



Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg
Hamburg University of Applied Sciences

Ausarbeitung: Anwendung 2

Torben Becker

RatSLAM

Inhaltsverzeichnis

1	Einführung	2
1.1	Einleitung	2
1.2	RatSLAM	3
1.3	Gliederung	4
2	Related Work	5
2.1	RatSLAM: A Hippocampal Model for Simultaneous Localization and Mapping	5
2.1.1	Bewertung	6
2.2	Experiments in Outdoor Operation of RatSLAM	7
2.2.1	Bewertung	8
2.3	Mapping a Suburb With a Single Camera Using a Biologically Inspired SLAM System	9
2.3.1	Bewertung	10
2.4	Causal Update Filter	10
2.5	iRat - intelligent Rat Animat Technology	11
3	Ausblick	12

Zusammenfassung

Diese Ausarbeitung beschäftigt sich mit dem biologisch motivierten SLAM Algorithmus RatSLAM. Dabei werden bisherige Forschungsprojekte und Veröffentlichungen näher betrachtet. Darüber hinaus werden diese Arbeiten dahingehend bewertet, wie wertvoll die Erkenntnisse aus den Arbeiten für die verwendeten Fahrzeugplattformen sind.

1 Einführung

1.1 Einleitung

Derzeit existieren viele verschiedene SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) (Siciliano und Khatib (2008)) Systeme zur Bewältigung der großen Aufgabe der selbstständigen Erstellung einer Karte und Positionierung innerhalb dieser Karte. Es gibt Systeme mit (Extended) Kalman Filter oder Partikelfiltern, Graph-basierende Systeme oder Systeme mit Expectation-Maximization-Filter. Dabei nutzen viele der Systeme die unterschiedlichsten Sensorarten. Neben Laser Scannern, die eine hohe Reichweite und eine hohe Genauigkeit besitzen, werden oft auch visuelle Daten für SLAM Systeme herangezogen.

Ein SLAM System, das mit visuellen Daten arbeitet, ist RatSLAM. RatSLAM ist eines der ersten biologisch motivierten SLAM Systeme, das einen anderen Weg einschlägt als viele bisherige Systeme. Es speichert nicht unzählige Datenmengen ab und versucht innerhalb dieser Daten Beziehungen bzw. Gleichheiten herzustellen, sondern RatSLAM konstruiert Erfahrungen sowohl für die gesehenen Bilder als auch zur Positionsbestimmung. Sieht RatSLAM eine Szene erneut, werden die Bilder nicht erneut gespeichert, sondern die bereits gesammelten Erfahrungen werden bei der Positionsbestimmung berücksichtigt. Durch diese Arbeitsweise kann RatSLAM sehr ressourcenschonend arbeiten.

Es wird in dieser Ausarbeitung vor allem darauf eingegangen, welche Erfolge mit RatSLAM erzielt worden sind und inwieweit sich dieses SLAM System für einen produktiven Einsatz in bestimmten Szenarien in dem Forschungsprojekt FAUST (Fahrerassistenz- und Autonome Systeme) eignet. Dabei liegt ein besonderer Blick auf der Verarbeitungsgeschwindigkeit und dem Umgang mit dynamischen Objekten sowie dynamischen Umgebungen, die auch verschiedene Lichtverhältnisse einschließen.

1.2 RatSLAM

Der biologisch motivierte SLAM Algorithmus RatSLAM (Milford u. a. (2004b)) ist im Jahr 2004 von Milford, Wyeth und Prasser an der University of Queensland entwickelt worden. Dabei setzt RatSLAM auf einer bestimmten Art von neuronalen Netzen auf, dem sogenannten Continuous Attractor Network (Samsonovich und McNaughton (1997)). Dieser Ansatz ist durch die Erforschung von Neurowissenschaftlern mit Ratten ermöglicht worden, wodurch verschiedene Zellen, insgesamt sechs Stück, im Gehirn identifiziert worden sind, die für die Orientierung im Raum zuständig sind. Drei von diesen sechs Zelltypen sind zur Entwicklung von RatSLAM herangezogen worden, wobei nur ein Zelltyp, die Pose Cell, modelliert worden ist. Dabei sind die Pose Cells nicht komplett entwickelt worden, sondern nur deren besten und nützlichsten Eigenschaften. Die sogenannten Head Direction Cells, die für die Drehrichtung des Kopfes zuständig sind und eine Art Kompass darstellen, sind nicht gesondert modelliert worden, sondern mit in die Modellierung der Pose Cells gewandert.

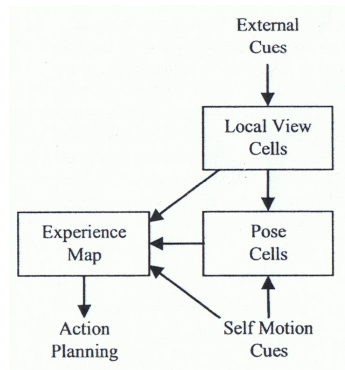


Abbildung 1: Prinzipieller Aufbau von RatSLAM

Die Erfahrungen, bestehend aus einem Pose Code und dem Local View Code, werden in der Experience Map gespeichert und erhalten als Kantengewichtung die Distanz und sind nach ihrem Auftreten organisiert. Diese Codes werden erzeugt, sobald sich einer der Codes verändert, indem sich die Szene verändert oder gänzlich unbekannt ist. Bei bekannten Szenen werden die alten Erfahrungen bzw. Codes verwendet. Diese Codes werden aus den Local View Cells sowie den Pose Cells generiert.

Die Local View Cells werden aktiviert, wenn eine zuvor gesehene Umgebung, die mit dieser Zelle verbunden ist, große Ähnlichkeiten mit der aktuellen Umgebung aufweist, wobei jede Local View Cell ein Template besitzt, das aus einem Scanline Intensity Profile erzeugt wird. Die Pose Cells stellen die drei Freiheitsgrade (DOF) eines Roboters dar, welche durch eine dreidimensionale Struktur des Continuous Attractor Network dargestellt werden. Diese sind untereinander verbunden, indem jede Fläche mit der gegenüberliegenden Fläche mittels „wraparound connections“ verbunden ist. Befindet sich das System in einer großen Umgebung und bewegt sich gleichzeitig, umlaufen die Aktivitäten die Pose Cells häufig, was in

feuernden Feldern (mehrere einzelne bzw. zusammenhängende Einheiten auf einer Fläche) resultiert.

1.3 Gliederung

Im nächsten Kapitel wird auf die bisherige Arbeit mit RatSLAM eingegangen. Dabei werden fünf Papers nach verwertbaren Punkt durchsucht und anschließend hinsichtlich der Verwendung für die Masterarbeit bewertet. Stellenweise werden die Papers auch miteinander verglichen und aufgetretene Konflikte diskutiert, die aber auch zum Teil nicht abschließend geklärt werden können. Im dritten Kapitel wird auf den Ausblick eingegangen, wobei die nächsten Schritte erklärt und weiterführende Aufgaben vorgestellt werden.

2 Related Work

2.1 RatSLAM: A Hippocampal Model for Simultaneous Localization and Mapping

M. Milford, G. Wyeth und D. Prasser sind Professoren an der University of Queensland in Australien. Das folgende Paper „RatSLAM: A Hippocampal Model for Simultaneous Localization and Mapping“ (Milford u. a. (2004b)) ist im Jahr 2004 auf der IEEE vorgestellt worden und die erste Veröffentlichung eines SLAM Algorithmus, das auf dem Orientierungssinn einer Ratte basiert, womit es auch der erste biologisch motivierte Algorithmus für das SLAM Problem ist.

Durch die Anwendung von Continuous Attractor Networks (CAN) (Samsonovich und McNaughton (1997)) werden die „Pose Cells“ modelliert, die gleichzeitig zwei Aufgaben bewältigen. Diese Aufgaben bestehen zum einen aus der reinen Pose Cell, allerdings ist auch die Idee einer „Head Direction Cell“ mit in dieses CAN eingeflossen, wodurch das CAN gleichzeitig eine Aussage über die Lokalisation und Ausrichtung im Raum wiedergeben kann. Bisherige Ansätze solcher kognitiven Fähigkeiten von Ratten sind immer mit mehreren Continuous Attractor Networks modelliert worden. Dabei haben diese Modellierungen eine Limitation, denn sie können nicht gleichzeitig mehrere Aussagen über die Orientierung darstellen und warten.

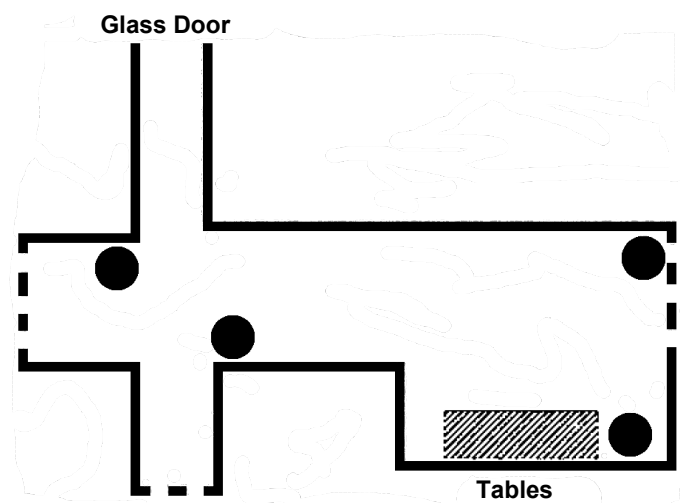


Abbildung 2: Skizze des zu kartografierenden Raumes

In diesem Paper wird der erste Test mit RatSLAM durchgeführt. In Abbildung 2 ist der Raum und dessen Aufbau zu sehen, in dem sich der Roboter, ein Pioneer2-DXE, bewegen soll. Dabei sind die gestrichelten Linien Blockaden, damit der Roboter nicht den Korridor verlassen kann und die Kreise stellen farbige Zylinder (Rot, Grün, Blau, Magenta) dar. Während der Testfahrten operiert der Roboter nach dem Prinzip „Wandverfolgung“, zusätz-

lich sind eine Hinderniserkennung sowie eine „homing on the cylinders“ Funktion implementiert. Der Test ist an einem normalen Tag durchgeführt worden und somit haben sich auch immer wieder Menschen durch den Korridor bewegt. Darüber hinaus besaß der Roboter keinerlei Informationen über die Umgebung und hat auch keine Lernphase erhalten. Die auf dem Roboter verbaute Hardware, bestehend aus einer 400MHz AMD K6-2, hat die Bildvorverarbeitung der Kamera übernommen sowie die Auswertung der Bewegungssensorik. Die Kamerabilder sowie die Sensorikdaten werden per WLAN an ein separates Notebook, das mit einem 1,1GHz Intel Pentium III arbeitet, geschickt, wo RatSLAM die empfangenen Daten verarbeitet. Dabei werden die Prozesse alle 200 Millisekunden aktualisiert.

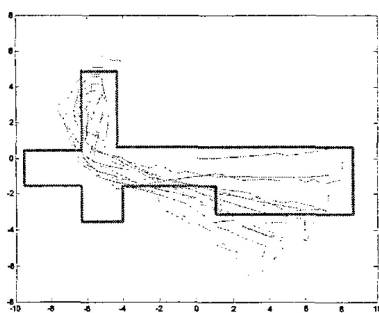


Abbildung 3: Unkorrigierte Odometrie

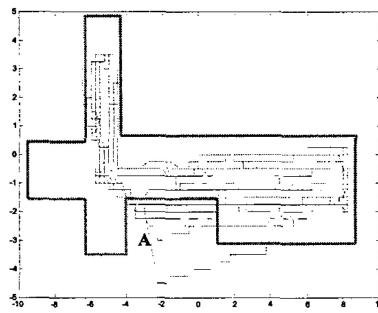


Abbildung 4: Mit einzigartigen Orientierungspunkten

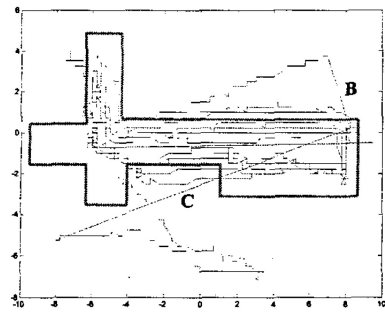


Abbildung 5: mit nicht einzigartigen Orientierungspunkten

Die Aufzeichnung der unkorrigierten Odometrie ist in Abbildung 3 zu sehen und auf den groben Umriss der Testumgebung gelegt. Die reinen Odometrie Daten passen nicht wirklich auf die Testumgebung. Hat RatSLAM die Odometrie Daten verarbeitet und sind einzigartige Orientierungspunkte (Zylinder in Rot, Grün, Blau, Magenta) verwendet worden, folglich Abbildung 4, sieht das Ergebnis sehr gut aus und passt durchaus sehr gut auf den Umriss der Testumgebung. Der Fehler bei Punkt A ist wahrscheinlich durch das Verdecken einer der Zylinder durch eine Person hervorgerufen worden. In Abbildung 5 ist das Ergebnis des Tests mit nicht einzigartigen Orientierungspunkten, d.h., dass zwei Zylinder die gleiche Farbe besitzen, aufgezeichnet. Bei diesem Test sieht die Übereinanderlegung von Testumgebung und Trajektorie gut aus. Die Fehler bei den Punkten B und C sind durch das Fahren des Roboters ohne visuelle Informationen und die Neulokalisation hervorgerufen worden.

2.1.1 Bewertung

Die positive Eigenschaft an diesem Paper ist, dass es nicht nur eine theoretische Arbeit darstellt, sondern auch im praktischen Umfeld gut funktioniert. Dabei kann es neben den typischen SLAM Problem auch weitere Probleme lösen, wie z.B. Störungen durch dynamische Objekte wie Menschen, die den Korridor passiert haben. Es traten nur geringe Fehler

in der Trajektorie auf, die zum Teil durch Fehlverhalten der Sensorik hervor gerufen worden sind, aber nicht durch Probleme mit dem Algorithmus.

Allerdings existieren auch ein paar negative Aspekte. Den größten Negativpunkt stellen die Aufteilung der Verarbeitung dar und die sehr langsame Geschwindigkeit, mit der der Algorithmus arbeitet. Dabei wird auch in diesem Paper erklärt, dass die Aspekte der Geschwindigkeit bei sehr großen CANs noch nicht analysiert worden sind und somit keine Aussage über deren Aktualitätsrate gemacht werden kann. Einen weiteren Negativpunkt stellt die Kamera des Roboters dar, denn sie besitzt nur einen Blickwinkel von 50 Grad. Die Kameras der CaroloCup-Fahrzeuge (Carolo-Cup) besitzen mit 185 Grad einen dreimal so großen Radius und es wird auch nicht darauf eingegangen, wie und ob sich das Verhalten von RatSLAM mit steigendem Blickwinkel verändert.

2.2 Experiments in Outdoor Operation of RatSLAM

Das zweite Paper stammt ebenfalls von M. Milford, G. Wyeth und D. Prasser. In „Experiments in Outdoor Operation of RatSLAM“ (Milford u. a. (2004a)) wird die Entwicklung beschrieben, um RatSLAM für den Einsatz außerhalb eines Gebäudes, also im freien Gelände, tauglich zu machen. Dabei geht es in erster Linie weniger darum, den Kern von RatSLAM (Pose Cell CAN) zu verändern, sondern viel mehr darum, welche Änderungen an dem visuellen System vorgenommen werden müssen, um mit einer Kamera mit einem Blickwinkel von 320 Grad zu arbeiten.

Das visuelle System besteht aus vier Schritten: Konvertierung des Bildes in ein Panorama, Normalisierung der Intensität, Konstruktion eines Grauwert-Histogramms und einem Übereinstimmungsalgorithmus. Dabei ist der Histogramm Übereinstimmungsalgorithmus sehr ähnlich zu dem bisher verwendeten.

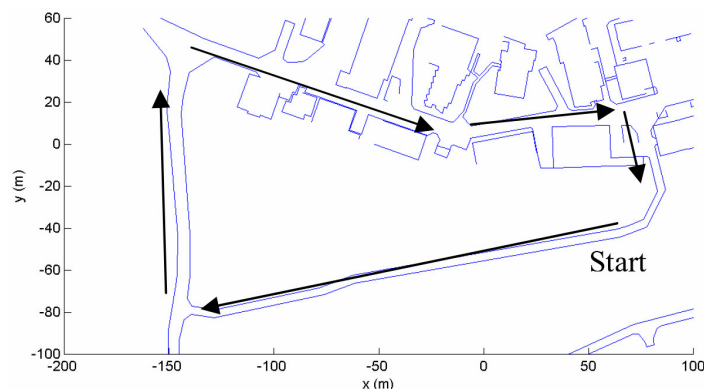


Abbildung 6: Skizze der zu kartografierenden Umgebung

Für die durchgeführten Tests ist ein umgebauter Rasenmähtrecker von CSIRO (Usher u. a. (2003)) verwendet worden, der neben einer omnidirektionalen Kamera und Odometriesensoren auch einen Laser Scanner sowie einen Kompass besitzt, die aber für RatSLAM nicht

benötigt werden. Dabei sind die Kamerabilder mit einem fps (frame per second) und die Sensordaten mit 15 fps aufgenommen worden. In der ersten Testfahrt sind zwei Runden in Uhrzeigerrichtung gefahren worden und in der zweiten Testfahrt einmal in Uhrzeigerrichtung und einmal entgegengesetzt. Währenddessen traten diverse Lichtwechsel, verursacht durch Wolken, auf und Personen liefen durch das Bild. Die Strecke, die gefahren worden ist, ist in Abbildung 6 dargestellt.

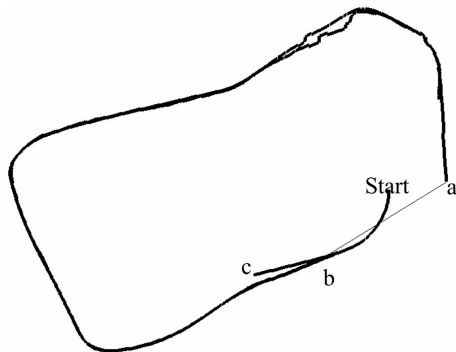


Abbildung 7: Ergebnis mit zwei Vorwärtsfahrten



Abbildung 8: Ergebnis mit drei Vorwärtsfahrten und einer Rückwärtsfahrt

In Abbildung 7 ist die Testfahrt mit zwei Runden in Uhrzeigerrichtung dargestellt. Dabei liegen die beiden gefahrenen Runden gut aufeinander. RatSLAM ist in der Lage zu erkennen, wenn eine Runde gefahren worden ist und korrigiert seine Position entsprechend. Dies kann an den Punkten a und b gesehen werden, nachdem die erste Runde vollendet worden ist. Bei Punkt c ist eine fehlerhafte Relokalisation aufgrund von schlechten Lichtverhältnissen vorgenommen worden, die lang genug dauerte, sodass RatSLAM dies als neue Trajektorie erkannt hat. Allerdings sieht man auch, dass RatSLAM sich nach kurzer Zeit erneut relokalisiert und die Trajektorie korrekt weiter führt. Solche Fehler könnten vermieden werden, indem eine detaillierte Beschreibung der Bilder verwendet wird anstelle von Grauwert Histogrammen.

Nach 45 Minuten ist die zweite Testfahrt, dargestellt in Abbildung 8, basierend auf den bereits gelernten Daten durchgeführt worden. Dabei herrschten deutlich andere Lichtverhältnisse, wodurch massive Fehler aufgetreten sind (Punkt d zu e und b zu c). RatSlam kann dabei auch teilweise die Strecke rückwärts nachvollziehen, wie man zwischen Punkt a und d erkennen kann, allerdings hinter Punkt d verliert RatSLAM die Orientierung aufgrund schlechter bzw. anderer Lichtverhältnisse. Auch die erneute Runde im Uhrzeigersinn findet keine richtige Übereinstimmung, zu sehen zwischen Punkt b und c, aufgrund von anderen und schlechteren Lichtverhältnissen.

2.2.1 Bewertung

Dass RatSLAM keine Probleme mit einem großen Blickwinkel hat, ist gut für die Portierung auf die CaroloCup-Fahrzeuge, denn auf diesen Fahrzeugen werden Kameras mit einem

Blickwinkel von 185 Grad verwendet. Weiterhin ist durch die Steigerung des Blickwinkels auch die Wiedererkennung von bekannten Stellen verbessert worden und dynamische Objekte verursachen auch nicht mehr Probleme als im vorherigen Paper (Kapitel 2.1).

Weniger erfreulich ist die Tatsache, dass auch dieser Test auf keinem Embedded System während der Testfahrt durchgeführt worden ist, sondern später auf einem nicht näher spezifizierten Notebook. Darüber hinaus wird ebenfalls darauf hingewiesen, dass RatSLAM in dem Test keine Echtzeitfähigkeit besitzt, aber wohl nachgerüstet werden könnte.

2.3 Mapping a Suburb With a Single Camera Using a Biologically Inspired SLAM System

Im Jahr 2008 haben M. Milford und G. Wyeth das dritte Paper über RatSLAM mit dem Titel „Mapping a Suburb With a Single Camera Using a Biologically Inspired SLAM System“ (J.Milford und Wyeth (2008)) veröffentlicht. Dieses Paper handelt davon, dass erstmals mittels eines SLAM Systems eine 66 Kilometer lange Strecke mit mehr als 51 Schleifen mit bis zu einer Länge von fünf Kilometern kartografiert worden ist. Dabei stand dem SLAM System als einziger Sensor eine normale Webcam eines Apple Macbooks zur Verfügung.

Da RatSLAM jedoch Odometriedaten benötigt, ist ein visuelles Odometrie System (Campbell u. a. (2005)) implementiert worden, was neben einer Distanz auch die Rotation bestimmen kann, indem eine bestimmte Anzahl an Bildern gespeichert werden und durch Kenntnis der Kameraausrichtung die Verschiebung von bestimmten Merkmalen im Bild messtechnisch bestimmt werden kann. Das Bild wird ebenfalls in einen Boden und einen Himmel unterteilt. Der Boden dient dabei der Bestimmung der Wegstrecke, der Himmel ist zur Bestimmung der Rotation vonnöten.



Abbildung 9: Teststrecke

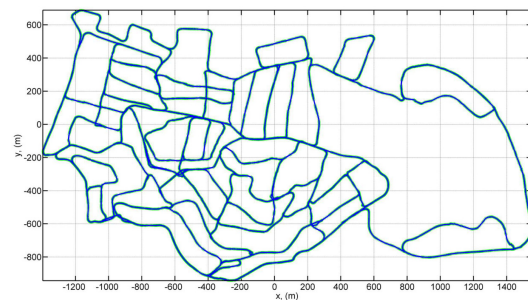


Abbildung 10: Ergebnis der Kartografie

Während der Testfahrt sind Kamerabilder mit einer Geschwindigkeit von 15 Hertz aufgenommen worden. In Abbildung 9 ist die Teststrecke mit dicken schwarzen Linien eingezeichnet und zeigt einen Vorort in St Lucia (Brisbane, Australien). Die aufgenommenen Bilder sind während dieses Tests nicht online auf dem Notebook verarbeitet worden, sondern später auf einem separaten Computer, bei dem der Algorithmus mit 10 Hertz auf einem 2,4GHz Dual Core Pentium Prozessor verarbeitet worden ist. Es ist aber nur ein Core des

Computers zur Berechnung verwendet worden. Dabei sind in der Erfahrungskarte („experience map“ Abbildung 10) rund 12 881 individuelle Erfahrungen und 14 485 Transitionen zwischen den Erfahrungen entstanden.

Die Zeit zur Verarbeitung des visuellen Systems beträgt 28ms, für die Pose Cell Iteration 6ms und für die Korrektur der Erfahrungskarte 51ms.

2.3.1 Bewertung

Dieses Paper eröffnet gerade für die Plattform CampusBot, die auf der Plattform VolksBot XT (VolksBot) des Fraunhofer Institut IAIS aufbaut, eine große Chance durch das visuelle Odometrie System, denn aufgrund des Panzerantriebes, bei dem jede Seite der Plattform mit drei Rädern jeweils von einem Motor angetrieben wird, ist eine genaue Wegstreckenmessung nicht möglich. Darüber hinaus kann auch kein Lenkwinkel gemessen werden, da dieser nicht existent ist, weil jeweils nur die verschiedenen Leistungswerte an die Motoren gegeben werden. Darüber hinaus ist ebenfalls positiv zu bewerten, dass der Algorithmus RatSLAM durchaus mit einer sehr großen und unbekanntenen Umgebung umgehen kann. Zwar wird in den Szenarien mit den Plattformen CampusBot oder CaroloCup nie eine so große Strecke kartografiert werden, viele Schleifen wird es aber dennoch geben, die korrekt erkannt werden müssen.

Die Verarbeitungszeit von 85 Millisekunden ist extrem hoch. Diese Zeit ist natürlich auch den enormen Ausmaßen geschuldet und wird folglich deutlich geringer ausfallen. Inwieweit diese Zeiten sich auf das Fahrzeugverhalten der CaroloCup Plattform auswirkt, muss noch experimentell nachgewiesen werden. Dagegen wird dies weniger kritisch auf dem CampusBot sein, da diese Fahrzeugplattform nur sehr geringe Geschwindigkeiten besitzt.

2.4 Causal Update Filter

Die Professoren N. Sünderhauf, P. Neubert und P. Protzel, ansässig an der Technischen Universität Chemnitz, haben im Jahr 2010 das Paper „The Causal Update Filter - A Novel Biologically Inspired Filter Paradigm for Appearance-Based SLAM“ (Suenderhauf u. a. (2010)) veröffentlicht.

Der sogenannte Causal Update Filter ersetzt das Pose Cell Netzwerk, bestehend aus einem CAN und ist eine Mischung aus dem Additive und dem Bayes'schen multiplikativen Update. Dabei erspart der Causal Update Filter das Remapping zu einem endlichen oder diskreten Raum, da dieser Filter direkt und sehr effizient im beteiligten Zustandsraum rechnen kann. Dagegen bildet das Pose Cell Netzwerk seinen unendlichen, kontinuierlichen Zustandsraum in einer endlichen, aber ungebundenen diskreten Struktur ab. Darüber hinaus benötigt RatSLAM auch einen Algorithmus, der mit dem experience mapping algorithm gegeben ist, der die Informationen aus dieser Struktur zurück in den vorherigen Zustandsraum abbildet.

In einem Test mit den gleichen Testdaten wie aus dem beschriebenen Test aus Kapitel 2.3 ist nachgewiesen worden, dass der Causal Update Filter sehr effizient arbeitet. Während

RatSLAM für die Berechnung ca. 600 Millisekunden benötigt, kann der Causal Update Filter dies in ca. 0,1 Millisekunden berechnen. Dabei schreiben die Autoren, dass der Causal Update Filter weder zusätzliche Kosten verursachen noch Nachteile besitzen würde und einfach das Pose Cell Netzwerk ersetzen kann.

Insgesamt ist das Paper sehr positiv für den Causal Update Filter ausformuliert worden. Vor allem bei dem Vergleich des Causal Update Filters mit dem Pose Cell Netzwerk von RatSLAM wird weder erwähnt auf was für einer Plattform noch mit was für einer Update Geschwindigkeit es lief. Auch sprechen die Autoren von einer eigenen Implementation des Pose Cell Netzwerks, wobei die Tatsache stutzig macht, dass die Berechnung mit denselben Testdaten im Ursprungspaper rund 85 Millisekunden (Kap. 2.3) für sämtliche Daten gedauert hat.

2.5 iRat - intelligent Rat Animat Technology

Das Projekt iRat der University of Queensland (Ball und Heath) in Australien, das im Jahr 2011 gestartet worden ist, besteht aus einem Roboter, auf dem Wissenschaftler das Verhalten von Ratten implementieren, erforschen und verstehen möchten. Ein Bestandteil davon ist die Orientierung von Ratten im Raum und damit auch der Einsatz von RatSLAM. Dazu ist RatSLAM so optimiert worden, dass es auch mit einer schwächeren Hardware echtzeitfähig ist und in einem abgegrenzten Areal die Umgebung erfassen und sich innerhalb dieser Umgebung orientieren kann. Dabei war das Areal ein Raum, der immer gut ausgeleuchtet ist und die Strecke ist mit weißen Wänden vorgegeben gewesen. Dies vereinfacht die Kartografie enorm, da keine unterschiedlichen Lichtverhältnisse erfasst werden müssen oder viele dynamische Objekte den Weg von iRat kreuzten.

Negativ dabei fällt auf, dass keinerlei Veröffentlichungen im Zusammenhang mit iRat und RatSLAM existieren, in denen dokumentiert wird, wie sich RatSLAM wirklich auf dem Roboter verhält oder welche Hardware auf dem Roboter verbaut ist. Darüber hinaus ist auch die Projektseite abgeschaltet worden und es können keine Informationen mehr über das Projekt eingeholt werden. Es existiert lediglich noch das Projekt Repository bei Google Code unter dem Namen OpenRatSLAM.

Es gab auf der Projektseite auch eine Möglichkeit zu sehen, wie sich der Roboter in der Umgebung verhalten hat und dabei ist auch aufgefallen, dass iRat ein sehr langsamer Roboter ist, wodurch darauf geschlossen werden kann, dass auch die Verarbeitungszeit wahrscheinlich recht hoch sein wird.

Schlussendlich kann festgestellt werden, dass das Projekt ein interessanter Ansatz gewesen ist, RatSLAM auf einem Embedded System zu integrieren. Allerdings besteht keinerlei Dokumentation darüber, wie sich RatSLAM auf diesem Roboter verhält. Damit können auch keinerlei Aussagen darüber getroffen werden, wie sich das System auf einer der Fahrzeugplattformen verhält, die sich im Rahmen von FAUST in der Entwicklung befinden.

3 Ausblick

Es ist beeindruckend, wie viel praktische Arbeit schon mit RatSLAM durchgeführt worden ist und welche beeindruckenden Ergebnisse dieses SLAM System hervor bringt. Dabei benötigt RatSLAM weder enormen Datenmengen wie andere SLAM Systeme noch können die Datenmengen schlagartig explodieren, wenn sich der Roboter in einer freien Umgebung befindet. Darüber hinaus kann RatSLAM sehr große Umgebungen sehr genau kartografieren und schafft es in annehmbarer Zeit Schleifen zu erkennen und diese zu schließen - auch bei enormen Wegstrecken.

Die nächsten Schritte bestehen darin, das visuelle Odometrie System, das auch von den Entwicklern von RatSLAM verwendet wird, in die Software Architektur von FAUST zu implementieren und integrieren. Mit diesem visuellen Odometrie System werden dann ausführliche Tests sowohl innerhalb eines Gebäudes als auch in der freien Umgebung durchgeführt, um die Tauglichkeit in verschiedenen Umgebungen zu erproben und auch die Integrität des Systems bei dem Wechsel zwischen zwei Umgebungen, z.B. die Fahrt von einem Gebäude zu einem anderen Gebäude, festzustellen.

Danach steht die Implementierung von RatSLAM selbst an und dessen Erprobung in verschiedenen Umgebungen. Dabei ist ein wichtiger Punkt, neben einer korrekt erstellten Trajektorie, auch die Laufzeit auf den verschiedenen Fahrzeugplattformen mit den unterschiedlich hohen Geschwindigkeiten festzustellen und zu bewerten. Während der CampusBot langsam durch die Umgebung fährt und eine höhere Laufzeit von RatSLAM nicht weiter tragisch wäre, sieht dies auf der CaroloCup Plattform anders aus. Höhere Geschwindigkeiten und kleinere Strecken. Dort ist eine schnelle Abarbeitung von RatSLAM nötig, damit das Fahrzeug schnell reagieren kann.

Eine weiterführende Aufgabe wäre die Entwicklung eines Fail-Save Modus, um das Fahrzeug in einen sicheren Zustand zu bewegen ohne Personen, Gegenstände oder das Fahrzeug selbst zu gefährden. Dies könnte ein kompletter Stopp des Antriebes sein, wenn sich das Fahrzeug in keinem komplizierten Zustand befindet, d.h., dass der CampusBot gerade eine Treppe erklimmt und sich in einer Pose befindet, in der er sich selbst gefährden könnte durch Wegrutschen des Fahrzeuges.

Darüber hinaus müsste auch das visuelle Odometrie System so angepasst werden, dass Fehlinformationen nur in einem geringen Maß auftreten, z.B. durch individuelles Anpassen der Belichtungszeit oder bewusstes Unterdrücken von Bildern, wenn diese nicht gewissen Ansprüchen entsprechen.

Literatur

- [Ball und Heath] BALL, David ; HEATH, Scott: *Projektseite von OpenRatSLAM im Zusammenhang mit iRat.* – URL <http://code.google.com/p/ratslam/>
- [Campbell u. a. 2005] CAMPBELL, J. ; SUKTHANKAR, R. ; NOURBAKHSI, I. ; PAHWA, A.: *A Robust Visual Odometry and Precipice Detection System Using Consumer-grade Monocular Vision / Carnegie Mellon University, Intel Research Pittsburgh, NASA Ames Research Center.* 2005. – Forschungsbericht
- [Carolo-Cup] CAROLO-CUP: *Website.* – URL <http://www.carolo-cup.de/>
- [J.Milford und Wyeth 2008] J.MILFORD, M. ; WYETH, G. F.: *Mapping a Suburb With a Single Camera Using a Biologically Inspired SLAM System / University of Queensland.* 2008. – Forschungsbericht
- [Milford u. a. 2004a] MILFORD, M. J. ; WYETH, G. F. ; PRASSER, D.: *Experiments in Outdoor Operation of RatSLAM / University of Queensland.* 2004. – Forschungsbericht
- [Milford u. a. 2004b] MILFORD, M. J. ; WYETH, G. F. ; PRASSER, D.: *RatSLAM: A Hippocampal Model for Simultaneous Localization / University of Queensland.* 2004. – Forschungsbericht
- [Samsonovich und McNaughton 1997] SAMSONOVICH, A. ; MCNAUGHTON, B. L.: *Path integration and cognitive mapping in a continuous attractor neural network model.* Bd. 17. S. 5900 – 5920, *Journal of Neuroscience*, 1997
- [Siciliano und Khatib 2008] SICILIANO, Bruno ; KHATIB, Oussama: *Springer Handbook of Robotics.* Springer, 2008
- [Suenderhauf u. a. 2010] SUENDERHAUF, N. ; NEUBERT, P. ; PROTZEL, P.: *The Causal Update Filter - A Novel Biologically Inspired Filter Paradigm for Appearance Based SLAM.* / Technische Universität Chemnitz. 2010. – Forschungsbericht
- [Usher u. a. 2003] USHER, Kane ; CORKE, Peter ; RIDLEY, Peter: *Visual servoing of a car-like vehicle – an application of omnidirectional vision / Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation (IEEE).* 2003. – Forschungsbericht
- [VolksBot] VOLKSBOT: *entwickelt vom Fraunhofer Institut IAIS.* – URL <http://www.volksbot.de/>

Abbildungsverzeichnis

1	Prinzipieller Aufbau von RatSLAM	3
2	Skizze des zu kartografierenden Raumes	5
3	Unkorrigierte Odometrie	6
4	Mit einzigartigen Orientierungspunkten	6
5	mit nicht einzigartigen Orientierungspunkten	6
6	Skizze der zu kartografierenden Umgebung	7
7	Ergebnis mit zwei Vorwärtsfahrten	8
8	Ergebnis mit drei Vorwärtsfahrten und einer Rückwärtsfahrt	8
9	Teststrecke	9
10	Ergebnis der Kartografie	9