



INSTITUT FÜR INFORMATIK  
AG AUTONOME ROBOTIK

*Masterarbeit*

# Loop Closure in TSDF basiertem SLAM

Patrick Hoffmann

Oktober 2022

Erstgutachter: Prof. Dr. Mario Porrmann  
Zweitgutachter: Alexander Mock



## Zusammenfassung

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich mit der Implementierung und Konzeption einer Lösung zur Detektion von **Schleifenschlüssen** in einem auf **Truncated Signed Distance Function (TSDF)** basierenden **Simultaneous Localization and Mapping (SLAM)** Ansatz und der nachfolgenden Optimierung der Robotertrajektorie und TSDF-Karte. Zur Optimierung der Trajektorie des Roboters nach der Identifikation eines Schleifenschlusses kommt die Bibliothek **GTSAM** zum Einsatz. Es wird evaluiert ob und unter welchen Voraussetzungen eine Nachbearbeitung auf Basis einer fertigen TSDF Karte mit zugehöriger initialer Trajektorie möglich ist und zusätzlich der Einsatz in einem inkrementellen SLAM Ansatz geprüft. Darüber wird untersucht, inwiefern ein Teilupdate der TSDF basierten Karte möglich ist.

## Abstract

This paper deals with the implementation and design of a solution for the detection of **loop closures** in a **Truncated Signed Distance Function (TSDF)** based **Simultaneous Localization and Mapping (SLAM)** approach and the subsequent optimization of the robot trajectory and TSDF map. The **GTSAM** library is used to optimize the robot's trajectory after identifying a loop closure. It is evaluated whether and under which conditions a postprocessing based on a finished TSDF map with associated initial trajectory is possible and additionally the use in an incremental SLAM approach is examined. Furthermore, it will be investigated to what extent a partial update of the TSDF based map is possible.



# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1	Motivation . . . . .	2
1.2	Herangehensweise . . . . .	3
1.2.1	Fallback . . . . .	3
<b>2</b>	<b>Stand der Forschung</b>	<b>5</b>
<b>3</b>	<b>Grundlagen</b>	<b>7</b>
3.1	Mathematische Grundlagen . . . . .	7
3.1.1	Konventionen . . . . .	7
3.1.2	Koordinatensysteme . . . . .	7
3.2	TSDF . . . . .	11
3.3	TSDF-Karte . . . . .	13
3.4	SLAM . . . . .	13
3.5	Loop Closure . . . . .	14
<b>4</b>	<b>Datenassoziationen</b>	<b>15</b>
4.1	Ansatz . . . . .	15
4.2	Serialisierung . . . . .	16
4.3	Algorithmen . . . . .	16
4.3.1	Ray-Tracing . . . . .	16
4.3.2	Bresenham . . . . .	20
4.3.3	Ergebnisse . . . . .	22
4.3.4	Evaluation . . . . .	23
4.4	Loop Closure . . . . .	23
4.5	Kartenupdate . . . . .	23
4.5.1	Transformationen . . . . .	23
4.6	Evaluation . . . . .	23
<b>5</b>	<b>Loop Closure</b>	<b>25</b>
5.1	Detektion . . . . .	25
5.2	Graphenoptimierung . . . . .	25
5.3	Optimierungen . . . . .	25

5.4	Datensätze . . . . .	26
5.4.1	Hannover1 . . . . .	26
5.4.2	Maps . . . . .	26
<b>6</b>	<b>Map Update</b>	<b>27</b>
<b>7</b>	<b>Ausblick</b>	<b>29</b>

# Kapitel 1

## Einleitung

Diese Arbeit beschäftigt sich mit der Konzeption und Implementation einer Lösung zum *Loop Closure (Schleifenschluss)* Problem in *Truncated Signed Distance Fields* (TSDF) basiertem *Simultaneous Localization and Mapping* (SLAM). Diese Arbeit setzt auf den Implementationen und Konzepten von Eisoldt et al. [7] auf, die einen TSDF basierten, hardware-beschleunigten SLAM Ansatz (*HATSDF-SLAM*) implementiert und dessen Effizienz und Funktionalität verifiziert haben.

Unter SLAM versteht man den Prozess der Erstellung einer Karte einer unbekannten Umgebung, bei gleichzeitiger Positionsbestimmung innerhalb dieser unbekannten Umgebung. Das SLAM Problem ist ein *Henne-Ei-Problem*, da eine vollständige Karte benötigt wird, um die Pose eines Roboters akkurat bestimmen zu können, während auf der anderen Seite eine akkurate Pose benötigt wird, um eine vollständige Karte aufbauen zu können. Für die Lösung dieses Problems gibt es sowohl in 2D als auch 3D verschiedene Lösungsansätze, die in Kapitel ?? grob eruiert werden. Die in diesem Exposé vorgestellte Arbeit beschränkt sich auf 6D SLAM. Unter einem Schleifenschluss versteht man in der mobilen Robotik den Prozess, geschlossene Kreise in abgelaufen Pfaden durch die im SLAM-Prozess erschlossene, zunächst unbekannte Umgebung, zu identifizieren. Nach der Identifikation dieser Schleifen können Fehler, die sich im Kartierungsprozess akkumuliert haben, nachträglich berichtigt werden. Dies sorgt für eine konsistenteren Pfad und damit verbunden für eine akkuratere Karte. Als Basis für dieses Problem dient der GraphSLAM Ansatz von Borrmann et al. [3], die einen Pose-Graphen erstellen, in den aufeinanderfolgende Positionen während der Kartierung nacheinander eingefügt werden. Zur Registrierung aufeinanderfolgender Datenscans verwenden Borrmann et al. [3] den *Pairwise Iterative Closest Point Algorithm* (Pairwise ICP). Zur Detektion eines Schleifenschlusses wird eine einfache Distanz-Heuristik verwendet. Die Detektion von Schleifenschlüssen über eine euklidische Distanz-Heuristik findet sich ebenfalls in neuartigen SLAM-Verfahren, wie Lio-sam nach Shang et al. [15] wieder, welcher als eine zusätzliche Basis zur Identifikation von Schleifenschlüssen und der Optimierung der Trajektorie bildet. Wichtige Voraussetzung für die Optimierung der Posen im Graphen ist eine Assoziation der Posen mit den zugehörigen Umgebungsdaten. Im Falle von Borrmann et al. [3] sind dies jeweils die zum Zeitpunkt aufgenommenen Punktwolken.

Diese Assoziation ist bei TSDF basiertem SLAM, das eine diskretisierte TSDF-Karte verwendet, nicht möglich, solange nicht zusätzlich die entsprechenden Punktdaten abgespeichert werden. Wird ein Schleifenschluss detektiert, muss dann die gesamte Karte auf Basis der abgespeicherten Punktdaten neu erstellt werden. Dies ist speicher- und zeitaufwändig. Dieses Problem markiert den Hauptbeitrag dieser Arbeit. Es gilt zu untersuchen, welcher Teil der TSDF Karte mit welcher Pose im Graph assoziiert werden kann, um anschließend die bereits existierende Karte zu modifizieren und zu optimieren. Dieses Problem wird im Folgenden untersucht und verschiedene Herangehensweisen werden eruiert.

## 1.1 Motivation

Ziel und Zweck dieser Arbeit ist die Lösung des Schleifenschluss Problems für TSDF basierte SLAM Verfahren. Als Basis dient der Ansatz von Eisloft et al. [7], der - obgleich performant und funktional - wie die meisten SLAM Verfahren bei der Kartierung großer Umgebungen stark anfällig für Drift ist. Um diesem Problem entgegen zu wirken, soll durch die Integration von Schleifenschlüssen in TSDF-Karten die Kartierung größerer Umgebungen ermöglicht werden. Um dieses Ziel zu erreichen, soll in einem ersten Ansatz untersucht werden, ob eine bereits generierte Karte mit bekannter Posehistorie durch die Integration von Schleifenschlüssen zur Optimierung der Trajektorie verbessert werden kann. Es gilt zu untersuchen welche Voraussetzungen für eine solche Optimierung gegeben sein müssen und ob diese Voraussetzungen in diesem ersten Szenario erfüllt werden können. Auf Basis dieser Untersuchung soll eine Einschätzung zur Nutzung von Schleifenschlüssen in einem TSDF basierten SLAM Ansatz als Nachbehandlungs-/Post-Processing-Schritt geben werden. Diese Einschätzung markiert einen wesentlichen Meilenstein dieser Arbeit, bei dem entschieden wird das beschriebene Szenario weiter zu verfolgen, oder eine Integration in einen SLAM Ansatz anzustreben und zur Laufzeit Optimierungen an der Trajektorie und Karte basierend auf identifizierten Schleifenschlüssen vorzunehmen.

Grundlegende Voraussetzung für die Optimierung von Pfad und Karte ist eine Assoziation zwischen den einzelnen Posen des Pfades mit den jeweiligen zugehörigen Umgebungsdaten. Erstes Ziel des genannten ersten Szenarios ist dementsprechend die Ermittlung von Datenassoziationen zwischen den Posen und den zugehörigen Teilen der diskretisierten TSDF-Karte. Diese Assoziationen dienen als Ersatz zu den von von Borrmann et al. [3] und Shang et al. [15] genutzten vorgefilterten Punktwolken beziehungsweise **Key-Frames**, die mit den zugehörigen Posen assoziiert werden. In einer ersten Implementation soll dazu mittels Ray-Tracing eines simulierten Laserscans und der Detektion von Schnittpunkten mit der TSDF-Karte eine passende Indizierung und Zuordnung der Zellen ermöglicht werden. Kapitel ?? erörtert und evaluiert diesen Ansatz, beschreibt mögliche Probleme und Fallstricke und definiert, wie im weiteren Verlauf der Arbeit vorgegangen wird.

Diese Arbeit soll als Proof-of-concept für weitere Arbeiten auf diesem Gebiet dienen und Herausforderungen und Fallstricke aufzeigen. Es soll geklärt werden wie und auf welche Weise Schleifenschlüsse in einen TSDF basierten SLAM-Ansatz integriert werden können, ob eine Nachbehandlung möglich ist, sowie ob und wie ein partielles Update der Karte möglich ist. In einem Ausblick gilt es zu analysieren, ob die Implementationen sinnvoll beschleunigt werden können, um sie in ein Live Kartierungssystem, wie HATSDF-Slam einbauen zu können, um



zur Laufzeit Schleifen zu erkennen und die Karte zu optimieren. Die Implementation dieses Prototyps wird ausschließlich in Software realisiert, allerdings erfolgt eine Untersuchung des Software-Prototyps auf Potenziale zur Hardware-Beschleunigung um Raum für Optimierungen im Rahmen zukünftiger Arbeiten zu eröffnen.

Nachfolgende Sektion nimmt erneut Bezug auf den gegebenen Ansatz, stellt die Offenheit des Themas heraus und definiert mögliche Fallbacks zum Post-Processing Szenario auf Basis der ermittelten Datenassoziationen.

## 1.2 Herangehensweise

Wie bereits in der vorigen Sektion definiert, ist das genaue Ziel dieser Arbeit offen, da die Ermittlung von Datenassoziationen aus einer generierten TSDF Map, um diese für Schleifenschlüsse zu verwenden, ein rein experimenteller Ansatz ist. Hier gilt es herauszustellen ob dieser Ansatz erfolgreich ist oder - im anderen Fall - Hürden und Probleme aufzuzeigen, sowie mögliche Lösungsansätze für zukünftige Arbeiten zu skizzieren, die nicht in den Zeitrahmen dieser Arbeit passen. Das grundlegende Ziel der Integration von Schleifenschlüssen allerdings bleibt.

Zunächst werden in Kapitel ?? Lösungsansätze dokumentiert, mit deren Hilfe Datenassoziationen zwischen der TSDF-Karte und der Posehistorie generiert werden können. Dies wird evaluiert und die weitere Vorgehensweise diskutiert.

Folgende Untersektion definiert mögliche Fallbacks zur Generation von Datenassoziationen aus der TSDF Karte und alternative Möglichkeiten zum (partiellen) Update der TSDF Karte.

### 1.2.1 Fallback

Sollte sich im Laufe dieser Arbeit herausstellen, dass die Generation von Datenassoziationen und das Update der TSDF Karte auf Basis dieser Assoziationen entweder nicht möglich ist oder Lösungsansätze nicht mit dem zeitlichen Rahmen dieser Arbeit vereinbar sind, sollen alternative Möglichkeiten zum Update der Karte definiert und entwickelt werden.

Zunächst wird dabei ein globales Update der gesamten TSDF Karte auf Basis der zu den Posen gehörigen Punktwolken angestrebt. Dieses soll zusätzlich um ein partielles Update der betroffenen Kartenbereiche erweitert werden.

In diesem Fall wird in einem Ausblick zusätzlich Bezug zu zukünftigen Arbeiten und Lösungsmöglichkeiten für die Generation und Nutzung von TSDF-Pose-Datenassoziationen genommen werden.



## Kapitel 2

# Stand der Forschung

*Simultaneous Localization and Mapping (SLAM)* ist eines der größten Forschungsgebiete in der mobilen Robotik. Die Forschungen zu diesem Problem reichen zurück bis vor die Jahrtausendwende. Hauptbestandteil vieler SLAM Ansätze sind 3D Punktwolken als Repräsentation der Umgebung, die mit Sensoren wie Laserscannern und Tiefenbildkameras aufgenommen werden können. Dabei werden von verschiedenen Positionen im dreidimensionalen Ort (**Posen**) Punktwolken aufgenommen. Um diese Punktwolken nahtlos aneinander anknüpfen zu können, müssen diese miteinander **registriert** werden. Die Registrierung bestimmt die 3D Transformation 3.1.2 zwischen zwei Punktwolken, wobei die **Scan-Punktwolke** an die **Model-Punktwolke** registriert wird. Einer der bekanntesten Lösungen zur Registrierung dreidimensionaler Punktdaten ist der **Iterative Closest Points (ICP)** Algorithmus nach Besl & McKay [2], der in einer Abwandlung ebenfalls von Borrmann et al. im GraphSLAM [3] verwendet wird. Besl & McKay [2] bestimmen die gesuchte 3D Transformation zwischen zwei Punktwolken durch eine Minimierung der Summe der quadrierten Distanzen der nächsten Punkte zwischen den beiden Punktwolken durch eine **Singular Value Decomposition (SVD)**. Die Konvergenz des ICP Algorithmus ist stark gekoppelt an die initiale Schätzung zwischen den beiden Laserscans. Ist diese nicht gut gewählt, konvergiert ICP häufig in lokale Minima, was zu ungewünschten Ergebnissen führt [8]. Bis heute gibt es zahlreiche Variationen und Verbesserungen des ICP Algorithmus. Chen & Medioni [5] erweitern ICP durch die Nutzung von Oberflächen-Normalen des Modells und erweitern so die Kostenfunktion von ICP. Sie minimiert nun die Summe der quadrierten Distanzen zwischen einem Scanpunkt und der durch den Modelpunkt und die Oberflächennormale am Modelpunkt beschriebenen Ebene. Dieser Algorithmus wird auch **Normal ICP (NICP)** genannt. Nach [8] reduziert NICP die Anzahl Iterationen und konvergiert schneller gegen eine gewisse Grenze als ICP. Segal et al. [14] erweitern die Ideen aus [5] um eine **Plane-to-Plane** Metrik. Neben genannten Methoden existieren zahlreiche weitere Variationen von ICP, die jeweils kleine Anpassungen vornehmen wie Chetverikov et al. [6], die einen **Least Trimmed Squares** Ansatz zur Fehlerminimierung verwenden und so auch für Punktwolken anwendbar ist, die sich weniger als 50% überlappen.

Erste Forschungen mit TSDF basiertem SLAM stammen aus dem letzten Jahrzehnt. Izadi et al. [9]

nutzen ein TSDF-Voxelgrid und eine Kinect-Tiefenkamera, um Umgebungen zu kartieren, während ein Nutzer die Kinect Kamera durch die Umgebung schwenkt. Whelan et al. [18] optimieren diesen Ansatz durch Nutzung eines Ringbuffers zur Kartierung großer Umgebungen. Im Gegensatz zu genannten TSDF Verfahren, nutzen Eisoldt et al. [7] einen Hardware beschleunigten TSDF basierten SLAM Ansatz, sowie einen 3D-Laserscanner anstelle einer Tiefenkamera. Eisoldt et al. [7] nutzen zur Registrierung neuer Punktwolken an die TSDF Karte einen **Point-to-TSDF** Ansatz, der die Distanzen von Punkten zur durch die TSDF implizit beschriebenen Oberfläche entlang des Gradienten innerhalb der TSDF minimiert.

Borrmann et al. [3] schufen in ihrer Arbeit eine gute Grundlage für die Integration von Schleifenschlüssen in SLAM-Verfahren auf Basis von Pose-Graphen, die bis heute vielfach verwendet wird. Darauf aufbauend optimieren Sprickerhof et al. [16] den Schleifenschluss-Ansatz durch Nutzung einer heuristischen Schleifenschluss-Technik, die im Gegensatz zu bisherigen Methoden einen dünn besetzten SLAM-Graphen nutzen. McCormac et al. [11] schlagen ein Online-SLAM System, welches eine dauerhafte und genaue 3D Karte beliebiger rekonstruierter Objekte darstellt [11]. Die Rekonstruktionen sind als TSDF realisiert. [11] schlägt ebenfalls eine Integration von Schleifenschlüssen vor, diese verändert allerdings lediglich die relativen Poseschätzungen, aber führt zu keiner Verformung der durch die TSDF beschriebenen Objekte. An dieser Stelle wird also kein Update der TSDF durch Schleifenschlüsse vorgenommen. Prisacariu et al. [12] unterteilen den 3D-Raum in starre TSDF-Teilkarten und optimieren die relativen Positionen zwischen diesen. Nach [12] ist eine anschließende Generation der globalen Karte durch ein Zusammenführen der Teilkarten möglich. [12] verwendet für jede Pose des Graphen eine eigene Teilkarte, die in sich konsistent ist. [12] erreichen eine globale Konsistenz durch eine Graph-Optimierung, die zusätzlich Schleifenschlüsse berücksichtigt. Optimierte werden die zu den Teilkarten zugehörigen Posen. Die TSDF-Teilkarten selbst werden durch die Graph-Optimierung nicht angepasst. Ähnlich wie [3] nutzen Shan et al. [15] in ihrem Feature basierten SLAM Ansatz die euklidische Distanz zur Bestimmung von Kandidaten für Schleifenschlüsse, die durch eine Evaluation des **Fitness-Scores** von ICP nach Registrierung der zugehörigen Punktwolken der beiden Posen der jeweiligen Kandidaten verifiziert werden.

An dieser Stelle setzt diese Arbeit nun an und integriert auf Basis der zuvor genannten Ansätze, Schleifenschlüsse in einen TSDF basierten SLAM Ansatz und die TSDF Karte entsprechend der Änderungen an der Roboter-Trajektorie zu optimieren.

# Kapitel 3

## Grundlagen

### 3.1 Mathematische Grundlagen

Diese Sektion beschreibt die wesentlichen mathematischen Konzepte, die in dieser Arbeit zur Verwendung kommen.

Kapitel wurde bisher nicht weiter angepasst, Änderungen von Alex müssen noch eingearbeitet werden, Fokus lag auf Stand der Forschung, Map update

#### 3.1.1 Konventionen

Transformationen werden im Folgenden folgendermaßen betitelt:

Konventionen einfügen

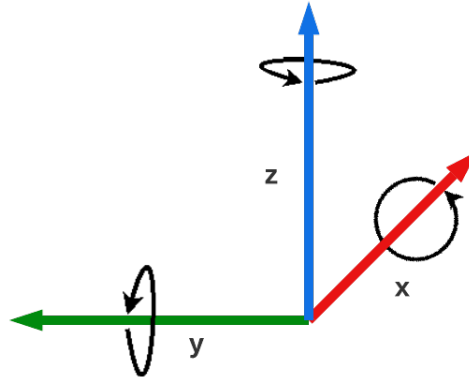
#### Pfad

Schreiben über Pfad (indizierung, grobe Mathe), Posen, relative und absolute Transformationen

#### 3.1.2 Koordinatensysteme

Ein wesentliches Konzept bei der Verarbeitung räumlicher Daten ist die Verwendung von Koordinatensystemen. Sie werden genutzt um die Positionen von Daten und Objekten im Raum zu beschreiben. Koordinatensysteme können für sich alleine stehen oder relativ zu anderen Koordinatensystemen. Im Dreidimensionalen besitzt ein Koordinatensystem drei verschiedene Achsen (x, y und z-Achse), die jeweils im 90 Grad Winkel zueinander ausgerichtet sind. Rotationen im Raum werden beschrieben als Rotationen um die jeweiligen Achsen. Welche Achse in welche Richtung zeigt ist nicht eindeutig definiert. Es gibt jedoch verschiedene Standards beziehungsweise Konventionen wie das links- oder rechtshändige Koordinatensystem. In ROS wird konventionell ein rechtshändiges Koordinatensystem, abgebildet in Abbildung 3.1 dargestellt. Dies wird im Folgenden ebenfalls als Standard verwendet.

In der Robotik kommt es häufig vor, dass verschiedene (bewegliche) Komponenten relativ zu einem globalen Bezugssystem oder relativ zueinander beschrieben werden müssen. Die Bewegung eines übergeordneten Bezugssystems kann implizit für eine Veränderung der relativ zu diesem Bezugssystem platzierten Systeme führen. Dies lässt sich anhand eines Arm-Roboters zeigen, der mehrere miteinander verbundene Gelenke hat. Bewegt sich ein Gelenk werden automatisch auch



**Abbildung 3.1:** Schematische Darstellung der Konvention für Koordinatensysteme im ROS Framework. Die z-Achse zeigt nach oben, die x-Achse nach vorne und die y-Achse nach links. Die Rotation um die Achsen ist entsprechend der Konvention im Uhrzeigersinn.

die am Arm weiter außen befindlichen Gelenke mitbewegt. Aus Sicht des bewegten, übergeordneten Bezugssystems hat sich die Position der untergeordneten Gelenke nicht verändert, aus Sicht des globalen Bezugssystems, wie zum Beispiel dem Montierungspunkt des Roboters, allerdings schon.

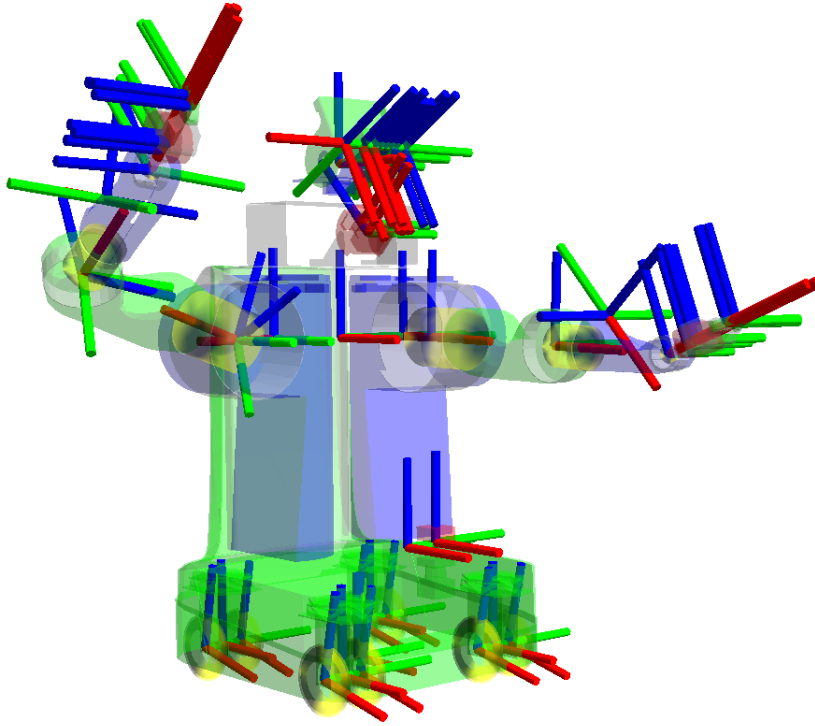
In ROS werden Anhängigkeiten zwischen Bezugssystemen in einer Baumstruktur, genannt *transformation tree (tf-tree)* dargestellt. Die Wurzel dieser Baumstruktur ist das globale Bezugssystem, wie zum Beispiel der Ursprung einer globalen Karte oder der Startpunkt der Trajektorie eines Roboters. Das globale Bezugssystem kann beliebig gewählt werden. Auf diese Weise kann ein Koordinatensystem, welches relativ zu einem anderen gelegen ist im Baum als Kindknoten seinem Bezugssystem untergeordnet werden. Es wird nur die relative Transformation (s. Kapitel 3.1.2) zwischen den Systemen im Baum gespeichert. Dies hat den Vorteil, dass bei der Bewegung eines Systems die untergeordneten Systeme nicht ebenfalls verändert werden müssen, da deren Transformationen relativ zum bewegten Bezugssystem angegeben sind und nicht global zur Wurzel des Baumes. Abbildung 3.2 zeigt ein Beispiel für einen Roboter mit mehreren voneinander abhängigen System.

Auch räumliche Daten wie zum Beispiel Punktwolken aus Laserscannern können relativ zu verschiedenen Koordinatensystemen gesehen werden. So kann es nützlich sein die Punktwolke relativ zum Koordinatensystem des Scanners oder innerhalb des globalen Koordinatensystems zu betrachten. Um zwischen den Koordinatensystemen zu wechseln wird eine Koordinatensystemtransformation. Diese werden im folgenden Kapitel behandelt.

### Transformationen

Eine Koordinatensystemtransformation ist ein Sonderfall einer mathematischen Transformation, die eine Menge  $X$  auf sich selbst abbildet:

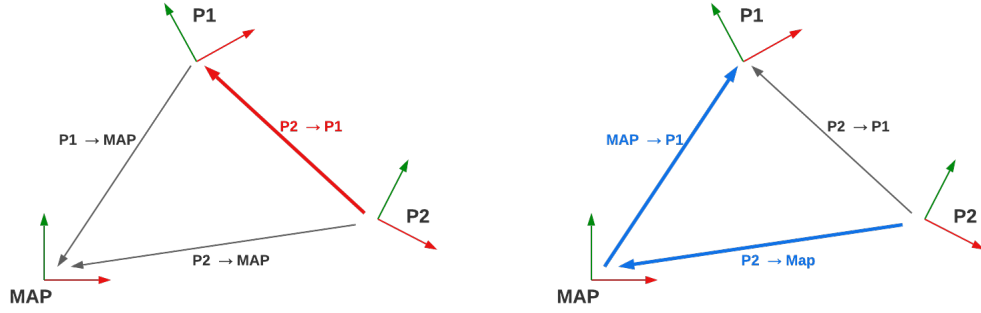
$$f : X \rightarrow X \quad (3.1)$$



**Abbildung 3.2:** Schematische Darstellung eines Roboters und dessen beweglicher Teile. Die Ausrichtung der jeweiligen Gelenke wird mit einem lokalen Koordinatensystem beschrieben. Die globale Position einzelner Teile kann durch eine Verkettung der relativen Transformation in Richtung der Wurzel des Baumes bestimmt werden. Bild aus: [13]

Eine Koordinatensystemtransformation beschreibt die Differenz zwischen zwei unterschiedlichen Koordinatensystemen und enthält sowohl die Translationsdifferenz als auch die Rotationsdifferenz. Zur Berechnung dieser Transformation zwischen zwei beliebigen Koordinatensystem  $C_1$  und  $C_2$  wird die absolute Translation und Rotation beider Koordinatensysteme zum Ursprungskoordinatensystem, wie zum Beispiel den Ursprung einer Umgebungskarte, benötigt. Durch diese Rotations und Translationskomponenten beschreibt sich die absolute Position und Rotation der Koordinatensysteme im Raum aus Sicht des Ursprungskoordinatensystems  $C_{MAP}$ . Diese absolute Position und Rotation ist die Transformation von den jeweiligen Koordinatensystemen ins Ursprungskoordinatensystem.

Es existieren diverse Darstellungsweisen für Koordinatensystemtransformationen. Die intuitivste Weise der Darstellung ist die Darstellung als Vektor. In folgendem ist die Transformation vom Koordinatensystem  $C_X$  ins Koordinatensystem  $C_{MAP}$  dargestellt. Die Variablen  $t_i$  bezeichnen dabei die Translationskomponenten und die Variablen  $r_i$  die Rotationskomponenten um die jeweiligen Achsen.



**Abbildung 3.3:** Schematische Darstellung der Bestimmung einer Transformation zwischen zwei Roboter-Posen  $P_1$  und  $P_2$ , hier zur Vereinfachung dargestellt in 2D. Gesucht ist die Transformation ( $T_{P_2 \rightarrow P_1}$ ), dargestellt im linken Teil der Abbildung als roter Pfeil. Diese kann implizit bestimmt werden durch eine Verkettung der Transformationen  $T_{P_2 \rightarrow MAP}$  und  $T_{MAP \rightarrow P_1}$ , hier dargestellt im rechten Teil der Abbildung in blau. Die Transformation  $T_{MAP \rightarrow P_1}$  ist dabei nicht explizit gegeben. Sie kann berechnet werden durch eine Inversion der Transformation  $T_{P_1 \rightarrow MAP}$ . Die finale Gleichung zur Berechnung der relativen Transformation ist dargestellt in Gleichung 3.3.

$$T_{C_X \rightarrow C_{MAP}} = \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \\ r_x \\ r_y \\ r_z \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

Neben der Vektordarstellung kann eine Transformation zusätzlich als eine  $4 \times 4$  Matrix dargestellt werden. Diese Darstellungsweise hat den Vorteil, dass die Transformation direkt per Matrixmultiplikation auf Daten wie um homogene Koordinaten erweiterte Punktdaten angewandt werden kann. Auch die direkte Kombination verschiedener Transformationen ist durch eine Matrixmultiplikation möglich. Hier gilt es zu beachten, dass Matrixmultiplikation nicht kommutativ ist und ein Vertauschen der Reihenfolge bei der Multiplikation zu unterschiedlichen Ergebnissen führen kann. Bei einer Verkettung von Transformationen durch Multiplikation wird die Matrix zuerst angewandt, welche am Ende der Multiplikation steht.

In dieser Arbeit werden Transformationen zum Beispiel verwendet um zu bestimmen, wie sich ein Roboter zwischen zwei Messungen bewegt hat. Diese Transformationen beschreiben relative Differenzen zwischen Roboterpositionen im Raum. Diese Roboterpositionen werden auch **Posen** genannt. Eine Pose ist dabei eine meist absolute Beschreibung der Translation und Rotation eines Roboters zu einem gewissen Zeitpunkt  $t$  aus Sicht des Ursprungs koordinatensystems wie zum Beispiel dem Map-Ursprung  $C_{MAP}$ .



Abbildung 3.3 zeigt die Mathematik hinter der Berechnung der Posedifferenz exemplarisch. Es wird deutlich, dass eine gesuchte Transformation aus dem Koordinatensystem von Pose  $P_2$  in das Koordinatensystem von Pose  $P_1$  ( $T_{P_2 \rightarrow P_1}$ ) gegeben ist durch:

$$(T_{P_2 \rightarrow P_1}) = (T_{P_1 \rightarrow MAP})^{-1} * T_{P_2 \rightarrow MAP} \quad (3.3)$$

Basierend auf den erläuterten mathematischen Grundlagen wird in Kapitel 3.4 die Grundlagen von SLAM, insbesondere von TSDF basierten SLAM Verfahren, erörtert. Zuvor werden in nachfolgender Sektion die Eigenschaften und Anwendungsbereiche der TSDF beschrieben.

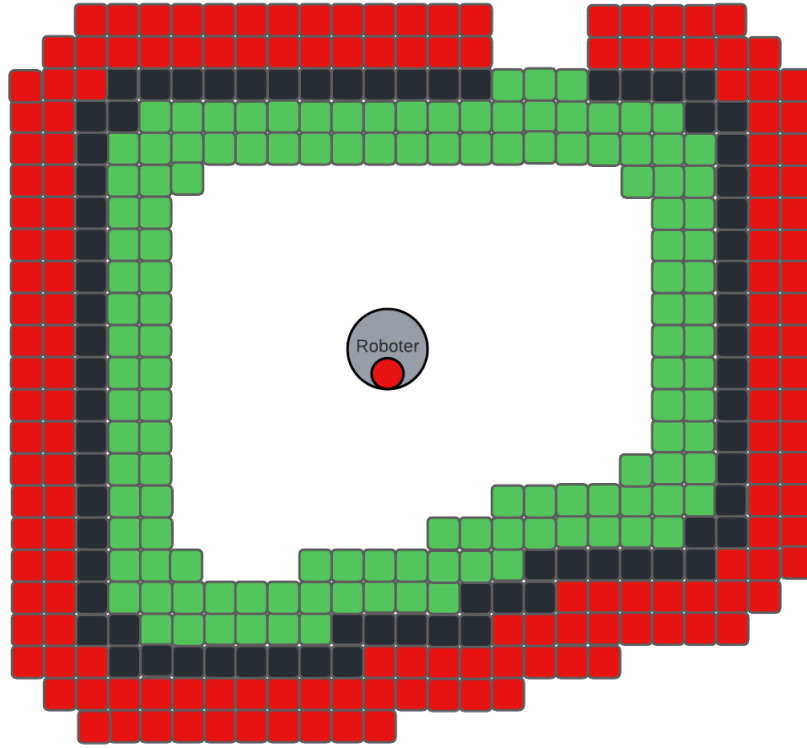
## 3.2 TSDF

Zur Lösung des **Simultaneous Localization and Mapping (SLAM)** (siehe Kapitel 3.4) Problems in unbekannten Umgebungen wird im Regelfall eine Form der Kartenrepräsentation und die Algorithmik benötigt sich auf Basis der Kartenrepräsentation zu lokalisieren und diese im Anschluss aktualisieren zu können. Bei vielen Lösungsansätzen wie zum Beispiel einer inkrementellen **Registrierung** (siehe Kapitel 3.4) mit dem **Iterative Closest Point (ICP)** [1] oder **Generalized Iterative Closest Point** [14] Algorithmus werden als Kartenrepräsentation registrierte Punktwolken verwendet. Punktwolken stellen dabei keine geschlossenen Oberflächenrepräsentationen dar und benötigen viel Speicher im Gegensatz zu einigen geschlossenen Repräsentationen wie aus den Punktwolken generierten Dreiecksnetzen. Ein großer Nutzen einer solchen Repräsentation ist die vereinfachte Lokalisierung und Navigation auf Basis der Kartenrepräsentation.

Eine weitere Form der geschlossenen Oberflächenrepräsentation der Umgebung sind **Signed Distance Functions (SDF)**. Im Gegensatz zu Dreiecksnetzen sind die SDF implizite, volumetrische Beschreibung der Oberfläche [17]. Sie beschreiben die Oberfläche nicht direkt, sondern den Raum um die Oberfläche herum. Die **Signed Distance** ist die orthogonale metrische Distanz eines beliebigen Punktes  $p$  zur Oberfläche räumlicher Daten, wie zum Beispiel Punktwolken. Diese Distanz kann sowohl negativ, als auch positiv sein. Unterschieden wird zwischen dem Innenbereich und Außenbereich. Abbildung 3.4 zeigt ein zweidimensionales, schematisches Beispiel für eine diskretisierte TSDF nach Abtasten der Oberfläche einer unbekannten Umgebung durch einen Laserscanner.

Die **Truncated Signed Distance Function (TSDF)** ist eine Unterklasse der SDF. Sie betrachtet die Distanz zur Oberfläche nur bis zu einer maximalen Distanz  $tsdf_{max}$ , auch  $tau(\tau)$  genannt[7]. Alle Werte die weiter von der Oberfläche entfernt oder unbekannt sind, erhalten als Wert  $tau$  selbst. Dies spart Rechenaufwand, da nur die Werte in direkter Nähe zur Oberfläche angepasst werden müssen. In Gebieten, in denen der TSDF-Wert  $tau$  entspricht, kann jedoch keine Aussage getroffen werden, wo die nächste Oberfläche ist, oder wie weit sie entfernt ist. Es ist lediglich bekannt, dass die betrachtete Position nicht in direkter Nähe zur Oberfläche befindlich und mindestens  $tau$  entfernt ist. Das Intervall möglicher Werte der TSDF ist:

$$I = [-\tau, \tau] := \{x \in \mathbb{R} | \tau > 0\} \quad (3.4)$$



**Abbildung 3.4:** Schematische Darstellung einer diskretisierten 2D TSDF Karte. Abgebildet sind nur Voxel mit TSDF-Werten im Intervall  $]-\tau, \tau[$ . In der Mitte der Karte befindet sich ein Roboter mit einem Laserscanner (hier dargestellt in rot). Der Roboter befindet sich zum Beispiel in einem Raum. Der Innenbereich (des Raumes) mit positiven TSDF-Werten ist hier dargestellt in grün, der Außenbereich mit negativen TSDF-Werten in rot. Die Oberfläche, in deren Umgebung die TSDF-Werte nahezu Null sind, ist abgebildet in schwarz.

Über SDF und TSDF können kontinuierliche Karten erstellt werden. Da kontinuierliche Karten aber unendlich viel Speicherplatz benötigen, wird der Raum diskretisiert. Die Diskretisierung erfolgt durch eine Aufteilung der Umgebung in **Voxel** mit definierbarer, fester Seitenlänge  $v_{res}$  [18] [7]. Jeder Voxel enthält einen approximierten (T)SDF-Wert. Diese Form der Darstellung kann auch als pseudo-kontinuierlich angesehen werden, da durch eine Approximation über benachbarte Zellen ein approximierter TSDF-Wert für jeden beliebigen Raumpunkt berechnet werden kann. Dadurch sind TSDF basierte Karten ideal, um mittels des **Marching Cubes Algorithmus** [10] eine polygonale Netz-Repräsentation, wie zum Beispiel ein Dreiecksnetz generieren zu können. Dieses kann zum Beispiel als optische Referenz für die Qualität der Karte verwendet werden.

Eisoldt et al. [7] basieren ihren SLAM Ansatz auf einer diskreten, inkrementell erweiterten TSDF Karte. Zur Registrierung (vergleiche Kapitel 3.4) verwenden sie ebenfalls die TSDF-Karte. Punktwolken werden dabei mit einer **Point-to-TSDF** Strategie an die TSDF Karte registriert [7]. In [7] werden neue Punktdaten nicht an die globale TSDF Karte registriert sondern an eine

lokale TSDF Karte fester Größe. Lediglich die lokale Karte befindet sich im Arbeitsspeicher und lädt Daten aus der globalen Karte, die in einer HDF5 Datei repräsentiert wird und auf der Festplatte liegt, nach, sofern eine Repositionierung der Karte notwendig ist. Dies sorgt dafür, dass [7] auch für große Umgebungen (**Large-Scale**) geeignet ist, da der Arbeitsspeicher nicht überläuft. Abbildung ?? zeigt den internen Aufbau einer HDF5 Datei, in der die globale Karte abgespeichert ist. erklären.

Abbildung  
einfügen,  
HDF5 näher  
beschreiben,  
Vorteile  
erklären,  
referenzieren

Diese Arbeit beschäftigt sich mit einer möglichen Integration von Schleifenschlüssen in einen auf einer TSDF Karte basierenden Ansatz wie vorgestellt von Eisoldt et al. [7]. Ziel ist die Korrektur von Fehlern bei der Registrierung und der damit Verbundenen Korrektur der TSDF-Karte. Dies ist in Kapitel 5 und 6 beschrieben.

TSDF-Update

Nachfolgende Sektion behandelt des Thema SLAM und gibt einen groben Überblick über einige SLAM Ansätze.

### 3.3 TSDF-Karte

Die Bezeichnung (TSDF-)Karte beziehungsweise **Map** wird im Folgenden für die implizite TSDF Repräsentation der Umgebung verwendet. Sie bezeichnet zusätzlich das Weltkoordinatensystem.

Informationen  
über lokale und  
globale Karte  
niederschreiben,  
Verweisen auf  
[7]

### 3.4 SLAM

Diese Sektion befasst sich mit den Grundlagen von SLAM, stellt heraus welche Varianten von SLAM Verfahren es gibt und wie sich TSDF basierte Verfahren, insbesondere der HATSDF-SLAM Ansatz von Eisoldt et al. ?? von diesen unterscheidet.

SLAM ist der Prozess der simultanen Generierung einer Karte einer unbekannten Umgebung und der Lokalisierung innerhalb dieser Karte beziehungsweise Umgebung. SLAM ist ein *Henne-Ei-Problem*, da auf der einen Seite eine vollständige Karte benötigt um die Pose des Roboters akkurat zu bestimmen, auf der anderen Seite allerdings eine akkurate Posenhistorie benötigt wird um eine gute Karte der Umgebung aufbauen zu können. Eine grobe Übersicht über existierende SLAM Verfahren liefert der Stand der Forschung in Kapitel ?. Im Folgenden werden einige der genannten Verfahren erneut aufgegriffen und erläutert. Schlussendlich wird erklärt, welche der SLAM Verfahren für diese Masterarbeit von Interesse sind und wie sie genutzt werden.

Der **Incremental Closest Points (ICP)** Algorithmus nach Besl und McKay [1] ist ein Algorithmus zur **Registrierung** von Punktwolken. Als **Registrierung** wird der Prozess der Zusammenführung von Punktwolken bezeichnet, die von unterschiedlichen Orten aus aufgenommen werden. Um Punktwolken möglichst gut zusammenzuführen, wird versucht die aus den Laserscans entstandenen Punktwolken maximal zu überlappen. Dieser Prozess wird auch **Scan Matching** genannt. Beim Scan Matching wird zwischen dem **Model** und dem **Scan** unterschieden. Als Scan bezeichnet werden die Daten, die an das Model registriert werden sollen. Das Ergebnis des Scan Matching ist eine Approximation der Transformation  $T_{Scan \rightarrow Model}$  zwischen den Posen von denen aus die Punktwolken aufgenommen wurden. Damit untersucht werden kann, wie gut diese Approximation ist, liefern ICP und verwandte Algorithmen wie zum Beispiel **Generalized**

**Incremental Closest Points** [14] ein Maß für die Genauigkeit der Approximation. Dies ist im Fall von ICP und GICP der sogenannte **Fitness-Score**. Er beschreibt die durchschnittliche quadrierte Distanz zwischen den **Nearest Neighbors (nächsten Nachbarn)** der Punktwolken nach Anwendung der approximierten Transformation  $T_{Scan \rightarrow Model}$  der Scanpunktwolke in das Koordinatensystem der Modelpunktwolke. Er gibt dementsprechend an, wie groß die durchschnittliche quadrierte Distanz eines Punktes aus der Modelpunktwolke zum euklidisch nächsten Punkt der transformierten Scanpunktwolke ist.

Sowohl ICP, als auch GICP sind inkrementelle Algorithmen, das heißt sie nähern sich inkrementell einem Optimum immer weiter an. Dabei wird die approximiert Transformation jeweils um ein  $\delta T$  verändert. Fällt dieses  $\delta T$  in einer Iteration unter einen vom Benutzer gewählten Schwellwert, oder wird eine maximale Anzahl an Iterationen erreicht, bricht der Algorithmus ab und gibt die finale Transformation zurück. Genanntes Optimum ist dabei im Regelfall allerdings kein globales, sondern lediglich ein lokales Optimum aus dem weder ICP noch GICP herauskommen, sobald sie hineingeraten. Aus diesem Grund gilt es die jeweiligen Ausgaben der Algorithmen zum Beispiel basierend auf dem resultierenden Fitness-Score zu analysieren.

Beide Algorithmen werden in Kapitel 3.5 und Kapitel 5 in Bezug auf die Identifikation von Loop-Closures evaluiert.

Varianten (auf die eingegangen wird):

ICP Graph-SLAM -> Global Relaxation

1. Grundlagen von SLAM beschreiben -> Varianten des SLAM -> Bezug zu HATSDF-SLAM
2. Voraussetzungen (Repräsentationen für Posen (Pfad) und Umgebung)
3. Überleitungen in weitere Sektionen machen -> Loop Closure als mögliche Verbesserung des SLAM -> TSDF als Kartenrepräsentation -> auf Vorteile von TSDF eingehen (z.B. einfache Integration in Marching Cubes Algorithmus)

### 3.5 Loop Closure

Warum wird Loop Closure benötigt? Welchen Mehrwert gibt es? Wie wäre ein grundlegendes vorgehen? verweisen auf Loop-Closure Kapitel

Einzelne Verfahren näher beschreiben, erklären welche Bibliotheken verwendet werden

## Kapitel 4

# Datenassoziationen

Wie in der Einleitung beschrieben, soll in einem ersten Ansatz analysiert werden, ob eine TSDF Karte mit gegebenem initialen Pfad durch die Optimierung des initialen Pfades mittels Schleifenschlüssen verbessert werden kann. Die Grundlage für die Optimierung der Karte ist zu identifizieren, welcher Teil der Karte bei einer Veränderung der Trajektorie mit transformiert werden muss. Dies Kapitel befasst sich mit der Generation von Datenassoziationen zwischen den Posen des Pfades und der TSDF-Karte.

### 4.1 Ansatz

Wie bereits in Kapitel 3.2 beschrieben, wird die TSDF Karte in [7] inkrementell erweitert, sobald eine definierte minimale Distanz zurückgelegt wurde. Dabei werden nicht nur neue Zellen beschrieben, sondern auch die Werte bereits beschriebener Zellen gewichtet verändert. Dementsprechend kann die Information in einer Zelle eine Akkumulation beliebig vieler Updates sein, also beliebig vielen Posen zugeordnet werden. Diese Information gilt es zu berücksichtigen, wenn auf Basis einer gegebenen TSDF Karte Datenassoziationen identifiziert werden sollen. Eine Möglichkeit der Generation dieser Assoziation wäre eine **1:1** Beziehung zwischen den Zellen und Posen aufzubauen. Dann würde eine Zelle maximal einer Pose zugeordnet werden. Da bereits bekannt ist, dass eine Zelle von mehreren Posen angepasst werden kann, ist diese Art der Beziehung zwischen Posen und TSDF-Zellen allerdings von einem großen Informationsverlust geprägt. Die Alternative zur **1:1** Beziehung ist eine **1:N** Beziehung zwischen einer Zelle und  $N$  Posen. Diese Beziehung ist aufgrund der genannten Eigenschaften des TSDF-Karten Updates der **1:1** Beziehung zu bevorzugen.

Die Informationen darüber, welche Position welche TSDF Zelle beschreibt lässt sich allerdings nicht ohne Weiteres aus der TSDF Karte herauslesen. Um dies zu ermöglichen könnte [7] um die Funktion erweitert werden an jeder Zelle zusätzlich ein Array zu speichern, in dem die Posen enthalten sind, die die betroffene Zelle modifiziert haben. Dieses Array muss in einem eigenen Datenset gespeichert sein, da die Anzahl Posen, die auf diese Weise einer Zelle zugeordnet werden können, dynamisch ist. Das bedeutet, dass für jede einzelne TSDF Zelle ein eigenes Datenset

gespeichert werden muss, in dem die zugehörigen Posen enthalten sind. Je nach Auflösung der diskretisierten Karte müssten nach diesem Ansatz mehrere Millionen separate Datensets gespeichert werden. Ein solches Vorgehen erfordert nicht nur viel Speicher, sondern ist auch aus hierarchischer Betrachtungsweise keine sinnvolle Herangehensweise. Eine Möglichkeit, die gewünschten Daten auf Basis einer gegebenen TSDF Karte zu generieren ist diese über die Methode, mit der die Daten generiert wurden, zu regenerieren. In [7] wird die TSDF-Karte über ein **Ray-Marching** generiert. Eine alternative zum Ray-Marching stellt der Bresenham Algorithmus dar, der die Diskretisierung der Karte ausnutzt. Beide Varianten werden im Folgenden beschrieben, evaluiert und miteinander verglichen.

Zunächst beschreibt die folgende Sektion die Speicherung der Datenassoziation in der HDF5-Datenstruktur.

## 4.2 Serialisierung

Diese Sektion beschreibt, wie identifizierte Assoziationen in der HDF5-Datei gespeichert werden, die Daten der Karte enthält. Wie bereits zuvor beschrieben, enthält die HDF5 Struktur mehrere Gruppen, die jeweils weitere Daten enthalten. Zu diesen Gruppen gehören in diesem Fall */map* und */poses*. Die Map-Gruppe enthält dabei die serialisierten TSDF-Zellenwerte und TSDF-Zellengewichte. Die Poses-Gruppe enthält die serialisierten 6D Posen des Pfades als Datensets. Der HDF5 interne Pfad eines dieser Pose-Datensets ist */poses/[index]*, wobei *index*, der Index der Pose im Pfad ist. An dieser Stelle wird nun einer Erweiterung vorgenommen um die generierten Assoziationen zu serialisieren. Anstelle der Datensets wird für jede Pose eine eigene Gruppe erstellt. Diese Gruppe erhält als Namen ebenfalls den Pfadindex der Pose. Innerhalb dieser Gruppe wird ein Datenset für die Pose und optional ein weiteres Datenset für die Datenassoziationen angelegt, sofern erforderlich. Abbildung 4.1 zeigt die neue interne HDF5 Struktur nach dieser Änderung.

Auf Basis dieser Änderungen wird im Folgenden erläutert, wie die zu speichernden Zellen für jede Pose ermittelt werden.

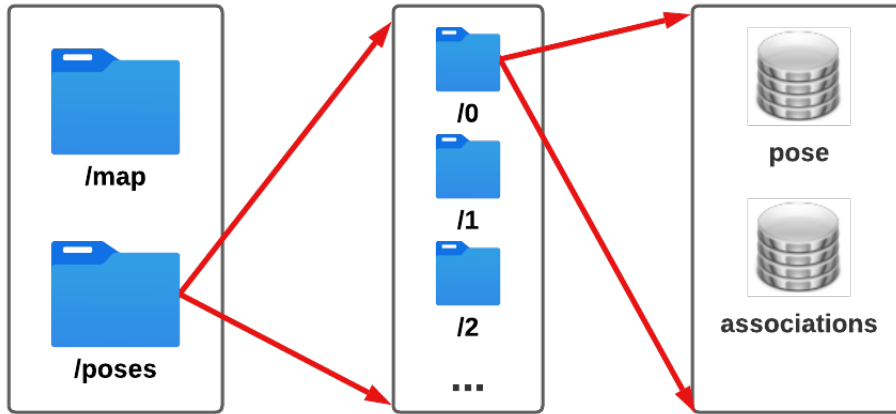
## 4.3 Algorithmen

Diese Sektion stellt die Algorithmen heraus, mit denen beschriebene Assoziationen identifiziert werden können. Die Ergebnisse der Algorithmen werden miteinander verglichen und evaluiert.

### 4.3.1 Ray-Tracing

Eine Möglichkeit der Ermittlung der mit einzelnen Posen assoziierten Teilbereiche der TSDF Karte ist die die Erstellung eines künstlichen Laserscans innerhalb der TSDF Karte, ausgehend von der entsprechenden Pose. Entsprechend wurde im Zuge dieser Arbeit ein **Ray-Tracer** entwickelt, der künstliche Laserstrahlen innerhalb der TSDF-Karte aussendet und die Schnittpunkte mit der TSDF Karte überprüft. Der Ray-Tracer ist beliebig konfigurierbar ist und kann an die Parameter

TODO: anhand mehrerer Datensätze Assoziationen bilden und schauen, von wie vielen Posen eine Zelle im Durchschnitt angepasst wurde und hochrechnen, was das für den Speicher bedeutet



**Abbildung 4.1:** Schematische Darstellung der HDF5 internen Datenstruktur nach Speicherung der generierten Datenassoziationen zwischen TSDF-Zellen und Posen. Die in Kapitel 4.1 beschriebene  $1:N$  Beziehung zwischen einer Zelle und den zugehörigen Posen ist hier indirekt realisiert. Anstelle pro Zelle ein Datensatz zu erstellen, wird für jede Pose ein Datensatz erstellt, der alle assoziierten TSDF-Zellen enthält. Verschiedene Posen können dabei dieselbe TSDF-Zelle assoziieren. Der Datensatz *pose* enthält die Transformation der aktuellen Pose ins Ursprungskoordinatensystem. Der Datensatz *associations* enthält ein Array der assoziierten Zellkoordinaten, die durch die Diskretisierung ganzzahlig sind und als Integer abgespeichert werden.

verschiedenster Laserscanner angepasst werden. Die wesentlichen Parameter und deren Bedeutung sind Tabelle 4.1 zu entnehmen.

Zur Emulation des Laserscans wird zunächst ein Array erstellt, in dem die aktuellen Endpunkte der jeweiligen Rays gespeichert werden. Die Anzahl an Endpunkten  $n$  ist definiert durch die konfigurierte Auflösung. Sie beträgt:

$$n = \text{vert\_res} \cdot \text{hor\_res} \quad (4.1)$$

Der Startpunkt jedes Rays ist die Pose  $P_i$ , von der aus der Laserscan ausgesendet wird. Ziel ist in jeder Iteration alle Rays um *step\_size* zu verlängern und die TSDF-Zellen zu evaluieren, die derzeit von den einzelnen Rays getroffen werden. Für diese Verlängerung der Rays müssen diese zunächst initialisiert werden. Diese Initialisierung erfolgt auf Basis der parametrisierten Öffnungswinkel des Laserscanners *opening\_degree\_vert* und *opening\_degree\_hor*, sowie der konfigurierten vertikalen und horizontalen Auflösung *vert\_res* und *hor\_res*. Zunächst werden die Winkelbereiche definiert, in denen der Ray-Tracer operiert. Diese setzen sich aus den Öffnungswinkeln zusammen. Der Winkelbereich in horizontaler Richtung beträgt:

$$I_{hor} = [-\text{opening\_degree\_hor}, \text{opening\_degree\_hor}] \quad (4.2)$$

Der Winkelbereich in vertikaler Richtung beträgt:

**Tabelle 4.1:** Parameter des in dieser Arbeit entwickelten Ray-Tracers zur Bestimmung des mit einer beliebigen Pose assoziierten Teilbereichs der TSDF-Karte. Der horizontale Öffnungswinkel wird an dieser Stelle als 360 Grad angenommen.

Parameter	Funktionsweise	Default-Wert
<i>opening_degree</i>	Definiert den vertikalen Öffnungswinkel des Ray-Tracers. Anzugeben in Grad.	45
<i>hor_res</i>	Definiert die horizontale Auflösung des Laserscanners. Der gegebene Wert entspricht der Anzahl <i>Rays</i> pro Scanebene.	1024
<i>vert_res</i>	Definiert die vertikale Auflösung des Laserscanners. Der gegebene Wert entspricht der Anzahl an Scanebenen im Laserscan.	128
<i>step_size</i>	Definiert, wie groß die Schrittweite beim Aussenden der einzelnen Rays ist. Der Wert ist in Metern anzugeben. Der Default-Wert ist direkt an die Zellgröße der diskreten TSDF-Karte $map_{res}$ gekoppelt und beträgt $\frac{map_{res}}{2}$ .	0.032
<i>ray_size</i>	Definiert die Dicke des Strahls in der Visualisierung. Dieser Parameter dient lediglich zur erleichterten Visualisierung des Laserscans bei unterschiedlicher Konfiguration. Der Wert ist in Metern anzugeben.	0.01

$$I_{vert} = [-opening\_degree\_vert, opening\_degree\_vert] \quad (4.3)$$

Die jeweiligen Winkelbereiche werden durch die konfigurierte Auflösung diskretisiert. Die horizontale Schrittweite des Laserscanners beträgt:

$$\Delta_{hor} = \frac{opening\_degree\_hor}{hor\_res} \quad (4.4)$$

Die vertikale Schrittweite des Laserscanners beträgt:

$$\Delta_{vert} = \frac{opening\_degree\_vert}{vert\_res} \quad (4.5)$$

Basierend auf den unteren und oberen Winkelschranken und der berechneten Schrittweite zwischen diesen Schranken kann nun das Array initialisiert werden. Dazu wird in zwei Schleifen über die beiden Winkelintervalle  $I_{vert}$  und  $I_{hor}$  iteriert und der aktuelle Wert jeweils um die berechneten Delta  $\Delta_{vert}$  und  $\Delta_{hor}$  inkrementiert. Aus den beiden Winkeln  $\alpha$  und  $\beta$  der aktuellen Iteration der Schleifen, sowie einer beliebigen Distanz initialen Länge des Rays, wie



zum Beispiel der Schrittweite *step\_size* können nun für jeden Punkt die initialen Ray-Punkte berechnet werden, die den Richtungsvektor des Rays definieren. Hierzu ist eine Umwandlung von Kugelkoordinaten in das Kartesische Koordinatensystem notwendig. Mit *alpha*, *beta* und *step\_size* wird in Kugelkoordinaten genau ein Punkt im dreidimensionalen Raum beschrieben. Um diese in kartesische Koordinaten im ROS Koordinatensystem umzuwandeln wird folgende Formel verwendet ( $\alpha$  und  $\beta$  gegeben in Radianen,  $\alpha$  beschreibt den aktuellen Winkel um die z-Achse,  $\beta$  die aktuelle Rotation um die y-Achse):

$$\begin{pmatrix} x_{P_i} \\ y_{P_i} \\ z_{P_i} \end{pmatrix} = step\_size \cdot \begin{pmatrix} \cos(\alpha) \cdot \cos(\beta) \\ \sin(\alpha) \cdot \cos(\beta) \\ \sin(\beta) \end{pmatrix} \quad (4.6)$$

Der Punkt  $\begin{pmatrix} x_{P_i} \\ y_{P_i} \\ z_{P_i} \end{pmatrix}$  beschreibt hier zunächst nur den Ray-Punkt aus Sicht des lokalen Map-

Koordinatensystems, das durch  $P_i$  beschrieben ist. Um diesen aus Sicht des globalen Koordinatensystems  $\mathbb{M}$  zu betrachten, muss dieser Punkt dorthin transformiert werden. Grundlagen zur Transformation werden in Kapitel 3.1.2 behandelt. Es ist essentiell, dass an dieser Stelle nicht nur die Translation, sondern auch die Rotation berücksichtigt wird um den Scan

von Pose  $P_i$  bestmöglich replizieren zu können. Die Transformation des Vektors  $\begin{pmatrix} x_{P_i} \\ y_{P_i} \\ z_{P_i} \end{pmatrix}$  vom Koordinatensystem beschrieben durch Pose  $P_i$  in das globale Koordinatensystem  $\mathbb{M}$  mit der Transformationsmatrix  $T_{P_i \rightarrow \mathbb{M}}$  ist gegeben durch:

$$\begin{pmatrix} x_{\mathbb{M}} \\ y_{\mathbb{M}} \\ z_{\mathbb{M}} \end{pmatrix} = T_{P_i \rightarrow \mathbb{M}} \cdot \begin{pmatrix} x_{P_i} \\ y_{P_i} \\ z_{P_i} \end{pmatrix} \quad (4.7)$$

Auf diese Weise werden alle initialen Endpunkte des emulierten Laserscans berechnet. Auf Basis der berechneten initialen Endpunkte und des bekannten Anfangspunktes gegeben durch den Translationsanteil von  $P_i$  kann das inkrementelle Ray-Tracing beginnen. In jeder Iteration des Ray-Tracing werden alle Rays um *step\_size* verlängert und die entsprechend getroffenen Zellen evaluiert. Um einen Vektor  $\vec{v}$  gegeben durch den Translationsanteil  $\vec{t}_i$  und den aktuellen Endpunkt des betrachteten Rays  $\vec{r}_i$  um *step\_size* zu verlängern und daraus den neuen Endpunkt des Rays  $\hat{\vec{r}}_i$  zu berechnen wird folgende Formel verwendet:

$$\hat{\vec{r}}_i = \frac{\|\vec{r}_i - \vec{t}_i\| + step\_size}{\|\vec{r}_i - \vec{t}_i\|} \cdot (\vec{r}_i - \vec{t}_i) + \vec{t}_i \quad (4.8)$$

Nach der Verlängerung eines Rays  $\vec{r}_i$  wird die in der aktuellen Iteration  $j$  getroffene TSDF-Zelle  $C_i^j$  evaluiert. Je nach Schrittweite *step\_size* und Auflösung des Ray-Tracers ist es möglich, dass  $C_i^j$  bereits evaluiert wurde und schon eine Assoziation mit der Pose  $P_i$  hergestellt ist. Um diesen Fall zu überprüfen und zu verhindern, dass duplizierte Assoziationen gespeichert werden, wird eine Hash-Map genutzt, deren Hash auf Basis der Koordinaten der TSDF-Zelle berechnet wird. Ist  $C_i^j$  bereits in der Hash-Map gespeichert, ist der aktuell betrachtete Ray  $\vec{r}_i$  für diese Iteration fertig evaluiert und der nächste Ray kann betrachtet werden. Um zu entscheiden ob eine nicht assoziierte Zelle  $C_i^j$  als Assoziation in Frage kommt müssen mehrere Zustände des Rays definiert werden. Abbildung 4.2 zeigt die benötigten Zustände und die Bedingungen für einen Wechsel des Status gegeben den aktuellen Status und die betrachtete Zelle  $C_i^j$ , sowie deren TSDF-Wert und TSDF-Gewicht. Ein Ray ist beschränkt durch die lokale Karte um  $P_i$  3.3, sowie die Struktur der TSDF-Karte. Detektiert ein Ray einen Wechsel von positive auf negative TSDF-Werte (**Nulldurchgang**) in der TSDF, stoppt der Ray-Tracer, sobald er erneut positive Werte detektiert. Diese Herangehensweise sorgt dafür, dass mit der Pose  $P_i$  keine Zellen assoziiert werden, die von dieser Pose aufgrund der Begrenzungen der lokalen Karte nicht gesehen werden konnten oder hinter Wänden befindlich sind.

Die Ergebnisse dieses Ansatz sind in Abbildung 4.4 im Vergleich mit den Ergebnissen des Bresenham Algorithmus dargestellt, der in der nachfolgenden Sektion behandelt wird. In dem genutzten Datensatz können nur etwa 91% der Zellen assoziiert werden. Diese Zahl ähnelt auch der von Bresenham. Sektion 4.3.4 evaluiert die Ergebnisse von Ray-Tracing und Bresenham und vergleicht diese miteinander. Zudem wird Bezug zum Informationsverlust bei der Assoziationsidentifikation genommen.

### 4.3.2 Bresenham

Eine alternative algorithmische Herangehensweise an das beschriebene Problem der Assoziationsidentifikation ist die Nutzung des Bresenham-Algorithmus nach Bresenham [4].

alternative Möglichkeit zur Identifikation von Assoziationen gut nutzbar, da eine diskrete Karte vorliegt Beschleunigung gegenüber RayTracing in reiner Software Variante erklären Algorithmus erklären Varianten der Bestimmung von start/endzelle bestimmen: Schnittpunkt zwischen Ray und lokaler Karte, über vektor und abfrage

### 4.3.3 Ergebnisse

### 4.3.4 Evaluation

## 4.4 Loop Closure

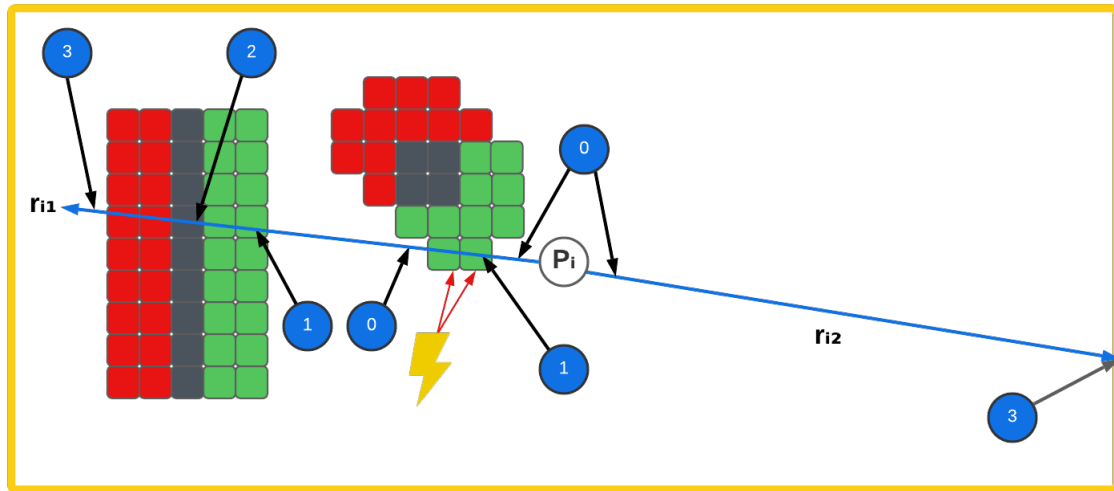
Problem Loop Closure als Post-Processing Schritt ohne passende Punktwolke erklären: einzige Repräsentation der Umgebung ist Karte scan-matching erfordert Punktdaten, Möglichkeit: Approximation von punktwolken, funktioniert auch sehr gut (Beispielbild), aber: Punktwolken einer falsch generierten Karte aufeinander matchen ergibt nicht besonders viel sinn.

Für mehrere Datensätze zahlen bilden, graphisch darstellen

Beschreibung von Türen, Beschreibung von Problem wie Verdeckung durch Diskretisierung, ggf. Ray-Trace Bild, Beschreibung von Fallstricken: Nicht getroffene Zellen, Information loss

ggf. RVIZ-Bild des Ray-Tracing Markers

Alles weiter unten ignorieren



**Abbildung 4.2:** Schematische Darstellung 2D Darstellung der verschiedenen Zustände eines einzelnen Rays des Ray-Tracers innerhalb einer TSDF-Darstellung. Negative TSDF-Werte dargestellt in rot, positive in grün. Der approximierte Nulldurchgang in der TSDF ist hier gräulich dargestellt, die umgebende lokale Karte in gelb. Ausgehend von Pose  $P_i$  sind zwei Rays  $r_{i1}$  und  $r_{i2}$  dargestellt, die die verschiedenen Fälle abdecken, die es zu berücksichtigen gilt. Eine genaue Beschreibung der Zustandsänderungen der Rays im Zustandsdiagramm 4.3 zu entnehmen. Die entsprechenden Zustände sind dargestellt als blaue Kreise, die die jeweilige Zustandsnummer enthalten. Die entsprechenden Definitionen der Zustände sind ebenfalls im Zustandsdiagramm 4.3 zu entnehmen. Die mit einem Blitz markierten Zellen werden zwar von dem ausgesandten Ray  $r_{i1}$  getroffen, dürfen allerdings aufgrund der Evidenz im aktuellen Ray nicht mit der Pose assoziiert werden, da im Anschluss an diese Zellen kein Nulldurchgang, sondern Freiraum folgt. Der Freiraum ist hier in weiß dargestellt und setzt sich aus den TSDF-Zellen zusammen, die Default-Werte enthalten und entsprechend außer der minimalen Entfernung  $\tau$  zur Oberfläche, keine räumlichen Informationen besitzen. Gleicher Ausnahmefall tritt ein, wenn der Ray lediglich negative TSDF-Zellen trifft. Diese werden ebenfalls nicht aufgrund der Evidenz des betrachteten Rays mit der Pose assoziiert.

## 4.5 Kartenupdate

Beschreibung des Updates des ersten Ansatzes: Beschreibung der drei Stufen und wie diese ermittelt wurden. Beschreibung Hindernisse und Lösungen (Hashmaps) Bezug zu Performanz der Hashmaps für diesen Fall (string, int, Vector3i) -> kleines Benchmark

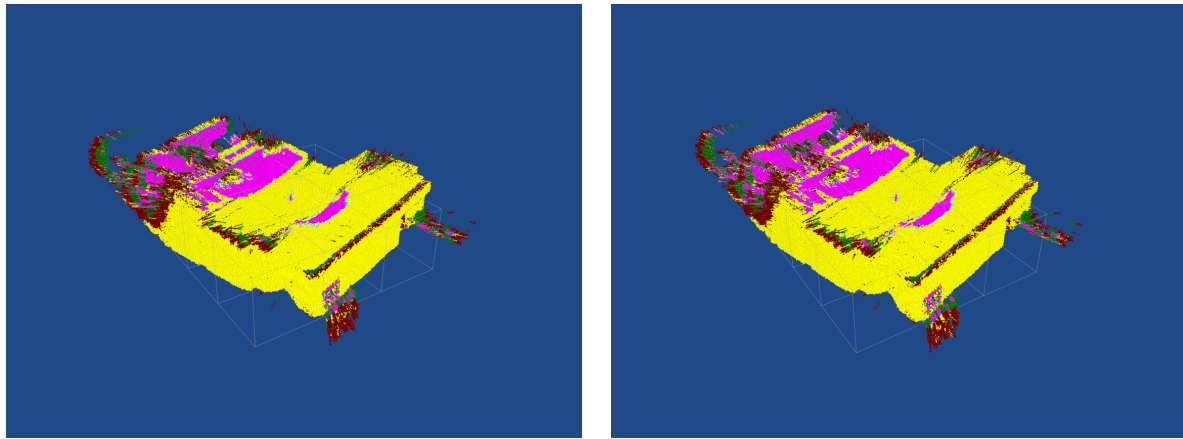
Beschreibung von Problemen: Anschaulich erklären, wo es zu Problemen kommen kann (wenn benachbarte Zellen von unterschiedlichen Anzahl Posen "gesehen" wurden)

### 4.5.1 Transformationen

Zum Test der ermittelten wurden auf den gegebenen Pfad diverse Transformationen, wie das Verwischen (**Blur**) des Pfades, die Transformation oder Rotation des Pfades beziehungsweise eine Kombination mehrere Transformationen angewandt und auf Basis der Posedifferenzen ein Kartenupdate durchgeführt. Dies führte ebenfalls zu mehreren Problemen, insbesondere bei

Graph mit Prozenten Bresenham vs. Ray-Tracing bezüglich assoziierter Zellen, ggf. auch mit chemitz datenset





(a) Assoziationen identifiziert mit Bresenham.

(b) Assoziationen identifiziert mit Ray-Tracing.

**Abbildung 4.4:** Gegenüberstellung der generierten Assoziationen für einen Beispieldatensatz. Die durch Bresenham gefunden Assoziationen sind auf der linken Seite, die durch Ray-Tracing auf der rechten dargestellt. In diesem Fall wurden von Bresenham 91,74 Prozent der Zellen assoziiert, während vom Ray-Tracing 91,97 Prozent der Zellen assoziiert wurden. Zellen in gelb: assoziierte TSDF Zellen mit  $value < 0$ , Zellen in pink: assoziierte TSDF Zellen mit  $value > 0$ , Zellen in türkis: approximierter Nulldurchgang (Wechsel von positivem zu negativem Wert), Rest: nicht assoziierte Zellen. Zellen die nicht assoziiert werden, sind in diesem Fall in der Regel Teil von Verdeckungen oder Reflektionen des Laserscans.



# Kapitel 5

## Loop Closure

Diese Sektion baut auf den Grundlagen aus Sektion 3.5 auf.

### 5.1 Detektion

Beschreibung der Detektion (bildhaft), Erklärung von Kandidaten und Filterung Beschreibung des optionalen Sichtbarkeitskriteriums

### 5.2 Graphenoptimierung

Bezug zu GTSAM Library Beschreibung aufnehmen. Wichtigste verwendete Funktionen benennen. Verweis auf GTSAM Paper. Erklärung von Faktorgraphen und Faktoren. Erklärung der Genutzten datenstrukturen und optimizer. Erklärung von noise constraints (Unsicherheiten)

### 5.3 Optimierungen

1. Vorregistrierung
2. Filtern der Punktwolke
3. Unterschiedliche Scan-Matching Varianten 1. ICP 2. GICP 3. Kurz auf Teaser++ eingehen 4. VGICP
- i Analyse des Scan Matchings bezogen auf 1. Vorregistrierung, 2. LC Detektion Matching -i Graph über Fitness Counter mit LC Linie (dünn) verschiedene Farben -i dazu: starten mit allen varianten und jeweils werte akkumulieren -i schreiben in csv
4. Rejectors

## 5.4 Datensätze

Verwendete Datensätze und Herausforderungen herausstellen

### 5.4.1 Hannover1

Herausforderungen:

- Datensatz allgemein: falsches Koordinatensystem -> Transformation beschreiben
- extrem fehlerbehaftete Rotation in zweitem Kreis (Lösung: Vorregistrierung ICP) (Scan-Matching bekommt extrem divergierte Wolken nicht mehr aufeinander)
- problematisch: fehlerhafte LC Optimierung durch schlechtes Scan Matching (Grund: Feature-armer Flur) -> mögliche (noch zu entwickelnde) Lösung: LC's auf Linien gesondert betrachten
- > Identifikation eines LC auf Linien -> Betrachtung der Scan Matching Transformation - wenn auf Geraden kann die Transformation die beiden LC-Punkte nicht vollständig zusammen ziehen

### 5.4.2 Maps



## Kapitel 6

# Map Update

An dieser Stelle ist bereits beschrieben, dass das Map-update auf Basis abgespeicherter Punktwolken durchgeführt wird und keine TSDF-Pose Assoziationen verwendet werden



## Kapitel 7

## Ausblick



# Literaturverzeichnis

- [1] BESL, P.; MCKAY, N.: A Method for Registration of 3-D Shapes. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 14 (1992), Februar, Nr. 2, S. 239–256
- [2] BESL, Paul J.; MCKAY, Neil D.: Method for registration of 3-D shapes. In: *Sensor fusion IV: control paradigms and data structures* Bd. 1611 Spie, 1992
- [3] BORRMANN, Dorit; ELSEBERG, Jan; LINGEMANN, Kai; NÜCHTER, Andreas; HERTZBERG, Joachim: Globally consistent 3D mapping with scan matching. In: *Robotics and Autonomous Systems* 56 (2008), Nr. 2, S. 130–142
- [4] BRESENHAM, Jack E.: Algorithm for computer control of a digital plotter. In: *IBM Systems journal* 4 (1965), Nr. 1, S. 25–30
- [5] CHEN, Yang; MEDIONI, Gérard: Object modelling by registration of multiple range images. In: *Image and vision computing* 10 (1992), Nr. 3, S. 145–155
- [6] CHETVERIKOV, Dmitry; STEPANOV, Dmitry; KRSEK, Pavel: Robust Euclidean alignment of 3D point sets: the trimmed iterative closest point algorithm. In: *Image and vision computing* 23 (2005), Nr. 3, S. 299–309
- [7] EISOLDT, Marc; FLOTTMANN, Marcel; GAAL, Julian; BUSCHERMÖHLE, Pascal; HINDERINK, Steffen; HILLMANN, Malte; NITSCHMANN, Adrian; HOFFMANN, Patrick; WIEMANN, Thomas; PORRMANN, Mario: HATSDF SLAM – Hardware-accelerated TSDF SLAM for Reconfigurable SoCs. In: *2021 European Conference on Mobile Robots (ECMR)*, 2021
- [8] HE, Ying; LIANG, Bin; YANG, Jun; LI, Shunzhi; HE, Jin: An iterative closest points algorithm for registration of 3D laser scanner point clouds with geometric features. In: *Sensors* 17 (2017), Nr. 8, S. 1862
- [9] IZADI, Shahram; KIM, David; HILLIGES, Otmar; MOLYNEAUX, David; NEWCOMBE, Richard; KOHLI, Pushmeet; SHOTTON, Jamie; HODGES, Steve; FREEMAN, Dustin; DAVISON, Andrew u. a.: Kinectfusion: real-time 3d reconstruction and interaction using a moving depth

- camera. In: *Proceedings of the 24th annual ACM symposium on User interface software and technology*, 2011
- [10] LORENSEN, W. E.; CLINE, H. E.: Marching Cubes: A High Resolution 3D Surface Construction Algorithm. In: *ACM SIGGRAPH '87*, 1987
- [11] MCCORMAC, John; CLARK, Ronald; BLOESCH, Michael; DAVISON, Andrew; LEUTENEGGER, Stefan: Fusion++: Volumetric object-level slam. In: *2018 international conference on 3D vision (3DV)* IEEE, 2018
- [12] PRISACARIU, Victor A.; KÄHLER, Olaf; GOLODETZ, Stuart; SAPIENZA, Michael; CAVALLARI, Tommaso; TORR, Philip H.; MURRAY, David W.: Infinitam v3: A framework for large-scale 3d reconstruction with loop closure. In: *arXiv preprint arXiv:1708.00783* (2017)
- [13] SCHULTZ, Jarvis: *tf*. <http://wiki.ros.org/tf>. – zuletzt abgerufen am: 09.10.2022
- [14] SEGAL, Aleksandr; HAEHNEL, Dirk; THRUN, Sebastian: Generalized-icp. In: *Robotics: science and systems* Bd. 2 Seattle, WA, 2009
- [15] SHAN, Tixiao; ENGLLOT, Brendan; MEYERS, Drew; WANG, Wei; RATTI, Carlo; RUS, Daniela: Lio-sam: Tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping. In: *2020 IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems (IROS)* IEEE, 2020
- [16] SPRICKERHOF, Jochen; NÜCHTER, Andreas; LINGEMANN, Kai; HERTZBERG, Joachim: A heuristic loop closing technique for large-scale 6d slam. In: *Automatika* 52 (2011), Nr. 3, S. 199–222
- [17] WERNER, Diana; AL-HAMADI, Ayoub; WERNER, Philipp: Truncated signed distance function: experiments on voxel size. In: *International Conference Image Analysis and Recognition* Springer, 2014
- [18] WHELAN, Thomas; KAESS, Michael; FALLON, Maurice; JOHANNSSON, Hordur; LEONARD, John; McDONALD, John: Kintinuous: Spatially extended kinectfusion. (2012)

Endpage für  
Unterschrift  
einbauen