

Lokalisierung und Kartenbildung für autonome mobile Roboter basierend auf der Korrelation von Entfernungsprofilen an Referenzpositionen

V. Sommer
Fachbereich VI, Angewandte Informatik

Abstrakt

Beim autonomen Navigieren mobiler Roboter in Innenräumen mit zahlreichen Hindernissen stellt die exakte Lokalisierung in einer vom Roboter selbst erstellten Karte eine besondere Herausforderung dar. Dazu wird ein neues Verfahren vorgestellt, das darauf beruht, bestimmte Referenzpositionen als Ankerpunkte für den Roboter zu verwenden, die abhängig von den Varianzen wiederholt angefahren werden, um dem Roboter die Messung seiner relativen Ortsabweichung zu ermöglichen. Das Verfahren ist insbesondere zur Anwendung in Saugrobotern für private Haushalte vorgesehen.

Abstract

For autonomously navigating mobile robots in indoor environments with numerous obstacles, a big challenge is the exact localisation of the robot within a map recorded by the robot itself. In this study a new method is outlined based on certain reference positions used as anchor points for the robot. Dependent on the variances, the robot repeatedly approaches those positions for detecting its relative position offset. The method can be applied especially for vacuuming robots in private households.

1. Einleitung

Um mobile Roboter für private Haushalte zu vertretbaren Kosten zu realisieren, dürfen weitestgehend nur Standardkomponenten eingesetzt werden, die aber inzwischen aufgrund erheblicher Fortschritte bei der Entwicklung und Fertigung von Mikrocontrollern, Sensoren sowie insbesondere Batterien die hohen Anforderungen erfüllen.

Seit einigen Jahren zeichnen sich deshalb interessante Anwendungen für Serviceroboter ab, wobei vor allem Saugroboter nach Ansicht von Experten aufgrund des großen Marktes ein erhebliches wirtschaftliches Potenzial aufweisen.

Ein wesentliches Problem stellt jedoch die Verfügbarkeit von robusten Navigationsverfahren dar, die eine systematische autonome Steuerung von Robotern auch in natürlichen Alltagsumgebungen mit zahlreichen variablen Hindernissen gestatten.

Aus diesem Grund kommen bei bereits kommerziell verfügbaren Saugrobotern der ersten Generation fast ausschließlich einfache stochastische Algorithmen zum Einsatz. Die Roboter bewegen sich hierbei im wesentlichen zufällig, teilweise kombiniert mit einer Konturverfolgung an Hinderniskanten sowie einfachen elementaren Bewegungsformen (z. B. spiralförmige Reinigung) ohne hierzu jedoch gespeicherte Umgebungsinformationen zu verwenden.

Mit diesen Steuerverfahren kann keine gleichmäßige Reinigung erzielt werden, da zufallsbedingt einige Flächen vom Roboter oft überfahren werden, während andere Bereiche gar nicht erfasst werden. Um überhaupt ein einigermaßen akzeptables Reinigungsergebnis zu erzielen benötigen diese Roboter – auch aufgrund ihrer schwachen Saugturbine – viel Zeit und erlauben deshalb nur eine geringe Flächenleistung. Sie lassen sich in sinnvoller Weise auch nur in kleinen Raumbereichen einsetzen und können bisher aufgrund dieser Einschränkungen nicht als ernsthafte Alternative zur manuellen Reinigungstätigkeit betrachtet werden.

Deshalb kann erwartet werden, dass die nächste Generation von Reinigungsrobotern systematische Navigationsalgorithmen basierend auf Umgebungskarten aufweisen wird, die während des Betriebs selbständig vom Roboter erstellt werden.

In [1] wurde dazu eine neue Erkundungsmethode vorgestellt, die eine schnelle und vollständige Erfassung und Reinigung der zugänglichen Bodenfläche ermöglicht. Das Verfahren arbeitet iterativ, wobei jeweils der Nahbereich um den Roboter mittels eines ausfahrbaren Armes abgetastet wird und der Roboter dann eine neue Position anfährt, welche durch Auswertung einer Kostenfunktion basierend auf einer vom Roboter erstellten Karte ausgewählt wird.



Abbildung 1: Prototyp des an der TFH vorgestellten Saugroboters

Trotz des systematischen Algorithmus' bewegt sich der Roboter hierbei quasi zufällig, da die Positionsauswahl mittels der Kostenfunktion nicht a priori feststeht, sondern von den gemessenen aktuellen Sensordaten abhängt. Durch die Abfolge von Einzelschritten erfolgt außerdem eine gewisse Mittelung von Schlupfeinflüssen, wodurch die Lokalisierungsgenauigkeit nur aufgrund der Erfassung von Radumdrehungen (Odometrie) für Anwendungen in begrenzten Räumen bereits hinreichend ist.

Auf größeren Flächen oder falls der Roboter bestimmte Positionen – z. B. Türen – zuverlässig anfahren muss, reicht die mit Odometrie erzielbare Genauigkeit allerdings nicht mehr aus und es müssen zusätzliche Verfahren entwickelt werden, die eine Lokalisierung des Roboters im Raum anhand von Sensordaten ermöglichen.

2. Selbstlokalisierung mobiler Roboter

Eine der größten Herausforderungen bei der Navigation mobiler Roboter ist der Entwicklung von Lokalisierungsverfahren, die einerseits eine hohe Genauigkeit hinsichtlich Positionsabweichungen aufweisen, andererseits aber hinreichend robust sind, damit sich der Roboter auch in natürlichen Alltagsumgebungen selbständig lokalisieren kann. Damit ist es möglich, dass mobile Serviceroboter zuverlässig beliebige Positionen innerhalb ihres Arbeitsbereiches anfahren können, ohne die Gefahr, sich zu verirren [2].

Vor allem für Anwendungen in Innenräumen sind aus Aufwands- und Akzeptanzgründen nur solche Positionierverfahren anwendbar, die den Roboter relativ zu seiner normalen Einsatzumgebung lokalisieren und ohne die Installation zusätzlicher Peilmarken im Raum auskommen. Für diese Anforderungen wurden bereits verschiedene Algorithmen entwickelt, die als Gemeinsamkeit jeweils auf der wahrscheinlichkeitstheoretischen Auswertung von Sensordaten beruhen.

Einer der leistungsfähigsten allerdings auch aufwändigsten Algorithmen dieser Kategorie ist die sogenannte Markov-Lokalisierung bzw. die daraus abgeleitete Monte-Carlo Lokalisierung, bei der eine Vielzahl von Hypothesen gleichzeitig verfolgt werden und dem Roboter jeweils diejenige Position zugewiesen wird, deren Hypothese die größte Wahrscheinlichkeit aufweist. Ein Vorteil dieses Ansatzes liegt in der Fähigkeit zur globalen Positionierung, d. h. der Roboter ist in der Lage, sich in einer bekannten Karte nach einer bestimmten Anzahl von Sensormessungen zu lokalisieren, wodurch das Verfahren sehr robust ist und auch bei einer beliebigen Versetzung des Roboters innerhalb des Kartenbereiches funktioniert.

Im Fall einer diskreten Wahrscheinlichkeitsverteilung kann der Ansatz durch die folgende Gleichung beschrieben werden, wobei der sogenannte *Believe* aus N diskreten Zuständen s

besteht, denen jeweils eine Aufenthaltswahrscheinlichkeit mittels eines Bewegungsmodells $P(s_k | s_{k-1}, a_{k-1})$ und eines Sensormodells $P(o_k | s_k)$ rekursiv zugeordnet wird:

$$Bel^N(s_k) = p(o_k | s_k) \cdot \sum_N p(s_k | s_{k-1}, a_{k-1}) \cdot Bel^N(s_{k-1}) \quad (1)$$

In dieser Gleichung repräsentiert das Bewegungsmodell die bedingte Wahrscheinlichkeit eines bestimmten Zustandes $s(k)$ während der diskreten Zeit k unter der Randbedingung eines bestimmten vorherigen Zustandes $s(k-1)$ und einer Positionsänderung $a(k-1)$, die aus der Roboterbewegung ermittelt wird [3]. Obwohl dieses Verfahren bereits erfolgreich zur Lokalisierung von Roboterprototypen eingesetzt wurde, ist dessen Einsatz in kommerziellen Saugrobotern aus mehreren Gründen kaum möglich. Neben den hohen Anforderungen an die verfügbare Prozessorleistung und die aufgrund der Diskretisierung nur eingeschränkten Positioniergenauigkeit liegt der wesentliche Nachteil darin, dass eine a priori Karte vorhanden sein muss. Anstelle des vollständigen Markov-Ansatzes kommt deshalb oft ein Kalman-Filter zum Einsatz, das eine Positionsschätzung basierend auf zueinander gewichteten Sensor- und Odometriedaten vornimmt [3]. Dieser Algorithmus erfordert eine wesentlich geringere Rechenleistung, erlaubt allerdings nur die Verfolgung einer oder mehrerer Hypothesen gleichzeitig. Dazu wird mittels einer geschätzten Position \tilde{x}_{i+1} , der zugeordneten Kovarianzmatrix \tilde{P}_{i+1} sowie einer unabhängigen gemessenen Position x_{i+1}^m mit der Kovarianz M_{i+1} eine kombinierte Roboterposition rekursiv berechnet:

$$x_{i+1} = \left(\tilde{P}_{i+1}^{-1} + M_{i+1}^{-1} \right) \left(\tilde{P}_{i+1}^{-1} \cdot \tilde{x}_{i+1} + M_{i+1}^{-1} \cdot x_{i+1}^m \right) \quad (2)$$

Zusätzlich, und hierin wird oft der wesentliche Vorteil eines Kalman-Filters gesehen, lässt sich die Kovarianzmatrix des Roboters in jedem Schritt entsprechend der folgenden Gleichung neu berechnen:

$$P_{i+1} = \left(\tilde{P}_{i+1}^{-1} + M_{i+1}^{-1} \right)^{-1} \quad (3)$$

Gleichung (3) bewirkt, dass die ermittelte Positionsabweichung in jedem Schritt aufgrund neuer Sensordaten immer weiter verringert wird, was jedoch durch eine kontinuierliche Erhöhung von P_i aufgrund des geschätzten Schlupfeinflusses zum Teil kompensiert wird. Für den Fall eines bei Robotern vorliegenden nichtlinearen Systems ergibt sich nach jedem Schritt die Kovarianzmatrix wie folgt aus der partiellen Ableitung der Überföhrungsfunktion $f(x_i, u_i)$ abhängig vom Zustand x_i des Roboters und dem Bewegungsvektor u_i , wobei die Matrix Q das in jedem Schritt auftretende Prozessrauschen modelliert:

$$\tilde{P}_{i+1} = \nabla_{x_i} f \cdot P_i \cdot \nabla_{x_i} f^T + \nabla_{u_i} f \cdot Q \cdot \nabla_{u_i} f^T \quad (4)$$

Obwohl dieser sogenannte *Extended Kalman Filter (EKF)* in der Literatur häufig zur Lokalisierung mobiler Roboter vorgeschlagen wird, weist er doch erhebliche Nachteile auf, die seine Anwendbarkeit deutlich begrenzen: Da das EKF auf der Linearisierung der Überföhrungsfunktion (*transition function*) beruht, ist es nur hinreichend genau, wenn das Weginkrement des Roboters in jedem Schritt klein genug ist, was eine schnelle Aktualisierung des Systemzustands erfordert. Außerdem wird die Matrix Q in jedem Schritt empirisch vorgegeben, ohne einen exakten Bezug zu den physikalischen Parametern der Roboterbewegung. Diese Einschränkung ist besonders wichtig, falls Positionsmessungen nur relativ selten verfügbar sind. Hinzu kommt, dass für die Gültigkeit einer Positionsschätzung mittels Kalman-Filters eine Gaußverteilung des Prozess- und Messrauschens angenommen wird, die in realen Umgebungen oft nicht erfüllt ist. Statt dessen wird das Ergebnis der Abstandsmessung immer dann eine hohe Genauigkeit aufweisen, falls relevante Konturen mit den Sensoren erfasst wurden, in

allen anderen Fällen aber quasi unbrauchbar sein, weshalb ein nichtlineares Modell mit Schwellwerten zum Einsatz kommen muss. Gleiches gilt für das Bewegungsmodell des Roboters, da Schlupfeinflüsse aufgrund der starken Abhängigkeit von der Bodenstruktur und von Hinderniskontakten nicht Gauß-verteilt angenommen werden dürfen. Daraus resultiert, dass in vielen Anwendungen anstelle eines vollständigen EKF lediglich eine Wichtung aus Odometrie- und den jeweils aktuellen Messdaten entsprechend (2) durchgeführt wird, was immer dann eine gute Positionierung ermöglicht, falls verlässliche Messdaten zur Verfügung stehen. Bei all diesen Verfahren kommt den verwendeten Umgebungssensoren eine wichtige Bedeutung zu: Obwohl prinzipiell preiswerte Ultraschallsensoren für Lokalisierungszwecke eingesetzt werden können, sind die damit erreichten Ergebnisse aufgrund der geringen räumlichen Auflösung und großer systematischer Fehler beim Auftreten von Reflexionen an glatten Oberflächen doch insgesamt ernüchternd. Anfang der neunziger Jahre wurden kompakte Laser-Entfernungssensoren verfügbar, die eine schnelle, weitreichende und vor allem präzise zweidimensionale Abstandmessung gestatten. Leider sind diese Sensoren bauartbedingt groß und auch sehr teuer und können deshalb in vielen Anwendungen nicht eingesetzt werden. Alternativ werden kleine Infrarot-Distanzsensoren angeboten, die allerdings nur eindimensional und mit begrenzter Reichweite messen können.

Als attraktive Alternative erscheinen insbesondere moderne CCD Kameras, die inzwischen als preiswerte kleine Module angeboten werden. Hier bereitet jedoch die Extraktion relevanter Navigationsinformationen aus den Bilddaten trotz erheblicher Forschungsanstrengungen erhebliche Mühen, vor allem in natürlichen Umgebungen mit wechselnder Beleuchtung. Es erscheint daher zweifelhaft, ob eine Lokalisierung basierend auf einer low-level Bildverarbeitung ohne Bezug zum Bildinhalt überhaupt gelingen kann. Selbst wenn man annimmt, dass in Zukunft geeignete Algorithmen verfügbar sind, werden diese sehr schnelle Prozessoren benötigen, die für Haushaltsroboter zumindest mittelfristig noch zu teuer sein werden.

Zusätzlicher Aufwand ist erforderlich, falls die Lokalisierung in Kombination mit selbsterstellten Umgebungskarten erfolgen soll, bekannt unter dem Namen SLAM (*Simultaneous Localization and Mapping*) [4]. Viele Veröffentlichungen adressieren dieses Problem, indem der Zustandsvektor durch die vom Roboter erkannten Hindernisse erweitert wird. Damit mit diesem Ansatz die exakte Roboterposition ermittelt werden kann, sind zur Schätzung des Zustandsvektors weitreichende Sensoren erforderlich, wobei die notwendige und durch Klassifizierer wiederholt durchgeführte Verschmelzung und Auftrennung erkannter Hindernisse fehleranfällig ist, und das Verfahren insbesondere in Alltagsumgebungen keine zuverlässige Positionierung gestattet.

3. Roboterlokalisierung an Referenzpositionen

Während die meisten Positionierverfahren für mobile Roboter eine weitgehend präzise Umgebungskarte voraussetzen bzw. zu erstellen versuchen, kann gezeigt werden, dass dies für viele Anwendungen nicht erforderlich ist. Statt dessen ist eine aufgrund von Schlupf verzerrte Karte ausreichend, die vom Roboter mit weit aus geringerem Aufwand durch Erforschung seiner Umgebung erstellt werden kann. Mit dieser Karte, die zu jedem Zeitpunkt alle bisher detektierten relevanten Hindernisse enthält, kann der Roboter navigieren, falls die Roboterposition bezogen auf die lokale Nachbarschaft bestimmt wird. Dazu wird für jede Position i des Roboters neben den Koordinaten ebenfalls die Kovarianzmatrix P_i berechnet und gespeichert, welche die Varianzen in x- und y-Richtung σ_{xx}^2 und σ_{yy}^2 , den absoluten Richtungsfehler $\sigma_{\theta\theta}^2$ sowie die entsprechenden Kovarianzen an der jeweils aktuellen Position repräsentiert.

$$\underline{P}_i = \begin{pmatrix} \sigma_{xx}^2(i) & \sigma_{xy}(i) & \sigma_{x\theta}(i) \\ \sigma_{yx}(i) & \sigma_{yy}^2(i) & \sigma_{y\theta}(i) \\ \sigma_{\theta x}(i) & \sigma_{\theta y}(i) & \sigma_{\theta\theta}^2(i) \end{pmatrix} \quad (5)$$

Jedes Mal wenn der Roboter bewegt wird, werden die Varianzen ausgewertet, um mittels der gespeicherten Karteninformation zu bestimmen, ob eine freie Passage möglich ist, oder ob Hindernisse möglicherweise den Weg des Roboters blockieren.

Hierbei werden frühere Positionen, von denen relevante Hinderniskonturen ermittelt wurden, als sogenannte Referenzpositionen verwendet, wobei deren jeweilige Positionsgenauigkeit berücksichtigt wird.

Indem der Roboter diese Referenzpositionen anfährt, dort erneut eine Abtastung der Hinderniskonturen vornimmt und seine relative Positionsabweichung ermittelt, können die Koordinaten und die Varianzen dieser Referenzpositionen auf den Roboter vererbt werden.

Durch eine geeignete Streckenplanung mit dem regelmäßigen Anfahren von Referenzpositionen kann so eine vollständige Kompensation der Schlupfeinflüsse erreicht werden und der Roboter wird in die Lage versetzt, beliebige Positionen in seinem Arbeitsfeld wiederholt zuverlässig zu erreichen.

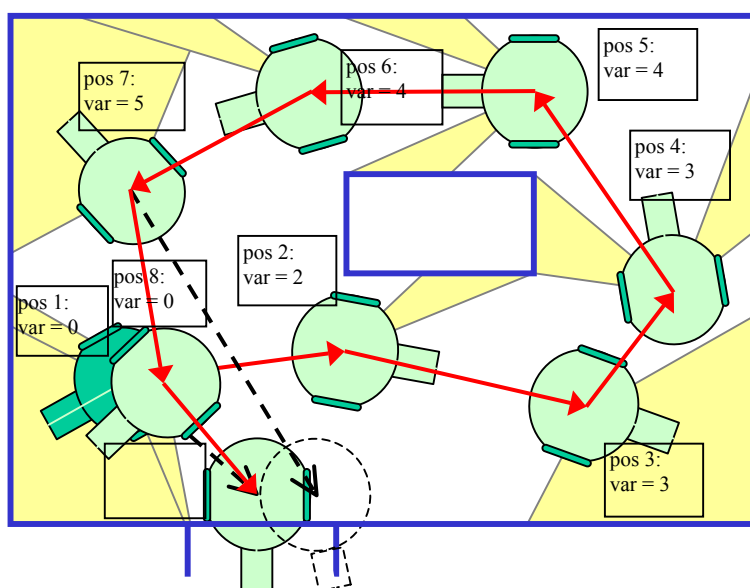


Abbildung 2: Veranschaulichung des Lokalisierungsverfahrens

An einem einfachen Beispiel gemäß Abbildung 2, welche die Raumerfassung durch einen mobilen Roboter zeigt, kann diese Vorgehensweise plausibilisiert werden: Der Roboter startet an der Position 1 (*pos 1* mit der Varianz $var = 0$) unten links und tastet seine nähere Umgebung mit Entfernungssensoren begrenzter Reichweite ab. Danach führt der Roboter die Erforschung des Raumes aus, bestimmt dazu aufgrund der Sensordaten an jeder Position mögliche neue Positionen und wählt dann aus der Gesamtzahl der gespeicherten Positionen die für den nächsten Schritt jeweils optimale Position durch Auswertung einer Kostenfunktion aus.

Nach dem Anfahren der ausgewählten neuen Position erkennt der Roboter dort bestimmte signifikante Konturen des Raumes in der Reichweite seiner Sensoren, die in Abb. 2 durch die hellgrau unterlegten Flächen dargestellt wird.

Während der Bewegung vergrößert sich aufgrund von Schlupf ständig der Lokalisierungsfehler des Roboters - also die Abweichung zwischen tatsächlicher Position und der vom Roboter geschätzten Position - wie an den ansteigenden Werten der hier vereinfachend als Skalar dargestellten Varianzen erkennbar ist. Der Anstieg der Varianzen muss hierbei so gewählt werden, dass er den tatsächlichen Anstieg des Positionsfehlers möglichst gut annähert, was eine geeignete Modellbildung voraussetzt.

Nachdem der Roboter in diesem Beispiel durch Anfahren der Positionen 2 bis 7 das mittlere Hindernis umrundet hat, versucht er eine von Position 1 aus als mögliche Fortsetzung gespeicherte Position unten am Ausgang des Raumes zu erreichen, um von dort in den Nachbarraum zu gelangen. Diese Position kann jedoch nicht direkt angefahren werden, da der Roboter an-

hand seines geschätzten Lokalisierungsfehlers in der Karte erkennt, dass er auf dem Weg dorthin vermutlich mit Hindernissen kollidieren würde, wie durch den gestrichelten Pfeil und die mit den Wänden überlappende Roboterkontur angedeutet ist. Deshalb fährt der Roboter nicht direkt zum vermuteten Ausgang des Raumes, sondern nähert sich zuvor erneut der Position 1, um dort mittels seiner Sensoren eine erneute Abtastung der Raumkonturen durchzuführen. Durch Korrelation dieses aktuellen Scans mit den ursprünglichen Abtastwerten kann dann der relative Positions-Offset und hieraus die absolute Roboterposition bezogen auf Position 1 bestimmt werden, um danach den Ausgang verlässlich zu finden.

Der Roboter erbt somit durch wiederholte Scans in der Nähe von früheren Positionen deren Positionsfehler, und durch geeignete Auswahl dieser sogenannten Referenzpositionen kann erreicht werden, dass auch nach längerem Einsatz die aktuelle absolute Positionsabweichung einen Maximalwert nicht überschreitet.

3.1 Berechnung relativer Positionsabweichungen

Eine wichtige Voraussetzung für die Funktionsfähigkeit des beschriebenen Verfahrens liegt darin, sehr genau die relative Positionsabweichung zwischen der jeweils aktuellen Position und einer Referenzposition zu bestimmen. Dazu ist der Roboter mit mindestens einem Infrarot-Entfernungssensor ausgerüstet, der den Abstand zwischen Sensor und möglichen Hindernissen mittels Triangulation bestimmt. Durch Drehung des Roboters an jeder Position können somit zweidimensionale Entfernungprofile aufgenommen werden, die dann mit den Referenzprofilen verglichen werden. Abbildung 3 zeigt hierzu die von zwei benachbarten Positionen aufgenommenen Entfernungprofile einer Raumecke.

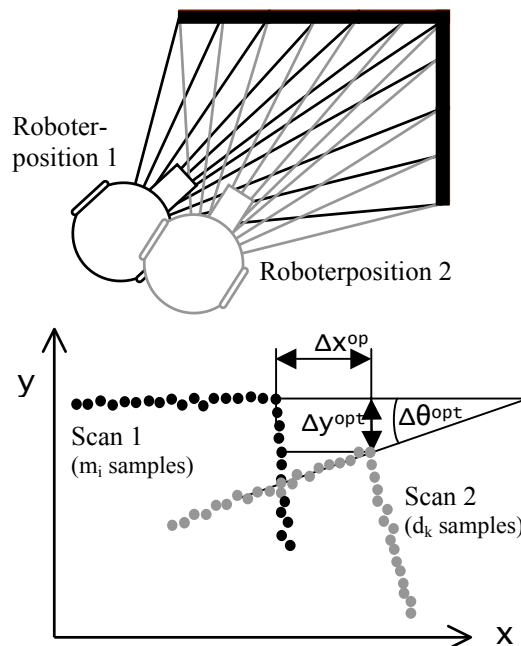


Abbildung 3: Bestimmung der relativen Positionsabweichungen

Zur Berechnung der Positionsabweichung kann die Minimierung einer Fehlerfunktion F gemäß der folgenden Gleichung durchgeführt werden, um mit den gemessenen Samples m_i und d_k die gewünschte Abbildung T zwischen den Entfernungprofilen zu ermitteln, wobei zusätzliche Gewichtungsfaktoren $w_{i,k}$ berücksichtigt werden können:

$$F(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta) = \sum_{i=0}^{N_m} \sum_{k=0}^{N_d} w_{i,k} \cdot \|m_i - T(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta) \cdot d_k\|^2 \quad (6)$$

Dieser Ansatz ist in der Literatur unter dem Namen *Line Matching* bekannt, allerdings besteht hierbei als Nachteil neben den hohen Anforderungen an die Rechenleistung aufgrund der

mehrdimensionalen Minimierung die Gefahr, dass bei verrauschten Messwerten eine nur ungenaue Abbildungsmatrix T bestimmt werden kann. Häufig hängt das Ergebnis auch von den Startwerten ab, was teilweise durch ein geeignetes Schrittverfahren bei der Optimierung von Δx , Δy und $\Delta\Theta$ verbessert werden kann.

3.2 Klassifizierung von Referenzpositionen

Bei der Positionierung an Referenzpositionen muss berücksichtigt werden, dass die Informationen eines Entfernungssensors nicht immer eine vollständige dreidimensionale Positionierung in x -, y - und ϑ -Richtung ermöglichen. Dies kann anhand von Abbildung 4 verdeutlicht werden, welche sechs verschiedene Typen von Referenzpositionen darstellt. Hierbei werden nur punktförmige Hindernisse – z. B. Stuhlbeine – und lineare Hindernisse – z. B. Wände – berücksichtigt, da die Parameterextraktion bei komplizierteren Konturen zu aufwändig und vor allem fehleranfällig ist.

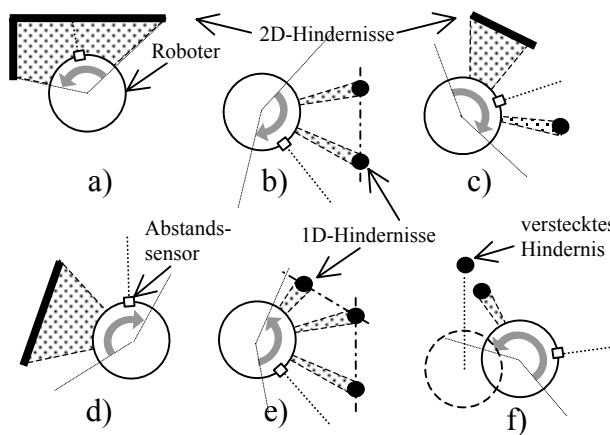


Abbildung 4: Klassifizierung von Referenzpositionen

Die Referenzpositionen können entsprechend der Anzahl der räumlichen Dimensionen klassifiziert werden, die durch Korrelation der Entfernungssensordaten ermittelt werden können. Während die Profile an den Positionen a), c) und e) grundsätzlich eine vollständige dreidimensionale Positionierung ermöglichen, kann in den Fällen b) und d) nur die Winkelabweichung sowie eine Verschiebung rechtwinklig zu einer Geraden durch die beiden punktförmigen Hindernisse (b) bzw. entsprechend dem Wandverlauf (d) bestimmt werden.

Da die einzelnen Positionsfehler Δx , Δy und $\Delta\vartheta$ abhängig von den bisherigen Bewegungsrichtungen und den zurückgelegten Strecken sehr unterschiedlich sein können, muss bei der Auswahl von Referenzpositionen auch immer berücksichtigt werden, um welchen Wert diese drei Parameter durch eine Referenzmessung verringert werden können. Während jede erfolgreiche Referenzmessung immer eine Bestimmung von $\Delta\vartheta$ ermöglicht, hängt bei einer zweidimensionalen Kontur deren Einfluss auf Δx und Δy davon ab, ob diese Kontur eher horizontal oder vertikal verläuft bezogen auf das Koordinatensystem des Roboters. Da i. A. die Hinderniskonturen jedoch eine beliebige Lage im Raum einnehmen, muss dazu bei jeder Roboterdrehung auch eine Rotation der Kovarianzmatrix entsprechend der jeweils aktuellen Drehrichtung ϑ durchgeführt werden:

$$\underline{P}_i = \underline{T}(-\vartheta_i) \cdot \underline{P}_i^{\vartheta_i} \cdot \underline{T}(-\vartheta_i)^T \quad (7)$$

$$\text{mit: } \underline{T}(\vartheta) = \begin{pmatrix} \cos \vartheta & -\sin \vartheta & 0 \\ \sin \vartheta & \cos \vartheta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (8)$$

Neben der Anzahl der bestimmbar Dimensionen ist auch die Eindeutigkeit von Referenzpositionen sehr wichtig für die Zuverlässigkeit des Verfahrens. Dieses Problem kann anhand der Position f) erläutert werden, da hier ein sogenanntes verstecktes Hindernis existiert, das beim ursprünglichen Scan von der Referenzposition nicht erkannt wird, so dass nur eine eindimensionale Positionierung – d. h. nur eine Kompensation des Winkelfehlers – erfolgen kann. Wird jedoch in f) ein erneuter Scan von der gestrichelten Position aus durchgeführt, besteht die Gefahr, dass nun das ursprünglich versteckte Hindernis fälschlicherweise erfasst und für die Bestimmung der Positionsabweichung verwendet wird. Hinzu kommt noch, dass die Bestimmung der genauen Lage eines punktförmigen Hindernisses wesentlich ungenauer erfolgen kann als bei linearen Konturen, da nur wenige Messungen aus einem schmalen Winkelbereich des Scans verwendet werden können. Insgesamt folgt hieraus, dass als Referenzpositionen vorrangig solche Roboterpositionen ausgewählt werden sollten, an denen aus dem Entfernungsprofil mindestens eine lineare Kontur detektiert werden kann. Diese Einschränkung ist in der Praxis jedoch wenig kritisch, da gerade in Innenräumen durch Wände und Möbelkanten viele lineare Hinderniskonturen existieren.

4. Zusammenfassung und Ausblick

In dieser Studie wurde der Stand der Technik zur Selbstlokalisierung mobiler Roboter analysiert und ein neues Verfahren entworfen, das aufgrund geringer Anforderungen an die Sensorgüte und wegen seiner Anwendbarkeit in Wohnräumen insbesondere für die Navigation von Haushaltsrobotern geeignet erscheint.

Da das Verfahren die jeweils aktuellen Varianzen der Koordinaten für die Wegplanung verwendet, müssen im nächsten Schritt die Positionsfehler des Roboters in Abhängigkeit der zurückgelegten Wegstrecke und des Schlupfes exakt modelliert werden.

Zur Berechnung der relativen Positionsabweichungen aus Sensordaten an Referenzpositionen hat sich das bekannte *Line Matching* als rechenaufwändig und wenig robust erwiesen, weshalb hier nach möglichen Alternativen gesucht werden muss.

Anhand von Computersimulationen und Tests mit realen Robotern ist dann die Einsatzfähigkeit des neuen Verfahrens in der Praxis zu zeigen.

Literatur

- [1] V. Sommer, A. Röcher: “A New Exploration Strategy for Mobile Robots based on a Cost Function Approach“, Proc. IROS 2003 (0-7803-7860-1), S. 1697-1702
- [2] J.-S. Gutmann, W. Burgard, D. Fox, K. Konolige: „An Experimental Comparison of Localization Methods“, Proc. IROS 1998, (0-7803-4465-0), S. 736-743
- [3] J. J. Leonard, H. F. Durrant-Whyte: “Mobile Robot Localization by Tracking Geometric Beacons”, IEEE Trans. Robot. Autom., vol. 7, no. 3, 1991, S. 376-382.
- [4] P. Newman, J. Leonhard, J. D. Tardós, J. Neira: “Explore and Return: Experimental Validation of Real-Time Concurrent Mapping and Localization”, Proc. IEEE ICRA 2002, S. 1802-1809.

Kontakt:

Prof. Dr.-Ing. V. Sommer

Tel.: (030) 4504 2358

E-mail: sommer@tfh-berlin.de