

# **FEATURE-BASED ROBOT NAVIGATION IN KNOWN AND UNKNOWN ENVIRONMENTS**

THÈSE N° 2765 (2003)

PRÉSENTÉE À LA FACULTÉ SCIENCES ET TECHNIQUES DE L'INGÉNIEUR

SECTION DE MICROTECHNIQUE

ÉCOLE POLYTECHNIQUE FÉDÉRALE DE LAUSANNE

POUR L'OBTENTION DU GRADE DE DOCTEUR ÈS SCIENCES

PAR

**Kai Oliver ARRAS**

Dipl. El.-Ing. ETH  
et de nationalité allemande

acceptée sur proposition du jury:

Prof. R. Siegwart, directeur de thèse  
Prof. W. Burgard, rapporteur  
Prof. H. Christensen, rapporteur  
Prof. J. Crowley, rapporteur  
Prof. D. Floreano, rapporteur  
Prof. J. Leonard, rapporteur

Lausanne, EPFL  
2003

# Abstract

This thesis is about feature-based mobile robot navigation in known and unknown environments. The work covers a wide range of problems, from system integration aspects up to the successful deployment of autonomous robots in application-like events.

For the sensors of the robot error models with a sound physical basis are derived and used for the probabilistic extraction of lines, segments, retro-reflecting beacons and vertical edges. A line extraction algorithm with a sliding window technique and a model fidelity criterion for segmentation is presented. In order to avoid oversegmentation and for the sake of accuracy, significantly collinear lines get fused in a final step using a nearest-neighbor like clustering algorithm. Results from different laser scanners demonstrate a precise and consistent segment-based description of the scene. This description is augmented by the semantical information from the features. The result is a weighted string of symbols encoding the topology and main characteristics of scene in a concise way.

As one of the basic skills of a mobile robot, the localization problem receives particular attention. Multisensor pose tracking with an extended Kalman filter (EKF) is taken as a base line in order to study precision, robustness and limitations of this approach. Aspects deriving from on-the-fly navigation are fully addressed: the need to compensate distortion of sensory raw data and to temporally maintain relations of observations (across sensors and time), estimation results and the current time. Despite very good result for precision, the experiments expose the limitations of EKF pose tracking which were found to be low feature discriminance and errors in data association.

Both issues are addressed in the following chapter on global localization. The maxim of sound error models is carried on by the explicit treatment of measurement origin uncertainty as an additional source of error. An interpretation tree approach with discrete non-Bayesian feature-to-feature association renders localization global with the ability to localize a robot without a priori knowledge. A new feature type – multi-segment lines (MS-lines) – is introduced. MS-lines exploit the high degree of collinearity of indoor environments and overcome problems with low feature discriminance.

The static consideration of robot localization as a matching problem is pushed further by a pose tracking algorithm which performs track splitting under geometric constraints when ambiguous matching situations occur during motion. With the assumption that environments have no symmetries locally (whereas globally they might have), a framework for global EKF localization and pose tracking is proposed. The framework decides over track formation, track maintenance, track scoring and track rejection as a function of the robot

being lost, localized, not localized globally and not localized locally. Experiments show that it enables a robot to recover from kidnapping, collisions and extensive odometry errors at relatively low computational costs.

The outcome of the previous chapters is employed at the Expo.02 exhibition – the biggest installation of autonomous, freely navigating robots so far. Ten mobile robots were interacting with 686'405 visitors during a five month period. Starting from a three-layered architecture as navigation framework, all components which make a robot navigate are integrated and adapted. The results at the pioneering event Expo.02 demonstrate that the deployment of autonomous, freely navigating robots in mass exhibitions is feasible.

Finally, in chapter 7 the important restriction of maps that are a priori known is released. With the stochastic map approach we address the representation problem of more complex features with a physical extension which can lead to inconsistent and too big maps. Relative features for simultaneous localization and map building (SLAM) are introduced allowing a redefinition of MS-lines. Further, as a consequence of feature representation problems encountered earlier, this chapter makes use of the SPmodel which is a novel representation scheme for uncertain geometric entities. Experiments with MS-lines show clearly that with the concept of relative features more consistent and smaller maps can be achieved. It is argued that map consistency of this type is particularly needed when the map is employed for constraint-based localization.

The overall distance which the robots travelled in this work with feature-based EKF localization in unmodified environments exceeds 3,400 km. This number has been accumulated with different robots, sensors, features and environments. 3,400 km is once across Europe.

# Kurzzusammenfassung

Diese Doktorarbeit beschäftigt sich mit merkmals-basierte Mobilroboternavigation in bekannter und unbekannter Umgebung. Angefangen bei Aspekten der Systemintegration überspannt diese Arbeit einen breites Feld der Roboternavigation bis hin zur erfolgreichen Anwendung autonomer Roboter in mehreren applikationsnahen Einsätzen.

Für die Sensoren des Roboters werden physikalisch gut abgestützte Fehlermodelle hergeleitet welche anschliessend bei der probabilistischen Extraktion von Linien, Segmenten, Retro-reflektoren und vertikalen Linien zur Anwendung kommen. Es wird ein Extraktionsalgorithmus für Linien präsentiert, der eine Gleitfenstertechnik und ein Modeltreuekriterium zur Segmentierung benutzt. Um eine Uebersegmentierung zu vermeiden und im Interesse der Genauigkeit, werden signifikant kollineare Linien in einem abschliessenden Schritt unter Gebrauch eines Clustering-Algorithmus nach dem Prinzip nächstliegender Nachbarn verschmolzen. Resultate mit verschiedenen Laserscannern bezeugen eine präzise und konsistente segmentbasierte Szenenbeschreibung. Diese wird darauffolgend mit der semantischen Information der Merkmale erweitert, was zu einer Symbolkette aus gewichteten Symbolen führt, welche sowohl die Topologie als auch die Hauptcharakteristik der Szene kompakt und auf hohem Abstraktionsniveau widerspiegelt.

Als eine grundlegende Fähigkeit eines mobilen Roboters kommt dem Lokalisierungsproblem besondere Beachtung zugute. Positionsverfolgen mit mehreren Sensoren und einem erweiterten Kalman filter (EKF) wird als Ausgangspunkt, von dem aus Präzision, Robustheit und Grenzen des Verfahrens untersucht werden, genommen. Aspekte welche aus der in Echtzeit fortlaufenden Lokalisierung während dem Bewegen (on-the-fly navigation) resultieren werden explizit angegangen: die Notwendigkeit Rohdatenverformungen zu kompensieren und zeitliche Beziehungen zwischen Beobachtungen (über die Sensoren und über die Zeit), Schätzergebnisse und Jetztzeit zu verwalten. Die Experimente legen trotz sehr guter Resultate für die Präzision die Begrenzungen von EKF-basiertem Positionsverfolgen offen. Es sind dies Probleme mit niedriger Merkmalsdiskriminanz und Fehler in der Datenassoziiierung.

Beiden Punkten widmet sich das folgende Kapitel über globale Lokalisierung. Die Maxime von physikalisch gut basierten Fehlermodellen wird durch die Berücksichtigung von Mess-Ursprungsunsicherheit als eine zusätzliche Fehlerquelle weitergeführt. Einen Interpretationsbaum-Ansatz mit nicht-Bayes'scher Merkmal-zu-Merkmal-Datenassoziiierung ermöglicht das Lokalisieren des Roboters ohne jegliches Vorwissen womit der merkmals-basierter Lokalisierungsansatz zu einer globalen Methode wird. Eine neuer Merkmalstyp – Multi-Segment Linien (MS-Linien) – wird eingeführt. MS-Linien weisen eine klar verbes-

serte Merkmalsdiskriminanz auf und nutzen den hohen Grad der Kollinearität, welcher typischerweise in von Menschen erstellten Umgebungen anzutreffen ist.

Die statische Betrachtungsweise des Lokalisierens als Korrespondenzproblem wird durch einen Algorithmus zur Positionsverfolgung überwunden, welcher Hypothesenaufspaltung unter geometrischen Zwangsbedingungen macht wenn während des Fahrens mehrdeutige Assoziationssituationen entstehen. Mit der Annahme, dass Umgebungen lokal keine Symmetrien aufweisen (wobei sie global vorkommen können), wird ein Rahmen für globale Lokalisierung und Positionsverfolgung vorgeschlagen. Das System entscheidet über Hypothesen-Generierung, Hypothesen-Beibehaltung, Hypothesen-Bewertung und Hypothesen-Falsifikationen je nach dem ob der Roboter verloren, lokalisiert, global nicht lokalisiert oder lokal nicht lokalisiert ist. Experimente zeigen dass der Roboter damit in der Lage ist, mit relativ geringem Rechenaufwand sich von kidnapping, Kollisionen und erheblichen Odometriefehlern retten zu können.

Die vorhergehenden Teile der Arbeit kommen in der Expo.02 Ausstellung zum Einsatz – der bisher grössten Installation von autonomen, frei navigierenden Robotern weltweit, in der zehn mobile Roboter während fünfmonatiger Dauer mit 686'405 Besuchern interagiert haben. Ausgehend von einer dreischichtigen Architektur als Navigationsrahmen werden alle Komponenten, die einen Mobilroboter zum Navigieren bringen, integriert und angepasst. Die Ergebnisse der Expo.02-Ausstellung zeigen erstmals, dass autonome, frei navigierende Roboter in Massenausstellungen technisch machbar sind.

Schliesslich kann im Teil über Simultanes Lokalisieren und Kartographieren (SLAM) die wichtige Restriktion von a priori bekannter Umgebung fallengelassen werden. Dem Repräsentationsproblem komplexerer Merkmale mit physikalischer Ausdehnung welches zu inkonsistenten und zu grossen Karten führen kann, wird Beachtung geschenkt. Es werden relative Merkmale im SLAM-Kontext, welche eine Neudefinition von MS-Linien erlauben, eingeführt. Ferner, aufgrund vorherig angetroffener Merkmals-Repräsentationsproblemen, macht dieses Kapitel Gebrauch vom SPmodel, einem neuen Formalismus zur Repräsentation unsicherer geometrischer Entitäten. Experimente mit MS-Linien zeigen klar, dass mit dem Konzept relativer Merkmale konsistentere und kleinere Karten resultieren. Es wird erkannt, dass Kartenkonsistenz in diesem Sinne besonders wichtig wird wenn die Karte für Lokalisierung unter Zwangsbedingungen eingesetzt werden soll.

Die Gesamtdistanz, welche die Roboter mit merkmalsbasierter EKF Lokalisierung in unmodifizierter Umgebung in dieser Arbeit zurückgelegt haben, übersteigt 3'400 km. Diese Zahl wurde mit verschiedenen Robotern, Sensoren, Merkmalen und Umgebungen akkumuliert. 3'400 km sind einmal quer durch Europa.

# Table of Contents

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>Sensor Modeling</b>	<b>5</b>
2.1	Introduction	5
2.2	Laser Range Finder	6
2.2.1	Acuity AccuRange 4000 LIR	6
2.2.1.1	Distance Calibration	7
2.2.1.2	Angle Calibration	7
2.2.1.3	Range and Angle Variance	8
2.2.1.4	On-the-fly Scan Compensation	10
2.2.1.5	Timestamp Calibration	11
2.2.1.6	Experiments	11
2.2.2	Sick LMS 200	13
2.3	Odometry	13
2.4	Camera	16
2.5	Summary	17
<b>3</b>	<b>Feature Extraction and Scene Description</b>	<b>19</b>
3.1	Introduction	19
3.2	Line Segments	20
3.2.1	Estimating a line and its covariance matrix using polar coordinates	21
3.2.2	Segmentation	23
3.2.3	Feature Discriminance and Fusion	24
3.2.4	Experiments	27
3.2.5	Discussion	31
3.3	Retro-Reflecting Beacons	32
3.4	Vertical Edges	33
3.5	Scene Description	34

<b>4</b>	<b>Local EKF Localization</b>	<b>41</b>
4.1	Introduction	41
4.2	Sensor Modeling and Feature Extraction	43
4.3	Global Map	44
4.4	Multi-Sensor On-The-Fly Localization	45
4.4.1	The Localization Cycle	45
4.4.1.1	State Prediction	45
4.4.1.2	Observation	46
4.4.1.3	Measurement Prediction	46
4.4.1.4	Matching	46
4.4.1.5	Estimation	47
4.4.2	Matching	47
4.4.3	Time Stamps	48
4.4.4	Sensor Data Registration	49
4.5	Experiments	49
4.5.1	Stop-And-Go Under Controlled Conditions	50
4.5.1.1	Results	52
4.5.1.2	Discussion	53
4.5.2	On-The-Fly Under Controlled Conditions	54
4.5.2.1	Results	55
4.5.2.2	Discussion	55
4.5.3	On-The-Fly Under Uncontrolled Conditions	58
4.5.3.1	Results	59
4.5.3.2	Discussion	60
4.6	Conclusions	61
<b>5</b>	<b>Global EKF Localization</b>	<b>63</b>
5.1	Introduction	63
5.1.1	Problem Statement	64
5.2	Multi-Segment Lines	66
5.3	Geometric Constraints	69

5.3.1	Location Independent Constraints . . . . .	70
5.3.1.1	Unary Constraints . . . . .	70
5.3.1.2	Binary Constraints . . . . .	72
5.3.2	Location Dependent Constraints . . . . .	77
5.3.2.1	Rigidity Constraint . . . . .	77
5.3.2.2	Visibility Constraints . . . . .	77
5.3.2.3	Extension Constraints . . . . .	79
5.4	Hypothesis Generation . . . . .	81
5.4.1	The Search Algorithm . . . . .	83
5.4.2	Estimating the Robot Location . . . . .	85
5.5	Hypothesis Tracking . . . . .	86
5.5.1	Duplicate Hypotheses . . . . .	88
5.5.2	Hypothesis Scoring . . . . .	91
5.6	A Framework for Global EKF Localization . . . . .	91
5.7	Experiments . . . . .	93
5.7.1	Simulation Experiments . . . . .	93
5.7.1.1	Results . . . . .	96
5.7.2	Experiments with the Robot . . . . .	97
5.7.2.1	Results . . . . .	97
5.8	Related Work . . . . .	100
5.9	Conclusions . . . . .	102
<b>6</b>	<b>From Localization to Navigation . . . . .</b>	<b>105</b>
6.1	Introduction . . . . .	105
6.2	Problem Statement . . . . .	106
6.3	The Navigation Framework . . . . .	107
6.3.1	Environment Model . . . . .	107
6.3.2	Global Path Planning . . . . .	108
6.3.3	Command Queue . . . . .	109
6.3.4	Local Path Planning and Obstacle Avoidance . . . . .	109
6.3.5	Multi-Robot Planning . . . . .	111

6.3.5.1	The Robot-Sees-Robot Problem.....	111
6.3.6	Localization.....	112
6.4	The Robot.....	114
6.5	Operation Experience and Discussion.....	115
6.6	Conclusions.....	118
<b>7</b>	<b>SLAM with Relative Features.....</b>	<b>121</b>
7.1	Introduction.....	121
7.2	Feature Representation, Revisited.....	123
7.2.1	The SPmodel.....	124
7.3	Features as Relative Entities.....	125
7.3.1	Multi-Segment Lines.....	125
7.3.2	Multi-Segment Arcs.....	127
7.4	Intersection of two Lines in the SPmodel.....	128
7.5	The Map Building Cycle.....	134
7.5.1	Robot Displacement.....	134
7.5.2	Matching.....	135
7.5.3	Integration of New Observations.....	137
7.5.4	Estimation.....	139
7.5.5	Centering.....	139
7.5.6	Finalizing Relative Entities.....	140
7.6	Experiments.....	141
7.6.1	Small Map.....	142
7.6.2	Large Map.....	145
7.7	Conclusions.....	146
<b>8</b>	<b>Conclusions.....</b>	<b>149</b>
<b>A</b>	<b>Robot Platforms.....</b>	<b>153</b>
A.1	Pygmalion.....	153
A.2	Robuter.....	155
A.3	MoPS – Mobiles Postsystem.....	155

A.4	Donald Duck	156
A.5	Robox	157
A.6	XO/2	158
<b>B</b>	<b>Feature Definitions</b>	<b>161</b>
B.1	Line Feature	161
B.1.1	Definition	161
B.1.2	Frame Transformation	162
B.1.3	Visibility Condition	164
B.2	Point and Corner Features	165
B.3	Angle Features	168
<b>C</b>	<b>Line Fitting to Points in Polar Coordinates</b>	<b>169</b>
C.1	First Moments	169
C.2	Second Moments	171
C.3	Practical Considerations	174
<b>D</b>	<b>Quick Guide to the SPmodel</b>	<b>179</b>
D.1	Quick Guide to the SPmodel	179
D.1.1	Representing Different Geometric Features	179
D.1.2	Transformations and Jacobians	181
D.1.3	Representing Uncertainty	181
D.1.4	Operations with Uncertain Locations: Compounding	183
D.1.5	Operations with Uncertain Locations: Inversion	183
D.1.6	Operations with Uncertain Locations: Centering	184
D.2	Quick Guide to the SPmap	184
D.2.1	Formulation of the SPmap	184
D.2.2	Uncertain Displacement of the Mobile Robot	186
D.2.3	Matching	188
D.2.4	Estimation of the SPmap	189
D.2.5	Adding Non-Matched Observations to the Map	190
D.2.6	Centering the State Vector	191