

GERHARD KURZ

SIMULTANE LOKALISIERUNG UND KARTOGRAPHIERUNG FÜR MOBILE ROBOTER

Einführung

Bereits vor Jahrzehnten fanden die ersten Roboter ihren Einzug in die industrielle Fertigung. Diese Roboter arbeiten in einer bekannten, genau kontrollierten Umgebung und führen fest vorgegebene Arbeitsschritte aus. Hierbei handelt es sich meist um stationäre Roboterarme, an deren „Hand“ ein Werkzeug für eine bestimmte Tätigkeit angebracht ist. Übliche Werkzeuge sind Greifer, Elektromagneten, Saugglocken, Schweißgeräte und Ähnliches. Derartige Roboter bewegen sich nur in einem kleinen Arbeitsraum, in dem sich keine unerwarteten Objekte oder Hindernisse befinden dürfen. Aus Sicherheitsgründen dürfen auch Menschen diesen Bereich nicht betreten, solange die Roboter arbeiten, da die Roboter nicht in der Lage sind, Menschen zu erkennen und auf sie zu reagieren. Ein solcher Roboter ist in *Abbildung 1* zu sehen.

Doch inzwischen finden Roboter mehr und mehr Einzug in den Alltag. Sie erleichtern uns das Leben und nehmen Menschen lästige, gefährliche oder gesundheitsschädliche Arbeiten ab. Daher sind die Anforderungen an Roboter mittlerweile stark gewachsen. Roboter müssen sich in unbekannten Umgebungen zurechtfinden, sicher und zuverlässig mit Menschen interagieren und ihr Verhalten an die aktuelle Situation anpassen. Häufig handelt es sich dabei um mobile Roboter, die sich in einer größeren Umgebung frei bewegen können. Exemplarisch ist in

Abbildung 2 ein mobiler Rasenmäroboter und in *Abbildung 3* ein Prototyp eines Haushaltsroboters dargestellt.

Damit sich Roboter in einer komplexen und dynamischen Welt zurechtfinden können, ist es hilfreich, eine Karte der Umgebung zu erstellen. Mit dieser Fragestellung befasst sich das Forschungsgebiet der sogenannten simultanen Lokalisierung und Kartographie (auf Englisch Simultaneous Localization And Mapping – SLAM [Cadena16]). Dabei bewegt sich ein Roboter durch seine Umwelt und erstellt dabei eine Karte dieser Umgebung. Gleichzeitig bestimmt der Roboter fortlaufend seine Position und Orientierung innerhalb dieser Karte. SLAM besteht also aus

Kurzzusammenfassung:

Moderne mobile Roboter müssen sich in unbekannten Umgebungen zurechtfinden und sicher mit ihrer Umwelt interagieren. Dazu ist es von großer Bedeutung, eine Karte der Umgebung anzulegen und sich anhand dieser Karte zu lokalisieren. Dies bezeichnet man als simultane Lokalisierung und Kartographie (engl. Simultaneous Localization And Mapping – SLAM). Dabei erfasst ein Roboter seine Umgebung und seine eigene Bewegung darin mithilfe verschiedener Sensoren. Die Informationen aller Sensoren werden kombiniert, um möglichst genaue und zuverlässige Ergebnisse zu erhalten. SLAM hat Anwendungen in vielen Bereichen, vom Staubsaugroboter bis zum Logistikroboter, vom autonomen Fahrzeug bis zum Flugroboter. Dabei gibt es viele Herausforderungen zu bewältigen, etwa die Frage, wie man die auftretenden Unsicherheiten akkurat repräsentieren kann oder wie sich die Karte an eine veränderte Umgebung anpassen lässt.

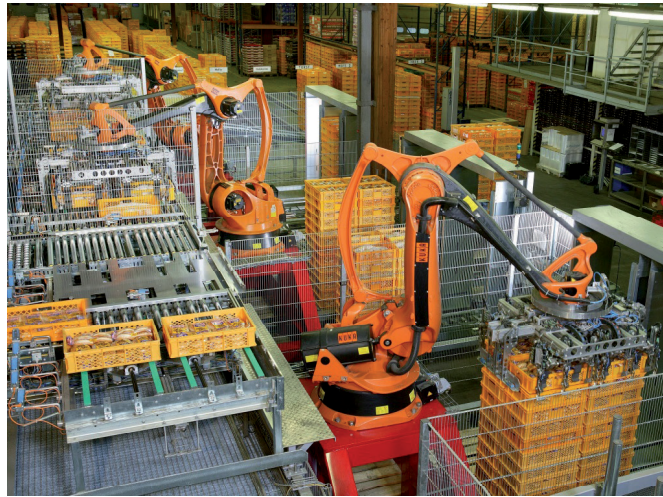


Abbildung 1:
Industrieroboter in einer
kontrollierten Umgebung,
Quelle: KUKA GmbH

zwei gekoppelten Teilproblemen, der Lokalisierung (anhand einer bekannten Karte) und der Kartierung (mit Hilfe einer bekannten Roboterposition und -orientierung), die jeweils von der Lösung des anderen Problems abhängen. Obwohl es sich hierbei um eine Art Henne-Ei-Problem handelt, kann man in der Praxis beide Probleme parallel lösen, indem man eine Karte aufbaut und diese (noch unfertige) Karte auch direkt für die Lokalisierung benutzt.

Anwendungsbeispiele von SLAM

Stellen Sie sich einen intelligenten Staubsaugroboter vor (siehe Abbildung 4). Wird der Roboter zum ersten Mal eingeschaltet, so hat er noch keinerlei Wissen über seine Umgebung. Fährt er nun durch die Wohnung, so kann er diese erkunden und dabei eine Karte erstellen. Basierend auf dieser Karte kann er dann

außerdem eine optimale Route planen, um die gesamte Wohnung zu reinigen und im Anschluss daran zurück zu seiner Ladestation zu fahren. Dabei muss er auch auf dynamische Hindernisse wie Menschen oder Haustiere achten und ggf. anhalten oder ausweichen, wenn sie seinen Weg kreuzen. Neben rein geometrischen Informationen über die Umgebung kann die Karte hier auch semantische Informationen enthalten, beispielsweise die Zuordnung bestimmter Bereiche zu Räumen (Küche, Wohnzimmer, Bad etc.).

Ähnliche Verfahren lassen sich für viele andere Roboter einsetzen, die sich in unbekannten Umgebungen bewegen. Ein Beispiel sind Logistikroboter, die autonom in Lagerhäusern herumfahren und dabei Waren an einem Ort aufnehmen und an einem anderen Ort wieder abladen. Dabei müssen sie nicht nur ihre eigene Position im Lagerhaus bestimmen, sondern auch eine Route zum



jeweiligen Ziel planen und auf dem Weg Hindernissen wie menschlichen Arbeitern, ungünstig abgestellten Kisten und anderen Robotern ausweichen.

Ein weiteres Beispiel sind Rettungsroboter für den Katastrophenfall, die etwa eingeschlossene oder verschüttete Menschen lokalisieren, um dann Hilfskräfte zu alarmieren. Auch für autonome Fahrzeuge aller Art oder für Flugroboter spielt die Lokalisierung in unbekannten Umgebungen eine bedeutende Rolle.

2D- und 3D-Posen

Auch wenn man sich unter der Lokalisierung eines Roboters häufig zunächst nur die Bestimmung seiner Position vorstellt, so gehört zu einer vollständigen Lokalisierung auch die Orientierung des Roboters, also sei-

ne Ausrichtung. Position und Orientierung werden zusammen als „Pose“ bezeichnet. Die korrekte Bestimmung der Orientierung ist entscheidend für eine gute Lokalisierung, da viele Sensordaten nur sinnvoll genutzt werden können, wenn die Orientierung des Roboters bekannt ist. Offensichtlich ist eine Aussage wie „ich bin 10 Meter geradeaus gefahren“ nur dann nützlich, wenn bekannt ist, in welche Richtung man zu Beginn seiner Bewegung geschaut hat.

In zweidimensionalen Szenarien besteht die Pose aus der Position in x- und in y-Richtung sowie der Orientierung als Winkel zwischen 0 und 360 Grad.

In vielen Fällen ist eine zweidimensionale Betrachtung ausreichend, weil sich der Roboter nur auf einem ebenen Boden bewegt. In man-

Abbildung 2:
Autonomer Rasenmäroboter,
Quelle: Bosch

„Roboter müssen sich in unbekannten Umgebungen zurechtfinden sowie sicher und zuverlässig mit Menschen interagieren.“

Gerhard Kurz



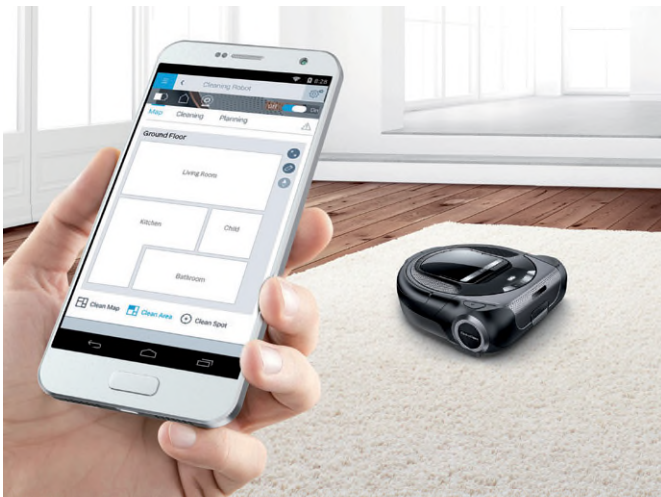
Abbildung 3:
Der Serviceroboter „Justin“
soll Haushaltstätigkeiten
ausführen können,
Quelle: DLR

chen Fällen muss man aber auch die dritte Dimension betrachten, beispielsweise bei fliegenden Robotern oder bei Robotern, die sich auf unebenem Terrain bewegen. In drei Dimensionen besteht die Position aus den x -, y - und z -Koordinaten. Für die Beschreibung der Orientierung gibt es in drei Dimensionen verschiedene mathematische Möglichkeiten, die unterschiedliche Vor- und Nachteile bieten. Eine Option ist etwa die Repräsentation durch Roll-, Nick- und Gier-Winkel, wie sie in der Luftfahrt üblich ist (siehe Abbildung 5); eine andere Möglichkeit ist die Angabe einer Drehachse und des Winkels, um wie viel Grad um diese Drehachse gedreht wird.

Unsicherheiten und Wahrscheinlichkeiten

In der Realität kann die Position nie exakt bestimmt werden. Jeder Sensor hat einen gewis-

sen Messfehler und diverse Modellannahmen wie etwa eine vereinfachte Modellierung der Umwelt führen ggf. zu weiteren Ungenauigkeiten. Daher ist es wichtig, für die Sensormessungen, für die Lokalisierungsergebnisse und auch für die Karte nicht nur einen konkreten Wert, sondern auch eine Unsicherheit anzugeben. Schließlich ist es von großer Bedeutung, ob ein Roboter seine Position auf wenige Millimeter genau kennt oder ob er mit einem Fehler von mehreren Metern rechnen muss, beispielsweise wenn er durch eine enge Tür fahren möchte oder auf einer Straße die Spur halten muss. Um diese Unsicherheiten mathematisch abzubilden, werden Wahrscheinlichkeitsverteilungen benutzt. Das bedeutet, dass jede mögliche Pose des Roboters eine gewisse Wahrscheinlichkeit hat, die „wahre“ Pose zu sein. Ist die Lokalisierung des Roboters sehr genau, so haben nur Posen in einem sehr kleinen Bereich eine hohe Wahrscheinlichkeit und weiter entfernte



„Es ist wichtig, für Sensormessungen, Lokalisierungsergebnisse und die Karte nicht nur einen konkreten Wert, sondern auch eine Unsicherheit anzugeben.“

Gerhard Kurz

Posen haben eine Wahrscheinlichkeit nahe Null. Bei einer großen Unsicherheit hingegen haben Posen in einem größeren Bereich noch eine hohe Wahrscheinlichkeit.

Eine Möglichkeit, solche Wahrscheinlichkeitsverteilungen darzustellen, ist eine „Stichprobe“ (engl. sample set). Das bedeutet, dass man eine gewisse Zahl von möglichen Roboterposen aus der Wahrscheinlichkeitsverteilung gemäß ihrer Wahrscheinlichkeit zieht. In Bereichen hoher Wahrscheinlichkeit erhält man also viele Posen und in Bereichen niedriger Wahrscheinlichkeit nur wenige Posen. Ein Beispiel dafür ist in *Abbildung 6* visualisiert.

Aus mathematischer Sicht ist insbesondere die Modellierung der Unsicherheit der Orientierung eine Herausforderung, da es sich bei Orientierungen um periodische Größen handelt. Konkret bedeutet das, dass sich

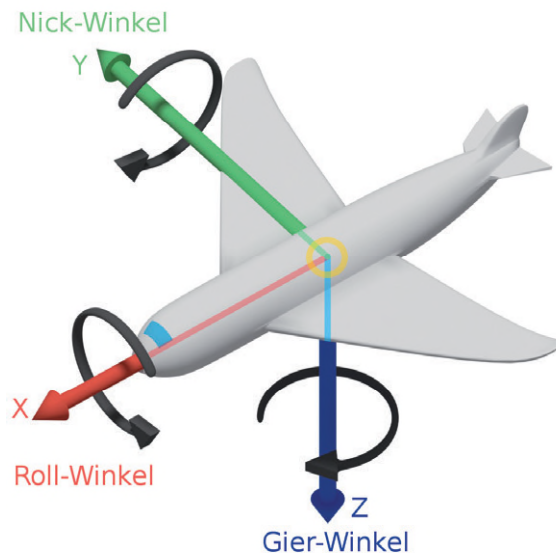
die gleiche Orientierung alle 360 Grad wiederholt, d. h. wenn man sich um 360 Grad dreht, blickt man in die gleiche Richtung wie zuvor. Diese Eigenschaft muss berücksichtigt werden, wenn man die Unsicherheiten von Posen mathematisch korrekt repräsentieren möchte. Arbeiten hierzu sind beispielsweise [Kurz14], [Gilitschenski14], [Kurz18] und [Li18].

Sensoren und Sensorfusion

Wie der Mensch seine Umgebung mit Hilfe seiner Sinne wahrnehmen kann, verfügt ein Roboter über Sensoren, um Informationen über seine Umgebung zu sammeln. Für die Lokalisierung werden dabei häufig eine ganze Reihe verschiedener Sensoren kombiniert. Roboter, die auf Rädern fahren, verwenden zum Beispiel meistens sogenannte Odometrie. Dabei werden die Umdrehungen

Abbildung 4:
Staubsaugroboter mit
Kartenanzeige auf dem
Smartphone,
Quelle: Bosch

Abbildung 5:
Repräsentation der Orientierung in 3D durch Roll-, Nick- und Gier-Winkel,
Quelle: basiert auf
https://github.com/limbus-dev/images_for_wikimedia_commons vom 11.02.2018



der Räder gezählt, ähnlich wie beim Tachometer in einem Auto oder bei einem Fahrradcomputer, und so die gefahrene Distanz ermittelt. Zudem kann ggf. der Lenkwinkel erfasst werden, um Drehungen des Roboters bestimmen zu können. Häufig sind auch Beschleunigungssensoren und Drehratensensoren, sogenannte Gyroskope, verbaut, mit denen der Roboter auch Bewegungen erfassen kann, bei denen die Umdrehungen der Räder versagen, etwa wenn der Roboter von einem Menschen geschoben wird oder wenn die Räder auf einem glatten Untergrund durchdrehen.

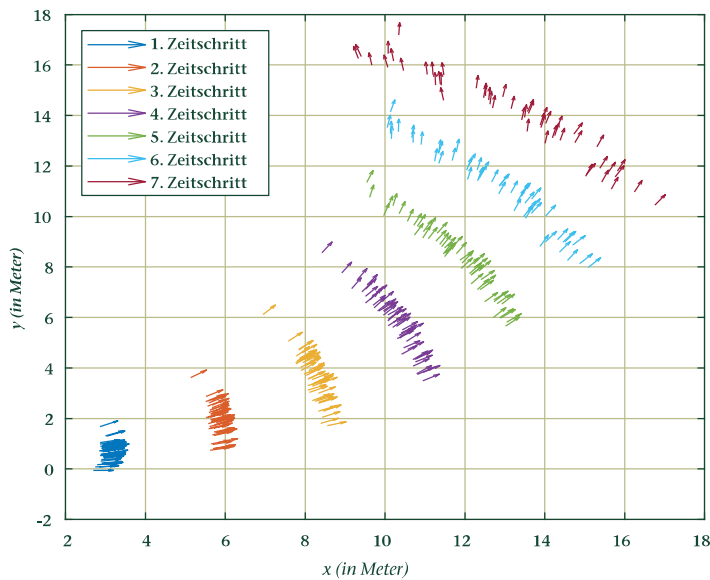
„Durch Sensorfusion können die Stärken eines Sensors die Schwächen eines anderen Sensors kompensieren.“

Gerhard Kurz

Da diese Sensoren immer nur eine relative Lokalisierung erlauben und sich

Fehler im Laufe der Zeit akkumulieren, sind zusätzlich Sensoren vonnöten, die als externe Referenz dienen können. Vielleicht verwenden Sie ein Navigationsgerät mit GPS, um sich auf Autofahrten zu lokalisieren und den Weg zu einem Ziel zu finden. Auch für Roboter kann GPS eingesetzt werden. Allerdings funktioniert GPS nicht in Innenräumen und ist üblicherweise nur auf einige Meter genau, was für viele Anwendungen nicht ausreicht. Daher werden häufig weitere Sensoren eingesetzt, beispielsweise Farbkameras, Tiefenkameras, Ultraschallsensoren und sich schnell drehende Laser-Entfernungssensoren, sogenannte Lidars.

Die verschiedenen Sensoren haben unterschiedliche Stärken und Schwächen und besitzen oft komplementäre Eigenschaften.



Beispielsweise funktionieren Laserscanner – anders als Kameras – auch bei Dunkelheit hervorragend, können aber feine Details schlecht erfassen. Daher werden meistens mehrere Sensortypen kombiniert – man spricht dabei von „Sensorfusion“. So können die Stärken eines Sensors die Schwächen eines anderen Sensors kompensieren und der Roboter kann sich zuverlässig lokalisieren, auch wenn ein einzelner Sensor beeinträchtigt ist.

Repräsentation der Karte

Eine entscheidende Frage besteht darin, wie der Roboter seine Karte repräsentieren kann. Ein Ansatz sind sogenannte Grid-Maps. Man kann sich diese wie ein kariertes Blatt Papier

vorstellen, bei dem jedes Kästchen entweder einem freien, befahrbaren Bereich oder einem belegten, nicht befahrbaren Bereich entspricht. Diese Art von Karten wird häufig in Verbindung mit Abstandssensoren verwendet, da ein gemessener Abstand von, sagen wir zwei Metern, bedeutet, dass in der Messrichtung alle Kästchen bis in zwei Metern Entfernung frei sind und darauf ein belegtes Kästchen folgt (siehe Abbildung 7). Grid-Maps werden häufig in Verbindung mit Distanzsensoren eingesetzt, zum Beispiel Ultraschallsensoren, da hier direkt der Abstand zum nächsten Hindernis gemessen werden kann.

Eine andere Möglichkeit besteht darin, die Karte durch Landmarken zu beschreiben. Landmarken sind dabei besondere, markante, wiedererkennbare Punkte, sogenannte Fea-

Abbildung 6:

Entwicklung der unsicheren Pose des Roboters im Laufe der Zeit. Jeder Pfeil stellt eine Hypothese für Position und Orientierung des Roboters dar. Dabei gibt die Position des Pfeils die Position des Roboters und die Richtung des Pfeils die Orientierung des Roboters an. Die verschiedenen Zeitpunkte sind in unterschiedlichen Farben dargestellt. Man kann erkennen, dass die Unsicherheit im Laufe der Zeit wächst, da sich Fehler über die Zeit akkumulieren.

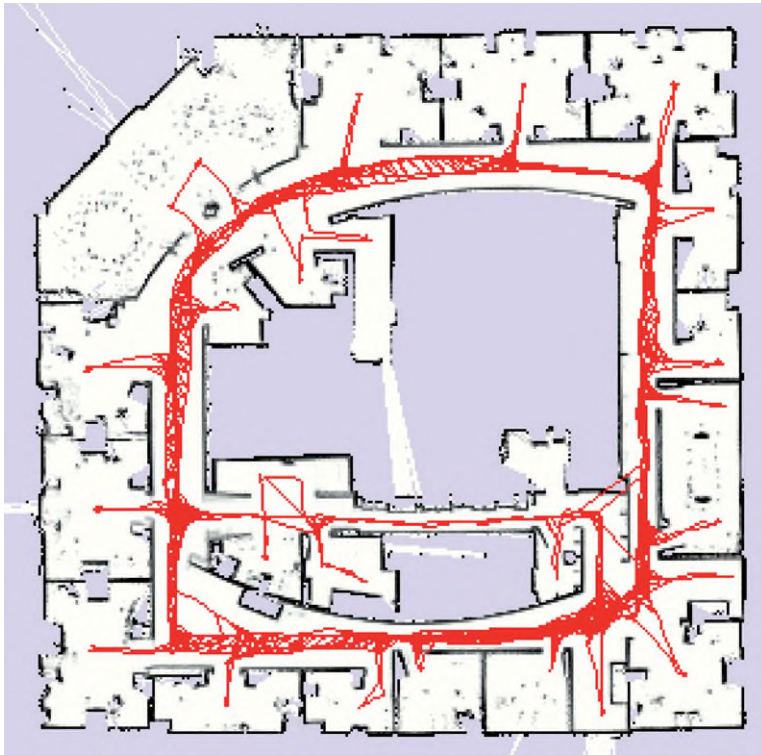


Abbildung 7:
Karte als Gridmap. Schwarze Pixel repräsentieren Wände, weiße Pixel befahrbare Bereiche, graue Pixel nicht erkundete Bereiche. In rot ist zudem die Trajektorie dargestellt.
Quelle: [Grisetti10].

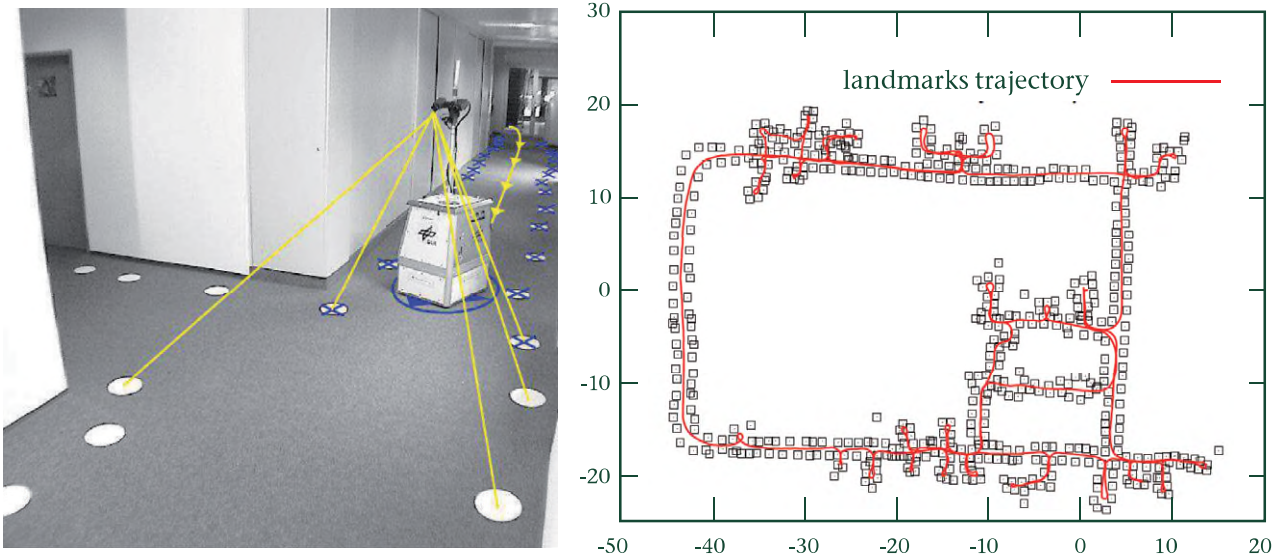
tures, in der Umgebung. Die Karte ist dann als Menge solcher Punkte gegeben. Bei den Landmarken kann es sich um speziell platzierte „Marker“ handeln, die dann beispielsweise mit einer Kamera erkannt werden können (siehe Abbildung 8). Da es aufwendig ist, die Umgebung mit Markern zu präparieren, werden häufig auch natürliche, bereits in der Umgebung vorhandene Landmarken benutzt, etwa charakteristische Texturen, Formen, Farbkombinationen oder Ähnliches. Landmarken-basierte Verfahren bieten sich zum Beispiel in Verbindung mit Kameras

an, da man in Kamerabildern relativ leicht repräsentative und charakteristische Punkte finden kann.

Häufig werden Karten auch über sogenannte Punktwolken repräsentiert. Eine Punktwolke besteht aus zahlreichen dreidimensionalen Punkten. Häufig sind das Millionen von einzelnen Punkten. Jeder dieser Punkte hat eine x-, eine y-, und eine z-Koordinate. Ein Beispiel für eine Punktwolke ist in Abbildung 9 zu sehen. Teilweise sind auch weitere Eigenschaften des Punktes bekannt, beispielsweise die Helligkeit oder die Farbe. Die Verwendung einer Karte aus Punktwolken bietet sich insbesondere dann an, wenn die verwendeten Sensoren sowieso Punktwolken liefern, was unter anderem bei Lidar-Sensoren oder Tiefenkameras der Fall ist.

Wie hält man die Karte aktuell?

Eine der größten Herausforderungen beim Erstellen der Karte besteht darin, die Karte auf dem neuesten Stand zu halten und den aktuellen Gegebenheiten anzupassen. Stellen Sie sich einmal vor, Sie gehen im Sommer eine Straße entlang, sehen Bäume, geparkte Autos und Fahrräder, Fußgänger, spielende Kinder. Nun gehen Sie einige Monate später dieselbe Straße entlang. Es ist Winter geworden und es liegt Schnee, die Bäume haben ihr Laub verloren, auf den Parkplätzen stehen vielleicht andere Autos und die Kinder haben einen Schneemann gebaut. Diese Veränderungen stellen einen Roboter vor große Schwierigkeiten, denn er kann die Umgebung in seiner Karte nicht mehr ohne Weiteres wiedererkennen.



Daher ist es essenziell, bei der Erstellung der Karte möglichst „stabile“ Eigenschaften der Umgebung zu nutzen, d. h. Merkmale, die sich möglichst wenig verändern, beispielsweise Häuserwände statt geparkter Autos, Straßenlaternen statt Fußgänger, Verkehrsschilder statt Baumkronen. Darüber hinaus ist es langfristig unverzichtbar, die Karte auch anhand neuer Informationen zu aktualisieren. Wird etwa ein neues Haus gebaut, ein altes Haus abgerissen oder die Straßenführung geändert, so muss auch die beste Karte angepasst werden. Dafür muss der Roboter in der Lage sein, solche Veränderungen der Umgebung zu erkennen und zu entscheiden, ob die Karte angepasst werden muss oder ob es sich um einen Messfehler handelt.

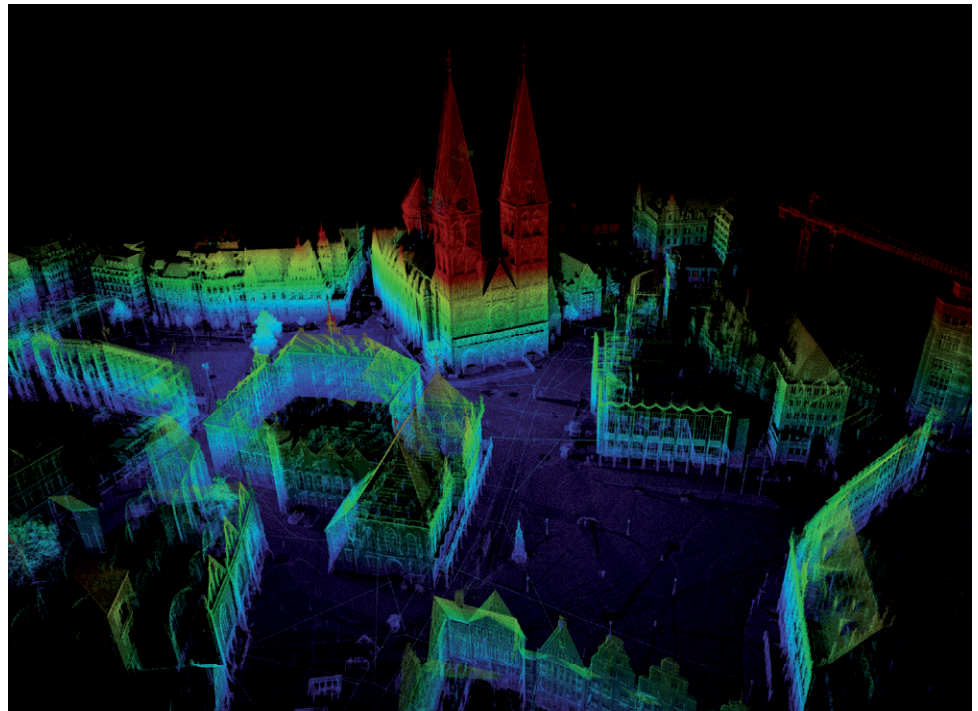
Loop Closure

Ein Kernkonzept bei SLAM wird auf Englisch als „loop closure“ bezeichnet. Darunter versteht man im Wesentlichen das Wiedererkennen bereits besuchter Orte und die Anpassung der Karte. Wie kann man sich das konkret vorstellen? Angenommen, ein Roboter fährt um einen Häuserblock herum und erstellt dabei eine Karte. Nach einer Umrundung erreicht der Roboter schließlich wieder seinen Ausgangspunkt. Aufgrund kleiner Ungenauigkeiten in den Sensordaten liefert der Lokalisierungsalgorithmus nun eine Position, die leicht von der Ursprungsposition abweicht, obwohl der Roboter genau am gleichen Punkt stehen geblieben ist. Erkennt der Roboter nun aber anhand seiner Umgebung, dass er wieder an einem bereits besuchten

Abbildung 8:
Repräsentation der Karte durch Landmarken (auf dem Boden angebrachte Kreise). In der Karte sind die Landmarken durch kleine Quadrate dargestellt.
Quelle: [Grisetti10], ursprünglich Udo Frese und Christoph Hertzberg.

Abbildung 9:
Karte als hochauflösende
3D-Punktwolke. Die Farben
der Punkte korrespondieren
hier zur Höhe des Punktes
über dem Boden.

Quelle: <http://kos.informatik.uni-osnabrueck.de/3Dscans/bremenCity/CityFL650.pdf>
erstellt am 15.02.2010

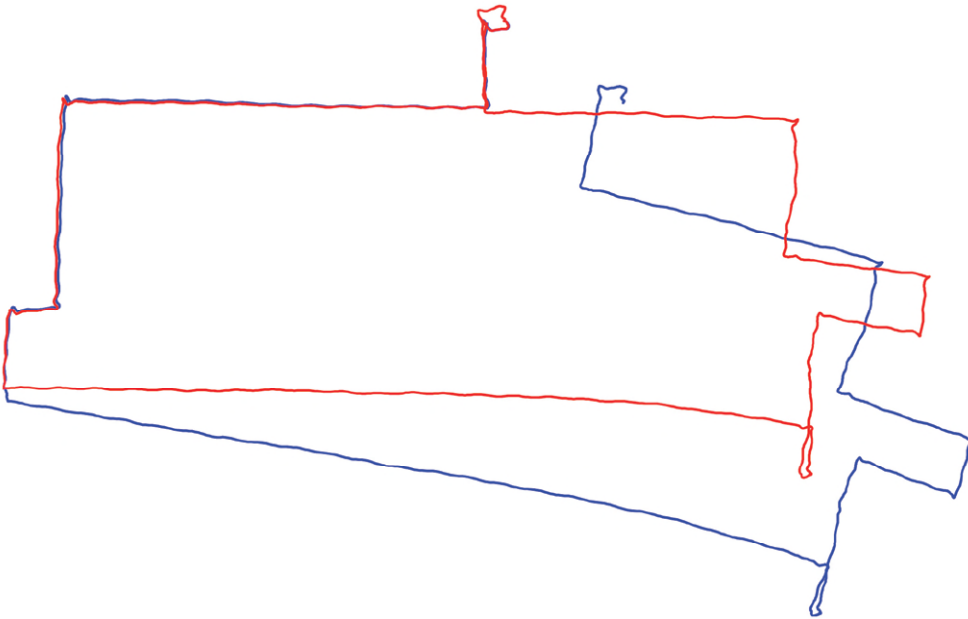


Ort angekommen ist, so kann er die Lokalisierung und auch die Karte entsprechend korrigieren (siehe Abbildung 10). Solch ein Loop Closure kann nicht nur am Startpunkt, sondern an jedem beliebigen Ort geschehen, der mehrmals besucht wird. Loop Closures sind essenziell, da sie verhindern, dass sich die Fehler der Lokalisierung im Laufe der Zeit unbegrenzt akkumulieren können.

Relokalisierung

In den meisten Fällen muss sich ein Roboter nur relativ zu seiner vorigen Position lokali-

sieren. Der Roboter kennt also seine aktuelle Position, bewegt sich ein kleines Stück und muss basierend darauf seine Position aktualisieren. Offensichtlich kann sich der Roboter nicht weit bewegt haben und der Roboter muss bei der Lokalisierung nicht die gesamte Karte berücksichtigen, sondern es reicht völlig aus, einen kleinen Ausschnitt der Karte um die vorherige Position zu betrachten. Man kann sich das vorstellen, als würde man anhand eines Stadtplans den Weg zu einer bestimmten Adresse suchen. Während man zu seinem Ziel läuft, wirft man immer wieder einen Blick auf den Stadtplan, um abzugleichen, wo man sich genau befindet. Da



man aber weiß, wo man sich kurz zuvor befunden hat, muss man nicht den kompletten Stadtplan absuchen, sondern nur in den angrenzenden Bereichen der alten Position.

Allerdings kann es auch vorkommen, dass sich ein Roboter komplett neu anhand einer existierenden Karte lokalisieren muss. Das kann zum Beispiel passieren, wenn ein Roboter im ausgeschalteten Zustand bewegt wurde und nun wieder an einem unbekannten Ort eingeschaltet wird. Auf Englisch spricht man hierbei auch vom sogenannten „kidnapped robot problem“. Ohne Vorwissen über die aktuelle Position ist die Lokalisierung erheb-

lich schwieriger. Beispielsweise kann es in einem Gebäude mehrere Räume geben, die identisch aufgebaut sind, so dass es anhand der unmittelbaren Umgebung nicht möglich ist, eindeutig zu entscheiden, wo man sich befindet. Erst wenn man genug Daten über seine Umgebung gesammelt hat, kann man seine Position eindeutig bestimmen. Man muss also ggf. anfangs mehrere Hypothesen verfolgen, wo man sich befinden könnte, und erst später entscheiden, welche dieser Hypothesen richtig ist.

Abbildung 10:
Die blaue Trajektorie weist einen starken Fehler auf, der durch einen Loop Closure korrigiert wird, womit man die rote Trajektorie erhält.
Quelle: [Corso13]

„Es ist langfristig unverzichtbar, die Karte auch anhand neuer Informationen zu aktualisieren.“

Gerhard Kurz

Exploration

Teilweise wird SLAM bei Robotern eingesetzt, die von einem Menschen ferngesteuert werden. In manchen Anwendungen ist es aber wünschenswert, dass ein Roboter autonom seine Umgebung erkunden kann. Denken Sie zum Beispiel an einen Rasenmäroboter, den Sie zum ersten Mal in Ihrem Garten aktivieren. Der Roboter wird also in einer unbekannten Umgebung ausgesetzt und beginnt, diese zu erkunden und zu kartographieren. Dabei muss er selbst entscheiden, wohin er sich als nächstes bewegen möchte und wie er dorthin gelangen kann.

„Loop Closures sind essenziell, da sie verhindern, dass sich die Fehler der Lokalisierung im Laufe der Zeit unbegrenzt akkumulieren können.“

Gerhard Kurz

Dafür muss er zunächst anhand der Karte eine Stelle finden, die er noch nicht erkundet hat, z. B. einen Rand der Karte, der aber nicht durch ein Hindernis beschränkt ist. Anschließend muss er inner-

halb der Karte eine Route planen, um dorthin zu gelangen, ohne an Hindernisse zu stoßen. Gegebenenfalls kann es vorkommen, dass der Roboter auf seinem Weg zu einem Ziel neue Hindernisse entdeckt und seine Route dementsprechend anpassen muss.

Es ist sogar denkbar, dass sich herausstellt, dass das ursprünglich geplante Ziel überhaupt nicht erreichbar ist. In diesem Fall muss sich der Roboter also für ein neues Ziel

entscheiden. Für die Exploration ist also entscheidend, dass der Roboter in der Karte zwischen Hindernissen und Bereichen, in denen er sich bewegen kann, unterscheidet.

Schluss

Auch wenn im Bereich der simultanen Lokalisierung und Kartographierung bereits große Erfolge erzielt wurden, gibt es viele offene Fragen. Wie kann ein Roboter entscheiden, welche Objekte statisch sind und in der Karte verzeichnet werden sollen und welche Objekte sich jederzeit bewegen können? Wie können mehrere Roboter gemeinsam eine Karte erstellen? Wie kann ein Roboter den Ausfall von Sensoren erkennen und ggf. kompensieren? Wie können sehr große Karten effizient gespeichert werden, ohne dass der Rechenaufwand unverhältnismäßig ansteigt? Wie kann eine hohe Lokalisierungsgenauigkeit auch mit günstigen Sensoren und begrenzter Rechenleistung erreicht werden? Wie kann die Unsicherheit der Lokalisierung und der Karte möglichst gut abgebildet werden?

Um diese und viele weitere Probleme zu lösen, spielt die Entwicklung neuerer und besserer Verfahren eine große Rolle, die robuster, zuverlässiger und genauer sind als bisherige Ansätze. Diese Forschungsarbeiten werden dazu beitragen, dass Roboter in unserer Umgebung effizienter, sicherer und kostengünstiger werden.

Literatur

- [Li18] Kailai Li, Gerhard Kurz, Lukas Bernreiter, Uwe D. Hanebeck, Simultaneous Localization and Mapping Using a Novel Dual Quaternion Particle Filter. In Proceedings of the 21st International Conference on Information Fusion (Fusion 2018), Cambridge, United Kingdom, 2018
- [Kurz18] Gerhard Kurz, Florian Pfaff, Uwe D. Hanebeck, Application of Discrete Recursive Bayesian Estimation on Intervals and the Unit Circle to Filtering on SE(2). IEEE Transactions on Industrial Informatics 14 (3), pp. 1197–1206, 2018
- [Kurz14] Gerhard Kurz, Igor Gilitschenski, Uwe D. Hanebeck, The Partially Wrapped Normal Distribution for SE(2) Estimation. In Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Information Integration (MFI 2014), Beijing, China, 2014
- [Gilitschenski14] Igor Gilitschenski, Gerhard Kurz, Simon J. Julier, Uwe D. Hanebeck, A New Probability Distribution for Simultaneous Representation of Uncertain Position and Orientation. In Proceedings of the 17th International Conference on Information Fusion (Fusion 2014), Salamanca, Spain, 2014
- [Cadena16] Cesar Cadena, Luca Carlone, Henry Carrillo, Yasir Latif, Davide Scaramuzza, José Neira, Ian Reid, John J. Leonard, Past, Present, and Future of Simultaneous Localization And Mapping: Towards the Robust-Perception Age. IEEE Transactions on Robotics 32 (6), pp. 1309–1332, 2016
- [Grisetti10] Giorgio Grisetti, Rainer Kümmerle, Cyrill Stachniss, Wolfram Burgard, A Tutorial on Graph-based SLAM. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2(4), pp. 31–43, 2010
- [Corso13] Nicholas Corso, Loop Closure Transformation Estimation and Verification Using 2D LiDAR Scanners. Technical Report No. UCB/EECS-2013-73, Electrical Engineering and Computer Sciences, University of California at Berkeley, 2013