inspekteur) kann dann die Ergebnisse im digitalisierten 3D-Modell begutachten. Neben der Position sind auch weitere Informationen, wie die Art, Größe oder Stärke der Schäden darstellbar. Dabei werden sogenannte kleine oder großflächige Schäden unterschieden. Wird in einem Voxel kein Schaden gefunden, gilt dieser als schadensfrei. Entsprechend der Schwere des klassifizierten Schadens werden die einzelnen Voxel farblich eingeteilt. Dadurch lässt sich das Bauwerk ohne handnahe Vor-Ort-Begehung begutachten und dessen Zustand durch einen direkten optischen Eindruck vom inspizierten Bauwerk bewerten. Den Demonstrator zur Auswertung zeigt die folgende Abbildung 5.4.2.

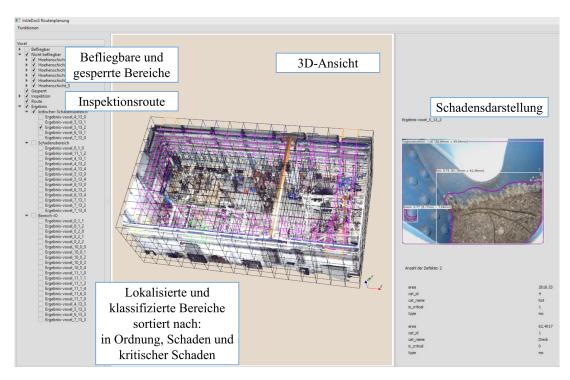


Abbildung 5.4.2: Beispielhafte Ergebnisdarstellung im Softwaredemonstrator [90]

### 5.5 Prototypische Umsetzung der mobilen Inspektionsplattform

Mit den einzelnen Komponenten, dem entwickeltem Lokalisierungssystem und dem Modul zur Routenplanung kann die mobile Inspektionsplattform umgesetzt werden. Dabei sind die ausgewählten Sensoren zur Lokalisierung und Inspektion mit der mobilen Plattform zu verknüpfen. Die Sensoren zur Lokalisierung werden vertikal und horizontal auf der Oberseite des UAV montiert und die Inspektionskamera unterhalb des Trägergerätes. Die Verbindung der LiDAR-Sensoren mit der Recheneinheit erfolgt über eine Netzwerkverbindung. Zwischen der Recheneinheit und dem UAV dient eine serielle Schnittstelle (UART, engl.: Universal Asynchronous Receiver Transmitter) dem Datenaustausch. Dadurch kann auch auf die internen Bewegungsdaten des UAV (z. B. IMU- und Barometer-Sensoren) zugegriffen werden, sodass diese Sensoren nicht redundant mitgeführt werden müssen. Die Stromversorgung aller Komponenten lässt sich ebenfalls über das UAV gewährleisten. Die mobile Plattform zeigt die folgende Abbildung 5.5.1.

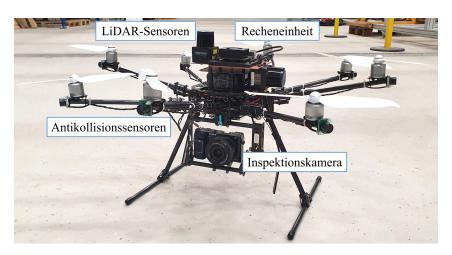


Abbildung 5.5.1: Prototyp der mobilen Inspektionsplattform

Neben den mechanischen und elektronischen Verbindungen gilt es, die räumliche Zuordnung der einzelnen miteinander korrespondierenden Systeme zu definieren (vgl. Abbildung 4.5.1). Nicht nur sensorinterne, sondern auch übergreifende Koordinatensysteme sind in die Betrachtung einzubeziehen. Einen Überblick der Koordinatensysteme zeigt die folgende Abbildung 5.5.2. Die einzelnen Systeme werden im Folgenden beschrieben.

Die einzelnen Sensordaten sowie Inspektionsergebnisse müssen in einem gemeinsamen Zielkoordinatensystem dargestellt werden. Dafür eignet sich entweder das erdfeste System  $K_E$  oder ein lokales Bauwerkskoordinatensystem  $K_L$ . Das erdfeste Koordinatensystem kann auf unterschiedliche Weise (z. B. WGS84 oder ECEF) definiert werden. Hier wird das geozentrische Koordinatensystem (ECEF, engl.: Earth-Centered, Earth-Fixed) verwendet, das durch die GNSS-Sensoren bestimmt und ausgegeben werden kann. Als Ursprung dient der Mittelpunkt des Rotationsellipsoids, die Z-Achse liegt entlang der Rotationsachse, die Schnittgerade aus der Äquator- und der Nullmeridianebene bildet die X-Achse und die Y-Achse ist das Kreuzprodukt beider. Das lokale Bauwerkskoordinatensystem ist üblicherweise anhand der Hauptachsen des Gebäudes ausgerichtet. Das System wird mit Hilfe der Lagekoordinaten (X, Y) sowie der Höhe H (Z-Wert) festgelegt (vgl. Kapitel 3.1.2).

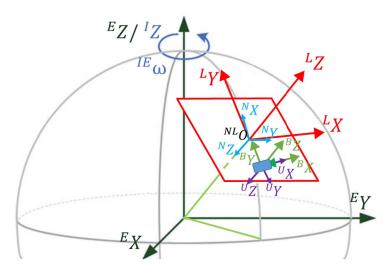


Abbildung 5.5.2: Schematische Darstellung der relevanten Koordinatensysteme der Inspektionsplattform (in Anlehnung an [222])

Die Routenplanung und Positionsbestimmung erfolgt bei diesem System innerhalb des lokalen Bauwerkskoordinatensystems. Bei der Inspektion von Anlagen sowohl im Innenals auch im Außenbereich, kann die Verknüpfung des lokalen Modells mit dem erdfesten System erfolgen. Dies geschieht entweder über eine direkte Georeferenzierung durch Verknüpfung des Digitalisierungssystems mit dem erdfesten System (z. B. TLS mit GNSS-Sensoren) oder durch Einführung identischer Punkte in beiden Koordinatensystemen mit anschließender Koordinatentransformation. Da die Planung und Lokalisierung im lokalen Bauwerkssystem stattfindet, werden die GNSS-Sensordaten mit der resultierenden Transformation vom erdfesten in das Bauwerkssystem überführt. Die damit erreichbare lokale Genauigkeit ist für die Positionsbestimmung des Systems ausreichend (vgl. Kapitel 4.4). Die mobile Plattform sowie die einzelnen Sensoren sollen zu einem Gesamtsystem  $K_B$ vereint werden. Jeder Sensor hat dabei ein eigenes Sensorkoordinatensystem  $K_{S_i}$ , in dem dessen Beobachtungen angegeben sind. Die Sensoren des UAV (z. B. GNSS-, Interial- oder Höhensensoren) sowie das System der Kamera  $K_K$  sind durch die Werkskalibrierung schon dem System der mobilen Plattform  $K_B$  zugeordnet. Die Inertialsensoren arbeiten dabei absolut im erdfesten Inertialsystem  $K_I$ . Durch die Verknüpfung mit dem Plattformsystem  $K_B$  können jedoch die relativen Orientierungsänderungen der Plattform beobachtet werden. Die LiDAR-Sensoren lassen sich anhand einer Kalibrierung (vgl. Kapitel 4.5) zu einem Multisensorsystem verknüpfen. Das Plattformkoordinatensystem ist mittels Markierungen am UAV bekannt und kann bei der Kalibrierung des Sensorsystems als Referenzsystem verwendet werden. Dadurch sind auch die geometrischen Verbindungen der einzelnen Systeme im Plattformkoordinatensystem  $K_B$  bekannt.

Die Lokalisierung der Plattform  $K_B$  mit Hilfe des entwickelten Sensorsystems erfolgt im lokalen Bauwerkskoordinatensystem  $K_L$ . Die Navigation entlang der geplanten Route

entsprechend der berechneten Ist-Position regelt die Steuereinheit des UAV. Dabei wird ein bei Luftfahrzeugen übliches System  $K_U$  verwendet, bei dem der Ursprung dem des mobilen Plattformsystems  $K_B$  gleicht, die X-Achse in Flugrichtung, die Z-Achse nach unten und die Y-Achse in Flugrichtung nach rechts zeigt. Die Navigation erfolgt anhand des NED-Systems (NED: North-East-Down)  $K_N$ , bei dem die X- und Y-Achse eine lokale geodätische Ebene bilden. Die X-Achse zeigt allerdings nach Norden, die Y-Achse nach Osten und die Z-Achse in Richtung der Schwerebeschleunigung.

Mit den in dieser Arbeit entwickelten Methoden lässt sich das Gesamtsystem beschreiben. Die folgende Abbildung 5.5.3 zeigt das Blockdiagramm des Inspektionssystems.

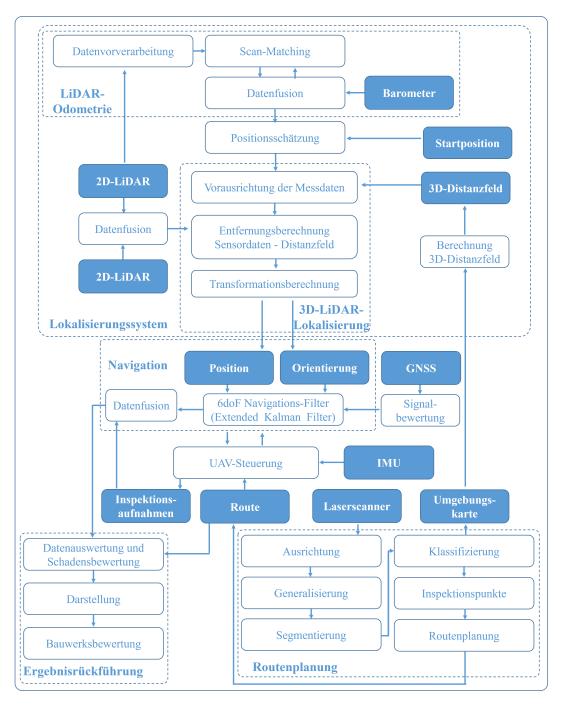


Abbildung 5.5.3: Blockdiagramm des entwickelten Inspektionssystems

#### 5.6 Wirtschaftlichkeitsbetrachtungen

Um das Potential des entwickelten Verfahrens aufzuzeigen, soll abschließend der Aufwand einer UAV-unterstützten Inspektion der aktuellen Vorgehensweise vergleichend gegenübergestellt werden. Da es viele verschiedene Arten und Ausstattungen sowie unterschiedliche Umgebungsbedingungen (z. B. Platzverhältnisse) bei der Inspektion von Hallen gibt, kann auch keine Standard-Prüfung zum Vergleich verwendet werden. Auch die Gründe für die Inspektion sind sehr unterschiedlich. So sind neben der Prüfung der Standfestigkeit, die eher bei Altbauten durchgeführt wird, auch Untersuchungen zur Ursache von bspw. Wassereintritt oder Geräuschen bzw. Vibrationen möglich. Zu prüfende Bereiche, die sich ohne Hilfsmittel nicht erreichen lassen, erhöhen dabei den Inspektionsaufwand erheblich. Die Wirtschaftlichkeitsbetrachtung soll hier deswegen am Beispiel einer Sichtprüfung des dachnahen Bereiches (z. B. ca. 2-3 m unterhalb des Daches) einer Standard-Industriehalle (vgl. Kapitel 3.1.1) erfolgen. Die verwendete Beispielhalle mit den Abmaßen  $45 \,\mathrm{m} \times 11 \,\mathrm{m} \times 8 \,\mathrm{m}$  zeigt die folgende Abbildung 5.6.1. Damit ergibt sich ein zu inspizierender deckennaher Bereich von ca.  $336 \,\mathrm{m}^2$ .





Abbildung 5.6.1: Beispielhalle für die Wirtschaftlichkeitsbetrachtungen und dabei vorherrschende Platzverhältnisse

Aufgrund der beschränkten Erreichbarkeit der Inspektionsbereiche müssen zur Begutachtung Begehungshilfen (z. B. Leitern oder Hubarbeitsbühnen) verwendet werden. In diesem Fall kann eine Teleskop-Arbeitsbühne die Erreichbarkeit eines Großteils der relevanten Bereiche von der einen Hallenseite aus gewährleisten. Dabei muss entsprechend der verfügbaren befahrbaren Fläche ein Kompromiss zwischen den benötigten Platzverhältnissen der Arbeitsbühne und maximalen Reichweite in der Höhe und Seitenrichtung gefunden werden, sodass die maximale Größe begrenzt ist. Die engen Platzverhältnisse mit einer ausreichenden Bühne erschweren die sichere Fortbewegung während der Inspektion. Entsprechend folgt der Einsatz von einzelnen Standpunkten aus und die Arbeitsbühne wird während der Fahrt entlang der Längsachse der Halle eingefahren. Die mögliche Erreichbarkeit von einem Standpunkt aus am Beispiel einer Arbeitsbühne mit einem Arbeitsbereich von 9 m in 7 m Höhe und einer maximalen Bewegungsgeschwindigkeit von ca. 0,16 m/s [165] zeigt die folgende Abbildung 5.6.2.



Abbildung 5.6.2: Beispielhafter Standpunkt der Arbeitsbühne mit Arbeitsbereich (rot) und damit nicht erreichbarer Bereich (lila)

Mit einem Standort lässt sich ein Bereich von ca. 5 m der Hallenlänge abdecken. Für eine umfassende Begutachtung sind ungefähr zehn Standpunkte nötig, wobei bei jedem mit einem Arbeitsaufwand von ca. 1 h zu rechnen ist. Allerdings sind aufgrund der Platzverhältnisse nicht alle Bereiche mittels der Teleskop-Arbeitsbühne erreichbar, sodass, wenn möglich, auf kompakte Alternativen zurückgegriffen werden muss. Der Gesamtaufwand beläuft sich damit auf ca. 2 Tage für die Beispielhalle. In der gesamten Inspektionszeit ist die Halle nur teilweise nutzbar, da Hallenkräne bspw. nicht verwendet werden können. Deswegen werden Halleninspektionen auch oftmals am Wochenende durchgeführt.

Bei dem in dieser Arbeit vorgestellten Verfahren erfolgt die Dokumentation der zu prüfenden Bereiche mittels UAV. Die benötigte Umgebungskarte wird anhand einer 3D-Aufnahme erstellt. Die Digitalisierung der Beispielhalle mit einer ausreichenden Auflösung (vgl. Kapitel 5.2) kann mit 5 Standpunkten des Laserscanners in ca. 30 min. erfolgen. Die Einzelaufnahmen müssen dann zu einer Gesamtpunktwolke zusammengesetzt werden, anhand derer die Routenplanung und Lokalisierung erfolgen kann. Durch eine vom Hersteller des Laserscanners bereitgestellte Software kann dies teilautomatisiert in ca. 30 min. stattfinden. Nach dem Generalisieren und Festlegen der Inspektionspunkte erfolgt die Berechnung der Route, was ein sehr rechenintensiver Prozess ist. Für die teilautomatisierte Routenplanung des relevanten dachnahen Bereiches und die Erstellung der Navigationskarte werden ca. 2h benötigt. Mit der gewählten Inspektionskamera beträgt die abbildbare Fläche mit einer Aufnahme bei  $2\,\mathrm{m}$  Abstand ca.  $2.3\,\mathrm{m} \times 1.5\,\mathrm{m}$  (vgl. Kapitel 5.1.1). Dadurch sind für die umfassende Dokumentation der relevanten Bereiche zwei Flugbahnen in unterschiedlichen Höhen entlang der gesamten Hallenwand notwendig. Die Gesamtflugroute (Inspektion und Start/Landung) beträgt dabei ca. 218 m und ist beispielhaft in Abbildung 5.6.3 dargestellt.

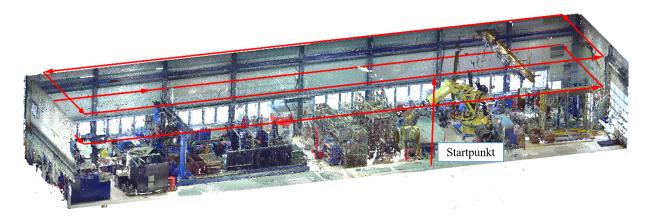


Abbildung 5.6.3: Schematische Routendarstellung

Die Vorbereitung der UAV-basierten Inspektion lässt sich in ca. 3h realisieren. Dabei muss diese nur einmalig durchgeführt werden und die berechnete Route kann, solange sich keine grundlegenden Bereiche geändert haben, für sich wiederholende Inspektionen verwendet werden. Anschließend erfolgt die Befliegung zur photogrammetrischen Dokumentation. Für die Gewährleistung hochwertiger Aufnahmen (vgl. Kapitel 5.1.1) ist eine Fluggeschwindigkeit von ca. 0,25 m/s sinnvoll. Damit beträgt die reine Flugzeit inkl. Richtungsänderungen ungefähr 15 min. Einschließlich Vorbereitung ist die Befliegung innerhalb 1h durchführbar. Dabei ist auch nur während der Befliegung der Betrieb der Halle (z. B. Verwendung des Krans) eingeschränkt. Die UAV-basierte Inspektion der Beispielhalle kann entsprechend der Beispielrechung an einem halben Arbeitstag (ca. 4h) absolviert werden.

Während bei der manuellen Durchführung der Inspektion die Betrachtung und Bewertung der Struktur bereits bei der Prüfung beginnt, muss sie bei der UAV-basierten gänzlich im Nachgang erfolgen. Deswegen wird bei der manuellen Inspektion ein halber Arbeitstag (ca. 4h) zur Schadensbewertung angenommen. Bei der UAV-basierten Dokumentation dagegen kann die Begutachtung und Bewertung möglicher Schäden nur anhand der Aufnahmen entweder manuell oder mittels automatisierter Auswertungsverfahren erfolgen. Die manuelle Begutachtung bzw. Prüfung der Bilder wird deswegen mit einem Arbeitstag (ca. 8h) und die automatisierte mit einem halben Tag (ca. 4h) veranschlagt. Die Erkennung und Beurteilung von Schäden erfordert besondere statische, konstruktive, materialtechnologische und bauphysikalische Kenntnisse und Erfahrungen. Deswegen muss die Inspektion von fachkundigen Personen (z. B. Bauingenieuren) durchgeführt werden [264].

Die beschriebenen Vorteile des Verfahrens zur UAV-basierten Inspektion industrieller Hallen sollen aus wirtschaftlicher Sicht anhand einer Stückkostenvergleichsrechung bewertet werden [217]. Die quantitative Bewertungsgröße sind dabei die Kosten je durchgeführter Inspektion  $A_{IE}$ , die mit dem zuvor beschriebenen Beispiel vergleichbar sind. Dafür werden vier verschiedene Varianten untersucht und mit der manuellen Inspektion verglichen. Die Bewertung erfolgt mit unterschiedlicher Anzahl durchgeführter Inspektionen  $n_I$ , indem erstens von monatlich einer und zweitens von wöchentlich einer Inspektion ausgegangen wird.

Für die manuelle Durchführung werden zwei Tage vor Ort sowie ein halber Tag zur Auswertung angenommen. Als Lohnkosten  $A_L$  für den Inspektor werden 750  $\in$  pro Tag und für die Miete  $A_D$  der Teleskop-Arbeitsbühne (inkl. Transport) 800  $\in$  angesetzt. Die benötigte Ausrüstung besteht aus einer Inspektionskamera sowie einem PC zur Auswertung und Berichterstellung. Bei der UAV-basierten Inspektion erfolgt die Dokumentation der relevanten Bereiche anhand einer Befliegung. Unterteilt wird dieses Vorgehen in die manuelle und automatisierte Auswertung, wobei hier ebenfalls die Lohnkosten  $A_L$  von 750  $\in$  pro Tag für einen erfahrenen Ingenieur angenommen werden. Dies gilt auch für die Routenplanung und Befliegung, da es abhängig von der Halle sinnvoll sein kann, die Route anzupassen oder Teilbereiche nach kurzer Sichtung des Bildmaterials erneut zu inspizieren. Die für die Inspektion benötigten Umgebungsdaten können entweder durch eine Dienstleistung zur Vermessung  $A_D$  (ca. 750 €) oder durch die Beschaffung eines Laserscanners erfolgen. Als Investitionskosten  $A_I$  können die für das UAV-Inspektionssystem benötigten Komponenten überschläglich wie folgt addiert werden (siehe Tabelle 5.6.1). Hierbei werden nur Kosten für die Hardware betrachtet, da die Module zur Routenplanung und automatisierten Auswertung innerhalb des Forschungsprojektes [90] entwickelt wurden, das dieser Arbeit zugrunde liegt.

Tabelle 5.6.1: Überschlägliche Investitionskosten für das Inspektionssystem

Komponente	Kosten in €
Mobile Plattform	9.000
Inspektionssensorik	500
Lokalisierungssensorik	4.500
On-Board-Recheneinheit	800
Planungs- und Auswerterechner	1.500
Laserscanner	40.000
Gesamt ohne TLS	16.300
Gesamt mit TLS	56.300

Als Grundlage für die Durchführung der Stückkostenvergleichsrechung werden außerdem die Annahmen getroffen, dass die Nutzungsdauer  $t_N$  fünf Jahre und der kalkulatorische Zinssatz  $Z_k$  2% beträgt. Ein möglicher Liquidationserlös, auftretende Energiekosten oder indirekte Kosten durch die eingeschränkte Hallennutzung werden nicht berücksichtigt. Die Kosten der einzelnen Varianten sind in der folgenden Tabelle 5.6.2 dargestellt.

Tabelle 5.6.2: Varianten zur Stückkostenvergleichsrechnung

	Variante 1 manuelle Inspektion	Variante 2 UAV mit man. Auswertung		Variante 4 UAV mit TLS und man. Auswertung	Variante 5 UAV mit TLS und autom. Auswertung
Dauer	20 h	12 h	8 h	12 h	8 h
Systemkosten $A_I$ (einmalig)	2000 €	16.300 €	16.300 €	56.300 €	56.300 €
Lohnkosten $A_L$	1.875 €	1.125 €	750 €	1.125€	750 €
Dienstleistungskosten $A_D$	800 €	750 €	750 €	-	-

Damit lassen sich entsprechend [217] die kalkulatorischen Abschreibungen  $A_A$  wie folgt berechnen:

$$A_A = \frac{A_I}{t_N} \tag{5.6.1}$$

Die zu berücksichtigenden kalkulatorischen Zinsen ergeben sich zu:

$$A_Z = \frac{A_I}{2} Z_k \tag{5.6.2}$$

Entsprechend der Anzahl jährlicher Inspektionen  $n_I$  können die Kosten pro Inspektion für die 5 Varianten berechnet werden:

$$A_{IE} = \frac{A_A + A_Z + n_I (A_L + A_D)}{n_I}$$
 (5.6.3)

Die folgende Tabelle 5.6.3 zeigt die berechneten Kosten  $A_{IE}$  für eine Inspektion sowie die relative Änderung gegenüber der manuellen Variante.

Tabelle $5.6.3$ :	Vergleich der	Inspektionskosten	der unterschiedlichen	Varianten

	Variante 1 manuelle Inspektion	Variante 2 UAV mit man. Auswertung	Variante 3 UAV mit autom. Auswertung	Variante 4 UAV mit TLS und man. Auswertung	Variante 5 UAV mit TLS und autom. Auswertung
$A_{IE}$ in $\in$ / Inspektion	2710,00	2160,25	1785,25	2110,25	1735,25
bei 12 Inspektionen / Jahr	•				
$A_{IE}$ in $\in$ / Inspektion	2683,08	1940,83	1565,83	1352,37	977,37
bei 52 Inspektionen / Jahr	•				
Differenz zur Variante 1		-549,75	-924,75	-599,75	-974,75
in € / Inspektion bei					
12 Inspektionen / Jahr					
Differenz zur Variante 1		-742,25	-1117,25	-1330,71	-1705,71
in € / Inspektion bei					
52 Inspektionen / Jahr					

Die Ergebnisse zeigen, dass die UAV-basierte Inspektion effektiv eine Reduzierung der Inspektionskosten ermöglicht. Die jährlichen Einsparungen bei der Verwendung des Systems einmal im Monat betragen mindestens 6500  $\in$ . Wird anstelle der Dienstleistung zur Umgebungskartenerstellung ein Laserscanner beschafft, erhöht sich die jährliche Einsparung auf über 7000  $\in$ . Durch häufigeren Einsatz oder die Verwendung automatisierter Auswertungsmethoden lässt sich die Einsparung gegenüber der manuellen Inspektion weiter erhöhen. Sollen weitere Schadensarten detektiert werden kann auch eine andere Auswertesoftware zur automatischen Bildverarbeitung verwendet werden. Unter der Annahme, dass ein passendes Auswertemodul ca. 15.000  $\in$  kostet, erhöhen sich die Kosten  $A_{IE}$  für eine Inspektion bei 12 Inspektionen pro Jahr um ca. 15% auf 2047,75  $\in$  für die Variante 3 und 1997,75  $\in$  für die Variante 5. Diese Stückkostenvergleichsrechung ist aber nur eine Einzelfallbetrachtung, die keine generelle Übertragbarkeit auf andere Anwendungsfälle ermöglicht. Dennoch zeigen die Betrachtungen das enorme Potential der entwickelten Methode. Der große Vorteil dabei ist, dass durch die Verlagerung der Inspektionstätigkeit in das Büro die Einschränkungen des Produktionsbetriebes stark reduziert werden können.

Bauwerke unterliegen im Verlauf ihrer planmäßigen langfristigen Nutzung aufgrund von dynamischen und statischen Beanspruchungen einer Degradation. Die Reduzierung daraus resultierender Schäden kann durch nachhaltiges Bauwerksmanagement in Form von regelmäßigen Bauwerksprüfungen erfolgen. Diese sind allerdings sehr zeit- und personalintensiv sowie mit Nutzungseinschränkungen des Bauwerkes verbunden. Durch den Einsatz mobiler Roboter, insbesondere UAV, kann eine einfache, schnelle und kostengünstige Bauwerksprüfung realisiert werden.

Die vorliegende Arbeit entwickelt die Grundlagen für ein UAV-basiertes Inspektionssystem zur Prüfung industrieller Bauwerke. Der Fokus der Arbeit liegt dabei in der Entwicklung eines Verfahrens, mit dem die Navigation in Bereichen ohne GNSS-Abdeckung ermöglicht wird. Dafür werden Methoden zur automatisierten Routenplanung anhand von Umgebungsinformationen sowie ein sensorbasiertes Lokalisierungssystem für den Einsatz auf kompakten, für die Inspektion geeigneten UAV-Systemen vorgeschlagen.

Für die sichere Navigation in komplexen Strukturen, wie es beispielsweise industrielle Hallen sind, ist die Kenntnis der Umgebung für die hindernisvermeidende Bewegungsplanung sowie die Orientierung des mobilen Roboters elementar. Eine Umgebungskarte kann anhand unterschiedlicher Datengrundlagen erstellt werden. Da von industriellen Bauwerken selten Konstruktionsmodelle vorhanden sind, wird im ersten Teil dieser Arbeit ein Verfahren zur Bestimmung der Inspektionsroute auf Basis von Vermessungen mittels terrestrischem Laserscanner vorgestellt. In der daraus resultierenden 3D-Punktwolke müssen, neben den für die Bewegung des mobilen Roboters geeigneten Gebieten, die für die Inspektion relevanten Bereiche identifiziert werden. Dafür wird eine Methode zur automatisierten Ausrichtung, Segmentierung und Klassifizierung anhand einer gleichmäßigen 3D-Rasterung vorgeschlagen. Die Identifizierung der Inspektionsbereiche erfolgt anhand von Verfahren der Bildverarbeitung, die auf den 3D-Anwendungsfall adaptiert werden. Darauf basierend lässt sich eine Route samt Dokumentationsstrategie für das UAV ableiten. Für die kollisionsfreie Bewegung müssen entsprechende Sicherheitsabstände zwischen dem UAV und Hindernissen in der Umgebung berücksichtigt werden. Dies erfolgt anhand einer auf das mobile System abgestimmten Rastergröße in der Navigationskarte. Neben dieser objektbasierten Karte dient ein höher aufgelöstes, merkmalsbasiertes Umgebungsmodell als Grundlage für die Selbstlokalisierung des mobilen Systems.

Im zweiten Teil der Arbeit wird ein System zur Bestimmung der Position des UAV innerhalb der Umgebungskarte entwickelt. Durch eine Analyse aktueller Lokalisierungsverfahren für den Anwendungsfall der UAV-basierten Inspektion im Innenbereich zeigt

sich, dass eine zuverlässige Bestimmung der eigenen Position in komplexen Umgebungen (z.B. industrielle Hallen) nur anhand von optischen Sensoren möglich ist. Dies kann z. B. mit Hilfe von Kameras oder laserbasierten Abstandssensoren erfolgen. Eine experimentelle Untersuchung verschiedener Methoden zur Positionsbestimmung auf Basis optischer Sensoren (z. B. SLAM, visuelle Odometrie oder Scan-Matching) mittels eines eigens entwickelten Prüfverfahrens zeigt die Schwächen bereits verfügbarer Methoden auf. Während kamerabasierte Verfahren aufgrund der vorherrschenden Umgebungsbedingungen (z. B. ungenügende Beleuchtung oder geringe Oberflächenstruktur) keine zuverlässige Positionsbestimmung gewährleisten und nur als Unterstützung sinnvoll einsetzbar sind, ermöglichen Verfahren auf Basis von LiDAR-Sensoren eine sichere und genaue Lageeinschätzung. In übersichtlichen Umgebungen (z.B. Bereiche ohne Sichteinschränkungen) oder für bodenbasierte Roboter sind dabei 2D-Sensoren ausreichend, für die Bewegungen eines UAV mit 6 Freiheitsgraden in komplexen Strukturen werden aber 3D-Sensoren benötigt. Diese sind allerdings aufgrund der vorherrschenden Umgebungsbedingungen bei der Inspektion industrieller Bauwerke sowie der darauf basierenden Anforderungen an das UAV (hinsichtlich der kompakten Größe und der damit einhergehenden Beschränkungen der Traglast) für diesen Anwendungsfall nicht ohne Weiteres einsetzbar. Deswegen wird in der vorliegenden Arbeit ein Lokalisierungsverfahren vorgeschlagen, das auf zwei leichten 2D-LiDAR-Sensoren sowie einer IMU basiert, die zu einem 3D-Sensor fusioniert werden. Als Grundlage für die Positionsbestimmung dient ein Verfahren zur direkten Abstands- und Orientierungsbestimmung zweier Punktwolken mittels Distanztransformationen (DLL), das für 3D-Sensoren konzipiert wurde und für den Anwendungsfall sowie das entwickelte Sensorsystem adaptiert wird. Zur Optimierung der Lokalisierung wird die Schätzung der Bewegung als Grundlage für die Lokalisierungsalgorithmen (Odometrie) anhand eines Scan-Matching-Verfahrens genutzt. So wird das entwickelte Sensorsystem auf Basis von 2D-LiDAR-Sensoren einerseits für die Bewegungsschätzung und andererseits für die Lokalisierung innerhalb der merkmalsbasierten Umgebungskarte verwendet. Für den Einsatz in Umgebungen, die die Verknüpfung von Innen- und Außenbereich erfordern, werden das Zusammenspiel von lokalen und globalen Verfahren untersucht sowie konkrete Bedingungen für die Fusion der Sensoren abgeleitet. Eine Methode zur Kalibrierung von 2D-LiDAR-Sensorsystemen rundet das entwickelte Lokalisierungssystem ab.

Für den praktischen Einsatz des entwickelten Verfahrens werden abschließend die Anforderungen an das Inspektionssystem identifiziert und darauf basierend die Komponenten zur Inspektion, die mobile Plattform sowie die Lokalisierungssensorik ausgewählt, mit der eine prototypische Umsetzung für die Erprobung ermöglicht wird. Eine Genauigkeitsuntersuchung des entwickelten Lokalisierungssystems unter anwendungsnahen Umgebungsbedingungen bestätigt die Eignung für den Einsatz bei der UAV-basierten Inspektion industrieller Hallen. Dabei wird das entwickelte Sensorsystem auch mit weiteren 3D-Lokalisierungsverfahren auf Basis von iterativer Punktannäherung (ICP) und der adaptiven Monte-Carlo-Lokalisierung (AMCL) verglichen und entsprechend der Eignung für den Anwendungsfall bewertet. Die experimentelle Untersuchung erfolgt in einer industriel-

len Halle (Abmaße 31 m  $\times$  16 m  $\times$  12 m) mit einer Versuchsstrecke von insgesamt ca. 70 m je Messreihe. Während die Vergleichssysteme keine ausreichende Genauigkeit gewährleisten können, erreicht das entwickelte System eine für den Anwendungsfall ausreichende Absolutgenauigkeit von 110,5 mm und eine Wiederholgenauigkeit von 134,0 mm (Auswertung angelehnt an die Norm ISO 9283 zur Prüfung von Industrierobotern). Neben den verwendeten Methoden zur Lokalisierung hat auch die Positionsschätzung (Odometrie) als Eingangsgröße für die Berechnung großen Einfluss auf die erreichbare Genauigkeit, da ohne ausreichende Vorausrichtung Fehllokalisierungen möglich sind. Während die Odometrie anhand einer Kamera entsprechend der Untersuchungen eine präzise, wenn auch nicht langzeitstabile, 3D-Position bietet, kann mit der 2D-LiDAR-Odometrie eine robuste 2D-Position bestimmt werden. Mit der 3D-Odometrie erreichen die Systeme in den Untersuchungen die folgenden gemittelten Genauigkeiten: DLL 136,8 mm, ICP 283,5 mm, AMCL 355,6 mm. Der Einsatz der 2D-Odometrie verbessert bei dem entwickelten System auf Basis des DLL-Algorithmus die mittlere Genauigkeit, reduziert sie aber bei den anderen beiden Verfahren (DLL 111,0 mm, ICP 959,6 mm, AMCL über 1399,2 mm). Die Ungenauigkeiten sind zum Teil auf die fehlende Höhenbestimmung zurückzuführen, die bei den ICP- und AMCL-basierten Verfahren nur unter enormem Rechenaufwand kompensiert werden können. Mit einer Versuchsdauer von über 30 Minuten kann auch die robuste Lokalisierung des Sensorsystems über die für die Inspektion einer Standardhalle benötigte Zeit nachgewiesen werden. Die entwickelten Methoden zur Routenplanung auf Basis von TLS-Messungen und zur Ergebnisrückführung anhand der bekannten Position der mobilen Plattform und damit der Position der Inspektionsaufnahmen sind in einem Software-Demonstrator umgesetzt. Die abschließende Wirtschaftlichkeitsbetrachtung zeigt die Vorteile des entwickelten Systems gegenüber der derzeit gängigen manuellen Inspektion.

Potential besteht aufgrund des modularen Aufbaus des Systems vor allem für den Einsatz bei weiteren Anwendungen. Die entwickelten Methoden zur Routenplanung auf Basis von Umgebungsdaten lassen sich auch alleinstehend für andere UAV und mobile Roboter zu Inspektionszwecken verwenden. Navigationslösungen für den Einsatz von UAV in Innenräumen sind nach wie vor Gegenstand der aktuellen Forschung. Es ist zu erwarten, dass zukünftig diverse Hardwaresysteme am Markt verfügbar sind. So entwickelt ein assoziierter Projektpartner im Anschluss an das dieser Arbeit zugrundliegende Forschungsprojekt ein kompaktes UAV zum Einsatz in Innenräumen [54]. Die Lokalisierung erfolgt mittels eines 3D-LiDAR-Sensors. Damit ist bspw. die Kombination dieses Systems mit der entwickelten Routenplanung in Verbindung mit der Ergebnisrückführung denkbar. Auch der Einsatz zur Planung anderer Anwendungsfälle, z. B. Brückeninspektionen, Inventur oder Transport ist möglich. Dies gilt ebenso für das Lokalisierungssystem, das unabhängig von der Routenplanung einsetzbar ist. Auch hier können verschiedene UAV oder mobile Roboter mit dem System verknüpft werden, solange eine Schnittstelle, z. B. mittels ROS (engl.: Robot Operating System), zur Positionsübergabe vorhanden ist. Außerdem kön-

nen das entwickelte Verfahren sowie das Gesamtsystem direkt mit anderer 3D-Sensorik, z. B. 3D-LiDAR-Sensoren, verwendet werden.

Die Ergebnisse dieser Arbeit bieten noch Implikationen für zukünftige Forschungsarbeiten. Dabei gibt es verschiedene Anknüpfungspunkte zur Weiterentwicklung der vorgestellten Methoden. So zeigt das hier vorgestellte Verfahren zur Routenplanung methodisch den Einsatz an einfachen Hallenstrukturen. Komplexere Geometrien industrieller Bauwerke oder Strukturen benötigen weitere Entwicklungen in der Erkennung und Klassifikation der für die Inspektion relevanten Bereiche. Dabei ist auch der Einsatz maschineller Lernverfahren denkbar, um anhand von Bildern oder 3D-Punktwolken bzw. Umgebungsmodellen automatisiert die Inspektionsbereiche detektieren zu können. Darüber hinaus kann die Routenplanung durch eine dynamische umgebungsabhängige Anpassung der Sicherheitsabstände optimiert werden.

Auch das vorgestellte Lokalisierungssystem muss weiterentwickelt und für den Einsatz bei realen Inspektionen optimiert und anhand ausführlicher Testläufe geprüft werden. Während zuletzt vielfältige Ansätze zur sensorbasierten Selbstlokalisierung vorgestellt wurden, erfolgte viel weniger Forschung zur praktischen Anwendung in der Industrie. Deswegen gilt es, weitere Verfahren auf ihre Eignung zum Einsatz in komplexen Umgebungen sowie Anwendungsfälle zu untersuchen. Langfristig ist durch die Verknüpfung verschiedener Verfahren zur automatischen Identifikation von Prüfbereichen nahezu beliebiger industrieller Strukturen, einer darauf angepassten Routenplanung sowie verschiedener Lokalisierungsund Sicherheitssysteme ein autonomes Inspektionssystem denkbar.

Ebenfalls müssen im Bereich der Auswertungsmethoden weitere Forschungsarbeiten durchgeführt werden. Während es viele Ansätze für die bildgestützte Schadensdetektion gibt, bietet sich an, Verfahren zur automatisierten Bewertung der Schäden und auch des gesamten Bauwerkes zu entwickeln, mit denen der Prüfingenieur unterstützt werden kann. Auch die Optimierung der Bilddaten bei der Inspektion bietet noch enormen Forschungsbedarf, sodass neben den Anforderungen auch die Einschränkungen der photogrammetrischen Dokumentation während der Befliegung optimiert werden können.

Mit dem in dieser Arbeit vorgestelltem Verfahren wird zukünftig eine effiziente und einfache Prüfung ermöglicht, die die Entdeckung von Schäden und Mängeln in einem frühen Stadium zulässt und damit maßgeblich zu einem nachhaltigen Bauwerksmanagement beiträgt.

## Abkürzungs- und Symbolverzeichnis

### Abkürzungen

2D zweidimensional

2,5D zweieinhalbdimensional

3D dreidimensional

3DTK englisch: 3D-Toolkit 6D sechsdimensional

6DoF sechs Freiheitsgrade, englisch: 6 Degrees of Freedom,

AMCL adaptive Monte Carlo Lokalisierung

APS-C englisch: Advanced Photo System-Classic

AP Absolutgenauigkeit

B-Splines Basis-Spline

BIM Bauwerksdatenmodellierung, englisch: Building Information

Modeling

bspw. beispielsweise

BRIEF englisch: Binary Robust Independent Elementary Features

bzw. beziehungsweise

CAD rechnerunterstützte Konstruktion, englisch: Computer-Aided

Design

cm Zentimeter

C0, C1, C2, C3, C4 Europäische UAV-Klassen

DF Distanzfeld
DGPS Differential-GPS
DGNSS Differential-GNSS

DIN Deutsches Institut für Normung

DLL Direkte LiDAR Lokalisierung, englisch: Direct LiDAR Loca-

lization

ECEF erdzentriert, erdgebundenen, englisch: Earth-Centered,

Earth-Fixed

EGI englisch: Extended Gaussian Image

EKF erweiterter Kalman Filter, englisch: Extended Kalman Filter

engl. englisch

FAST englisch: Features from Accelerated Segment Test FCU Flugkontrollsystem, englisch: Flight Control Unit g Gramm

ggf. gegebenenfalls

GIS Geo-Informationssysteme

GPS Globales Positionsbestimmungssystem, englisch: Global Posi-

tioning System

GNSS globales Navigationssatellitensystem, englisch: Global Navi-

gation Satellite System

GSD Bodenauflösung, englisch: Ground Sampling Distance

H Stunde

Hz Hertz (Frequenz) hPa Hektopascal (Druck)

ICP Iterative Punknäherung, englisch: Iterative Closest Point

IFC englisch: Industry Foundation Classes
IGF Industrielle Gemeinschaftsforschung

inkl. inklusive

IMU Inertiale Messeinheit, englisch: Inertial Measurement Unit InÜDosS Inspektion, Überwachung und Dokumentation stahlbaulicher

Strukturen

ISO Internationale Organisation für Normung, englisch: Interna-

tional Standardization Organization

kg Kilogramm km Kilometer

LiDAR Lichterkennung und Reichweitenmessung, englisch: Light De-

tection and Ranging

LIO-SAM LiDAR-inertiale-Odometrie - Glättung und Kartierung, eng-

lisch: LiDAR Inertial Odometry-Smoothing and Mapping

LO LiDAR-Odometrie

LoA Genauigkeitgrad, englisch: Level of Accuracy

LoAD Dokumentationsgrad, englisch: Level of As-is-Dokumentation LOAM LiDAR-Odometrie und Kartierung, englisch: Lidar Odometry

and Mapping

LoD Detaillierungsgrad, englisch: Level of Detail
LoG Geometriegrad, englisch: Level of Geometry
LoI Informationsgrad, englisch: Level of Information

MCL Monte Carlo Lokalisierung

MEMS Elektromechanisches Mikrosystem, englisch: Micro Electro

Mechanical System

Mio. Millionen max. maximal

min. im Zusammenhang entweder minimal oder Minute

N/A nicht verfügbar, englisch: not available

Navstar-GPS englisch: Navigational Satellite Timing and Ranging – Global

Positioning System

NDT Normalverteilung-Transformation, englisch: Normal Distribu-

tion Transform

NP nichtdeterministisch polynomielle Zeit, englisch: Nondetermi-

nistic Polynomial Time

ns Nanosekunden,

NURBS nicht-uniforme rationale B-Splines, englisch: Non-Uniform

Rational B-Spline

NZD noch zu definieren

ORB englisch: Oriented FAST and Rotated BRIEF

QR-Code englisch: Quick Response-Code

RANSAC englisch: Random Sample Consensus

RGB rot, grün, blau (Farbkanäle)

RGB-D rot, grün, blau (Farbkanäle) + Tiefeninformation

RFID Identifizierung mit Hilfe elektromagnetischer Wellen, englisch:

Radio-Frequency Identification

ROS englisch: Robot Operating System

RRT schnell erkundender zufälliger Baum, englisch: Rapidly-

exploring Random Tree

RP Wiederholgenauigkeit

RTAB-Map englisch: Real-Time Appearance-Based Mapping RTK Echtzeitkinematik, englisch: Real Time Kinematic

Tsd. Tausend

TSP Handlungsreisendenproblem, englisch: Travelling Salesman

Problem

s Sekunde

SAPOS Satellitenpositionierungsdienst der deutschen Landesvermes-

sung

SDK englisch: Software Development Kit

SIFT skaleninvariante Merkmalstransformation, englisch: Scale-

Invariant Feature Transform

SURF beschleunigte, robuste Merkmale, englisch: Speeded-Up Ro-

bust Features

SLAM simultane Lokalisierung und Kartierung, englisch: Simulta-

neous Localization and Mapping

STEP Standard zum Austausch und zur Beschreibung von Produkt-

daten, englisch: Standard for the Exchange of Product model

data

TLS terrestrisches Laserscanning

TU Dortmund Technische Universität Dortmund

u. a. im Zusammenhang entweder unter anderem oder und andere UART universelle asynchrone Schnittstelle, englisch: Universal Asyn-

chronous Receiver Transmitter

UAV unbemanntes Luftfahrzeug, englisch: Unmanned Aerial

Vehicle

UGV unbemanntes Grundfahrzeug, englisch: Unmanned Ground

Vehicle

UTM englisch: Universal Transverse Mercator

u. v. m. und vieles mehr

VDI Verein Deutscher Ingenieure

vgl. vergleiche

VIO visuell-inertiale Odometrie

VO visuelle Odometrie

WGS84 World Geodetic System 1984

z. B. zum Beispiel

W Watt

#### Lateinische Buchstaben

 $A_A$  kalkulatorische Abschreibungen  $A_A$ 

 $A_I$  Investitionskosten

 $A_L$  Lohnkosten

 $A_D$  Kosten für die Dienstleistung

 $A_{IE}$  Kosten je durchgeführter Inspektion  $A_{IE}$ 

 $B_{Schnitt}$  2D-Bildmatrix auf der Höhe  $H_{SW}$ 

 $C_S$  Punktwolke des Sensor  $S_i$  Punkte der Punktwolke  $C_S$ 

 $C_U$  Punktwolke der Umgebungskarte  $C_{U_i}$  Punkte der Umgebungskarte  $C_U$ 

 $C_{Boden}$  Punktmenge des Bodens entsprechend der zugehörigen Voxel  $C_{Wand}$  Punktmenge der Wand entsprechend der zugehörigen Voxel  $C_{St\"{o}relemente}$  Punktmenge der St\"{o}relemente entsprechend der zugehörigen

Voxel

 $C_{Wandi}$  Punktmenge der Wand i entsprechend der zugehörigen Voxel

d Abstand

Entfernungsmatrix

e Entfernung zwischen zwei Inspektionspunkten in der Entfer-

nungsmatrix E

F Fehlerfunktion

f Gesamtpartikel der Monte Carlo Lokalisierung

 $f_i$  Partikel i

 $d_B$  Brennweite

 $d_S$  Gegenstandsweite  $d_A$  Auflösung am Objekt

 $d_P$  Pixelgröße

 $^{i}e_{xj}$  Einheitsvektor in x-Richtung vom Koordinatensystem  $K_{j}$  dar-

gestellt in  $K_i$ 

 $^{i}e_{yj}$  Einheitsvektor in y-Richtung vom Koordinatensystem  $K_{j}$  dar-

gestellt in  $K_i$ 

 $^i e_{zj}$  Einheitsvektor in z-Richtung vom Koordinatensystem  ${\cal K}_j$ dar-

gestellt in  $K_i$ 

 $g_{Route}$  Gesamtlänge der Route

H Höhe

 $H_{SW}$  Schnitthöhe der Wand zur Klassifizierung

 $I_H$  Trägheitstensor

 $I_M$  Hauptmomententensor

i, j Zählvariablen

k, n Anzahl

 $K_B$  Plattformkoordinatensystem  $K_E$  Erdfestes Koordinatensystem  $K_S$  Sensorkoordinatensystem  $K_H$  Hilfskoordinatensystem

 $K_L$  Lokales Koordinatensystem (z.B. Bauwerkskoordinatensys-

tem)

 $K_I$  Erdfestes Inertialsystem

 $K_U$  Koordinatensystem des UAV

 $K_N$  NED-Koordinatensystem (Nord-Ost-Runter, englisch: North-

East-Down)

L Menge der Inspektionspunkte

l Länge

 $l_{K}$  Kantenlänge  $l_{R}$  Rasterweite

 $l_{Strecke}$  Länge einer Strecke zwischen zwei Inspektionspunkten

 $l_{S_{UAV}}$  Sicherheitsabstand des UAV

 $l_{UAV}$  Durchmesser des UAV

S Schwerpunkt Schnitt Sensor M Gesamte Messdurchläufe  $M_i$  Messdurchlauf Nummer i

 $n_E$  Richtungsvektor

 $n_{Strecke}$  Anzahl der Voxel einer Strecke

 $n_{Richtungswechsel}$  Anzahl der Richtungswechsel in einer Strecke

 $n_I$  Anzahl der Inspektionen

 $o_i$  Ortsvektor

P Pose (Position und Orientierung) des Roboters

 $P_i$  Pose i  $P_{ist}$  Ist-Pose  $P_{soll}$  Soll-Pose

 $Q_i, U_i$  Punkt mit  $x_i, y_i$  und  $z_i$ 

 $^kQ$  Punkt Q im Koordinatensystem k

Rotationsmatrix

 ${}^{i}r_{jk}$  Translationsvektor vom Koordinatensystem  $K_{j}$  nach  $K_{k}$  im

System  $K_i$ 

 $S_C$  Schwerpunkt der Punktmenge C

 $^{ij}T$  Transformationsbeziehung vom Koordinatensystem  $K_i$  nach  $K_i$ 

 $t_N$  Nutzungsdauer

u, v Parameter der Flächenbeschreibung

V Voxel

 $V_{Boden}$  Segmentierte Voxel des Bodens  $V_{Decke}$  Segmentierte Voxel der Decke

 $V_S$  Subvoxel

 $V_{St\"{o}relemente}$  Segmentierte Voxel der St\"{o}relemente

 $V_{Wand}$  Segmentierte Voxel einer Wand

 $V_{xyz}$  Voxel mit der Position x, y, z im 3D-Voxelraster

 $w_{ij}$  Gewichtung zweier Punkte i und j

 $w_{f_i}$  Gewichtung des Partikels  $f_i$   $x_P, y_P, z_P$  Koordinaten des Punktes P

 $Z_K$  Zinssatz

#### Griechische Buchstaben

 $\begin{array}{ccc} \alpha & & \text{Winkel zur XZ-Ebene} \\ \beta & & \text{Winkel zur YZ-Ebene} \\ \gamma & & \text{Winkel zur XY-Ebene} \end{array}$ 

 $\Delta$  Differenz

 $\theta$  Nickwinkel (Drehung um die Y-Achse)

 $\lambda$  Eigenvektor  $\pi$  Permutation

 $\sigma$  Standardabweichung

 $\phi$  Wankwinkel (Drehung um die X-Achse)  $\psi$  Gierwinkel (Drehung um die Z-Achse)

## Sonstiges

 $\emptyset$  Leere Menge

 $\mathbb{R}^k$  k-dimensionaler reeler Zahlenraum

# **Tabellenverzeichnis**

2.2.1	Fehlereinflüsse bei GNSS-Messungen (in Anlehnung an [112])
4.0.1	Anforderungen an das Lokalisierungssystem
4.1.1	Sensorarten für die Lokalisierung mittels Kamera (Abbildungen aus $[10])$ $$ 77
4.1.2	Sensorarten für die Lokalisierung mittels Li DAR-Sensor 80
4.3.1	Absolut- und Wiederholgenauigkeit der Messungen zum Einsatz von 2D-LiDAR-
	Sensoren
4.4.1	Absolut- und Wiederholgenauigkeit der Li DAR- und RTK-GNSS-Lokalisierung $98$
5.1.1	Technische Daten der Inspektionskamera (in Anlehnung an [235]) 110
5.1.2	Technische Daten der mobilen Plattform (in Anlehnung an $[58])$
5.1.3	Daten der zu untersuchenden 2D-LiDAR-Systeme
5.1.4	Technische Daten des 2D-Li DAR-Systems (in Anlehnung an [117]) $$ 115
5.2.1	Technische Daten des Faro Laserscanners (in Anlehnung an $[73])$ $\ \ldots$ $\ \ldots$ $\ 117$
5.3.1	Technische Daten der Onboard-Rechene inheit (in Anlehnung an $[189])\ \ .\ \ .\ \ .\ \ 120$
5.3.2	Absolut- und Wiederholgenauigkeit des entwickelten Lokalisierungssystems
	mit LiDAR und visuell-inertialen Odometrie
5.6.1	Überschlägliche Investitionskosten für das Inspektionssystem
5.6.2	Varianten zur Stückkostenvergleichsrechnung
5.6.3	Vergleich der Inspektionskosten der unterschiedlichen Varianten

# Abbildungsverzeichnis

1.0.1	Durchführung von Brücken- und Hallenprüfungen [40, 90]	1
1.1.1	Instandsetzungsstrategien von Bauwerken (angelehnt an $[141])$	3
2.1.1	Durchführung einer Mission eines mobilen Roboters (in Anlehnung an [230])	7
2.1.2	Kategorisierung von UAV (in Anlehnung an [31])	9
2.2.1	Lokalisierungsmethoden	13
2.2.2	Drift von Inertialsensoren [112]	16
2.2.3	Visuelle Odometrie (links) und Scan Matching (rechts) [222]	17
2.2.4	Loop Close bei SLAM-Verfahren [167]	18
2.2.5	Funktionsweise des merkmalsbasierten SLAM-Verfahrens [122]	19
2.2.6	Sensorkonfigurationen für die Fusion [254]	20
2.2.7	Funktionsweise des Kalman-Filters (in Anlehnung an [22])	21
2.3.1	Deliberative (links), reaktive (mittig) und hybride (rechts) Steuerarchitektur	
	(in Anlehnung an [37])	22
2.3.2	Kartenarten (in Anlehnung an [112])	23
2.3.3	Funktionsweise des A*-Algorithmus (in Anlehnung an [266])	25
2.4.1	Funktionsweise LiDAR-Sensor (in Anlehnung an [126])	27
2.4.2	Funktionsweise eines 3D-Laserscanners - links: Enfernungsmessung, mittig:	
	Vertikalwinkel, rechts: Horizontalwinkel (in Anlehnung an [74])	28
2.4.3	Prozess der 3D-Datenverarbeitung [86]	28
2.4.4	Korrespondierende Punkte zweier Punktwolken (grau, blau) sowie Reduzie-	
	rung derer Abstände durch Iterationsschritte beim ICP-Verfahren	30
2.4.5	Zielstellungen der Modellierung (in Anlehnung an [86])	32
2.4.6	Beispiel der geometrischen und semantischen Darstellung einer Wand (in	
	Anlehnung an [11])	33
3.0.1	Erstellung des digitalen Zwillings als Grundlage der Routenplanung	43
3.1.1	Inspektionsbereiche einer Halle (links: Stützen und Riegel des Mittelberei-	
	ches, mittig: Stützen der Eckbereiche, rechts: Auflagerbereiche) [90]	45
3.1.2	Häufig vorkommende Grundrissvarianten (oben) und Dachformen (unten,	
	von links nach rechts: Flach-, Sattel-, Shed- oder Pultdächer)	46
3.1.3	Modell einer industriellen Halle	46
3.1.4	Vergleich verschiedener Kartenkonzepte	47
3.1.5	Aufbau eines Polygonmodells und Unterteilung entsprechend der Kantenlänge	49
3.1.6	Aufbau einer CAD-Freiformfläche mit abstandsabhängiger Unterteilung	

3.1.7	Erstellung des lokalen Koordinatensystems	52
3.1.8	Programmablaufplan zur Transformation der Hallenpunktwolke in ein lokales	
	Koordinatensystem	53
3.1.9	3D-Rasterung mit unterschiedlichem Detaillierungsgrad	54
3.1.10	Generalisierung einer Punktwolke - oben links: Punktwolke, oben mittig: Vo-	
	xel, oben rechts: Octree, unten links: Medianteilung, unten mittig: gleichmä-	
	ßige Teilung, unten rechts: Hauptkomponenten (in Anlehnung an $[110]$ )	55
3.1.11	Rasterweite in Abhängigkeit von der Größe und des Sicherheitsabstandes des	
	UAV	56
3.1.12	Adjazenzbeziehung eines Voxels (von links nach rechts: untersuchter Voxel;	
	Verbindung über gemeinsame Fläche, Kante oder Ecke)	57
3.1.13	Binäre Umgebungskarte - links: Punktwolke als Umgebungsmodell (zur bes-	
	seren Sichtbarkeit ohne Hallendach), mittig: Karte der befliegbaren Bereiche,	
	rechts: belegte Bereiche (zur besseren Sichtbarkeit ohne Hallendach und mit	
	hinterlegter Punktwolke)	57
3.2.1	Vorgehen bei der Erkennung der Wände	59
3.2.2	Segmentierte Voxelmenge mit zur Übersicht dargestellter Punktwolke $\ \ldots \ \ldots$	59
3.2.3	Programmablaufplan zur Segmentierung	60
3.2.4	Klassifikation - oben: 2D-Verarbeitung mit freien Bereichen (weiß), belegte	
	Voxel (violett), klassifizierte Wand (rot) und potentielle Träger (grün); un-	
	ten: Klassifikation von Wand (türkis), Trägern (grün), Kranbahn (blau) und	
	Störelementen (grau) in 3D	61
3.2.5	Karten zur Routenplanung (links) und für die Lokalisierung des mobilen	
	Systems (rechts), zur besseren Sichtbarkeit ohne Dachbereich	62
3.2.6	Programmablaufplan zur Klassifizierung der Inspektionsbereiche	63
3.3.1	Begriffsübersicht Route	64
3.3.2	Inspektionspunkte und -orientierungen (Träger: grün, Kranbahn: blau) $$	65
3.3.3	Problem des Handelsreisenden und identifizierte kürzeste Route (in Anleh-	
	nung an [215])	66
3.3.4	Beispiel einer binären Distanztransformation in 2D mit Startpunkt (blau),	
	Zielpunkt (grün), Störelemente (schwarz) und der Route (grau)	67
3.3.5	Algorithmus zur Routenberechnung	68
3.3.6	Route (violett) am Beispiel der Inspektionspunkte und -orientierungen aus	
	Abbildung 3.3.2	69
3.3.7	Ablaufdiagramm der Routenplanung	69
3.4.1	Varianten zur Generierung eines voxelbasierten 3D-Modells	71
3.4.2	BIM-fähiges Modell	71
4.1.1	Bewertung von Lokalisierungsarten	74
4.1.2	Blockdiagramm zur Lokalisierung mittels Trägheitsnavigation (in Anlehnung	
	an [271])	75

4.1.3	Merkmalsbasierter und direkter visueller SLAM (in Anlehnung an [124])	76
4.1.4	Blockdiagramm zur Lokalisierung mittels Stereokamera (in Anlehnung an [48])	78
4.1.5	Blockdiagramm zur Lokalisierung mittels LiDAR, IMU und Barometer (in	
	Anlehnung an [135])	81
4.2.1	Prototyp zur Untersuchung der Genauigkeit der LiDAR-Lokalisierungsver-	
	fahren	82
4.2.2	Genauigkeit der einzelnen Systeme	84
4.2.3	Messaufbau zur Untersuchung der Genauigkeit	85
4.2.4	Durchschnittliche Abweichung und Standardabweichung der LiDAR- und Stereokamera-Lokalisierung (oben) sowie Absolut- und Wiederholgenauig-	
	keit (unten)	86
4.3.1	Konzept der ICP-basierten Positionsbestimmung (blau: Punktwolken der La-	
	serscanner, grau: Umgebungskarte) [90]	88
4.3.2	Durchschnittliche Abweichung und Standardabweichung der Messungen zum	
	Einsatz von 2D-LiDAR-Sensoren	88
4.3.3	Blockdiagramm zur Lokalisierung mittels ICP-Verfahren	91
4.3.4	Blockdiagramm zur Lokalisierung mittels Monte-Carlo-Lokalisierung (in An-	
	lehnung an [198])	92
4.3.5	Blockdiagramm des entwickelten Lokalisierungssystems	94
4.4.1	Messaufbau zur GNSS-Verifizierung	95
4.4.2	Versuchsdurchführung	96
4.4.3	Abweichungen der LiDAR- und RTK-GNSS-Messungen in X- und Y- Rich-	
	tung für die fünf Stationen	97
4.4.4	Dauer bis zu einer stabilen RTK-Lokalisierung in Abhängigkeit von der Sa-	
	tellitenanzahl	98
4.4.5	Blockdiagramm zum Wechsel zwischen lokaler und globaler Lokalisierung $$ . $$ .	99
4.5.1	Kalibrierung, räumliche und zeitliche Zuordnung der Sensordaten (in Anleh-	
	nung an $[222]$ )	00
4.5.2	Messnormal zur Kalibrierung laserbasierter Lokalisierungssysteme, Angaben	
	in Millimeter	01
4.5.3	Auswertung der Kalibriermessungen - links: Codierung des Messnormals, rechts oben: Punktwolke und abstandsbasierte Auswertung, rechts unten:	
	Punktwolke und Sollmodell	02
4.5.4	Koordinatentransformation anhand eines Hilfssystems (in Anlehnung an [268])1	03
4.5.5	Blockdiagramm zur Kalibrierung laserbasierter Lokalisierungssysteme 1	05
5.0.1	Beispielhafte Umgebungsbedingungen bei einer Halleninspektion (mittig: [137],	0.6
<b>F</b> 0 2	rechts: [248])	
5.0.2	Konzept des entwickelten Inspektionssystems (in Anlehnung an [90]) 1	
5.1.1	Konzeptdarstellung der mobilen Trägerplattform [89]	.U8

5.1.2	Beispielschäden v. l. n. r.: Blasen in der Beschichtung, Korrosion, Riss, feh-
	lendes Verbindungsmittel [90]
5.1.3	Bestimmung der Bildauflösung am Objekt (in Anlehnung an [90]) 109
5.1.4	Beispiel aus der Sichtbereichsanalyse der Brückenunterseite [90] 111
5.1.5	Vergleich und Bewertung verschiedener Trägerplattformen
5.1.6	Vergleich und Bewertung verschiedener LiDAR-Sensoren
5.1.7	Testkörper (links) und Schema der Versuchsdurchführung (rechts) 115
5.1.8	Genauigkeitsuntersuchung der ausgewählten 2D-LiDAR-Sensoren; oben: mitt-
	lere Abweichung und Standardabweichung der Messungen gegenüber dem
	Testkörper, unten: Messdaten und Referenz bei 1 m und 7 m   116
5.2.1	Ausschnitt des Demonstrators zur Routenplanung
5.2.2	Inspektionsroute des dachnahen Bereiches der Beispielhalle (links: mit Punkt-
	wolke, rechts: nur die berechnete Route)
5.2.3	Navigationskarte einer Halle mit einem Volumen von ca . $6000\mathrm{m}^3$ mit einer
	Rasterweite von 100 mm
5.3.1	Sensorsystem zur Untersuchung der unterschiedlichen 3D-Lokalisierungsver-
	fahren
5.3.2	Positionen zur Untersuchung der Genauigkeit der einzelnen Verfahren 121
5.3.3	3D-Abweichungen der einzelnen Verfahren auf Basis von DLL-, ICP-, und
	AMCL-Algorithmen mit LiDAR und visuell-inertialer Odometrie gegenüber
	der Referenzmessung mit einer Kartenauflösung von 50 mm (oben: Gesamt-
	abweichung, mittig: Ausschnitt, unten: Wertetabelle)
5.3.4	Unterschiedliche Auflösungen der Umgebungskarte zur Lokalisierung am Bei-
	spiel der Versuchshalle
5.3.5	3D-Abweichungen der einzelnen Verfahren auf Basis von DLL-, ICP-, und
	AMCL-Algorithmen mit LiDAR und visuell-inertialer Odometrie gegenüber
	der Referenzmessung mit einer Kartenauflösung von 200 mm (oben: Gesamt-
F 0.0	abweichung, mittig: Ausschnitt, unten: Wertetabelle)
5.3.6	Positionen zur Untersuchung des entwickelten Verfahrens
5.3.7	Abweichungen des entwickelten Lokalisierungsverfahrens in X-,Y- und Z-
E 2 0	Richtung gegenüber der Referenzmessung
5.3.8	3D-Abweichungen des entwickelten Lokalisierungsverfahrens für die Messreihen gegenüber der Referenzmessung
5.4.1	Mehrstufige, kaskadierte Detektion von Schäden am Beispiel fehlerhafter Be-
0.4.1	schichtungen und Verbindungsmittel [90]
5.4.2	Beispielhafte Ergebnisdarstellung im Softwaredemonstrator [90]
5.5.1	Prototyp der mobilen Inspektionsplattform
5.5.2	Schematische Darstellung der relevanten Koordinatensysteme der Inspekti-
0.0.2	onsplattform (in Anlehnung an [222])
5.5.3	Blockdiagramm des entwickelten Inspektionssystems
5.5.5	

5.6.1	Beispielhalle für die Wirtschaftlichkeitsbetrachtungen und dabei vorherr-	
	schende Platzverhältnisse	133
5.6.2	Beispielhafter Standpunkt der Arbeitsbühne mit Arbeitsbereich (rot) und	
	damit nicht erreichbarer Bereich (lila)	134
5.6.3	Schematische Routendarstellung	135

- [1] ACCA Software. BIM around the world Scandinavia boasts a consolidated practice in the construction industry. [Online, Zugriff 26.03.2021]. URL: https://biblus.accasoftware.com/en/bim-around-the-world-scandinavia-boasts-a-consolidated-practice-in-the-construction-industry/.
- [2] Aggarwal, P., Syed, Z., Noureldin, A. u. a. *MEMS-Based Integrated Navigation*. Boston, London: Artech House, 2010.
- [3] Ahn, S. J. Least Squares Orthogonal Distance Fitting of Curves and Surfaces in Space. eng. Bd. 3151. Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Heidelberg: Springer Verlag, 2004. 125 S. URL: http://dx.doi.org/10.1007/b104017.
- [4] AirRobot GmbH & Co. KG. AirRobot, Unmanned Aerial Systems (UAS) Solutions. [Online, Zugriff am 25.04.2021]. URL: https://www.airrobot.de/ar200.
- [5] Alliez, P., Bonardi, F., Bouchafa, S. u. a. "Real-Time Multi-SLAM System for Agent Localization and 3D Mapping in Dynamic Scenarios". In: 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Okt. 2020, S. 4894–4900.
- [6] ALLPLAN Deutschland GmbH. Forschung: Von BIM zum digitalen Zwilling. [Online, Zugriff am 25.04.2021]. 2020. URL: https://blog.allplan.com/de/von-bim-zum-digitalen-zwilling.
- [7] Amtsblatt der Europäischen Union, L 152, 11. Juni 2019, Delegierte Verordnung (EU) 2019/945 der Kommission vom 12. März 2019 über unbemannte Luftfahrzeugsysteme und Drittlandbetreiber unbemannter Luftfahrzeugsysteme. [Online, Zugriff 24.04.2021]. 2019. URL: https://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/PDF/?uri=CELEX:32019R0945.
- [8] Angnes, U. "Wiederkehrende Bauwerksprüfungen im Hochbau nach VDI 6200 Standsicherheitvon Bauwerken Regelmäßige Überprüfung". In: Bauen-Bewahren-Bewerten. Technische Akademie Süd-West, 2011.
- [9] ArduPilot. Open Source Drone Software. Versatile, Trusted, Open. ArduPilot. [Online, Zugriff 25.04.2021]. URL: https://ardupilot.org/.
- [10] Artal, R. M. "Real-Time Accurate Visual SLAM with Place Recognition". Dissertation. Fachbereich Informatik und Systemtechnik, Universidad de Zaragoza, 2017.

[11] Autodesk, Inc. Revit IFC manual - Detailed instructions for handling IFC files. 2018.

- [12] autopilot, px4. Open Source Autopilot for Drones. [Online, Zugriff 25.04.2021]. URL: https://px4.io.
- [13] Avitas Systems. Autonomous aerial inspection system for vertical assets: Technology introduction and use in Avitas Systems November 2018. [Online, Zugriff am 21.04.21]. 2018. URL: https://myavitassystems.com/wp-content/uploads/2018/11/MKTG-IS-VAssetInsp-001EXL.pdf.
- [14] AXIO-NET GmbH. AXIO-NET Satellite Positioning Services. [Online, Zugriff am 25.04.2021]. URL: https://axio-net.eu/.
- [15] Azrad, S., Fadhil, M., Kendoul, F. u. a. "Quadrotor UAV Indoor Localization Using Embedded Stereo Camera". In: Applied Mechanics and Materials 629 (2014), S. 270–277.
- [16] Baldwin, M. Der BIM-Manager: Praktische Anleitung für das BIM-Projektmanagement. Berlin, Wien, Zürich: Beuth Verlag GmbH, 2018.
- [17] Barnier, L. Donecle sets its drone to work for maintenance with AFI KLM EM. [Online, Zugriff am 01.11.2021]. URL: https://www.journal-aviation.com/en/news/37578-donecle-sets-its-drone-to-work-for-maintenance-with-afi-klm-e-m.
- [18] Barraquand, J. und Latombe, J. "Robot Motion Planning: A Distributed Representation Approach". In: *International Journal of Robotic Research IJRR* 10 (Dez. 1991), S. 628–649.
- [19] Basu Thakur, M., Schmid, M. und Krovi, V. "Benchmarking the Localization Accuracy of 2D SLAM Algorithms on Mobile Robotic Platforms". In: *SAE Tachnical Paper Series* 1 (Apr. 2020), S. 1–8.
- [20] Bay, H., Ess, A., Tuytelaars, T. u. a. "Speeded-Up Robust Features (SURF)". In: Computer Vision and Image Understanding 110.3 (2008), S. 346–359.
- [21] Beauchemin, S. und Barron, J. "The computation of optical flow". In: *ACM Comput. Surv.* 27 (1995), S. 433–467.
- [22] Becker, A. Kalman Filter in one Dimension. [Online, Zugriff 26.04.2021]. URL: https://www.kalmanfilter.net/kalman1d.html.
- [23] Belmonte, L., Morales, R. und Fernández-Caballero, A. "Computer Vision in Autonomous Unmanned Aerial Vehicles-A Systematic Mapping Study". In: *Applied Sciences* 9.15 (Aug. 2019), S. 3196.
- [24] Berlinzeppelin. Zeppelin-Bausatz für Modellbauer. [Online, Zugriff 08.04.2021]. URL: https://www.berlinzeppelin.de/zeppelin-bausatz/.
- [25] Besl, P. und McKay, H. "A method for registration of 3-D shapes. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell". In: *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *IEEE Transactions on* 14 (März 1992), S. 239–256.

[26] Beul, M., Droeschel, D., Nieuwenhuisen, M. u. a. "Fast Autonomous Flight in Warehouses for Inventory Applications". In: *IEEE Robotics and Automation Letters* 3.4 (2018), S. 3121–3128.

- [27] Beul, M., Krombach, N., Nieuwenhuisen, M. u. a. "Autonomous Navigation in a Warehouse with a Cognitive Micro Aerial Vehicle". In: *Robot Operating System (ROS)*. Studies in Computational Intelligence. Springer International Publishing, 2017, S. 487–524.
- [28] Biber, P. und Straßer, W. "The Normal Distributions Transform: A New Approach to Laser Scan Matching". In: *Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003)*. Bd. 3. Nov. 2003, 2743–2748 vol.3.
- [29] Bill, R. Grundlagen der Geo-Informationssysteme. 6., völlig neu bearbeitete und erweiterte Auflage. Berlin: Wichmann, 2016.
- [30] Blankenbach, J. "Bauaufnahme, Gebäudeerfassung und BIM". In: *Ingenieurgeodäsie*. Jan. 2015, S. 1–31.
- [31] Blyenburg, P. v. RPAS Remotely Piloted Aircraft Systems. The global Perspective. 2012.
- [32] Bolourian, N. und Hammad, A. "LiDAR-equipped UAV path planning considering potential locations of defects for bridge inspection". In: *Automation in Construction* 117 (Sep. 2020).
- [33] Borrmann, A., König, M., Koch, C. u. a. Building Information Modeling Technologische Grundlagen und industrielle Praxis. Wiesbaden: Springer, Aug. 2015.
- [34] Bosch Sensortec GmbH. Pressure Sensors BMP390L Bosch Sensortec. [Online, Zugriff am 25.04.2021]. URL: https://www.bosch-sensortec.com/products/environmental-sensors/pressure-sensors/bmp390l/.
- [35] Brenner, C. "Building Extraction". In: Airborne and Terrestrial Laser Scanning (2010), S. 169–212.
- [36] Bringmann, O. und Pfliegner, T. "Punktwolken interpretieren". In: *Photogrammetrie Laserscanning Optische 3D-Messtechnik: Beiträge der Oldenburger 3D-Tage* 2005 (2005), S. 258–265.
- [37] Brock, O. "Generating Robot Motion: The Integration of Planning and Execution". Dissertation. Stanford: Stanford University, 2000.
- [38] Brooks, R. "A Robust Layered Control System for a Mobile Robot". In: *Robotics and Automation, IEEE Journal of* 2 (Apr. 1986), S. 14–23.
- [39] buildingSMART International. buildingSMART The international home of BIM. [Online, Zugriff 26.03.2021]. URL: https://www.buildingsmart.org.

[40] Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung. Bauwerksprüfung nach DIN 1076 - Bedeutung, Organisation, Kosten - Dokumentation. Berlin: Hausdruckerei, 2013.

- [41] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie. ... mit Drohnen. Unbemanntes Fliegen im Dienst von Mensch, Natur und Gesellschaft. [Online, Zugriff 26.03.2021]. Mai 2019. URL: https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Publikationen/Technologie/drohnen-unbemanntes-fliegen.pdf? blob=publicationFile&v=14.
- [42] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie. Stufenplan Digitales Planen und Bauen. [Online, Zugriff 26.03.2021]. URL: https://www.bmvi.de/SharedDocs/DE/Publikationen/DG/stufenplan-digitales-bauen.pdf.
- [43] Bundesverband der Deutschen Luft- und Raumfahrtindustrie e.V. (BDLI). *Unbemannte Luftfahrt-Systeme revolutionieren den Luftraum*. [Online, Zugriff 26.03.2021]. Juli 2017. URL: https://www.bdli.de/sites/default/files/2017-07/BDLI% 20Brosch%C3%BCre%20UAV.pdf.
- [44] Burgard, W., Hebert, M. und Bennewitz, M. "World modeling". In: Springer Handbook of Robotics. Jan. 2016, S. 1135–1152.
- [45] Burger, M., Wujanz, D. und Neitzel, F. "Segmentierung von Punktwolken anhand von geometrischen und radiometrischen Informationen". In: *Beiträge der Oldenburger 3D-Tage*. Feb. 2017.
- [46] Business Geomatics Wirtschaftszeitung. *Mit UAV und BIM: Automatischer Ablauf von 3D-Wolke bis zur Sanierungsplanung*. [Online, Zugriff am 04.02.21]. 2019. URL: https://www.business-geomatics.com/2019/04/29/mit-uav-und-bim-automatischer-ablauf-von-3d-wolke-bis-zur-sanierungsplanung.
- [47] Caballero, F. und Merino, L. "DLL: Direct LIDAR Localization. A map-based localization approach for aerial robots". In: *CoRR* abs/2103.06112 (2021).
- [48] Campos, C., Elvira, R., Rodríguez, J. G. u. a. "ORB-SLAM3: An Accurate Open-Source Library for Visual, Visual-Inertial and Multi-Map SLAM". In: *CoRR* abs/2007.11898 (2020). arXiv: 2007.11898.
- [49] Chahl, J. Learning from nature a new flapping drone can take off hover and swoop like a bird. [Online, 22.04.2021]. 2017. URL: https://theconversation.com/learning-from-nature-a-new-flapping-drone-can-take-off-hover-and-swoop-like-a-bird-143343.
- [50] Chen, C., Jafari, R. und Kehtarnavaz, N. "A survey of depth and inertial sensor fusion for human action recognition". In: Multimedia Tools and Applications 76 (Feb. 2017).
- [51] Chen, D. und Gao, G. "Probabilistic graphical fusion of LiDAR, GPS, and 3D building maps for urban UAV navigation". In: *Navigation* 66 (März 2019), S. 151–168.

[52] Chen, Y. und Medioni, G. "Object Modeling by Registration of Multiple Range Images". In: *Image Vision Comput.* 10 (Jan. 1992), S. 145–155.

- [53] Chow, R. Evaluating inertial measurement units. [Online, Zugriff am 25.04.2021]. Nov. 2011. URL: https://www.edn.com/evaluating-inertial-measurement-units/.
- [54] CIS GmbH. Inspektionen mit Inspec1 / CIS GmbH. [Online, Zugriff am 01.11.2021]. URL: https://www.cis-rostock.de/aktuell/inspektionen-mit-inspec-1.html.
- [55] CIS GmbH. UAS Einsatz bei 2D- und 3D-Digitalisierung, Inspektion und Vermessung für Stadt und Land. [Online, Zugriff am 30.11.2021]. URL: http://archiv.geomv.de/geoforum/2019/praesentationen/H2\_Schrenk\_UAS.pdf.
- [56] Clemen, C. und Ehrich, R. "Geodesy goes BIM". In: *AVN Allgemeine Vermessungs-Nachrichten* 121.7 (2014), S. 231–237.
- [57] Davis, M. Brückenprüfung: Mit digitalen Zwillingen auf der sicheren Seite. [Online, Zugriff am 25.04.2021]. 2021. URL: https://www.autocad-magazin.de/brueckenpruefung-mit-digitalen-zwillingen-auf-der-sicheren-seite/.
- [58] Deter, A. Drohne Oktopus von CiS will Ackerbau der Zukunft unterstützen. [Online, Zugriff am 01.11.2021]. URL: https://www.topagrar.com/technik/news/drohne-okotopus-von-cis-will-ackerbau-der-zukunft-unterstuetzen-9370570.html.
- [59] Deutsches Institut für Normung e.V. DIN 1319-2: Grundlagen der Messtechnik Teil 2: Begriffe für die Anwendung von Meßgeräten. Beuth Verlag, 1996.
- [60] Deutsches Institut für Normung e.V. DIN 1076: Ingenieurbauwerke im Zuge von Straßen und Wegen Überwachung und Prüfung. Beuth Verlag, 1999.
- [61] Deutsches Institut für Normung e.V. DIN EN ISO 9283: Industrieroboter Leistungskenngrößen und zugehörige Prüfmethoden. Beuth Verlag, 1999.
- [62] Deutsches Institut für Normung e.V. DIN EN ISO 16739:2017-04: Industry Foundation Classes (IFC) für den Datenaustausch in der Bauindustrie und im Anlagenmanagement (ISO 16739:2013). Beuth Verlag, 2004.
- [63] Deutsches Institut für Normung e.V. ISO 10303-11:2004-11: DIN EN 1990: Industrielle Automatisierungssysteme und Integration Produktdatendarstellung und -austausch Teil 11: Beschreibungsmethoden: Handbuch der Modellierungssprache EXPRESS. Beuth Verlag, 2004.
- [64] Dilger, W. Künstliche Intelligenz in der Schule, Vorlesung an der Technischen Universität Chemnitz. [Online, Zugriff am 25.04.2021]. 2004. URL: https://www.tu-chemnitz.de/informatik/KI/scripts/ws0405/KI\_Schule/KI-Schule-04-lehr-1.pdf.
- [65] Dittmar, V. ""Drohnen sollen Schäden an Brücken aufzeigen"". In: Fürther Nachrichten (Feb. 2016).

[66] Dold, C., Ripperda, N. und Brenner, C. "Vergleich verschiedener Methoden zur automatischen Registrierung von terrestrischen Laserscandaten". In: *Photogrammetrie Laserscanning Optische 3D-Messtechnik: Beiträge der Oldenburger 3D-Tage* 2007 (2007).

- [67] Dusan Isailovic et al. "Bridge damage: Detection, IFC-based semantic enrichment and visualization". In: Automation in Construction 112 (2020).
- [68] DVW e. V., Runder Tisch GIS e.V. *Leitfaden Geodäsie und BIM.* [Online, Zugriff 21.09.2021]. 2020. URL: https://dvw.de/veroeffentlichungen/standpunkte/2757-leitfaden-geodaesie-und-bim-version-2020.
- [69] Egger, M., Hausknecht, K., Liebich, T. u. a. *BIM-Leitfaden für Deutschland Informationen und Ratgeber*. Selbstverlag, Bonn, 2013.
- [70] Eling, C. "Entwicklung einer direkten Georeferenzierungseinheit zur Positionsund Orientierungsbestimmung leichter UAVs in Echtzeit". Dissertation. Landwirtschaftliche Fakultät, Rheinische Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn, 2016.
- [71] Engel, J., Schöps, T. und Cremers, D. "LSD-SLAM: Large-Scale Direct Monocular SLAM". In: Computer Vision – ECCV 2014. Hrsg. von Fleet, D., Pajdla, T., Schiele, B. u. a. Cham: Springer International Publishing, 2014, S. 834–849.
- [72] exabotix GmbH. Exabotix Multicopter. [Online, Zugriff 21.09.2021]. URL: https://www.exabotix.de/drohnen/multicopter/eb4-700/.
- [73] FARO. Spezifikation FARO Laser Scanner Focus3D X 130. [Online, Zugriff am 01.11.2021]. URL: https://downloads.faro.com/index.php/s/J7iisf3CgB5RgWt? dir=undefined&openfile=41991.
- [74] FARO Europe GmbH & Co. KG. Produkteigenschaften Faro Focus 3-D. 2012.
- [75] Filipenko, M. und Afanasyev, I. "Comparison of Various SLAM Systems for Mobile Robot in an Indoor Environment". In: 2018 International Conference on Intelligent Systems (IS). 2018, S. 400–407.
- [76] Fitzgibbon, A. "Robust Registration of 2D and 3D Point Sets". In: *Image and Vision Computing* 21 (Apr. 2002), S. 1145–1153.
- [77] FLIR, Hrsg. A Guide to Inspecting Solar Fields with Thermal Imaging Drones. [Online, zugriff am 07.04.2021]. 2019. URL: https://thermalcapture.com/wp-content/uploads/2019/08/pv-system-inspection-thermal-drones-07-15-19.pdf.
- [78] Flyability SA. *Elios 2 für die intuitive indoor inspektion*. [Online, Zugriff am 30.11.2021]. URL: https://www.flyability.com/de#slide9.
- [79] Fossel, J., Hennes, D., Claes, D., Alers, S., Tuyls, K. "OctoSLAM: A 3D Mapping Approach to Situational Awareness of Unmanned Aerial Vehicles". In: 2013 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS 2013). Piscataway, NJ: IEEE, 2013, S. 179–188.

[80] Fox, D., Burgard, W. und Thrun, S. "The Dynamic Window Approach to Collision Avoidance". In: *Robotics & Automation Magazine*, *IEEE* 4 (Apr. 1997), S. 23–33.

- [81] Freefly. Freefly ALTA 8 Specifications. [Online, Zugriff am 25.04.2021]. URL: https://freeflysystems.com/alta-8/specs.
- [82] Frese, U. "A Discussion of Simultaneous Localization and Mapping". In: *Autonomous Robots* 20 (Feb. 2006), S. 25–42.
- [83] Fuxjäger, G., Rašković, M., Ragossnig-Angst, M. u. a. "Brückeninspektion: Datenerfassung, -prozessierung und -analyse, ein moderner Ansatz". In: 21. Internationale Geodätische Woche. Feb. 2021, S. 24–30.
- [84] Gee, T., James, J., van der Mark, W. u. a. "Lidar guided stereo simultaneous localization and mapping (SLAM) for UAV outdoor 3-D scene reconstruction". In: Proceedings of the 2016 International Conference on Image and Vision Computing New Zealand (IVCNZ). Hrsg. von Bailey, D. Piscataway, NJ: IEEE, 2016, S. 1–6.
- [85] Geist, M. "Flächenhafte Formabweichungen bei der Anwendung terrestrischer Laserscanner". Dissertation. Agrar- und Umweltwissenschaftliche Fakultät, Universität Rostock, 2017.
- [86] Geist, M., Niemeyer, F. und Gierschner, F. "Modelling Strategien zur Interpretation von 3D-Punktwolken". In: Terrestrisches Laserscanning 2018 (TLS 2018) Beiträge zum 177. DVW Seminar am 13. und 14. Dezember 2018 in Fulda. Jan. 2018, S. 59–74.
- [87] Generation Robots. *Hokuyo-Laserscanner UTM-30LX*. [Online, Zugriff am 30.11. 2021]. URL: https://www.generationrobots.com/de/401433-hokuyo-laserscanner-utm-30lx.html.
- [88] GeoInformatics. From UAV to BIM How UAV data fits into the Scan to BIM work flow. [Online, Zugriff am 21.03.21]. März 2016. URL: https://geoinformatics.com/uav-data-fits-bim/.
- [89] Gierschner, F. und Ambrosat, T. "Entwicklung eines automatisiert agierenden Inspektionssystems auf einer fliegenden Trägerplattform". In: *GFaI-Workshop-Reihe 3D-NordOst*. Berlin-Adlershof, Dez. 2019, S. 22–31.
- [90] Gierschner, F., Peters, A., Harweg, T. u. a. Schlussbericht FOSTA P1326: Inspektion, Überwachung und Dokumentation von stahlbaulichen Strukturen. FOSTA Forschungsvereinigung Stahlanwendung e. V., 2021.
- [91] Glock, C. und Kaufmann, F. "Digitalisierung von Bestandsbauwerken". In: *DBV-Heft*. Bd. 45. März 2019, S. 137–138.
- [92] Gomez, O., Salehi, A., Gay-Bellile, V. u. a. "Accurate Indoor Localization through Constrained Visual SLAM". In: *Proceedings of the 2017 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*. 2017.

[93] González-deSantos, L. M., Díaz-Vilariño, L., Balado, J. u. a. "Autonomous Point Cloud Acquisition of Unknown Indoor Scenes". In: *ISPRS International Journal of Geo-Information* 7.7 (2018).

- [94] González-deSantos, L. M., Martínez-Sánchez, J., González-Jorge, H. u. a. "Path Planning for Indoor Contact Inspection Tasks with UAVs". In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* XLIII-B4-2020 (2020), S. 345–351.
- [95] González-deSantos, L. M., Frías Nores, E., Martínez-Sánchez, J. u. a. "Indoor Path-Planning Algorithm for UAV-Based Contact Inspection". In: Sensors (Basel, Switzerland) 21.2 (2021).
- [96] González-Jorge, H., Martínez-Sánchez, J., Bueno, M. u. a. "Unmanned Aerial Systems for Civil Applications: A Review". In: *Drones* 1 (Juli 2017), S. 2.
- [97] Grand, C., Martinelli, P., Mouret, J.-B. u.a. "Flapping-Wing Mechanism for a Bird-Sized UAVs: Design, Modeling and Control". In: *Advances in Robot Kinematics: Analysis and Design*. Jan. 2008, S. 127–134.
- [98] Gravina, R., Alinia, P., Ghasemzadeh, H. u. a. "Multi-Sensor Fusion in Body Sensor Networks: State-of-the-art and research challenges". In: *Information Fusion* 35 (Sep. 2016).
- [99] Greenwood, W. W., Lynch, J. P. und Zekkos, D. "Applications of UAVs in Civil Infrastructure". In: Journal of Infrastructure Systems 25.2 (2019), S. 04019002.
- [100] Gualda, D., Ureña, J. u. a. "3D Position Estimation of an UAV in Indoor Environments using an Ultrasonic Local Positioning System". In: 2018 9th International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). Hrsg. von IEEE. 2018.
- [101] Hähnel, D. "Mapping with mobile robots". Dissertation. Fakultät für Angewandte Wissenschaften, Albert-Ludwigs-Universität Freiburg im Breisgau, Jan. 2004.
- [102] Hallerbach, S., Xia, Y., Eberle, U. u. a. "Simulation-Based Identification of Critical Scenarios for Cooperative and Automated Vehicles". In: *SAE Technical Papers* 2018-01-1066 (Apr. 2018).
- [103] Hamledari, H. IFC-Enabled Site-to-BIM Automation: An Interoperable Approach Toward the Integration of Unmanned Aerial Vehicle (UAV)-Captured Reality into BIM. Techn. Ber. London, UK: BuildingSMART, Int. Student Project Award, bSI International Summit, 2017.
- [104] Haque, A., Elsaharti, A., Elderini, T. u. a. "UAV Autonomous Localization using Macro-Features Matching with a CAD Model". In: Sensors (Basel, Switzerland) 20.3 (2020).

[105] Hartmann, J., Bachmann, A., Urban, B. u. a. "Hochgenaues kinematisches Laserscanning als Beitrag für die Qualitätssicherung in der industriellen Produktion". In: *AVN Allgemeine Vermessungs-Nachrichten* 128.4 (Sep. 2021), S. 182–192.

- [106] Hartmann, J., Trusheim, P., Alkhatib, H. u. a. "High Accurate Pointwise (Geo-) Referencing of a k-TLS based Multi-Sensor-System". In: ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences IV-4 (Sep. 2018), S. 81–88.
- [107] Harweg, T., Peters, A., Bachmann, D. u. a. "CNN-Based Deep Architecture for Health Monitoring of Civil and Industrial Structures Using UAVs". In: *Proceedings* 42.1 (2020).
- [108] Hazem, Z. BIM adoption in the UK history and impact. [Online, Zugriff 26.03.2021]. 2020. URL: https://www.planradar.com/bim-in-uk-construction-technology-market/.
- [109] He, Y., Zeng, Q., Liu, J. u. a. "Path planning for indoor UAV based on Ant Colony Optimization". In: 2013 25th Chinese Control and Decision Conference (CCDC). IEEE, Mai 2013, S. 2919–2923.
- [110] Hempel, S. "Geometrierekonstruktion von LIDAR-Punktwolken zur Echtzeitverarbeitung für autonome Fahrzeuge". Masterthesis. Institut für Informatik, Freie Universität Berlin, 2009.
- [111] Herlyn, W. und Zadek, H. "Mastering the supply chain by a concept of a ditigal control-twin". In: *Hamburg International Conference of Logistics (HICL) 2020*. 2020, S. 661–697.
- [112] Hertzberg, J., Lingemann, K. und Nüchter, A. Mobile Roboter: Eine Einführung aus Sicht der Informatik. Springer Vieweg, 2012.
- [113] Hess, W., Kohler, D., Rapp, H. u.a. "Real-Time Loop Closure in 2D LIDAR SLAM". In: 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2016, S. 1271–1278.
- [114] Hesse, C., Holste, Neumann, I. u. a. "3D HydroMapper: Automatisierte 3D-Bauwerksaufnahme und Schadenserkennung unter Wasser für die Bauwerksinspektion und das Building Information Modelling". In: *Hydrographische Nachrichten* (Jan. 2019), S. 26–29.
- [115] Hexagon Metrology. Produktbroschüre LEICA ABSOLUTE TRACKER AT960. [Online, Zugriff 21.09.2021]. 2015. URL: https://w3.leica-geosystems.com/downloads123/m1/metrology/general/brochures/Leica%20AT960%20brochure\_de.pdf.
- [116] HiSystems GmbH. *Produktübersicht MK 8-2500*. [Online, Zugriff am 30.11.2021]. URL: https://gallery3.mikrokopter.de/var/albums/intern/PDF/MK8-2500\_DE. pdf?m=1581065699.

[117] Hokuyo Automatic. Specification Scanning Laser Range Finder Smart-URG mini UST-20LX. [Online, Zugriff 21.09.2021]. 2014. URL: https://www.roscomponents.com/en/index.php?controller=attachment&id\_attachment=50.

- [118] Horn, B. "Extended Gaussian images". In: *Proceedings of the IEEE* 72 (Jan. 1985), S. 1671–1686.
- [119] Huh, S., Cho, S. und Shim, D. H. "3-D Indoor Navigation and Autonomous Flight of a Micro Aerial Vehicle using a Low-cost LIDAR". In: *The Journal of Korea Robotics Society* 9.3 (2014), S. 154–159.
- [120] Hung, T., Ben Hmida, H., Boochs, F. u. a. "Automatic Detection and Classi cation of Objects in Point Clouds using multi-stage Semantics". In: *Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation* 2013 (Juni 2013), S. 221–237.
- [121] Insight, D. I. *Drone Market Report 2020-2025*. [Online, Zugriff 25.04.2021]. URL: https://www.bdl.aero/wp-content/uploads/2021/03/VUL-Markststudie\_2021.pdf.
- [122] Integrierte Produktion Hannover, I. für. Indoor-Navigation ermöglicht den Einsatz neuer Technik für Mensch und Maschine-Whitepaper. [Online, Zugriff am 25.04.2021]. 2018. URL: https://www.iph-hannover.de/\_media/files/downloads/Whitepaper\_IndoorNavigation.pdf.
- [123] INTEL. Intel Falcon 8+ System. [Online, Zugriff am 30.11.2021]. URL: https://www.intel.com/content/dam/www/public/us/en/documents/product-briefs/falcon-8-plus-product-brief.pdf.
- [124] J. Engel, D. C. Computer Vision Group Visual SLAM LSD-SLAM: Large-Scale Direct Monocular SLAM. [Online, Zugriff 21.09.2021]. URL: https://vision.in.tum.de/research/vslam/lsdslam.
- [125] Jennings, M. Intel NUC 11 Pro review: Tiny, feature-packed and effective. [Online, Zugriff am 01.11.2021]. URL: https://www.itpro.com/hardware/359396/intel-nuc-11-pro-review-tiny-feature-packed-and-effective.
- [126] JENOPTIK AG. LiDAR-Sensoren als Technologie der Zukunft / Jenoptik. [Online, Zugriff 26.03.2021]. URL: https://www.jenoptik.de/produkte/lidar-sensoren-technologien.
- [127] Joeckel, R. und Stober, M. *Elektronische Entfernungs- und Richtungsmessung*. 5., neubearb. und erw. Aufl. Stuttgart: Wittwer Verlag, 2008.
- [128] Jordan, S., Moore, J., Hovet, S. u. a. "State of the Art Technologies for UAV Inspections". In: *IET Radar, Sonar & Navigation* 12 (Okt. 2017).
- [129] Kalman, R. u. a. "A new approach to linear filtering and prediction problems". In: *Journal of basic Engineering* 82 (Jan. 1960), S. 35–45.
- [130] Kavraki, L. und LaValle, S. "Motion Planning". In: Springer Handbook of Robotics. Springer, Jan. 2016, S. 139–162.

[131] Kersten, J., Rodehorst, V., Hallermann, N. u. a. "Potentials of Autonomous UAS and Automated Image Analysis for Structural Health Monitoring". In: Proceedings of the 40th IABSE Symposium, Nantes, France. Sep. 2018, S. 19–21.

- [132] Kim, P. und Huh, L. Kalman Filter for Beginners: with MATLAB Examples. Seoul, Korea: CreateSpace, 2011.
- [133] Klaess, J., Stueckler, J., Behnke, S. "Efficient Mobile Robot Navigation using 3D Surfel Grid Maps". In: *ROBOTIK* 2012. 2012, S. 1–4.
- [134] Klein, G. und Murray, D. "Parallel Tracking and Mapping for Small AR Workspaces". In: *Proc. Sixth IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR'07)*. Nara, Japan, Nov. 2007.
- [135] Kohlbrecher, S., Stryk, O. von, Meyer, J. u. a. "A flexible and scalable SLAM system with full 3D motion estimation". In: 2011 IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics. 2011, S. 155–160.
- [136] Kohlhepp, P. Oberflächendarstellung zur Repräsentation und Erkennung von Objekten aus Abstandsbildern. German. [Online, Zugriff 21.09.2021]. 1993. URL: https://katalog.ub.uni-leipzig.de/Record/0-1655083007.
- [137] Konradin Mediengruppe. Schiffspropeller-Hersteller MMG setzt auf Industrieroboter. [Online, Zugriff am 01.11.2021]. URL: https://industrieanzeiger.industrie.de/allgemein/schiffspropeller-hersteller-mmg-setzt-auf-industrieroboter/.
- [138] Kopterflug GmbH. Flyability ELIOS Drohne. [Online, Zugriff am 25.04.2021]. URL: https://www.kopterflug.de/flyability-elios-drohne-fuer-enge-und-unzugaenglicheraeume.
- [139] Kortenkamp, D., Simmons, R. und Brugali, D. "Robotic Systems Architectures and Programming". In: *Springer Handbook of Robotics*. Springer, Jan. 2016, S. 283–306.
- [140] Krupinski, S. und Maurelli, F. "Positioning aiding using LiDAR in GPS signal loss scenarios". In: *CoRR* abs/1905.07491 (2019). arXiv: 1905.07491. URL: http://arxiv.org/abs/1905.07491.
- [141] Kuhlmann, U., Maier, P., Zinke, T. u.a. "Ganzheitliche Bilanzierung von Stahlverbundbrücken". In: *Stahlbau Kalender 2016*. 2016. Kap. 12, S. 739–793.
- [142] Kuhn, T. "Digitaler Zwilling". In: Informatik-Spektrum 40 (Okt. 2017).
- [143] Kunchev, V., Jain, L., Ivancevic, V. u.a. "Path Planning and Obstacle Avoidance for Autonomous Mobile Robots: A Review". In: *International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information and Engineering Systems*. Okt. 2006, S. 537–544.
- [144] Kwak, M., Kang, M., Park, T. u. a. "Leveraging Gyroscopes for Estimating Heading Directions of Smartphone Users". In: 2018 9th International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). Hrsg. von IEEE. 2018.

[145] Labbé, M. und Michaud, F. "RTAB-Map as an open-source lidar and visual simultaneous localization and mapping library for large-scale and long-term online operation". In: *Journal of Field Robotics* 36.2 (2019), S. 416–446.

- [146] Lauterbach, H. A. und Nüchter, A. "Preliminary Results on Instantaneous UAV-Based 3D Mapping for Rescue Applications". In: 2018 IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics (SSRR). Piscataway, NJ: IEEE, 2018.
- [147] LaValle, S. M. *Planning Algorithms*. Cambridge, U.K.: Cambridge University Press, 2006.
- [148] Law, K., Ferguson, M. A Framework for Dynamically Updating Building Information Models using Mobile Robots and Computer Vision. [Online, Zugriff am 05.02.21]. 2019. URL: https://cife.stanford.edu/Seed2018%20Dynamically%20Undating%20BIM.
- [149] Lee, S. H., Woo, S. H., Ryu, J. R. u. a. "Automated building occupancy authorization using BIM and UAV-based spatial information: photogrammetric reverse engineering". In: Journal of Asian Architecture and Building Engineering 18.2 (2019), S. 151–158.
- [150] Leica Geosystems AG. Leica Aibot Plattform zur Erfassung von Luftbilddaten. [Online, Zugriff 01.11.2021]. URL: https://leica-geosystems.com/de-de/products/uav-systems/copter.
- [151] Leutenegger, S., Hürzeler, C., Stowers, A. u. a. "Flying Robots". In: Springer Handbook of Robotics. Springer, Jan. 2016, S. 623–670.
- [152] Li, F., Zlatanova, S., Koopman, M. u. a. "Universal path planning for an indoor drone". In: *Automation in Construction* 95 (Nov. 2018), S. 275–283.
- [153] Lichtenstein, M. "Strukturbasierte Registrierung von Punktwolken unter Verwendung von Bild- und Laserscannerdaten". Dissertation. Fakultät für Bauingeniurwesen, Rheinisch-Westfälische Technische Hochschule Aachen, 2011.
- [154] Lichti, D. und Skaloud, J. "Registration and Calibration". In: Airborne and Terrestrial Laser Scanning (2010), S. 83–133.
- [155] Lin, J. und Zhang, F. R3LIVE: A Robust, Real-time, RGB-colored, LiDAR-Inertial-Visual tightly-coupled state Estimation and mapping package. 2021. arXiv: 2109.07982 [cs.R0].
- [156] Logivest GmbH. *Industriehallen Logivest*. [Online, Zugriff 21.07.2021]. URL: https://www.logivest.de/hallen/industriehallen.
- [157] Löschmann, J., Ahrens, A., Dankmeyer, U. u. a. "Methoden zur Reduktion des Teilsicherheitsbeiwerts für Eigenlasten bei Bestandsbrücken". In: *Beton- und Stahlbetonbau* 112.8 (Aug. 2017), S. 506–516.

[158] Lowe, D. "Object recognition from local scale-invariant features". In: Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. Bd. 2. 1999, S. 1150–1157.

- [159] Lu, F. und Milios, E. "Robot Pose Estimation in Unknown Environments by Matching 2D Range Scans". In: *IEEE Computer Vision and Pattern Recognitionv Conference (CVPR '94)* (1994).
- [160] M. Hino, Hokuyo Automatic. 3D LIDAR YVT-35LX Specification. [Online, Zugriff am 30.11. 2021]. URL: https://www.generationrobots.com/media/Specification\_YVT-35LX\_C4204283\_Hokuyo\_lidar\_en.pdf.
- [161] Madgwick, S., Harrison, A. und Vaidyanathan, R. "Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm". In: *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics* 2011 (Juni 2011), S. 5975346.
- [162] Maghazei, O. und Netland, T. H. "Drones in manufacturing: exploring opportunities for research and practice". In: *Journal of Manufacturing Technology Management* (2019).
- [163] Mainblades. *Drone as a tool.* [Online, Zugriff am 01.11.2021]. URL: https://mainblades.com/drone-as-a-tool-2/.
- [164] Makki, A. und Bleakley C. J. "WLAN Indoor Ranging Dataset for Evaluation of Time of Arrival Estimation Algorithms". In: 2018 9th International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). Hrsg. von IEEE. 2018.
- [165] Manitou. Manitou 170 AETJ-L Hubarbeitsbühne. [Online, Zugriff am 01.11.2021]. URL: https://www.manitou.com/de-DE/unsere-maschinen/hubarbeitsbuhne/170-aetj-l.
- [166] Matarić, M. und Michaud, F. "Behavior-Based Systems". In: *Springer Handbook of Robotics*. Springer, Jan. 2008, S. 891–909.
- [167] MathWorks. What Is SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) MATLAB & Simulink. [Online, Zugriff am 25.04.2021]. URL: https://de.mathworks.com/discovery/slam.html.
- [168] McAree, O., Aitken, J. M. und Veres, S. M. "A model based design framework for safety verification of a semi-autonomous inspection drone". In: 2016 UKACC 11th International Conference on Control (CONTROL). 2016, S. 1–6.
- [169] Meehan, B. Is Your Utility GIS a Digital Twin Or a Digital Mutant? [Online, Zugriff am 25.04.2021]. 2018. URL: https://energycentral.com/o/esri/your-utility-gis-digital-twin-%E2%80%94-or-digital-mutant.
- [170] Meister, M., Gierschner, F., Geist, M. u.a. "Regelgeometriebasiertes Ist-Modell für den Innenausbau von Megayachten". In: AVN Allgemeine Vermessungs-Nachrichten 124 (3) (2017), 43–50.

[171] microdrones. Longer range LiDAR & 26MP camera all in one, to cover more ground. [Online, Zugriff am 30.11.2021]. URL: https://www.microdrones.com/en/integrated-systems/ge-industrial-drone-line/mdlidar1000lr/.

- [172] Mischler, G. BIM in der Instandhaltung: Hilfe vom digitalen Doppelgänger. [Online, Zugriff am 25.04.2021]. 2020. URL: https://www.instandhaltung.de/instandhaltung-4-0/bim-in-der-instandhaltung-hilfe-vom-digitalen-doppelgaenger-301.html.
- [173] Mitra, N., Gelfand, N., Pottmann, H. u. a. "Registration of Point Cloud Data from a Geometric Optimization Perspective". In: Proceedings of the 2004 Eurographics/ACM SGGRAPH symposium on Geometry processing. Bd. 71. Jan. 2004, S. 23–32.
- [174] Modulheim. Hallenbau: Preise, Arten und Anbieter im Vergleich Modulheim.de. [Online, Zugriff 21.07.2021]. URL: https://www.modulheim.de/hallenbau/.
- [175] Moore, S. K. Superaccurate GPS Chips Coming to Smartphones in 2018. [Online, Zugriff am 25.04.2021]. 2017. URL: https://spectrum.ieee.org/tech-talk/semiconductors/design/superaccurate-gps-chips-coming-to-smartphones-in-2018.
- [176] Morgenthal, G., Hallermann, N. und Achtelik, M. Unbemannte Fluggeräte zur Zustandsermittlung von Bauwerken: Abschlussbericht. Bd. 2971. Forschungsinitiative Zukunft Bau F. Stuttgart: Fraunhofer IRB Verlag, 2015.
- [177] Multirotor. Surveying Robot. [Online, Zugriff am 30.11.2021]. URL: https://www.multirotor.net/en/products/aircraft/surveying-robot.
- [178] Mur-Artal, R., Montiel, J. M. M. und Tardós, J. D. "ORB-SLAM: A Versatile and Accurate Monocular SLAM System". In: *IEEE Transactions on Robotics* 31.5 (2015), S. 1147–1163.
- [179] National Institute of Building Sciences. Frequently Asked Questions About the National BIM Standard-United States. [Online, Zugriff 26.03.2021]. URL: https://www.nationalbimstandard.org/faqs.
- [180] Neitzel, F., Mordwinzew, W. und Lerche, C. "Untersuchung von Registrierungsverfahren hinsichtlich des Einsatzes terrestrischer Laserscanner in der Deformationsmessung". In: AVN Allgemeine Vermessungs-Nachrichten 117 (Juni 2010), S. 213–219.
- [181] Neugebauer, P. "Scanning and Reconstruction of Work Pieces from Range Images". In: Second IFIP 5.10 Workshop on Virtual Prototyping, Automation and Robotics Research Institute (Jan. 1996).
- [182] Newcombe, R. A., Lovegrove, S. J. und Davison, A. J. "DTAM: Dense tracking and mapping in real-time". In: 2011 International Conference on Computer Vision. 2011, S. 2320–2327.

[183] Niemeyer, F. "Konzept und prototypische Umsetzung eines Four-Vision - Kamerasystems mit Anwendungen in kommunalen und landwirtschaftlichen Bereichen für den Einsatz auf UAVs (Unmanned Aerial Vehicle)". Dissertation. Universität Rostock, Juli 2014.

- [184] Niemeyer, F., Dolereit, T., Neumann, M. u. a. "Untersuchungen von optischen Scansystemen zur geometrischen Erfassung von Unterwasserstrukturen". In: *Hydrographische Nachrichten* 113 (Jan. 2019), S. 16–25.
- [185] Nieuwenhuisen, M., Droeschel, D., Beul, M. u. a. "Autonomous Navigation for Micro Aerial Vehicles in Complex GNSS-denied Environments". In: *Journal of Intelligent and Robotic Systems* (Dez. 2016).
- [186] NTR Lab. NTRROBOTICS. [Online, Zugriff am 25.04.2021]. URL: https://ntrobotics.com/product/small-industrial-drone.
- [187] Nüchter, A. "Semantische dreidimensionale Karten für autonome mobile Roboter". Dissertation. Bonn: Mathematisch-Naturiwssenschaftliche Fakultät, Rheinische Friedirch-Wilhelms-Universität, Mai 2006.
- [188] Nüchter, A. 3D Robotic Mapping: The Simultaneous Localization and Mapping Problem with Six Degrees of Freedom. Bd. 52. Springer Tracts in Advanced Robotics. Berlin, Heidelberg: Springer, 2009.
- [189] NVIDIA Corporation. Jetson Xavier NX für eingebettete und Edge-Systeme / NVIDIA. [Online, Zugriff am 01.11.2021]. URL: https://www.nvidia.com/de-de/autonomous-machines/embedded-systems/jetson-xavier-nx/.
- [190] Ortiz, A., Bonnin-Pascual, F. und Garcia-Fidalgo, E. "Vessel Inspection: A Micro-Aerial Vehicle-based Approach". In: *Journal of Intelligent & Robotic Systems* (Sep. 2014).
- [191] Ouster Inc. Explore and compare different Ouster digital lidar sensors / Ouster. [Online, Zugriff 21.09.2021]. URL: https://ouster.com/products.
- [192] Ouster, Inc. *Ultra-Wide View High-Resolution Imaging Lidar*. [Online, Zugriff am 30.11.2021]. URL: https://data.ouster.io/downloads/datasheets/datasheet-rev05-v2p1-os0.pdf.
- [193] Özaslan, T., Mohta, K., Keller, J. u. a. "Towards Fully Autonomous Visual Inspection of Dark Featureless Dam Penstocks using MAVs". In: 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ: IE-EE, 2016, S. 4998–5005.
- [194] Paparazzi UAV. Paparazzi UAV. [Online, Zugriff 25.04.2021]. URL: https://wiki.paparazziuav.org/wiki/Main\_Page.
- [195] Paredes, J. A., Álvarez, F. J., Aguilera, T. u. a. "Real Time Positioning System for two UAVs via ToF Camera". In: 2018 9th International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). Hrsg. von IEEE. 2018.

[196] Parlange, R., Martinez-Carranza, J., L.E.Sucar u. a. "Vision-based autonomous navigation for wind turbine inspection using an unmanned aerial vehicle". In: 10th International Micro-Air Vehicles Conference. Nov. 2018.

- [197] Pérez, M. C., Gualda, D., De Vicente, J. u. a. "Review of UAV positioning in indoor environments and new proposal based on US measurements". In: Short Paper Proceedings of the Tenth International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation Work-in-Progress Papers (IPIN-WiP 2019) co-located with the Tenth International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN 2019), Pisa, Italy, September 30th October 3rd, 2019. Bd. 2498. CEUR Workshop Proceedings. CEUR-WS.org, 2019, S. 267–274.
- [198] Perez-Grau, F. J., Caballero, F., Viguria, A. u. a. "Multi-sensor three-dimensional Monte Carlo localization for long-term aerial robot navigation". In: *International Journal of Advanced Robotic Systems* 14.5 (2017).
- [199] Petitjean, S. "A Survey of Methods for Recovering Quadrics in Triangle Meshes". In: *ACM Comput. Surv.* 34.2 (Juni 2002), S. 211–262.
- [200] Pilch, E. Digitale Bauwerksprüfung mittels künstlicher Intelligenz. [Online, Zugriff am 25.04.2021]. 2020. URL: https://blog.asfinag.at/technik-innovation/digitale-bauwerkspruefun-kuenstliche-intelligenz.
- [201] Poprawe, R. Lasertechnik für die Fertigung. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 2005.
- [202] Productz MiB GmbH. *AscTec Pelican*. [Online, Zugriff am 30.11.2021]. URL: https://productz.com/en/asctec-pelican/p/84mb.
- [203] Quanergy. M8 LiDAR Sensor. [Online, Zugriff am 30.11.2021]. URL: https://quanergy.com/wp-content/uploads/2019/12/M8-Datasheet\_QPN-98-00037-Rev-M.pdf.
- [204] Quenzel, J., Nieuwenhuisen, M., Droeschel, D. u. a. "Autonomous MAV-based Indoor Chimney Inspection with 3D Laser Localization and Textured Surface Reconstruction". In: Journal of Intelligent and Robotic Systems 93 (Feb. 2019), S. 317–335.
- [205] Reagan, D., Sabato, A., Niezrecki, C. u.a. "An autonomous unmanned aerial vehicle sensing system for structural health monitoring of bridges". In: Nondestructive Characterization and Monitoring of Advanced Materials, Aerospace, and Civil Infrastructure 2016. International Society for Optics and Photonics, 2016, S. 980414.
- [206] Roberts, C. und Boorer, P. "Kinematic positioning using a robotic total station as applied to smallscale UAVs". In: *Journal of Spatial Science* 61 (2016), S. 29–45.

[207] Rodenberg, O. B. P. M., Verbree, E. und Zlatanova, S. "Indoor A\* Pathfinding through an Octree Representation of a Point Cloud". In: ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences IV-2/W1 (2016), S. 249–255.

- [208] Romanschek, E., Clemen, C., Wujanz, D. u. a. "Modellierung von Volumenkörpern auf Grundlage von topologischen und geometrischen Vorinformationen aus der Scanregistrierung". In: *Photogrammetrie, Laserscanning, Optische 3D-Messtechnik.* Beiträge der Oldenburger 3D-Tage 2019. Hrsg. von Luhmann, T. und Müller, C. Berlin [u.a.]: Wichmann Verlag, 2019, S. 3–8.
- [209] Romero-Jarén, R. und Arranz, J. "Automatic segmentation and classification of BIM elements from point clouds". In: *Automation in Construction* 124 (2021).
- [210] Roth-Koch, S. "Merkmalsbasierte Definition von Freiformgeometrien auf der Basis räumlicher Punktwolken". In: *IPA-IAO Forschung und Praxis*. Bd. 229. Jan. 1996.
- [211] Rubio, F., Valero, F. und Llopis-Albert, C. "A review of mobile robots: Concepts, methods, theoretical framework, and applications". In: *International Journal of Advanced Robotic Systems* 16 (März 2019).
- [212] Rublee, E., Rabaud, V., Konolige, K. u. a. "ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF". In: 2011 International Conference on Computer Vision. 2011, S. 2564–2571.
- [213] Rusinkiewicz, S. und Levoy, M. "Efficient variants of the ICP algorithm". In: Proceedings Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling. 2001, S. 145–152.
- [214] Rusinkiewicz, S. "A symmetric objective function for ICP". In: ACM Transactions on Graphics 38 (Juli 2019), S. 1–7.
- [215] Sarubbi, J. und Luna, H. A New Flow Formulation for the Minimum Latency Problem. [Online, Zugriff 21.09.2021]. Apr. 2007. URL: https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.86.1327&rep=rep1&type=pdf.
- [216] Scaramuzza, D. und Fraundorfer, F. "Visual Odometry [Tutorial]". In: *IEEE Robot. Automat. Mag.* 18 (Dez. 2011), S. 80–92.
- [217] Schäfer, H. Unternehmensinvestitionen. Grundzüge in Theorie und Management.2., überarb. Aufl. Heidelberg: Physica-Verl., 2005.
- [218] Schmitting, W. "Das Traveling-Salesman-Problem Anwendung und heuristische Nutzung von Voronoi-/Delaunay-Strukturen zur Lösung euklidischer, zweidimensionaler Traveling-Salesman-Probleme". Dissertation. Heinrich-Heine-Universität Düsseldorf, 1999.
- [219] Schöning, U. Algorithmik. Spektrum Akademischer Verlag, 2011.

[220] Schuhmacher, J. Sensor-Rauschen, Rauschen in Fotos, Bildrauschen, Exposure to the right, Nach-Rechts-Belichten. [Online, Zugriff am 01.11.2021]. URL: https://www.foto-schuhmacher.de/artikel/sensor-rauschen.html.

- [221] Schuster, H.-F. und Förstner, W. "Segmentierung, Rekonstruktion und Datenfusion bei der Objekterfassung mit Entfernungsdaten ein Überblick". In: *Photogrammterie Laserscanning Optische 3D-Messtechnik- Beiträge der Oldernburger 3D-Tage.* Apr. 2003, S. 3–10.
- [222] Schwarz, W. Ingenieurgeodäsie: Handbuch der Geodäsie, herausgegeben von Willi Freeden und Reiner Rummel. Springer Reference Naturwissenschaften. Berlin, Heidelberg: Springer, 2017.
- [223] Sendler, U., Anderl, R., Dumitrescu, R. u. a. *Industrie 4.0 grenzenlos*. Springer, Sep. 2016.
- [224] Shan, T. und Englot, B. "LeGO-LOAM: Lightweight and Ground-Optimized Lidar Odometry and Mapping on Variable Terrain". In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE. 2018, S. 4758–4765.
- [225] Shan, T., Englot, B., Meyers, D. u. a. "LIO-SAM: Tightly-coupled Lidar Inertial Odometry via Smoothing and Mapping". In: 2020, S. 5135–5142.
- [226] Siciliano, B. und Khatib, O. Springer Handbook of Robotics. Springer, Cham, 2016.
- [227] SICK Sensor Intelligence. *TIM561-2050101S80*. [Online, Zugriff am 30.11.2021]. URL: https://cdn.sick.com/media/pdf/7/87/787/dataSheet\_TIM561-2050101S80\_1106065\_de.pdf.
- [228] Siebert, S., Klonowski, J. und Neitzel, F. Unmanned Aerial Vehicles (UAV) Historische Entwicklung, rechtliche Rahmenbedingungen und Betriebskonzepte. [Online, Zugriff am 21.04.21]. 2009. URL: http://143.93.114.105/sites/default/files/public/data/Siebert\_Klonowski\_Neitzel\_Oldenburg\_2009.pdf.
- [229] Siebert, S. und Teizer, J. "Mobile 3D Mapping for Surveying Earthwork Using an Unmanned Aerial Vehicle (UAV)". In: *ISARC. Proceedings of the International Symposium on Automation and Robotics in Construction*. Bd. 30. Aug. 2013, S. 1.
- [230] Siegwart, R., Chli, M. und Lawrance, N. "Autonomous Mobile Robots, Vorlesung an der ETH Zürich". In: [Online, Zugriff am 25.04.2021]. 2020. URL: https://ethz.ch/content/dam/ethz/special-interest/mavt/robotics-n-intelligent-systems/asl-dam/documents/lectures/autonomous\_mobile\_robots/spring-2020/0%20ETH% 20Lecture%20%20Introduction%20and%20Lecture%20Overview%202020.pdf.
- [231] Siegwart, R. und Nourbakhsh, I. *Introduction to Autonomous Mobile Robots*. MIT-Press, 2004.
- [232] Slamtec. Slamtec RPLIDAR A2 Laser RangeScanner- Introduction and Datasheet. [Online, Zugriff 21.09.2021]. URL: https://www.robotshop.com/media/files/pdf2/ld206\_slamtec\_rplidar\_datasheet\_a2m6\_v1.1\_en\_2\_.pdf.

[233] Smith, C. "On Vertex-Vertex Systems and Their Use in Geometric and Biological Modelling". Dissertation. Department of Computer Science, University of Calgary, 2006.

- [234] Soille, P. Morphological Image Analysis: Principles and Applications. 2nd Edition. Secaucus, NJ: Springer-Verlag, 2003, S. 219–221.
- [235] Sony Europe B.V. *ILCE-6000 / ILCE-6000L / ILCE-6000Y / ILCE-6000Z Tech-nische Daten | Kameras mit Wechselobjektiv | Sony DE*. [Online, Zugriff 21.09.2021]. URL: https://www.sony.de/electronics/wechselobjektivkameras/ilce-6000-body-kit/specifications.
- [236] SPECTAIR. Brückeninspektion mit Drone. [Online, Zugriff am 25.04.2021]. URL: https://www.spectair.com/drohneninspektion/brueckeninspektion.
- [237] SPECTAIR. *Industrieinspektion per Drohne*. [Online, Zugriff am 25.04.2021]. URL: https://www.spectair.com/drohneninspektion/industrie.
- [238] Sperber, M., Gößmann, R., Reget, C. u.a. *Unterstützung der Bauwerksprüfung durch innovative digitale Bildauswertung: Pilotstudie.* Bd. Heft 139. Berichte der Bundesanstalt für Strassenwesen Brücken- und Ingenieurbau (B). Bremen: Wirtschaftsverlag N.W. Verlag für Neue Wissenschaft, 2017.
- [239] Stachniss, C. Robotic Mapping and Exploration. Bd. 55. Jan. 2009.
- [240] Stachniss, C. "Simultaneous Localization and Mapping". In: Photogrammetrie und Fernerkundung (Heipke, C.), März 2017, S. 293–320.
- [241] Stenzel, R. "Steuerungsarchitekturen für autonome mobile Roboter". Dissertation. Fakultät für Mathematik, Informatik und Naturwissenschaften, Rheinisch-Westfälische Technische Hochschule Aaachen, 2002.
- [242] Stereolabs Inc. ZED 2 Camera and SDK Overview. [Online, Zugriff 21.09.2021]. URL: https://cdn.stereolabs.com/assets/datasheets/zed2-camera-datasheet.pdf.
- [243] Stokkeland, M., Klausen, K. und Johansen, T. A. "Autonomous visual navigation of Unmanned Aerial Vehicle for wind turbine inspection". In: 2015 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). IEEE, 62015, S. 998–1007.
- [244] Sunday, D. Practical Geometry Algorithms: with C++ Code. 2021.
- [245] SZ DJI Technology Co., Ltd. *M200 Series Comparison*. [Online, Zugriff am 30.11.2021]. URL: https://www.dji.com/de/products/compare-m200-series.
- [246] SZ DJI Technology Co., Ltd. *Matrice 300 RTK*. [Online, Zugriff am 25.04.2021]. URL: https://www.dji.com/de/matrice-300/specs.
- [247] SZ DJI Technology Co., Ltd. *Mavic Air 2*. [Online, Zugriff am 01.11.2021]. URL: https://www.dji.com/de/mavic-air-2.
- [248] Tamsen Maritim GmbH. Composite Technology / Tamsen Maritim GmbH. [Online, Zugriff am 01.11.2021]. URL: https://www.tamsen-maritim.de/en/composite-technology/.

[249] Taneja, S., Akinci, B., Garrett, J. H. u. a. "Algorithms for automated generation of navigation models from building information models to support indoor mapmatching". In: *Automation in Construction* 61 (2016), S. 24–41.

- [250] teslamag UG. Deutsche Gigafactory von Tesla wird 600.000 qm groß und bekommt zwei Etagen. [Online, Zugriff 21.07.2021]. URL: https://teslamag.de/news/deutsche-gigafactory-von-tesla-wird-600-000-qm-gross-und-bekommt-zwei-etagen-26406.
- [251] Thomson, C. und Boehm, J. "Automatic Geometry Generation from Point Clouds for BIM". In: *Remote Sensing* 7.9 (2015), S. 11753–11775.
- [252] Thrum, S., Burgard, W. und Fox, D. "Probabilistic robotics (intelligent robotics and autonomous agents series)". In: *Inteligent robotics and autonomous agents* (Jan. 2005).
- [253] Tinkerforge GmbH. Doku Tinkerforge IMU V2 Brick. [Online, Zugriff 21.09.2021]. URL: https://www.tinkerforge.com/en/doc/Hardware/Bricks/IMU\_V2\_Brick. html.
- [254] Tischler, K. "Informationsfusion für die kooperative Umfeldwahrnehmung vernetzter Fahrzeuge". Dissertation. Institut für Mess- und Regelungstechnik, Karlsruher Institut für Technologie, Jan. 2013.
- [255] Trogh, J., Joseph, W., Martens, L. u. a. "Radio Map Optimization Through Unsupervised Learning for Indoor Localization". In: 2018 9th International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). Hrsg. von IEEE. 2018.
- [256] Tsai, G.-J., Chiang, K.-W. und El-Sheimy, N. "Development of SLAM-Aiding IN-S/GNSS Integration System for Seamless Land Vehicle Mapping in GNSS-Denied Environment". In: Proceedings of the 2017 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). 2017.
- [257] TÜV Rheinland. Unterstützung der Bauwerksprüfung mit Hilfe von UAS (Drohnen). [Online, Zugriff 26.03.2021]. URL: https://www.tuv.com/germany/de/bauwerkspr%C3%BCfung.html.
- [258] u-blox Holding AG. Date sheet ZED-F9P-02B. [Online, Zugriff 21.09.2021]. 2021. URL: https://www.u-blox.com/sites/default/files/ZED-F9P-02B\_DataSheet\_UBX-21023276.pdf.
- [259] U.S. Space Force. *GPS.GOV GPS Accuracy*. [Online, Zugriff am 25.04.2021]. 2020. URL: https://www.gps.gov/systems/gps/performance/accuracy/.
- [260] UAV Systems International. Tarot 650 v2.2 Ready To Fly. [Online, Zugriff am 30.11.2021]. URL: https://uavsystemsinternational.com/products/tarot-650-ready-to-fly-drone.
- [261] Varady, T., Martin, R. und Cox, J. "Reverse engineering of geometric models An introduction". In: Computer-Aided Design 29 (Apr. 1997), S. 255–268.

[262] Vasily Kupriyanovsky et al. "BIM on the way to IFC5 - alignment and development of IFC semantics and ontologies with UML and OWL for road and rail structures, bridges, tunnels, ports, and waterways". In: *International Journal of Open Infromation Technologies* 8.8 (2020), S. 68–78.

- [263] Velodyne Lidar. LIGHT WEIGHT REAL-TIME 3D LiDAR SENSOR. [Online, Zugriff am 30.11.2021]. URL: https://www.mapix.com/wp-content/uploads/2018/07/63-9286\_Rev-H\_Puck-LITE\_Datasheet\_Web.pdf.
- [264] Verein deutscher Ingenieure. Standsicherheit von Bauwerken; Regelmäßige Überprüfung 6200. [Online, Zugriff am 22.02.2017]. 2010. URL: http://www.beuth.de/
  de/technische-regel/vdi-6200/125282719?websource=vdin.
- [265] Welch, G. und Bishop, G. An Introduction to the Kalman Filter. University of North Carolina, Chapel Hill, 1994.
- [266] Wikimedia. Weighted A star with eps. [Online, Zugriff am 25.04.2021]. URL: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Weighted\_A\_star\_with\_eps\_5.gif.
- [267] Wilke, W. "Segmentierung und Approximation großer Punktwolken". Dissertation. Technische Universität Darmstadt, Sep. 2002.
- [268] Woernle, C. Mehrkörpersysteme. Springer-Verlag, 2011.
- [269] Woodman, O. J. An introduction to inertial navigation. Techn. Ber. University of Cambridge, Computer Laboratory, 2007. URL: https://www.cl.cam.ac.uk/techreports/UCAM-CL-TR-696.pdf.
- [270] Wujanz, D., Schaller, S., Gielsdorf, F. u. a. "Ebenenbasierte Registrierung von mehreren Tausend Laserscans". In: *Terrestrisches Laserscanning* (Dez. 2018). Hrsg. von DVW e.V., S. 95–108.
- [271] Xia, L., Wang, J. und Yan, G.-g. "RBFNN Aided Extended Kalman Filter for MEMS AHRS/GPS". In: 2009 International Conference on Embedded Software and Systems (2009), S. 559–564.
- [272] Xiong, Q., Zhu, Q., Zlatanova, S. u.a. "Multi-Level Indoor Path Planning Method". In: ISPRS International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XL-4/W5 (2015), S. 19–23.
- [273] Xu, W., Cai, Y., He, D. u. a. FAST-LIO2: Fast Direct LiDAR-inertial Odometry. 2021. arXiv: 2107.06829 [cs.RO].
- [274] Yagfarov, R., Ivanou, M. und Afanasyev, I. "Map Comparison of Lidar-based 2D SLAM Algorithms Using Precise Ground Truth". In: 2018 15th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV). IEEE. Nov. 2018, S. 1979–1983.
- [275] Yang, L., Qi, J., Xiao, J. u. a. "A literature review of UAV 3D path planning". In: Proceedings of the World Congress on Intelligent Control and Automation (WCI-CA) 2015 (März 2015), S. 2376–2381.

[276] Yu, K., Shanthakumar, P., Orevillo, J. u. a. "View Planning and Navigation Algorithms for Autonomous Bridge Inspection with UAVs". In: CoRR abs/1910.02786 (2019).

- [277] YUJIN ROBOT. What is YUJIN LiDAR. [Online, Zugriff am 30.11.2021]. URL: https://yujinrobot.com/autonomous-mobility-solutions/components/lidar/#section-spec.
- [278] Yuneec. H520E. [Online, Zugriff am 30.11.2021]. URL: https://shop.yuneec.com/de/kameradrohnen/h520e/h520e/.
- [279] Zentrale Stelle SAPOS. sapos.de Satellitenpositionierungsdienst der Deutschen Landesvermessung. [Online, Zugriff am 25.04.2021]. URL: https://sapos.de.
- [280] Zhang, D., Watson, R., Dobie, G. u. a. "Autonomous Ultrasonic Inspection Using Unmanned Aerial Vehicle". In: 2018 IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS). IEEE, 2018, S. 1–4.
- [281] Zhang, D., Watson, R., Dobie, G. u. a. "Quantifying impacts on remote photogram-metric inspection using unmanned aerial vehicles". In: Engineering Structures 209 (Feb. 2020), S. 109940.
- [282] Zijlmans, J. RGB-D ORB-SLAM2 with a depth map based on lidar data. [Online, Zugriff 21.09.2021]. URL: https://medium.com/@j.zijlmans/rgb-d-orb-slam-with-a-depth-map-based-on-lidar-data-ecac280614e7.
- [283] Zwiener, J. "Robuste Zustandsschätzung zur Navigation und Regelung autonomer und bemannter Multikopter mit verteilten Sensoren". Dissertation. Fachbereich Bau- und Umweltingenieurwissenschaften, Technische Universität Darmstadt, 2019.
- [284] Zych, A. "Automatische Programmierung von Schweißrobotern in der schiffbaulichen Mikropaneelfertigung auf Grundlage von 3D-Sensordaten". Diss. Fakultät für Maschinenbau und Schiffstechnik, Universität Rostock, 2010.

#### Dissertationsthesen

- 1. Nachhaltiges Bauwerksmanagement zur Minimierung der Gebäudedegradation über die Nutzungszeit in Form manueller, handnaher Inspektionen ist sehr zeit- und kostenintensiv. Der Einsatz automatisiert agierender unbemannter Flugobjekte (UAV) zur Dokumentation ermöglicht eine einfache, effiziente und regelmäßige bildbasierte Bauwerksprüfung.
- 2. Für die automatisierte UAV-basierte Inspektion ist die Navigation, bestehend aus Routenplanung und Lokalisierung, elementar. Während dies im Außenbereich anhand etablierter Verfahren (GNSS) erfolgen kann, gibt es für die Navigation in komplexen industriellen Umgebungen im Innenbereich (z. B. Hallen) keine robusten Methoden.
- 3. Aufgrund der baulichen Beschränkungen muss die Routenplanung im Innenbereich anhand von Umgebungsinformationen erfolgen. Terrestrische Laserscanner sind ein geeignetes Werkzeug zur Digitalisierung der Umgebung bei entsprechender adaptiver Datenaufbereitung.
- 4. Anhand einer 3D-Rasterung der Punktwolke lassen sich die für die Inspektion relevanten Bereiche durch auf den 3D-Fall adaptierte Methoden zur Bildverarbeitung identifizieren. Darauf basierend können die einzelnen Entfernungen zwischen den Inspektionspunkten mittels Distanztransformation bestimmt und die optimale Route samt Dokumentationsstrategie für das UAV abgeleitet werden.
- 5. Optische Sensoren (z. B. Kameras, LiDAR-Sensoren) können für die Lokalisierung eingesetzt werden. Mit einer experimentellen Untersuchung lassen sich die derzeitigen Verfahren auf ihre Eignung für den Anwendungsfall der UAV-basierten Inspektion in komplexen Umgebungen prüfen und bewerten.
- 6. Ein Lokalisierungsverfahren auf Basis von zwei leichten 2D-LiDAR-Sensoren sowie einer IMU in Kombination mit 2D-LiDAR-basierter Odometrie gewähreistet eine verzögerungsarme und robuste Positionsbestimmung. Dies lässt sich durch geeignete Genauigkeitsuntersuchung unter anwendungsnahen Umgebungsbedingungen nachweisen.
- 7. Anhand der durch die Routenplanung und Lokalisierung bekannten Position des Systems während der bildbasierten Dokumentation des zu inspizierenden Bauwerkes können die Aufnahmen dem 3D-Umgebungsmodell zugeordnet und auch detektierte Schäden dort verortet werden. Damit lässt sich ein 3D-Modell des Ist-Zustandes des Bauwerkes erzeugen.

### **Danksagung**

An dieser Stelle möchte ich jenen Personen meinen Dank aussprechen, die mich bei der Anfertigung meiner Dissertation besonders unterstützt haben.

Herrn Prof. Dr.-Ing. Wilko Flügge als Leiter des Lehrstuhls Fertigungstechnik der Fakultät für Maschinenbau und Schiffstechnik der Universität Rostock sowie als Leiter des Fraunhofer-Instituts für Großstrukturen in der Produktionstechnik IGP danke ich sehr herzlich für die Unterstützung während der Bearbeitungsphase sowie für die Betreuung dieser Arbeit.

Des Weiteren möchte ich Herrn Prof. Dr.-Ing. Ralf Bill, Seniorprofessor für Geodäsie und Geoinformatik der Agrar- und Umweltwissenschaftlichen Fakultät der Universität Rostock, für die konstruktiven Anmerkungen bei der Anfertigung dieser Dissertation danken.

Auch Herrn Prof. Dr.-Ing. Mark Vehse als Dekan und Professor an der Fakultät für Maschinenbau der Hochschule Stralsund gilt mein Dank für die Durchsicht der vorliegenden Arbeit.

Ebenfalls danke ich Herrn Dr.-Ing. Michael Geist für die engagierte Betreuung sowie die konstruktiven Denkanstöße, die mich immer wieder motiviert haben, die vorliegende Arbeit weiter voranzutreiben.

Zum Gelingen der Arbeit hat im erheblichen Maße das gute Klima in unserer Entwicklungsgruppe beigetragen. Insbesondere möchte ich mich bei Frau Tina Ambrosat, Herrn Arne Pionteck und Herrn Christian Scharr für die kollegiale Unterstützung bedanken. Auch meinen studentischen Mitarbeitern danke ich für das tatkräftige Engagement bei den experimentellen Untersuchungen.

Herausheben möchte ich den Beistand durch meine Familie, insbesondere durch meine Frau, die mich auch in schwierigen Phasen zu weiterer Tatkraft motiviert und mir die Zeit für die Bearbeitung ermöglicht haben.

Fabian Gierschner