



INSTITUT FÜR INFORMATIK
AG AUTONOME ROBOTIK

Masterarbeit

Loop Closure in TSDF basiertem SLAM

Patrick Hoffmann

Oktober 2022

Erstgutachter: Prof. Dr. Mario Porrman
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

1	Einleitung	1
1.1	Motivation	2
1.2	Herangehensweise	3
1.2.1	Fallback	3
2	Stand der Forschung	5
3	Grundlagen	7
3.1	Mathematische Grundlagen	7
3.1.1	Konventionen	7
3.1.2	Koordinatensysteme	7
3.2	TSDF	11
3.3	SLAM	13
3.4	Loop Closure	14
4	Datenassoziationen	15
4.1	Ansatz	15
4.2	Serialisierung	15
4.3	RayTracing	16
4.4	Bresenham	16
4.5	Loop Closure	16
4.6	Kartenupdate	16
4.7	Transformationen	16
4.8	Evaluation	17
5	Loop Closure	19
5.1	Detektion	19
5.2	Graphenoptimierung	19
5.3	Optimierungen	19
5.4	Datensätze	20
5.4.1	Hannover1	20
5.4.2	Maps	20

6	Map Update	21
7	Ausblick	23

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. [6] 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. [14] 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. [6], 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. [14] 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 [7]. Bis heute gibt es zahlreiche Variationen und Verbesserungen des ICP Algorithmus. Chen & Medioni [4] 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 [7] reduziert NICP die Anzahl Iterationen und konvergiert schneller gegen eine gewisse Grenze als ICP. Segal et al. [13] erweitern die Ideen aus [4] um eine **Plane-to-Plane** Metrik. Neben genannten Methoden existieren zahlreiche weitere Variationen von ICP, die jeweils kleine Anpassungen vornehmen wie Chetverikov et al. [5], 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. [8]

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. [17] optimieren diesen Ansatz durch Nutzung eines Ringbuffers zur Kartierung großer Umgebungen. Im Gegensatz zu genannten TSDF Verfahren, nutzen Eisoldt et al. [6] einen Hardware beschleunigten TSDF basierten SLAM Ansatz, sowie einen 3D-Laserscanner anstelle einer Tiefenkamera. Eisoldt et al. [6] 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. [15] den Schleifenschluss-Ansatz durch Nutzung einer heuristischen Schleifenschluss-Technik, die im Gegensatz zu bisherigen Methoden einen dünn besetzten SLAM-Graphen nutzen. McCormac et al. [10] schlagen ein Online-SLAM System, welches eine dauerhafte und genaue 3D Karte beliebiger rekonstruierter Objekte darstellt [10]. Die Rekonstruktionen sind als TSDF realisiert. [10] 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. [11] unterteilen den 3D-Raum in starre TSDF-Teilkarten und optimieren die relativen Positionen zwischen diesen. Nach [11] ist eine anschließende Generation der globalen Karte durch ein Zusammenführen der Teilkarten möglich. [11] verwendet für jede Pose des Graphen eine eigene Teilkarte, die in sich konsistent ist. [11] 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. [14] 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 zu integrieren und die TSDF Karte entsprechend der Änderungen anzupassen.

Kapitel 3

Grundlagen

3.1 Mathematische Grundlagen

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

3.1.1 Konventionen

Transformationen werden im Folgenden folgendermaßen betitelt:

Konventionen
einfügen

Karte

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

Pfad

Schreiben
über Pfad
(indizierung,
grobe Mathe),
Posen, relative
und absolute
Transformatio-
nen

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

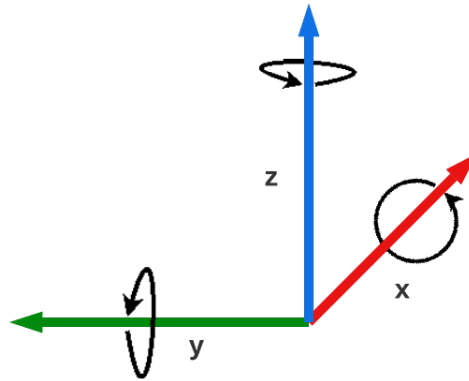


Abbildung 3.1: Schematische Darstellung der Konvention für Koordinatensysteme im ROS Framework. Die z-Achse zeigt nach oben, die x-Achse nach vorne und die y-Achse nach links. Die Rotation um die Achsen ist entsprechend der Konvention im Uhrzeigersinn.

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 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 Punktenwolken 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.

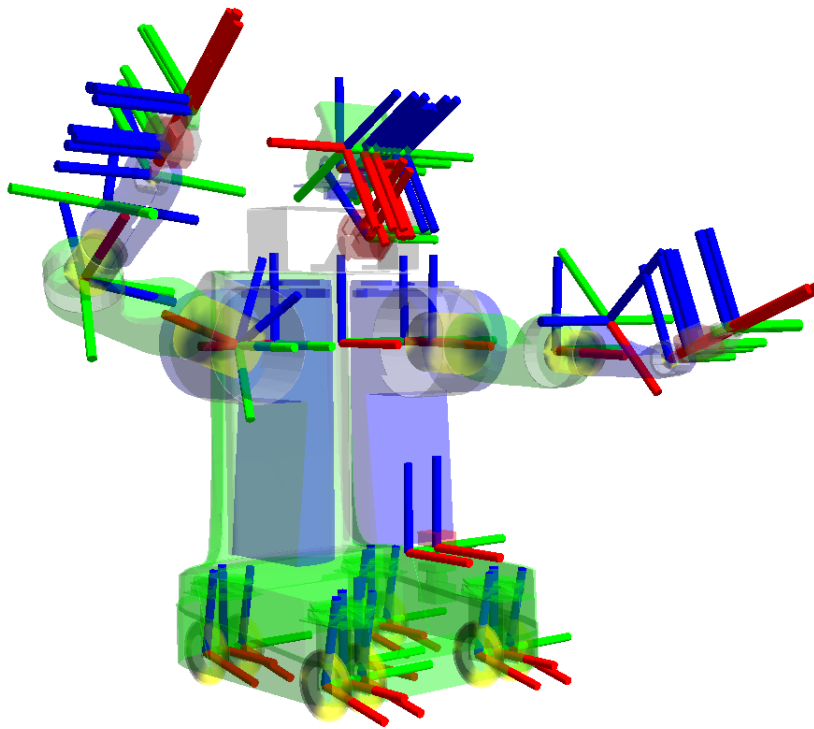


Abbildung 3.2: Schematische Darstellung eines Roboters und dessen beweglicher Teile. Die Ausrichtung der jeweiligen Gelenke wird mit einem lokalen Koordinatensystem beschrieben. Die globale Position einzelner Teile kann durch eine Verkettung der relativen Transformation in Richtung der Wurzel des Baumes bestimmt werden. Bild aus: [12]

Transformationen

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

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

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 Ursprungskordinatensystem, 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 Ursprungskordinatensystems C_{MAP} . Diese absolute Position und Rotation ist die Transformation von den jeweiligen Koordinatensystemen ins Ursprungskordinatensystem.

Es existieren diverse Darstellungsweisen für Koordinatensystemtransformationen. Die intuitivste Weise der Darstellung ist die Darstellung als Vektor. In folgendem ist die Transformation vom

TODO:

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.

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

Neben der Vektordarstellung kann eine Transformation zusätzlich als eine 4×4 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 3.3 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 3.3) Problems in unbekannten Umgebungen wird im Regelfall eine Form der Kartenrepräsentation

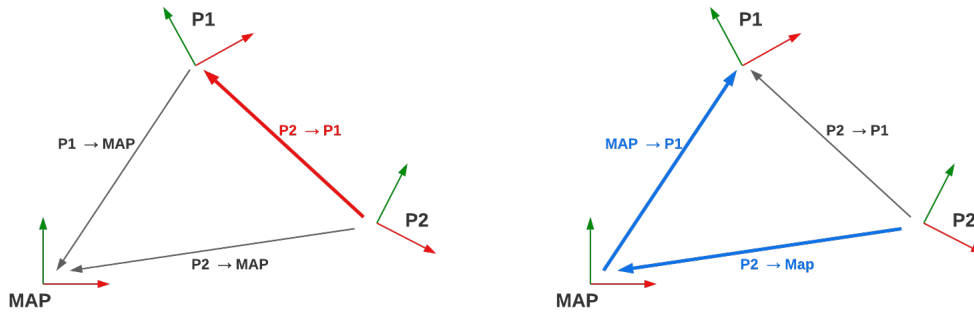


Abbildung 3.3: Schematische Darstellung der Bestimmung einer Transformation zwischen zwei Roboter-Posen P_1 und P_2 , hier zur Vereinfachung dargestellt in 2D. Gesucht ist die Transformation ($T_{P_2 \rightarrow P_1}$), dargestellt im linken Teil der Abbildung als roter Pfeil. Diese kann implizit bestimmt 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.

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 3.3) mit dem **Iterative Closest Point (ICP)** [1] oder **Generalized Iterative Closest Point** [13] 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 [16]. 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 τ (τ) genannt [6]. Alle Werte die weiter von der Oberfläche entfernt oder unbekannt sind, erhalten als Wert τ selbst. Dies spart Rechenaufwand, da nur die Werte in direkter Nähe zur Oberfläche angepasst werden müssen. In Gebieten, in denen der TSDF-Wert τ entspricht, kann jedoch keine Aussage getroffen werden, wo die nächste Oberfläche ist, oder wie weit sie entfernt ist.

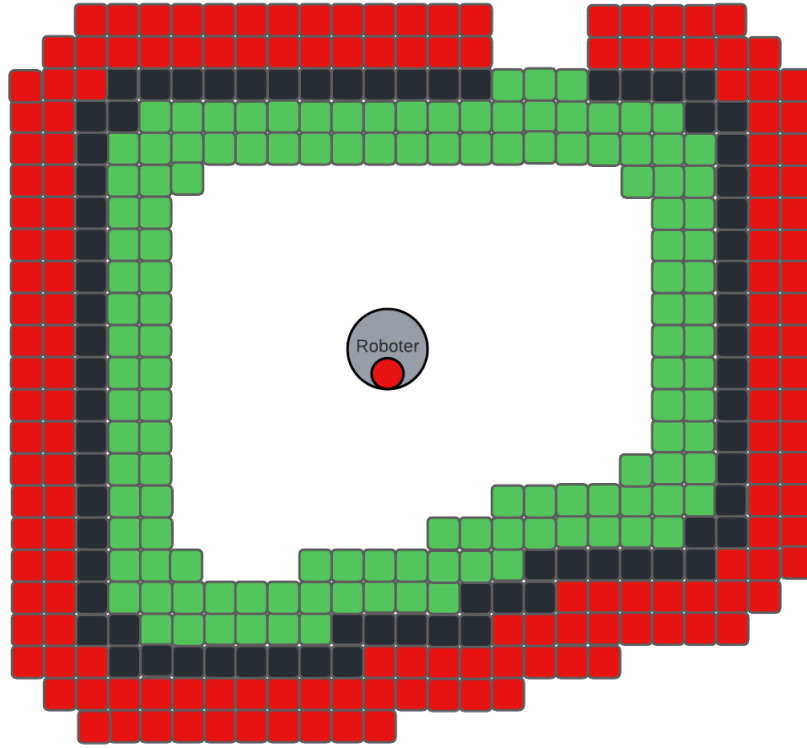


Abbildung 3.4: Schematische Darstellung einer diskretisierten 2D TSDF Karte. Abgebildet sind nur Voxel mit TSDF-Werten im Intervall $]-\tau, \tau[$. In der Mitte der Karte befindet sich ein Roboter mit einem Laserscanner (hier dargestellt in rot). Der Roboter befindet sich zum Beispiel in einem Raum. 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.

Es ist lediglich bekannt, dass die betrachtete Position nicht in direkter Nähe zur Oberfläche befindlich und mindestens τ entfernt ist. Das Intervall möglicher Werte der TSDF ist:

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

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} [17] [6]. 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** [9] 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.

TODO:

Eisoldt et al. [6] basieren ihren SLAM Ansatz auf einer diskreten, inkrementell erweiterten TSDF Karte. Zur Registrierung (vergleiche Kapitel 3.3) verwenden sie ebenfalls die TSDF-Karte. Punktwolken werden dabei mit einer **Point-to-TSDF** Strategie an die TSDF Karte registriert [6]. In [6] 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 [6] 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.

Diese Arbeit beschäftigt sich mit einer möglichen Integration von Schleifenschlüssen in einen auf einer TSDF Karte basierenden Ansatz wie vorgestellt von Eisoldt et al. [6]. 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.

Abbildung
einfügen,
HDF5 näher
beschreiben,
Vorteile
erklären,
referenzieren

TSDF-Update

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

3.3 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** [13] ein Maß für die Genauigkeit der Approximation. Dies ist

TODO:

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 δT verändert. Fällt dieses δT 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 3.4 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)

3.4 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 [6] 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 [6] 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.

Anfängliche Erläuterungen:

Erklärung TSDF Update, mehrere Posen können auf dieselbe Zelle schreiben Erläuterung Update Regel, Bezug nehmen, dass aus den reinen Zelleninformationen nicht herausgelesen werden kann, welche Posen geschrieben haben.

Erläuterung, warum es sich nicht lohnt, in die jeweiligen Zellen zu schreiben, welche Posen sie geupdated haben, Bezug nehmen zu Speicheroverhead 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. Überleitung in Beziehungen:

Erlärung 1:1, 1:N Beziehungen: wird eine zelle mit einer Pose assoziiert oder eine Zelle mit mehreren Posen 1:n beziehung wird verwendet, da aufgrund der Update-Regel im TSDF eine Zelle von mehreren Posen verändert werden kann. Ob die entsprechende Zelle auch von mehreren Posen verändert wurde lässt sich im Nachhinein ohne weiteres nicht sagen, also definitiv Information loss, 1:N Beziehung wird genutzt um dieses Information loss möglichst zu reduzieren.

Möglichkeiten der Ermittlung: um entsprechende Datenassoziationen (Zellen i - j Pose) zu generieren, gibt es mehrere Ansätze eine Möglichkeit: Reverse Engineering (Zerlegung des TSDF in Einzelteile) auf Basis der Methode die zur Generation der TSDF verwendet wurde: RayTracing / Bresenham Überleitung zu RayTracing

4.2 Serialisierung

Beschreibung der HDF5 Struktur der Karte (ggf. schon in Einleitung), Beschreibung wie Assoziationen abgespeichert werden und geladen werden können, Bezug zu HighFive Bibliothek mit Referenz.

4.3 RayTracing

Laserscanner emulieren: von den entsprechenden Posen aus werden künstliche Laserscans emuliert, die in Auflösung, Öffnungswinkeln mit dem verwendeten Laserscanner übereinstimmen Implementation, die in der Lage ist, zu bestimmen wann eine TSDF Zelle getroffen wurde und wann eine Datenassoziation erstellt wird. Beschreibung von RayTrace States und Bedingungen für einen Wechsel der States, Beschreibung von Türen, Beschreibung von Problem wie Verdeckung durch Diskretisierung

Beschreibung von Fallstricken: Nicht getroffene Zellen, Information loss

4.4 Bresenham

alternative Möglichkeit zur Identifikation von Assoziationen gut nutzbar, da eine diskrete Karte vorliegt Beschleunigung gegenüber RayTracing in reiner Software Variante erklären Algorithmus

TODO:

erklären Varianten der Bestimmung von start/endzelle bestimmen: Schnittpunkt zwischen Ray und lokaler Karte, über vektor und abfrage

4.5 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.

4.6 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)

4.7 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 Rotationen. Bilder für Translation, Blur, Rotation, Information loss (nicht getroffene Zellen) herausstellen, definieren wie dieser Information loss zustande kommt

4.8 Evaluation

Auf basis der vorigen sektionen erläutern, welche probleme es gibt, welche möglichen lösungsansätze es gibt und erklären, warum diese nicht weiter verfolgt wurden, Überleitung in nächstes Kapitel (Loop Closures) -> überlegen ob als nächstes kapitelo gegebenfalls das Kapitel über das map-update folgen sollte, damit die Überleitung sinnvoller ist

Kapitel 5

Loop Closure

Diese Sektion baut auf den Grundlagen aus Sektion 3.4 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] CHEN, Yang; MEDIONI, Gérard: Object modelling by registration of multiple range images. In: *Image and vision computing* 10 (1992), Nr. 3, S. 145–155
- [5] 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
- [6] 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
- [7] 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
- [8] 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

- [9] LORENSEN, W. E.; CLINE, H. E.: Marching Cubes: A High Resolution 3D Surface Construction Algorithm. In: *ACM SIGGRAPH '87*, 1987
- [10] 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
- [11] 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)
- [12] SCHULTZ, Jarvis: *tf*. <http://wiki.ros.org/tf>. – zuletzt abgerufen am: 09.10.2022
- [13] SEGAL, Aleksandr; HAEHNEL, Dirk; THRUN, Sebastian: Generalized-icp. In: *Robotics: science and systems* Bd. 2 Seattle, WA, 2009
- [14] 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
- [15] 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
- [16] WERNER, Diana; AL-HAMADI, Ayoub; WERNER, Philipp: Truncated signed distance function: experiments on voxel size. In: *International Conference Image Analysis and Recognition* Springer, 2014
- [17] WHELAN, Thomas; KAESSE, Michael; FALLON, Maurice; JOHANNSSON, Hordur; LEONARD, John; McDONALD, John: Kintinuous: Spatially extended kinectfusion. (2012)

Endpage für
Unterschrift
einbauen

TODO: