

3D-Roboterkartenbau in Osnabrück

Joachim Hertzberg · Kai Lingemann ·
Christopher Lörken · Andreas Nüchter · Stefan Stiene ·
Thomas Wiemann

Online publiziert: 17. Juni 2010
© Springer-Verlag 2010

Zusammenfassung Seit Herbst 2004 existiert die Arbeitsgruppe „Wissensbasierte Systeme“ am Institut für Informatik der Universität Osnabrück. Ein Langfristziel der Arbeitsgruppe besteht darin, Schlussfolgerungs- und Planungsverfahren der KI für den Einsatz online und onboard auf mobilen Robotern einsetzbar zu machen. Ein daraus abgeleitetes Arbeitsthema ist der Bau von semantischen Roboterkarten basierend auf 3D-Laserscans bei 6-dimensionalen Scanposen. Wir geben einen Überblick über die wichtigsten Ergebnisse dazu und über unsere Perspektive dieses Themas für die Zukunft.

Eine Roboterkarte ist eine explizite Repräsentation des Raums, die der Roboter für seine Steuerung nutzt. Raum ist bekanntlich dreidimensional, und in vielen Fällen der Robotersteuerung ist 3D-Information über die Roboterumgebung erforderlich: Ein mobiler Roboter darf beispielsweise weder mit überhängenden Tischplatten kollidieren, die in der Scanebene seines Laserscanners unsichtbar sind, noch darf er in den weiten Freiraum fahren, der in Fußbodenhöhe über einem Treppenaustritt liegt.

Ein beträchtlicher Teil der Literatur über SLAM behandelt Kartierung nur in der Ebene. Für das Verständnis des Problems wie für manche Anwendungen in abgeschlossenen Gebäudestockwerken ist das angemessen. Für Arbeiten und Anwendungen, mit denen einige der Koautoren seit Mitte der 1990er Jahre befasst waren, traf das jedoch nicht

zu, nämlich kollisionsfreie Navigation Fahrerloser Transportsysteme und Bewegungssteuerung kinematisch komplexer Sensorplattformen zur Inspektion von Abwasserkanälen.¹ Um Information über die 3D-Umgebungsgeometrie an Bord des Roboters zu bekommen, begannen wir etwa im Jahr 2000, die zur Navigation und 2D-Kollisionsvermeidung üblichen 2D-Laserscanner durch aktive Bewegung zu einfachen 3D-Laserscannern auszubauen; anderswo begannen Gruppen unabhängig davon, die gleiche Idee zu realisieren. Seit 2001 verwendeten wir als eine der ersten Gruppen einen 3D-Laserscanner, der in die autonome Steuerung eines mobilen Roboters integriert war [14, 15]. Roboterposen und entsprechend Posen der 3D-Scans sind dabei konsequenterweise in 6D (drei Raumdimensionen, drei Rotationswinkel) zu verarbeiten.

Dieser Arbeitsgruppenbericht fasst unsere Ergebnisse der letzten Jahre zum Roboterkartenbau basierend auf 3D-Laserscans zusammen. Ein erster Themenblock behandelt effiziente Varianten des Algorithmus ICP, welche die technische Basis vieler der nachfolgend behandelten Arbeiten bilden (Abschn. 1); ein zweiter Block skizziert SLAM auf Basis 3D-Laserscans bei 6D-Scanposen (6D-SLAM, Abschn. 2).

Repräsentation der 3D-Raumgeometrie ist die Basis zur Roboternavigation. Langfristig steckt unser Ziel aber weiter: Wir wollen übliche Schlussfolgerungs- und Planungsverfahren der KI in der Robotersteuerung anwenden, um Mensch-Roboter-Interaktion zu erleichtern, zielgerichtetes Roboterhandeln zu unterstützen, das Roboterhandeln zu optimieren und die Roboterkartierung selber zu verbessern. Dazu muss eine Roboterkarte semantische Information enthalten. Zum

J. Hertzberg (✉) · K. Lingemann · C. Lörken · A. Nüchter ·
S. Stiene · T. Wiemann
Institut für Informatik, Universität Osnabrück, Albrechtstr. 28,
49069 Osnabrück, Germany
e-mail: joachim.hertzberg@uos.de
url: www.inf.uos.de/kbs/

¹Diese Arbeiten liefen bis 2004 im Sankt Augustiner Fraunhofer-Institut AIS (heute IAIS) und seinen Vorläufern in der GMD.

Beispiel müssen Räumen und Regionen Funktionen und Eigenschaften zugeordnet sein (*Küche, Kochzeile*); Objekte, die in der Roboterkarte eingetragen sind, müssen segmentiert und klassifiziert sein (*Kochherd*), und zu der Roboterkarte, also der Raumrepräsentation gehört eine Wissensbasis, die teilweise nicht raumbezogen ist und aufgrund derer geschlussfolgert und geplant werden kann (*ein Kochherd steht typischerweise in der Küche; ein Kochherd ist ein Gerät zum Kochen*). Zum Schluss (Abschn. 3) skizzieren wir den Stand unserer Arbeiten zur Semantischen Kartierung.

Dieser Arbeitsgruppenbericht beschränkt sich auf die Darstellung unserer eigenen Ergebnisse und kann diese aus Platzgründen nicht in den Kontext der Literatur einordnen. Wir verweisen auf die entsprechenden Diskussionen in den zitierten Veröffentlichungen, auf [4] als ausführliche Lehrbucheinführung ins Thema und auf [16] als einen aktuellen Überblick über SLAM.

[18] enthält komplette 3D-Laserscandatensätze und Log Files von uns selbst und anderen Gruppen; auf [19] liegt unsere 6D-SLAM-Software unter GPL zugreifbar. Die nachfolgend genannten Arbeiten wurden durch die Förderprojekte LISA [11] und MACS [10] mitfinanziert.

1 Effizientes 3D-Scanmatching

Unsere Methode zum SLAM besteht im Kern darin, in einer Umgebung 3D-Scans aus 6D-Posen automatisch online onboard zu registrieren, basierend auf dem Algorithmus *Iterative Closest Points* (ICP). Startwert des Poseversatzes zwischen zwei Scans ist dabei die Poseschätzung aus der üblichen Roboterlokalisierung; nach Registrierung wird diese Poseschätzung um die von ICP gefundene Rotation und Translation korrigiert.

Diese Methode stützt sich also wesentlich auf Scanmatching bei Fortschreibung der wahrscheinlichsten Roboterpose. Das ist ein wesentlicher Unterschied zu üblichen Algorithmen für SLAM wie etwa FastSLAM [16]. Es gibt zwei Gründe für diese Entscheidung. Zum einen ist der Raum der Poseverteilungen oder -dichten für 6D-Posen exponentiell größer als für die 3D-Posen (x, y, θ_z) im SLAM in der Ebene; Einsatz der üblichen Algorithmen wäre also mit höherer Laufzeit oder mit Verlust bei der Poseapproximationsgüte zu erkaufen. Zweitens ist ein 3D-Scan so viel reicher an Struktur als ein 2D-Scan, dass Scanmatching ausgehend von einer Odometrie-Schätzung des 6D-Poseversatzes zwischen aktuellem und vorigem Scan erlaubt, den tatsächlichen Poseversatz als Nebenprodukt beim Registrieren des jeweils letzten Scans hinreichend präzise zu korrigieren.

Im Ergebnis beruht unser 6D-SLAM-Verfahren auf der Idee, die jeweils wahrscheinlichste Folgepose weiter zu *tracken*, statt sie aus der vollen a-posteriori-Poseverteilung (bzw. deren Approximation) zu ziehen. Das übernimmt

Grundideen des probabilistischen SLAM, reduziert sie jedoch auf eine Weise, die 3D-Scans und 6D-Posen angemessen ist. Der Preis der Reduzierung ist, dass wir nicht erwarten können, unsere Pose autonom wiederzufinden, wenn sie einmal komplett verloren wäre – was uns in Anwendungen allerdings nie passiert ist.

Voraussetzung für das Verfahren, besonders für die wichtige online-Roboterposekorrektur aus der Scanregistrierung, ist offensichtlich ein onlinefähiges Registrierungsverfahren – hier ICP. Einzelne 3D-Scans enthalten typischerweise Zehn- bis Hunderttausende Punkte; die Modellpunktwolke zum Registrieren kann ein einzelner Scan sein oder eine bereits registrierte und in diesem Fall in ihrer Größe nicht beschränkte Punktwolke. Naive ICP-Implementierungen sind für diese Datenmengen nicht onlinefähig. Das Problem haben wir durch Datenreduktion und algorithmische Optimierungen innerhalb des ICP-Rahmens, insbesondere bei der Bestimmung nächster Nachbarpunkte, gelöst. [3, Kap. 3.1] beschreibt das ausführlich; [6] verwendet zusätzlich Caching in kd-Bäumen zur Punktdarstellung.

2 6D-SLAM

In [9] haben wir den Namen 6D-SLAM gewählt für SLAM mit 3D-Laserscans und 6D-Scan/Roboterposen. Basierend auf Arbeiten zum online-ICP wie gerade beschrieben, kann man 6D-SLAM im Grundsatz folgendermaßen realisieren [7]:

1. Schätze nach Odometrie die 6D-Poseänderung seit dem letzten Scan.
2. Mach einen neuen 3D-Scan; registriere ihn mit ICP in der bisherigen Karte/Punktwolke; korrigiere die Poseschätzung aus 1. um die für die Registrierung gefundene Translation und Rotation in 6D.
3. Falls sich eine Schleife zu früheren Scans schließt, verteile den akkumulierten Posefehler auf die Scans dazwischen.
4. Wenn die Datenaufnahme beendet ist, starte eine Nachbearbeitung offline; andernfalls fahr zur nächsten Scanposition und geh zu 1.

Besonders im Freiland auf unebenen Wegen mit signifikantem Schlupf, Nick- und Rollbewegungen sind 6D-Pose-schätzungen mit den üblichen Mitteln (Odometrie, Gyrometrie) fehleranfällig. Durch die laufende Korrektur dieser Schätzungen entsprechend der Scantransformation zur Registrierung bleibt die korrigierte Poseschätzung praktisch auch über weite Fahrstrecken hinreichend genau. Diese Tatsache wird in Schritt 3 ausgenutzt: Die Rückkehr in die Nähe einer früheren Scanpose kann auf Basis der nachhaltig korrigierten Roboterposen ausreichend gut erkannt werden. „Nahe“ ist ein euklidischer Abstand in der Größenordnung des üblichen Scanabstands; ein typischer Wert

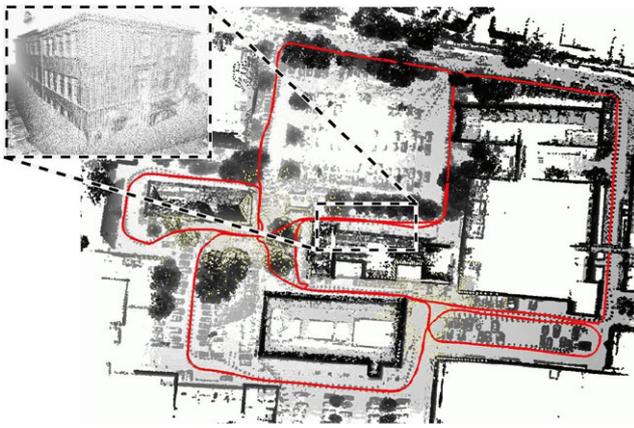


Abb. 1 Aufsicht auf eine 3D-Karte (Punktwolke); Grauwerte repräsentieren Punktdichte und Höhe (je höher, desto dunkler). Oben links ein Ausschnitt einer Ansicht in der Mitte aus anderer virtueller Perspektive (von links in den gestrichelten Kasten hinein). Die Karte ist registriert aus 924 3D-Scans à ca. 16.600 Punkte. Die korrigierte Robotertrajektorie ist eingezeichnet; die Fahrstrecke betrug 1,24 km. Das Areal ist uneben; Scanposen müssen für präzise Kartierung in 6D bekannt sein. (Originaldaten von der Univ. Hannover sind über [18] verfügbar.)

ist 5 m. Die erzielte online-Registrierung wird offline nachbearbeitet, um die Passung eines jeden Scans gegen *alle* anderen global zu optimieren. Abb. 1 zeigt eine so erstellte Karte.

Das skizzierte Grundstanzverfahren zum 6D-SLAM kann an etlichen Stellen besser und effizienter gemacht werden, einige Möglichkeiten dazu haben wir untersucht und sind weiterhin dabei. [1] beschreibt ein Verfahren, eine Schätzung der Kovarianzen benachbarter Scanposen zur Verbesserung der globalen offline-Nachbearbeitung in Schritt 4 zu verwenden; das verallgemeinert effizient ein früheres Verfahren von Lu und Milios von 3D- auf 6D-Posen. [12] beschreibt ein effizientes Verfahren, den akkumulierten Posefehler nach einem Schleifenschluss in Schritt 3 plausibel über frühere Scanposen zu verteilen.

Unsere 6D-SLAM-Verfahren haben wir in Anwendungen und Stresstests eingesetzt. Darunter waren 3D-Kartenbau im RoboCup Rescue [8] und 3D-Kartierung von Bergwerken [2, 9].

Bei allen Kartierungsmethoden stellt sich grundsätzlich die Frage nach der Korrektheit der Karten; so auch beim SLAM, und die Frage der Verifizierung (*Benchmarking*) automatisch erstellter Karten wird in der Literatur inzwischen vielfach aufgegriffen. Das ist auch dann wichtig, wenn unterschiedliche SLAM-Verfahren verglichen werden sollen. Während die Korrektheit einer 2D-Karte eines Laborflurs noch unaufwändig per Bandmaß bewertet werden kann, stellt die Verifizierung von 3D-Punktwolkenkarten größerer Außenbereiche wie in Abb. 1 auch methodisch ein Problem dar. In neueren Arbeiten auch gemeinsam mit anderen Gruppen haben wir Ansätze dazu beschrieben [2, 17]. Im Fall von

Karten bebauter Areale setzen wir auf Vergleich der Karte mit verifizierten Geodaten (etwa vom Katasteramt oder aus frei zugänglichen Quellen). [17] beschreibt ein Verfahren, die Roboterkarte auf Katasterdaten abzubilden.

3 Ausblick: Semantische Karten

Umgebungsgeometrie, freien und belegten Raum in 3D erfassen zu können, ist für einen mobilen Roboter anerkanntermaßen wichtig. Die Darstellung von 3D-Punktwolken können Menschen (wie an Abb. 1 ersichtlich) zudem intuitiv interpretieren, was die Interaktion mit dem Roboter erleichtert. Dennoch sind 3D-Punktwolken in Format und Inhalt nicht ideal für Roboterkarten.

Zum einen sind Punktwolken verschwenderisch in der Darstellung. Karten größerer Regionen mit hoher Auflösung, also hoher Punktdichte, bestehen leicht aus hunderterten von Millionen 3D-Punkten. Speichern, Rendern, schon den kompletten Datensatz im Arbeitsspeicher zu halten, wird dann zum Problem. Möglichkeiten zur Effizienzsteigerung sind offensichtlich, die zum Beispiel Algorithmen der Grafikdatenverarbeitung entlehnt werden können: Passende Strukturen in der Punktwolke sind zu geometrischen Primitiven wie Flächen, Zylindern oder Quadern zusammenzufassen; andere Unterstrukturen können zu *Meshes* trianguliert und vereinfacht werden.

Auf längere Sicht ist das Ziel aber weiter gesteckt in Richtung *Semantischer Karten*. Darunter verstehen wir Karten, die zusätzlich zu Punkten und höheren geometrischen Primitiven Information darüber enthalten, zu welchen Objekten oder Strukturen bekannten Typs diese Elemente gehören. Ein typisches Beispiel ist die Markierung von Punkten, die approximativ auf einer Ebene liegen, als *Fußboden* – eine Struktur, die für 3D-Pfadplanung eines mobilen Roboters zentral wichtig ist. Objekte starrer Geometrie und bekannter Klassen können als Instanzen dieser Klassen markiert sein, also z.B. als *Auto-7* oder spezifischer *VW-5* oder ganz spezifisch *mein-VW*.

[5] führt aus, wie weit wir in Richtung dieses Ziels ausgehend von 3D-Scandaten gekommen sind. Kurz: Ebene Flächen in Gebäuden (Boden, Wände, Decken), können in Punktwolken erkannt werden; starre Objekte einer kleinen Zahl bekannter Klassen kann man mit Ansätzen zum überwachten Lernen eintrainieren: [13] beschreibt einen Ansatz zur konturbasierten Objekterkennung basierend auf 2D-Renderings von reduzierten Punktwolken.

Unsere eigenen Arbeiten wie die anderer Gruppen zur semantischen Kartierung gehen bisher überwiegend datengetrieben vor: Gegeben die Punktwolke, erkenne Strukturen oder Objekte darin. Wir sind davon überzeugt und haben erste Schritte in diese Richtung getan [5], dass Roboterkartenbau allgemein und SLAM im Besonderen durch *zusätzliche* erwartungsgetriebene Prozesse stark profitiert: Gegeben

die Punktwolke und Wissen über einige Objekte und Strukturen darin, erkenne oder suche aktiv weitere im Kontext plausible Objekte und Strukturen, und sage, an welchem Ort die Kartierung mit Aussicht auf besonders hohen Informationsgewinn weiter gehen soll. Wir sind überzeugt, dass KI-Techniken zum Schlussfolgern und Planen auf diese Weise auch den Roboterkartenbau verbessern werden.

Danksagung Das Projekt LISA (Assistenzroboter in Laboren von Life-Science-Unternehmen) wurde mit Mitteln des BMBF innerhalb des Rahmenkonzeptes „Forschung für die Produktion von morgen“ (Förderkennzeichen 02PB2170 bis 02PB2177) gefördert und vom Projektträger Forschungszentrum Karlsruhe, Bereich Produktion und Fertigungstechnologien (PTKA-PFT), betreut.

Das Projekt MACS (*Multi-sensory autonomous cognitive systems interacting with dynamic environments for perceiving and using affordances*) wurde von der EU im 6. RP unter FP6-004381 gefördert.

Literatur

- Borrmann D, Elseberg J, Lingemann K, Nüchter A, Hertzberg J (2008) Globally consistent 3D mapping with scan matching. *J Robot Auton Syst* 56(2):130–142
- Magnusson M, Nüchter A, Lörken C, Lilienthal A, Hertzberg J (2009) 3D mapping the kvarntorp mine—a field experiment for evaluation of 3D scan matching algorithms. In: *Proc IEEE/RSJ int conf robotics and automation (ICRA-09)*, May
- Nüchter A (2006) Semantische dreidimensionale Karten für autonome mobile Roboter, DISKI, Bd 303. Akademische Verlagsgesellschaft aka
- Nüchter A (2009) 3D robotic mapping. Springer, Berlin
- Nüchter A, Hertzberg J (2008) Towards semantic maps for mobile robots. *J Robot Auton Syst Sp Iss Semantic Knowl in Robotics* 56(11):915–926
- Nüchter A, Lingemann K, Hertzberg J (2007) Cached k-d tree search for ICP algorithms. In: *Proc 6th IEEE intl conf recent advances in 3D digital imaging and modeling (3DIM-07)*. IEEE Press, New York, S 419–426
- Nüchter A, Lingemann K, Hertzberg J, Surmann H (2007) 6D SLAM—3D mapping outdoor environments. *J Field Robot Sp Iss Quant Perform Eval Robot Intell Syst* 24(8/9):699–722
- Nüchter A, Lingemann K, Hertzberg J, Wulf O, Wagner B, Pervölz K, Surmann H, Christaller T (2006) The RoboCup rescue team Deutschland1. *Künstl Intell* 2006(2):24–29
- Nüchter A, Surmann H, Lingemann K, Hertzberg J, Thrun S (2004) 6D SLAM with an application in autonomous mine mapping. In: *Proc IEEE/RSJ int conf robotics and automation (ICRA-04)*, S 1998–2003
- Rome E, Paletta L, Sahin E, Dorffner G, Hertzberg J, Breithaupt R, Fritz G, Irran J, Kintzler F, Lörken C, May S, Ugur E. (2008) The MACS project: an approach to affordance-inspired robot control. In: *Towards affordance-based robot control*. LNAI, Bd 4760. Springer, Berlin, S 173–210
- Schulenburg E, Elkmann N, Fritzsche M, Girstl A, Stiene S, Teutsch C (2007) LiSA: a robot assistant for life sciences. In: *Proc 30th annl german conf on AI (KI-2007)*. LNAI, Bd 4667. Springer, Berlin, pp 502–505
- Sprickerhof J, Nüchter A, Lingemann K, Hertzberg J (2009) An explicit loop closing technique for 6D SLAM. In: *Proc Eur conf mobile robots (ECMR-09)*, September
- Stiene S, Lingemann K, Nüchter A, Hertzberg J (2006) Contour-based object detection in range images. In: *Proc 3rd intl symp 3D data processing, visualization and transmission (3DPVT-06)*, June
- Surmann H, Lingemann K, Nüchter A, Hertzberg J (2001) A 3D laser range finder for autonomous mobile robots. In: *Proc 32nd intl symp robotics (ISR-01)*, April, S 153–158
- Surmann H, Nüchter A, Hertzberg J (2003) An autonomous mobile robot with a 3D laser range finder for 3D exploration and digitalization of indoor environments. *J Robot Auton Syst* 45(3):181–198
- Thrun S, Leonard JL (2009) Simultaneous localization and mapping. In: Siciliano B, Khatib O (Hrsg) *Springer handbook of robotics*, Kap 37. Springer, Berlin
- Wulf O, Nüchter A, Hertzberg J, Wagner B (2008) Benchmarking urban six-degree-of-freedom simultaneous localization and mapping. *J Field Robot* 25(3):148–163
- Robotic 3D scan repository (2009). <http://kos.informatik.uni-osnabrueck.de/3Dscans/>
- 6D simultaneous localization and mapping (2009). <http://slam6d.sourceforge.net/>