

Globale Selbstlokalisierung mittels Referenzscan-Matching

Joachim Weber, Lutz Franken, Klaus-Werner Jörg, Ewald von Puttkamer

Fachbereich Informatik • Arbeitsgruppe Robotik & Prozessrechentechnik
Universität Kaiserslautern, Postfach 3049, D-67653 Kaiserslautern
email: {jweber, l_franke, puttkam}@informatik.uni-kl.de, kw.joerg@androtec.de

Zusammenfassung. Globale Selbstlokalisierung, d. h. die Fähigkeit eines mobilen Roboters zur Positionsbestimmung ohne initiale Hypothese, ist für eine zuverlässige Navigation in vielen Anwendungsszenarien unerlässlich. Dieser Beitrag bespricht Techniken zur probabilistischen topologie- oder metrikbasierten Selbstlokalisierung auf der Basis der Wiedererkennung von Referenzscans der Einsatzumgebung mittels des APR-Algorithmus.

1 Einleitung

Mobile Serviceroboter werden sich dann viele Anwendungsgebiete erschließen, wenn die Robustheit und Zuverlässigkeit der verwendeten Navigationsalgorithmen gewährleistet ist. Vor diesem Hintergrund spielt die globale Selbstlokalisierung eine entscheidende Rolle, da in dynamischen und für den Robotereinsatz nicht speziell vorbereiteten Einsatzumgebungen mit dem Auftreten von Positionsfehlern unbestimmter Größenordnung gerechnet werden muss. Globale Selbstlokalisierungstechniken sind hinsichtlich ihrer Fähigkeit zur Fehlerkorrektur gegenüber schritthaltender Selbstlokalisierung, die Positionsfehler i. Allg. nur innerhalb bestimmter Grenzen korrigieren kann, im Vorteil, da sie nicht notwendigerweise auf die ungefähre Korrektheit oder das Vorhandensein einer letzten Positionshypothese angewiesen sind.

Die dem vorliegenden Beitrag zugrunde liegenden Arbeiten entstanden im Rahmen des CAROL-Projekts (Camera Based Adaptive Robot Navigation and Learning) am Fachbereich Informatik der Universität Kaiserslautern auf der mobilen Testplattform *Phoenix*.

Im Folgenden stellt Abschnitt 2 mit APR einen schnellen Algorithmus zur globalen Wiedererkennung eines Laserscans in einer gegebenen Menge von Referenzscans vor, während Abschnitt 3 den Einsatz dieser Technik in wahrscheinlichkeitsbasierten metrischen, bzw. topologischen Selbstlokalisationsverfahren behandelt. Abschnitt 4 gibt eine Zusammenfassung und bespricht zukünftige Erweiterungen.

2 APR - Anchor Point Relation Matching

Für das globale Suchen von Übereinstimmungen des aktuellen Laserscans mit Teilen einer konsistenten geometrischen Karte existieren einige moderne Techniken, z. B. [3, 6, 8]. 'Global' bezeichnet dabei die Fähigkeit zur Selbstlokalisierung ohne initiale Annahmen über aktuelle Position und Orientierung, bzw. zur Korrektur von Positionsfehlern beliebiger Größenordnung. Kann die Existenz eines geometrisch korrekten Umweltmodells nicht vorausgesetzt werden, beispielsweise in rein topologischen Umweltprepräsentationen, ist die Fähigkeit wünschenswert, zum jeweils aktuellen Laser-Scan ähnliche Aufnahmen der Umgebung in einer Referenzmenge unmittelbar wiedererkennen zu können.

Für den direkten Vergleich aktueller Laserscans mit Referenzaufnahmen eignen sich prinzipiell z. B. [1] und [2]. Dabei benötigt [1] eine näherungsweise korrekte relative Translations- und Orientierungshypothese für den iterativen Algorithmus, während [2] vergleichsweise robust gegenüber unterschiedlichen Aufnahmepunkten ist, aber stringente Annahmen über die Natur der Umgebung macht. Generell sind beide Algorithmen unter dem Aspekt der Echtzeitfähigkeit wenig für die globale Suche geeignet, bei der jeder Referenzscan geprüft werden muss und keinerlei Information über aktuelle Position und Orientierung zur Verfügung steht.

Ziel des APR-Algorithmus ist es, dem Roboter die echtzeitfähige, laserbasierte und globale Wiedererkennung markanter Stellen der Einsatzumgebung anhand einer gegebenen Menge von Referenzscans zu ermöglichen. Der Algorithmus muss weiterhin der nur unvollständigen Erfassung der Umgebung durch 180°-Laserscans und dem Auftreten von Zweideutigkeiten durch Symmetrien in der Zielumgebung Rechnung tragen. Nachstehend erfolgt eine kurze Darstellung des APR-Algorithmus, für Details siehe [4].

2.1 Grundlegendes Funktionsprinzip

Um die Echtzeitfähigkeit der globalen Suche zu gewährleisten, verwendet APR die Ähnlichkeiten vollverbundener Graphen von 2D-Koordinaten. Jede dieser 2D-Koordinaten repräsentiert einen so genannten *Anchor Point* (AP), der die Position eines punktförmigen Umgebungsmerkmals (z. B. einer Raumecke) im aktuellen Laser-Scan, bzw. in den Referenzscans beschreibt.

Für die *Vorauswahl* geeigneter Referenzscans nutzt APR die Eigenschaft vollverbundener Graphen, dass die in einem Graphen G repräsentierten Kantenlängen in gleicher Form nur in einem identischen oder spiegelsymmetrischen Graphen G' auftreten können. Hat der AP-Graph G eines aktuellen Scans einen gemeinsamen Subgraphen mit einem der Referenz-AP-Graphen G_i , müssen sich folglich eine Reihe von Korrespondenzen in den Kantenlängen ergeben. Basierend auf der Anzahl der Längenkorrespondenzen von G zu jedem G_i wird eine benutzerdefinierte Anzahl günstig bewerteter Referenzscans für einen anschließenden Graphenvergleich ausgewählt.

Dieser ermittelt mittels eines statistischen Verfahrens, das ebenfalls auf dem Auffinden der Korrespondenzen von Kantenlängen beruht, die wahrscheinlichste Zuord-

nung der APs des aktuellen Laserscans zu denen des jeweils betrachteten Referenzscans. Dies entspricht der Identifikation eines gemeinsamen Subgraphen, der eine Basis für die Angleichung der beiden lokalen Koordinatensysteme liefert.

Dabei gibt die Anzahl der übereinstimmenden APs alleine nicht immer ausreichenden Aufschluss über die Qualität der erzielten Scan-Matches, da sich beispielsweise aufgrund standardisierter Raumausstattung in Büroumgebungen häufig systematische Ähnlichkeiten an verschiedenen Orten ergeben. Eine abschließende Bewertung der Matching-Qualität wird deswegen auf der Basis eines direkten Vergleichs der Scan-Rohdaten in einem gemeinsamen Koordinatensystem erzielt. Dieses Qualitätsmaß ist von besonderer Bedeutung für den APR-Einsatz bei wahrscheinlichkeitsbasierter Selbstlokalisierung.

Das Resultat eines APR-Vergleichs ist also eine vom Benutzer vorgegebene Anzahl von Matching-Hypothesen, die jeweils aus der ID eines Referenzscans, der angenommenen Scanposition des aktuellen Scans im Referenzkoordinatensystem und einer quantitativen Bewertung der Wiedererkennungsqualität bestehen.

2.2 Realisierung

Anchor Points. In der gegenwärtigen Implementierung wird ein aktueller Laserscan auf das Vorhandensein dreier verschiedener Typen von 2D-Umgebungsmerkmalen untersucht:

- *Sprung-AP*: vertikale Objektkante, bei der eine der begrenzenden Objektflächen vom Scanner aus nicht sichtbar ist; detektierbar als Entfernungssprung an der Begrenzung einer Objektfläche bei deutlicher Differenz zwischen Scan- und Oberflächenwinkel.
- *Winkel-AP*: vertikale Objektkante, bei der beide begrenzende Flächen sichtbar sind; detektierbar durch einen Sprung in der Winkelfunktion einer Objektfläche.
- *Virtueller AP*: nach [5] können in vorwiegend polygonalen, rechteckigen Umgebungen Vorzugsrichtungen im Scan ermittelt werden. Eine darauf beruhende Winkelnormalisierung des Scans ermöglicht die Berechnung so genannter X- und Y-Histogramme. Aus den kombinierten Peakpositionen dieser Histogramme ergeben sich hochgradig reproduzierbare 2D-Koordinaten, die den Schnittpunkten der verlängerten Oberflächen gerader, rechtwinklig angeordneter Objekte im

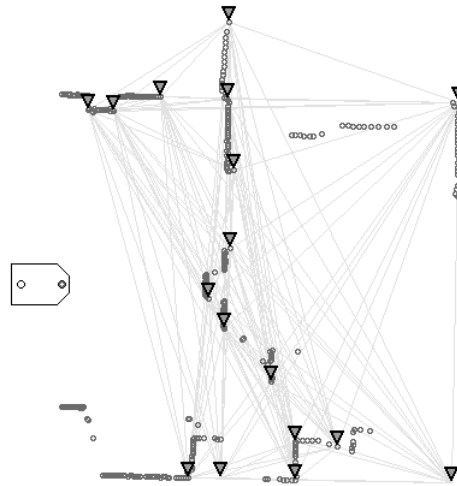


Abb. 1: Laserscan mit Anchor Points und vollvernetztem AP-Graphen

Raum entsprechen. Dieses Verfahren ist prinzipiell auf beliebige, nichtorthogonale Vorzugsrichtungen erweiterbar.

Weitere mögliche, von der Applikation und der Einsatzumgebung abhängige Anchor Points sind die Positionen von Retroreflektoren, minimale Abstandspunkte zwischen zwei nicht zusammenhängenden Flächen, usw..

Vorauswahl. Die Identifikation von Referenzgraphen G_i mit einer hohen Anzahl von Kantenlängenkorrespondenzen zum aktuellen AP-Graphen G erfolgt über die Suche aller Kantenlängen von G in der *Relationendatenbank*. Diese Datenbank speichert in effizienter Weise die Länge jeder Kante aller G_i , jeweils zusammen mit der zugehörigen Referenzscan-ID i . Damit lässt sich für jeden Referenzgraphen die Anzahl von Kantenkorrespondenzen zu G bestimmen. Das eigentliche Qualitätsmaß eines G_i in der Vorauswahl ergibt sich aus dieser Zahl relativ zu der Gesamtanzahl der Kanten in G und G_i .

Graphenvergleich. Die Suche nach einem gemeinsamen Subgraphen mit G erfolgt nur für eine benutzerdefinierte Anzahl günstig beurteilter Referenzgraphen G_i . Sie basiert wie die Vorauswahl auf dem Vergleich von Kantenlängen. Eine Winkelanalyse mittels des *Korrespondenzwinkelhistogramms* reduziert dabei zunächst die Anzahl zufälliger Übereinstimmungen zwischen einem gewählten G_i und G . Die jeweils verbleibenden Kantenkorrespondenzen werden anschließend zur Erstellung einer *Knotenkorrespondenzmatrix* verwendet, die auf statistischem Weg die wahrscheinlichste Zuordnung der AP's von G und G_i berechnet. Das Ergebnis dieser Analyse identifiziert folglich den gemeinsamen Subgraphen, und die geometrische Auswertung dieser Hypothese ergibt die relative Lage der beiden Scanpositionen zueinander.

Qualitätsmaß. Zur Beurteilung der Matching-Qualität des aktuellen Scans S mit einem Referenzscan S_i , wird zunächst ermittelt, welcher von beiden Scans den vollständigeren Überblick über die Szene besitzt. Aus dessen Meßwerten wird ein *synthetischer Scan* erzeugt, dessen Ursprung und Orientierung dem des anderen Scans entspricht. Dies erlaubt den direkten Vergleich der Rohdaten in niedrigerer Auflösung.

2.3 Experimentelle Ergebnisse

Abbildung 2 zeigt eine aus 30 Referenzscans einer Explorationsfahrt bestehende Karte einer Labor- und Büroumgebung. Die Referenzscans wurden für Visualisierungszwecke geometrisch korrekt in einem gemeinsamen Koordinatensystem zusammengesetzt. In einer weiteren, unabhängigen Fahrt wurden für die aktuellen Scans Übereinstimmungen mit den Referenzscans gesucht. Jedes Dreieck bezeichnet die ins Weltkoordinatensystem übertragene bestbewertete geometrische Hypothese eines APR-Zyklus mit einem Qualitätswert oberhalb eines bestimmten Schwellwertes σ . Ein graues Dreieck markiert korrekte Ergebnisse, ein schwarzes die Identifikation eines falschen Referenzscans. Insgesamt wurden 1405 Laserscans verarbeitet, für 606 Scans wurde die korrekte Referenzposition ermittelt, eine Positionshypothese war falsch. Die Verarbeitungszeiten inklusive der Vorverarbeitung lagen bei durchschnittlich 25 msec pro Scan auf einem 233 MHz Pentium PC.

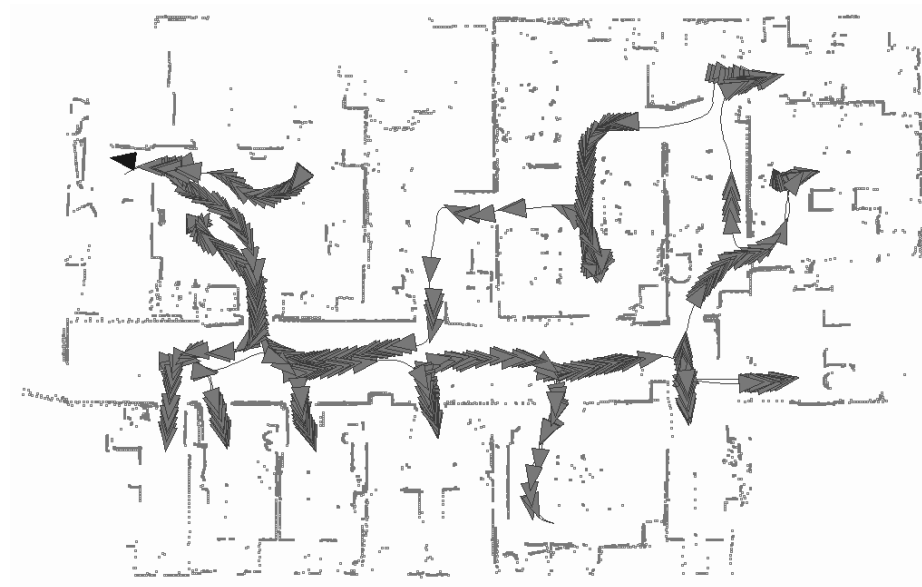


Abbildung 2: Bestbewertete Suchergebnisse in einer Beispielumgebung

3 Probabilistische Selbstlokalisierung

Der vorgestellte APR-Algorithmus findet zu einem gegebenen Laserscan ähnliche Scans in einer Referenzmenge und erzeugt geometrische Hypothesen zur Angleichung der jeweiligen Koordinatensysteme. Zur globalen Positionsbestimmung ist APR aufgrund von Mehrdeutigkeiten und Symmetrien der Einsatzumgebung jedoch nicht alleine geeignet. Der Einsatz wahrscheinlichkeitsbasierter Ansätze zur Lösung des globalen Selbstlokalisationsproblems ist deshalb unerlässlich.

Während sich auf Kalman-Filtern basierende Verfahren (z. B. [9]) sehr gut für präzises *Position Tracking* eignen, sind sie aufgrund ihrer *unimodalen* Repräsentation der Positionsannahme nicht für globale Selbstlokalisierung geeignet. Als besonders effektiv für die Lösung dieses Problems haben sich Techniken erwiesen, die die Positionsannahmen des Roboters *multimodal* als Wahrscheinlichkeitsverteilung über dem gesamten Konfigurationsraum ausdrücken. Dabei ist die Positionswahrscheinlichkeit zu Beginn über den gesamten Raum gleichverteilt und wird gemäß der Regel von Bayes immer dann modifiziert, wenn der Roboter neue Sensordaten akquiriert (z. B. in [7, 10, 11]). Die verschiedenen Realisierungen unterscheiden sich im wesentlichen durch das eingesetzte Umweltmodell, die Art der Diskretisierung und die Anpassung an Sensorik.

Im Folgenden wird eine an APR angepasste probabilistische Lokalisation für metrische und erweiterte topologische Weltmodelle beschrieben.

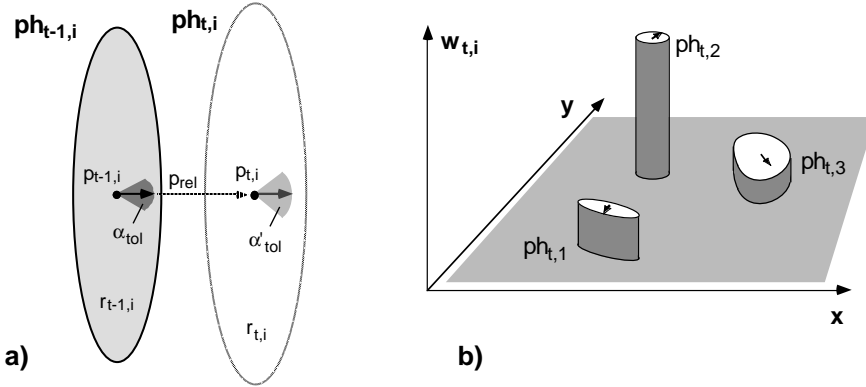


Abbildung 3: Fortführung von Hypothesen mittels Odometrie (a) und Diskretisierung der Positionswahrscheinlichkeiten durch Positionshypothesen (b)

3.1 Metrisches Umweltmodell

Positionshypothesen. Der Algorithmus verwaltet zu jedem Zeitpunkt t eine Menge PH_t globaler Positionshypothesen $ph_{t,i}$, welche die Diskretisierung der Positionswahrscheinlichkeiten im gesamten Konfigurationsraum vornehmen:

$$ph_{t,i} = (p_{t,i}, r_{t,i}, w_{t,i})$$

Dabei ist $p_{t,i}$ der Schwerpunkt der Positionshypothese in (x, y, ϕ) , $r_{t,i}$ die Beschreibung eines Perimeters um $p_{t,i}$ (inklusive einer Winkeltoleranz α_{tol} für die Orientierung) und $w_{t,i}$ die Wahrscheinlichkeit, dass sich der Roboter zum aktuellen Zeitpunkt innerhalb des Perimeters um $p_{t,i}$ befindet. Zusätzlich existiert eine ungerichtete Positionshypothese $ph_{t,0}$, die die Wahrscheinlichkeit beschreibt, dass sich der Roboter an einer Position *außerhalb* der $ph_{t,i}$, $i > 0$ befindet.

Roboterbewegung. Bewegt sich der Roboter, so wird die Menge PH_{t-1} per Odometrieinformation in die Menge PH_t überführt, d. h. für ein $ph_{t,i}$ gilt:

$$p_{t,i} = p_{t-1,i} + T (p_{t-1,i}, p_{rel}) \quad r_{t,i} = U (r_{t-1,i}, p_{t-1,i}, p_{rel})$$

$$w_{t,i} = w_{t-1,i}$$

Dabei ist p_{rel} die gemessene relative Bewegung, die, nach einer Transformation T zum bisherigen Schwerpunkt $p_{t-1,i}$ addiert, den neuen Schwerpunkt $p_{t,i}$ ergibt. Die Funktion U modifiziert den Unsicherheitsperimeter um den Schwerpunkt, ausgehend von $r_{t-1,i}$ und der zurückgelegten Strecke p_{rel} . Damit wird der wachsenden Positionsunsicherheit bei Ausbleiben externer Korrekturdaten Rechnung getragen. Es ist allerdings notwendig, dieses Anwachsen zu beschränken, um keine zu generellen Positionshypothesen zuzulassen.

Externe Sensordaten. Liegt wie in Abbildung 2 für die Einsatzumgebung eine aus Referenzscans metrisch korrekt zusammengefügte Karte vor, dann werden die von APR für den aktuellen Scan s erzeugten lokalen Matching-Hypothesen in globale Koordinaten $o_k(t) = (x_k, y_k, \phi_k)$ transformiert. Zuvor werden allerdings schwach be-

wertete Matching-Hypothesen eliminiert, für deren Qualitätsmaß q_k gilt:

$$q_k \leq \sigma$$

mit einer festen Schwelle σ .

Zur Erzeugung von PH_t werden alle $ph_{t-1,i} \in PH_{t-1}$ übernommen und anschließend jeweils daraufhin überprüft, ob sie durch eines der verbliebenen $o_k(t)$ *bestätigt* werden, d.h. $o_k(t)$ im Unsicherheitsperimeter von $ph_{t,i}$ liegt. In diesem Fall wird der Schwerpunkt der bestätigten Hypothese auf $o_k(t)$ gesetzt und der Unsicherheitsperimeter auf einen der Matching-Qualität angemessenen Kreisradius zurückgesetzt. Die $o_k(t)$, die kein vorhandenes $ph_{t,i}$ bestätigen, dienen zur Erzeugung neuer Positionshypothesen in PH_t .

Die Wahrscheinlichkeitsverteilung von PH_t wird für jedes seiner Elemente - inklusive der 'Resthypothese' $ph_{t,0}$ - nach der gleichen Vorschrift berechnet. Nach der Regel von Bayes ergibt sich die Wahrscheinlichkeit $w_{t,i} = P(ph_{t,i}|s)$ zu:

$$P(ph_{t,i}|s) = \frac{P(s|ph_{t,i}) \cdot P(ph_{t,i})}{\sum_{j=0}^N P(s|ph_{t,j}) \cdot P(ph_{t,j})}$$

Dabei ist $P(ph_{t,i})$ - also die Wahrscheinlichkeit, dass $ph_{t,i}$ korrekt war, bevor der Scan s aufgenommen wurde - natürlich gleich $w_{t-1,i}$. Für die neu erzeugten Positionshypothesen wird an dieser Stelle eine geeignet klein gewählte Konstante eingesetzt.

Für $P(s|ph_{t,i})$ - die Wahrscheinlichkeit, die Beobachtung s an der Stelle $ph_{t,i}$ zu machen - muss folgende Fallunterscheidung getroffen werden: Für alle bestätigten und neu erzeugten Positionshypothesen wird das Qualitätsmaß q_k der entsprechenden Matching-Hypothese eingesetzt, für nicht bestätigte Hypothesen der Schwellwert σ . Damit wird sichergestellt, dass alle bestätigten Hypothesen garantiert stärker belohnt werden als nicht bestätigte. Für die 'Resthypothese' wird $P(s|ph_{t,0})$ auf σ gesetzt, falls irgendein $ph_{t,i}$ bestätigt wurde, ansonsten auf eine Konstante $> \sigma$. Auf diese Weise steigt die 'allgemeine Unsicherheit' immer dann relativ zu den konkreten Positionshypothesen, wenn mit s keine Bestätigung einer dieser Hypothesen erzielt werden konnte.

Der Nenner ist für alle $ph_{t,i}$ gleich und kann daher durch eine Normalisierungskonstante ersetzt werden, die dafür sorgt, dass sich alle $w_{t,i}$ zu 1 aufsummieren.

Fazit. Die Berechnung der durch Positionshypothesen mit räumlicher Ausdehnung diskretisierten Wahrscheinlichkeitsverteilung stellt sicher, dass unpassende Matching-Resultate des APR-Algorithmus innerhalb weniger Verarbeitungszyklen stark in ihrer Wahrscheinlichkeit abnehmen, wohingegen korrekte Annahmen durch wiederholte Bestätigungen gefestigt werden. Mit der 'Resthypothese' steht ein Maß zur Verfügung, das der allgemeinen Unsicherheit bezüglich der vorhandenen Hypothesen Ausdruck verleiht. Können über einen längeren Zeitraum keine APR-Resultate erzielt werden, z. B. während der Fahrt durch einen, aus der Sicht des Laserscanners, merkmalslosen Korridor oder eine Menschenmenge, nimmt diese Ungewissheit zu, während die relativen Wahrscheinlichkeitsverhältnisse der konkreten Positionshypothesen keine Änderung erfahren (siehe Abbildung 4). Die vermutlich *korrekte* Hypothese bleibt folglich

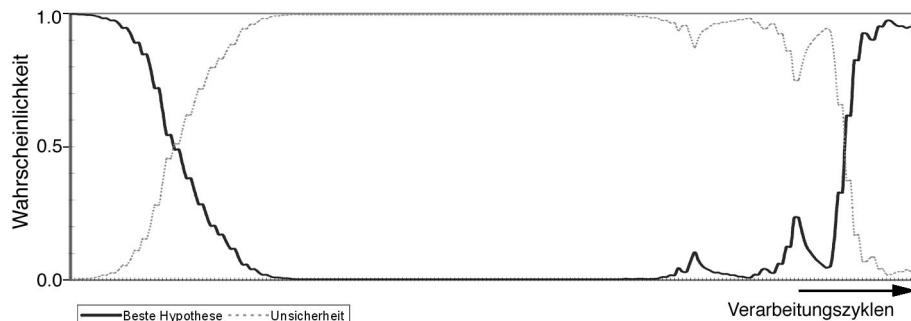


Abbildung 4: Absinken der Wahrscheinlichkeit der bestbewerteten Positionshypothese und Anstieg der 'Resthypothese' (gestrichelt) bei Fahrt über einen merkmalslosen Korridor durch das Ausbleiben von Bestätigungen. Umgekehrtes Verhalten bei Wiederbestätigung der per Odometrie fortgeschriebenen Positionshypothese am Korridorende.

auch die wahrscheinlichste. Durch das *absolute* Absinken der Wahrscheinlichkeitsniveaus der Hypothesen wird andererseits die Berücksichtigung einer neuen, in der Folge mehrfach bestätigten Positionshypothese begünstigt, da sie sich nur gegen ein niedriges Wahrscheinlichkeitsniveau durchsetzen muss.

Sinnvollerweise werden nur eine begrenzte Anzahl von Hypothesen verfolgt und von Zeit zu Zeit die am wenigsten wahrscheinlichen gelöscht.

3.2 Topologisches Umweltmodell

Topologische Umweltmodelle sind Graphen, deren Knoten signifikante Stellen der Einsatzumgebung und die Kanten Verbindungswege zwischen den Knoten repräsentieren. Die Vorteile topologischer gegenüber metrischer Weltmodelle liegen im Wesentlichen in folgenden Punkten:

- Es muss nur die topologische, nicht aber die präzise metrische Korrektheit der Karte gewährleistet sein. Dies vereinfacht den Kartenaufbau entscheidend.
- Die Wegeplanung reduziert sich auf die direkte Wegsuche im topologischen Graphen.
- Der Graph eignet sich sehr gut zur Fusion der von verschiedenen Sensoren gelieferten Daten, da die interessierenden Abschnitte der Umgebung - Kanten und Knoten - einfach mit den verfügbaren Sensordaten attribuiert werden.

Diese Vorteile werden erkaufte zu dem Preis, dass eine präzise, absolute Lokalisation, wie sie häufig in industriellen Anwendungen benötigt wird, nicht mehr möglich ist.

Aufgrund des Referenzscan-Konzeptes von APR - der Wiedererkennung charakteristischer Stellen - ist ein topologisches Weltmodell die natürliche Wahl. Wegen der eingeschränkten Perspektive des eingesetzten 180°-Laserscanners sind die Sensordaten der Umgebung allerdings nicht an die Knoten, sondern vielmehr bidirektional an die Enden der Verbindungskanten gebunden. Somit verfügt eine Graphenkante an jedem Ende über die Information, wie die zugehörige Knotenumgebung bei Annähe-

zung *und* Austritt 'aussieht'. Dies erleichtert für zukünftige Erweiterungen insbesondere die Einbindung weiterer gerichteter Sensorinformationen, z. B. kamerabasierter Daten.

Für rein topologische Selbstlokalisierung wäre es ausreichend, die Zugehörigkeit der erkannten Referenzscans zu ihren Kantenenden auszuwerten. Allerdings würde damit die Möglichkeit der sehr viel präziseren APR-Lokalisierung vergeben werden. Ziel ist es, *lokal* in der Umgebung eines Knotens eine zum metrischen Navigationsschema vergleichbare Präzision bereitzustellen.

Dazu wird der topologische Graph mit einem globalen Koordinatensystem versehen, das allerdings nur dazu dient, innerhalb einer Knotenumgebung und gegenüber den Nachbarknoten ein *näherungsweise stimmiges* Referenzsystem zu liefern, damit die Hypothesen 'glatt' in den Datenkontext eines anderen Knotens überwechseln können. Die Selbstlokalisierung verläuft dann mit etwas höheren Toleranzen genau wie in Abschnitt 3.1 beschrieben. Kleinere Odometriefehler sind erlaubt und globale Korrektheit ist nicht gefordert, d.h. die Karte darf sich sogar in Teilen überlappen, sofern dies topologisch entfernte Gebiete betrifft.

Größere Diskontinuitäten in den Knotennachbarschaften stellen dabei aufgrund der Fähigkeit zur globalen Selbstlokalisierung kein grundsätzliches Problem dar. Allerdings verursachen diese Diskontinuitäten eine momentane Unsicherheit, da die reale Roboterposition zeitweilig auf zwei verschiedene Hypothesen abgebildet wird. Zur Vermeidung dieser kurzzeitigen Schizophrenien wird in der derzeitigen semiautomatischen Kartenerstellung, in der der Roboter bei manueller Führung selbstständig Knoten und Kanten erzeugt, eine schritthaltende Positionskorrektur aufgrund von APR-Matchings durchgeführt. Probleme ergeben sich allerdings zwangsläufig beim Schließen großer Zyklen, wo i. Allg. bezüglich der Koordinaten der beiden zu verbindenden Knoten eine erhebliche 'Bruchstelle' vorliegt, die mit den konservativen Einstellungen der schritthaltenden Korrektur nicht erkannt werden kann. Diese Situation ist aber durch den Benutzer behebbar, indem er den an dieser Stelle entstehenden topologischen Fehler durch einen manuellen Eingriff korrigiert. Die dem Roboter damit signalisierte Diskontinuität erlaubt eine Sonderbehandlung in der Betriebsphase.

Das metrische Navigationsschema für APR aus Abschnitt 3 kann letztlich also als Spezialfall dieses erweiterten topologischen Ansatzes betrachtet werden, bei dem lediglich die Korrektheit der globalen Koordinaten der Referenzscans sichergestellt wurde.

4 Zusammenfassung und Ausblick

Die hier vorgestellte probabilistische, globale Selbstlokalisierung auf der Basis der Wiedererkennung von Referenzscans realisiert einen robusten Ansatz, der sowohl für metrische wie topologische Weltmodelle geeignet ist. Robustheit wird dabei verstanden als die Fähigkeit, beliebige Fehler zu korrigieren. Damit wird dieser Begriff hier anders interpretiert, als dies häufig beispielsweise im Zusammenhang mit auf Kalman-Filtern basierenden Techniken der Fall ist. Dort wird sich auf die Eigenschaft bezogen, den Positionsfehler unter statischen äußeren Bedingungen klein zu halten.

Auch beabsichtigt die hier vorgestellte Selbstlokalisierung nicht, in der Präzision mit diesen Techniken zu konkurrieren. Im Gegenteil kann sie dazu dienen, genauere, schritt haltende Verfahren um die Fähigkeit zur globalen Selbstlokalisierung zu *ergänzen*, indem die globalen Positionshypothesen mittels präziserer Techniken verfeinert werden. Dies ist auch Gegenstand aktueller Arbeiten. Weitere Erweiterungen bestehen in der Hinzunahme von visuellen [12] und laserbasierten [13] neuronalen Klassifikationsergebnissen.

Literatur

- [1] F. Lu, E. E. Milios: *Robot Pose Estimation in Unknown Environments by Matching 2D Range Scans*, Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 935-938, 1994
- [2] G. Weiß, E. v. Puttkamer: *A Map Based on Laserscans Without Geometric Interpretation*, Proceedings Intelligent Autonomous Systems (IAS-4), 1995
- [3] D. Fox, W. Burgard, F. Dellaert, S. Thrun: *Monte Carlo Localization: Efficient Position Estimation for Mobile Robots*, Proceedings 16th National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-99), 1999
- [4] J. Weber, K.-W. Jörg, E. v. Puttkamer: *APR - Global Scan Matching Using Anchor Point Relationships*, Proceedings Intelligent Autonomous Systems (IAS-6), pp. 471-478, 2000
- [5] R. Hinkel, T. Knieriemer: *Environment Perception with a Laser Radar in a Fast Moving Robot*, Symposium on Robot Control (SYROCO'88), pp. 68.1-68.7, 1988
- [6] T. Rupp, P. Levi: *Globale Lokalisation mobiler Roboter mit natürlichen Landmarken in dynamischen Umgebungen*, Autonome Mobile Systeme (AMS'99), pp. 128-137, Springer, 1999
- [7] W. Burgard, D. Fox, D. Hennig, T. Schmidt: *Position Tracking with Position Probability Grids*, Proceedings 1st Euromicro Workshop on Advanced Mobile Robots (EUROBOT'96), pp. 2-9, 1996
- [8] J. L. Crowley, F. Wallner, B. Schiele: *Position Estimation Using Principal Components of Range Data*, Proceedings IEEE International Conference on Robotics & Automation, pp. 3121-3128, 1998
- [9] J. J. Leonard, H. F. Durrant-Whyte: *Mobile Robot Localization by Tracking Geometric Beacons*, IEEE Transactions on Robotics and Automation, 7(6), 1991
- [10] A. R. Cassandra, L. P. Kaelbling, J. A. Kurien: *Acting under Uncertainty: Discrete Bayesian Models for Mobile-Robot Navigation*, Proceedings IEEE International Conference on Robotics & Automation, 1996
- [11] R. Simmons, S. Koenig: *Probabilistic Navigation in Partially Observable Environments*, Proceedings International Joint Conference on Artificial Intelligence, 1995
- [12] G. v. Wichert, K. Kleiner: *Selbstorganisierende Bildanalyse für die Navigation autonomer mobiler Roboter*, Autonome Mobile Systeme (AMS'95), Springer, pp. 152-161, 1995
- [13] J. Weber, A. Spieß, K.-W. Jörg, E. v. Puttkamer: *Selbstorganisierende Klassifikation von 2D-Laserscans zur Navigation eines AMR*, Autonome Mobile Systeme (AMS'2000), Springer, 2000