# Sonardaten-Integration für autonome mobile Roboter

Alexander Mojaev, Andreas Zell

Universität Tübingen, Wilhelm-Schickard-Institut für Informatik,
Lehrstuhl Rechnerarchitektur,
Köstlinstraße 6, D-72074 Tübingen
{mojaev,zell}@informatik.uni-tuebingen.de

**Zusammenfassung.** In dieser Arbeit wird ein Echtzeitverfahren zur Sonardaten-Integration und Aufbau von Gitterkarten anhand eines probabilistischen vierdimensionalen Sonar-Modells vorgestellt. Das Sonar-Modell berücksichtigt das Verhalten des Ultraschallsensors während der Roboterbewegung in der realen Umgebung. Experimente zeigen die hohe Genauigkeit aufgebauter Gitterkarten und die Robustheit des Verfahrens gegenüber den stark verrauschten Ultraschall-Daten.

## 1 Einleitung

Autonome mobile Roboter müssen die Einsatzumgebung auf eine interne Repräsentation abbilden können. Dafür ist die Fusion der Sensordaten notwendig. Die Gitterkarte, ein explizites Umgebungsmodell, wird in der mobilen Robotik oft verwendet und kann anhand von Ultraschallsensordaten aufgebaut werden. Trotz seiner vielen guten Eigenschaften hat der Ultraschallsensor den Nachteil, daß die Informationen über die gemessenen Entfernungen ziemlich unsicher sind. Verschiedene Faktoren können Meßfehler verursachen. Wie sich nach den Experimenten herausgestellt hat, wurden die Meßstörungen meist vom Meßobjekt und eher selten von den Sensoren selbst verursacht.

Da die Sonardaten immer redundant sind, kann das Rauschen durch die Fusion der Daten mehrerer Sensoren, sowie durch die Integration über die Zeit stark verringert werden. Das ist jedoch nur dann möglich, wenn ein der Realität gut entsprechendes Sensormodell zur Verfügung steht.

Es gibt viele verschiedene Ansätze, das Sonarmodell aufzubauen. Man verwendet sowohl ganz einfache Modellierungen der Ultraschalleigenschaften, wie die diskreten Sonarmodelle [Menezes95], [Howard96], als auch komplizierte, mehrdimensionale Modellierungen [Elfes87], die eine bessere Auflösung ergeben, dabei aber sehr zeitaufwendig sind. Ein anderer Ansatz wurde in [Thrun96] vorgestellt: als Sonarmodell wird ein probabilistisches neuronales Netz benutzt. Für die Integration der Daten wird normalerweise entweder die Evidenztheorie von Dempster-Shafer [Pagac96] oder die Wahrscheinlichkeittheorie von Bayes [Elfes87], [Soika96], [Thrun96] verwendet.

Die vorliegende Arbeit unterscheidet sich von bisherigen dadurch, daß für den Aufbau des Ultraschallmodells sowohl die theoretisch bestimmten Sonar-Eigenschaften wie Schallkeulenform und Luftdruckverteilung als auch die statistischen Daten wie Dichte der Wahrscheinlichkeit der während der Roboterbewegung entstehenden Entfernungsfehler benutzt werden.

## 2 Fehlerwahrscheinlichkeit

Für die Messungen der Fehlerwahrscheinlichkeit der Sonardaten wurde jeweils einer von 24 Ultraschallsensoren des mobilen Roboters B-21 „COLIN“ verwendet. Diese Sensoren wurden von der Firma Polaroid hergestellt. Sie besitzen folgende technische Daten: Durchmesser: d = 38 mm, Sendefrequenz: f = 49.4 kHz, Wellenlänge: $\lambda = 6.95$ mm, maximaler Meßbereich: $l_{max} = 6.5$ m, Halböffnungswinkel: $\theta_{max} = 4 - 18°$.

Der Öffnungswinkel ist stark von den vorhandenen Meßobjekten abhängig [Jorg94]. Wir werden den durchschnittlichen Wert $\theta_{max} = 9.5°$ verwenden.

Mit dem Ziel, einen systematischen Fehler von Sonardaten zu bestimmen, wurde eine Reihe von Messungen in einer statischen Umgebung durchgeführt. Das Meßobjekt war ein flacher Gegenstand mit einer Größe von $0.7\text{x}1\ \text{m}^2$ . Unter diesen Bedingungen sind die Sonarwerte nahezu perfekt mit realen Entfernungen korreliert. Abweichungen sind normalverteilt mit dem Erwartungswert

$$M = 0.125 l_s - 0.01 \tag{1}$$

wobei $l_s$ die gemessene Entfernung ist, und mit der Standardabweichung $\sigma \approx 0.002$, die wegen ihrer Geringfügigkeit nicht berücksichtigt wird. Dieser systematische Fehler kann leicht kompensiert werden:

$$\hat{l}_s = 1.125 l_s - 0.01 \tag{2}$$

Abb. 1 (links) zeigt die gemessenen und approximierten Entfernungen.

Statistische Daten sollen die Informationen über verschiedene Meßstörungen enthalten. Dafür wurde eine spezielle Umgebung für den Roboter eingerichtet: ein $7\text{x}11\ \text{m}^2$ großes Zimmer mit mehreren Papierrollen (1m hoch,11cm $\varnothing$ ) und einem angrenzenden Korridor. Der Roboter wurde mit der Hilfe eines Kollisionsvermeidungsalgorithmus anhand von Laserscannerdaten gesteuert. Die genaue Entfernung in Richtung des Sonars wurde ebenfalls vom Laser-Entfernungsmesser gemessen.

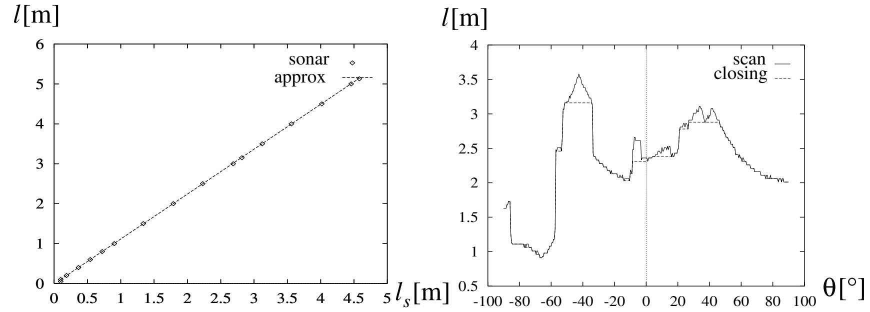


**Abbildung 1.** links: Kalibration von Sonardaten, rechts: Wirkung des Closing-Algorithmus

Um die Situationen zu berücksichtigen, in denen die Entfernung leicht mit dem Laserradar, nicht aber mit den Ultraschallsensoren gemessen werden kann (z.B. enge Spalten), wurde ein Closing-Algorithmus verwendet, der die Entfernungen schließt, die Winkelabstände besitzen, die kleiner als der Ultraschall-Öffnungswinkel ($\Delta\theta < 2\theta_{max}$) sind. Die Wirkung dieses Algorithmus ist am Beispiel eines Laserscans gezeigt (Abb. 1

rechts), bei dem Winkelentfernungen bis $2 \cdot 9.5 = 19°$ (z.B. zwischen -55° und -37°) geschlossen wurden.

Der Entfernungsmeßfehler wird durch $E$ bezeichnet:

$$E = l - l_s \tag{3}$$

wobei $l$ die reale Entfernung (vom Laserscanner) und $l_s$ die vom Sonar gemessene Entfernung ist.

Anhand gesammelter Daten wurden Dichten der Zufallsgrößen $E$ aufgebaut (Abb.2). Zu den empirischen Dichten passen Weibull-Verteilungen (4) [Bronstein87] am besten, wobei Änderungen der Zufallsgrößedichten mit $l_s$ durch eine Anpassung der Verteilungsparameter berücksichtigt werden.

$$f(x) = \gamma p x^{p-1} \exp(-\gamma x^p) \tag{4}$$

Wir bezeichnen die Weibull-Verteilung als:

$$f(E, l_s) = \gamma(l_s) p(l_s) E^{p(l_s) - 1} \exp(-\gamma(l_s) E^{p(l_s)}) \tag{5}$$

Da die Verteilung (4) nur für $x > 0$ bestimmt ist und bei $p < 1$ und $x \to 0$ gegen unendlich strebt, wurde die Wahrscheinlichkeitsdichte der Approximation der Entfernungsabweichungen als (6) definiert.

$$f(E, l_s) = \begin{cases} \min(f_{\max}(l_s), f_{\text{neg}}(-E, l_s)), & \text{falls } E < 0 \\ \min(f_{\max}(l_s), f_{\text{pos}}(E)), & \text{falls } E > 0 \\ f_{\max}(l_s), & \text{falls } E = 0 \end{cases} \tag{6}$$

wobei $f_{\text{neg}}(-E, l_s)$ die Weibull-Verteilung (5) negativer Abweichungen mit den Parametern $p_{\text{neg}}(l_s)$ und $\gamma_{\text{neg}}(l_s)$, $f_{\text{pos}}(E)$ die Weibull-Verteilung (5) positiver Abweichungen mit den Parametern $p_{\text{pos}}$ und $\gamma_{\text{pos}}$, und $f_{\max}(l_s)$ der maximale Wert ist.

$f_{\max}(l_s)$ wird ausgewählt, damit für die Dichte gilt:

$$\forall l_s \qquad \int_{-\infty}^{\infty} f(E, l_s) dE = 1 \tag{7}$$

Abb. 2 zeigt statistische und approximierte Dichten der Wahrscheinlichkeit des Meßfehlers für verschiedene Werte $l_s$. Man kann bemerken, daß die Verteilung des negativen Fehlers (linke Seite von 0) von $l_s$ abhängt, während die Abweichungsverteilung im positiven Bereich ungefähr gleich bleibt. Das kann offensichtlich damit erklärt werden, daß die negativen Abweichungen (reale Entfernungen sind kleiner) für verschiedene Sonarwerte durch Störungen verursacht werden, die sich in der Entstehung unterscheiden. Die so gemessenen Entfernungen, die im Bereich 3 - 6m liegen, sind oft (wenn nicht meistens) die Folge mehrerer Spiegelungen (Ecken, Wände) in der realen Umgebung. Die kleineren Werte (0.3 - 2m) vermitteln vorwiegend wahre Entfernungsinformationen. Mögliche Fehlerquelle hier sowie in dem positiven Abweichungsbereich (reale Entfernung größer) sind Crosstalk, Bewegungen und der Umstand, daß die Reflektionspunkte nicht unbedingt auf der Sonarachse liegen. Interessant dabei ist, daß die Meßfehler statistisch korreliert sind (lokale Maxima bei $l_s > 3\text{m}$). Die Korrelation entsteht vermutlich durch die Besonderheiten der heutigen Architektur, z.B. gleiche Abstände zwischen Türen, rechteckige Zimmer u.s.w.

Verwendete Approximationsparameter:

$p_{\text{neg}}(l_s) = 0.154 l_s$, $\gamma_{\text{neg}}(l_s) = \max(6 - 2l_s, 0.3)$, $p_{\text{pos}} = 0.28$, $\gamma_{\text{pos}} = 0.8$.

Der zweite Schritt war, die approximierte Verteilung auf ein vierdimensionales Modell zu erweitern. Es wurde wie bei [Elfes87] vorausgesetzt, daß die Wahrscheinlichkeit der richtigen Entfernungsmessung proportional zu Schalldruckverteilung ist und zwar entlang der Schallachse größer als an den Rändern. Obwohl es nicht ganz genau der Realität entspricht, weil im Sonar eine nichtlineare Signalverarbeitung durchgeführt wird, zeigt das Experiment deutlich unterschiedliche Empfindlichkeiten des Sonars abhängig vom Detektionswinkel. Dünne Gegenstände und konvexe Wandecken werden sogar bei kleinen Entfernungen nur im Winkel 3-7°detektiert, der viel kleiner als der Öffnungswinkel ist.

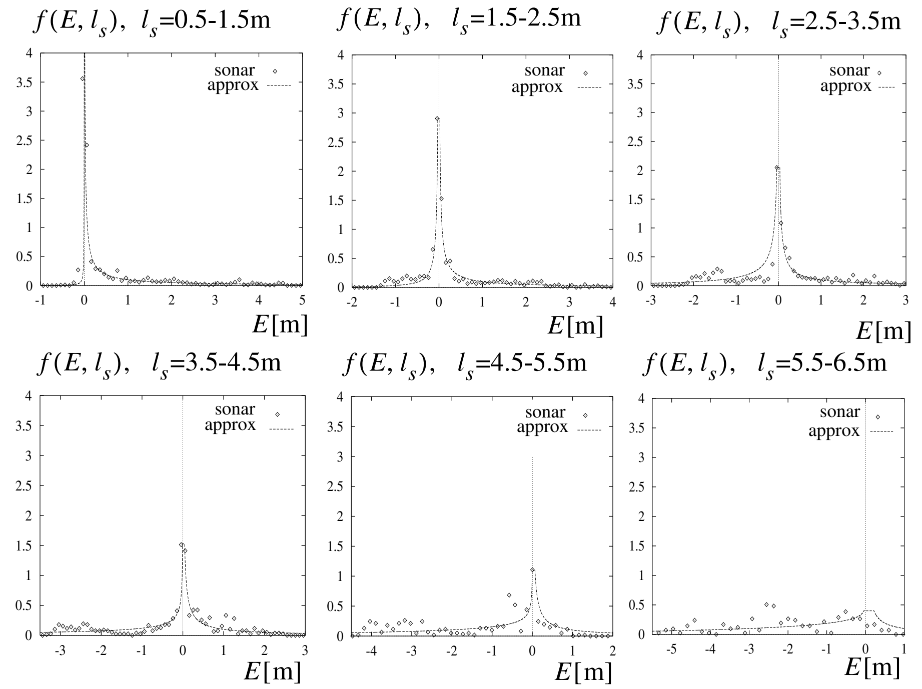


**Abbildung 2.** Sonarfehlerverteilungen für verschiedene Werte $l_s$

Die relative Schalldruckverteilung berechnet sich [Moita94] als:

$$V(\theta) = \frac{2J_1(k \cdot r \cdot \operatorname{asin}(\theta))}{k \cdot r \cdot \sin(\theta)} \tag{8}$$

wobei $k = 2 \cdot \pi / \lambda$ und $r = \frac{d}{2}$ der Radius des Ultraschallsensors und $J_1(x)$ die Besselsche Funktion erster Ordnung ist.

Die vierdimensionale Wahrscheinlichkeitsdichte ergibt sich zu:

$$f(E, \theta, l_s) = f(E, l_s) \cdot V(\theta) \tag{9}$$

Die Dichten werden durch die Anpassung $f_{max}(l_s)$ normiert, damit für jedes $l_s$ gilt:

$$\int \int_{-\infty}^{\infty} f(E,\theta,l_s)dEd\theta = 1 \tag{10}$$

Die Abhängigkeit $f_{\max}(l_s)$ ist in Abb. 3 dargestellt. Interessant dabei ist, daß sich der Wert $f_{\max}(l_s)$ mit Vergrößerung von $l_s$ ungefähr exponentiell verringert. Daraus folgt:

***Die Glaubwürdigkeit der Sonarinformation sinkt exponentiell mit der gemessenen Entfernung***.

$f_{\max}(l_s)$, $\hat{f}_{\max}(l_s)$

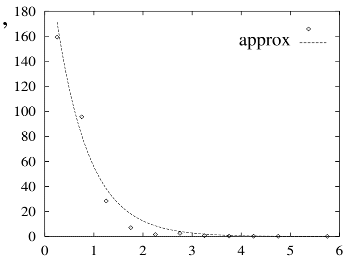


**Abbildung 3.** Normierung $f_{\max}(l_s)$ und ihre Approximation

Für die Modellierung wurde folgende Approximation verwendet:

$$\hat{f}_{\max}(l_s) = 250/\exp(1.5l_s) \tag{11}$$

Dabei müssen immer die Umgebungseigenschaften in Betracht gezogen werden. Diese Beobachtung würde beispielsweise für ein rundes Zimmer ohne Ecken nicht gelten, weil sich die Reflektionseigenschaften idealisieren würden, der Fehler folglich normalverteilt und von der gemessenen Entfernung unabhängig wäre.

## 3 Das Sonarmodell

Nachdem die vierdimensionale Wahrscheinlichkeitsdichte bestimmt wurde, ist es einfach, für jede Kartenzelle die Wahrscheinlichkeit $P(\text{resp}|l_s)_i$ zu bestimmen, daß die Sonarantwort (response) von der Zelle $i$ erhalten wurde, unter der Bedingung, daß der Ultraschallsensor den Wert $l_s$ geliefert hat:

$$P(\text{resp}|l_s)_i = \int\int_{S_i} f(E,\theta, l_s)(dE)d\theta \tag{12}$$

oder vereinfacht

$$P(\text{resp}|l_s)_i \approx f(E,\theta,l_s) \cdot S_i \tag{13}$$

Die Gleichung (13) wird im Algorithmus verwendet. Hier ist $S_i$ die Fläche eines Kartenelementes und für $f(E,\theta,l_s)$ wird der maximale Wert der Verteilung in Grenzen der Kartenzelle ausgesucht.

Diese Wahrscheinlichkeit kann aber noch nicht für den Kartenaufbau verwendet werden, weil sie von anderen Kartenzellen, die sich im Sonarstrahl befinden, abhängt: die Sonaraussage kann nur von einer Kartenzelle erhalten werden und die Summe der Wahrscheinlichkeiten für alle Kartenzellen hinsichtlich des Sonarwertes $l_s$ gleich 1 ist.

Das Sonarmodell ist eine Menge von bedingten Wahrscheinlichkeiten $P(\mathrm{resp}|\mathrm{occ})_i$ , daß die Sonaraussage $l_s$ von der Zelle erhalten wurde, unter der Bedingung, daß diese Zelle belegt ist, und unabhängig vom Zustand der anderen Kartenelemente. Der Übergang zu diesen Wahrscheinlichkeiten definieren wir als

$$P(\mathrm{resp}|\mathrm{occ})_i = \begin{cases} 0.5 + K(P(\mathrm{resp}|l_s)_i - P(0.5|l_s)_i), & l_i < l_s \\ 0.5, & l_i > l_s \end{cases} \tag{14}$$

Hier ist $P(0.5|l_s)_i$ die Wahrscheinlichkeit, die die Grenze zwischen $P(\mathrm{resp}|\mathrm{occ})_i$ und $P(\mathrm{resp}|\mathrm{occ})_i$ für die Kartenzelle $i$ bestimmt. Die Werte $P(\mathrm{resp}|l_s)_i$, die gleich $P(0.5|l_s)_i$ sind, werden keine Änderung in dieser Zelle bewirken. In unserem Fall berechnet sich $P(0.5|l_s)_i$ über (15):

$$P(0.5|l_s)_i = T \cdot f_{\max}(l_s) \cdot P(\theta) \cdot S_i \tag{15}$$

Der Koeffizient $T$ wird normalerweise auf 0.5 gesetzt und bestimmt die Wechselbeziehung zwischen Frei- und Belegtwahrscheinlichkeiten für die ganze Karte. Wenn z.B. die Aufgabe lautet, möglichst viel Freiraum zu finden, wobei Hindernisse weniger eine Rolle spielen, wird $T < 0.5$ ausgewählt und umgekehrt. $K$ ist dabei der Koeffizient des Einflusses einer Sonaraussage auf die Modifikation der Belegtwahrscheinlichkeiten und wurde gleich 1 gesetzt.

Die Kartenzellen, die weiter als die vom Sonar gemessene Entfernung liegen, ($l_i > l_s$ in (14)) werden nicht geändert.

## 4 Fusionsverfahren

Um die Belegtwahrscheinlichkeit zu berechnen, wurde die Bayessche Regel in einer iterativen Variante verwendet:

$$P(\mathrm{occ})_i^{t+1} = \frac{P(\mathrm{resp}|\mathrm{occ})_i \cdot P(\mathrm{occ})_i^t}{P(\mathrm{resp}|\mathrm{occ})_i \cdot P(\mathrm{occ})_i^t + (1 - P(\mathrm{resp}|\mathrm{occ})_i) \cdot (1 - P(\mathrm{occ})_i^t)} \tag{16}$$

Die A-priori-Wahrscheinlichkeiten für alle Kartenzellen $P(\mathrm{occ})^{t=0}$ wurden auf 0.5 gesetzt.

## 5 Experimentergebnisse

Die Experimente wurden auf dem mobilen Roboter B-21 “COLIN“ durchgeführt. Die Sonarinformationen wurden unregelmäßig mit einer Periode von 35 bis 300ms bei einer Robotergeschwindigkeit bis 0.3 m/s geliefert. Abb. 4 zeigt die aktuellen Ultraschalldaten eines Korridors. Zwei, meistens vier Sensoren zeigen die wahren Entfernungswerte während der Roboterbewegung. Mehrere Methoden zur Kartenaufbau wurden in dieser Umgebung ausprobiert und verglichen. In Abb. 5 (oben links) wird die mit „BeeSoft-Mapper“ [BeeSoft97] aufgebaute Karte dargestellt Das Verfahren zeigt

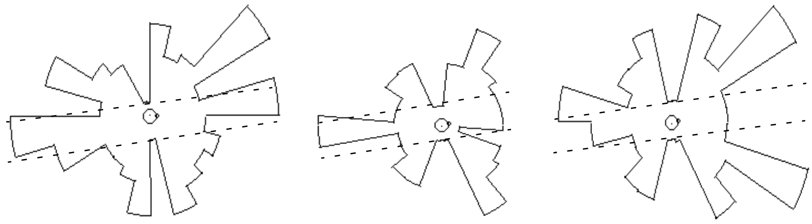

**Abbildung 4.** Beispiele primärer Sonardaten eines Korridors

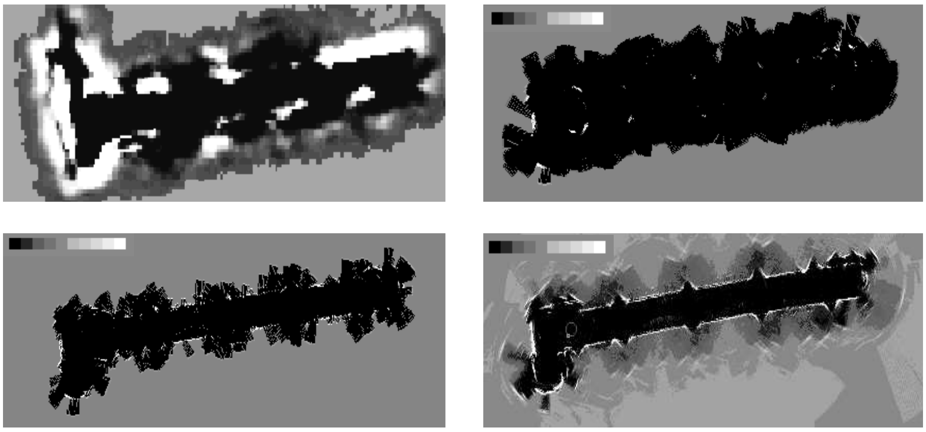

**Abbildung 5.** Sonarkarten des Korridors: oben links: mit „BeeSoft Mapper“, oben rechts: nach [Menezes95] (S = 3m), unten links: nach [Menezes95] (S = 1.5m), unten rechts: mit dem beschriebenen Verfahren

eine niedrige Auflösung und kann die Wände nicht richtig abbilden. In der Arbeit von Menezes [Menezes95] wurde empfohlen, die Sonar-Entfernungswerte, die größer als 3m sind, einfach zu ignorieren. Abb. 5 (oben rechts) zeigt, daß auch unter dieser Bedingung die Sonardaten zu widersprüchlich sind, um korrekt integriert zu werden. Nur bei einem Schwellenabstand von 1.5 m (Abb. 5 unten links) (es wurden 48% Sonardaten im Fall des Korridors bearbeitet) enthält der größere Anteil der Sonarwerte wahre Entfernungsinformation und nahe Gegenstände können dabei wiedergegeben werden. Der Nachteil dieses Verfahrens ist offensichtlich: die Exploration ist nur innerhalb des kurzen Radius (<1.5m) möglich.

Die mit dem entwickelten Verfahren aufgebaute Karte wird in Abb. 5 (unten rechts) dargestellt. Der Algorithmus läuft online auf dem Roboter-PC (Pentium Pro 200MHz) mit einer relativ geringen Prozessor-Belastung. Er verwendet 100% der Sonardaten und zeigt eine hohe Robustheit und Genauigkeit bei der Wiedergabe der Umgebung. Die Wände des Korridors (weiße Zellen mit Belegtwahrscheinlichkeiten gegen 1) wurden in der Gitterkarte deutlich abgebildet, was als klarer Hindernisindikator für Navigation und Aufbau topologischer Karten verwendet werden kann. Ein weiterer Vorteil dieses Modells besteht darin, daß die bei der Exploration bereits aufgebauten Karten benachbarter Räume durch Fehlmessungen nicht zerstört werden. Die Exploration ist sowohl bei kleinen als auch großen Abständen in den Grenzen der Empfindlichkeit der Ultraschallsensoren möglich. Im Fall großer Entfernungen braucht das Verfahren mehr Zeit und Sonardaten für die Integration.

## 6 Zusammenfassung und Ausblick

Diese Arbeit stellt ein probabilistisches Verfahren zur Sonardaten-Integration vor. Mit dem entwickelten Sonarmodell ist es möglich, die fehlerhaften Entfernungsmeßwerte von Ultraschallsensoren mit hoher Genauigkeit zu integrieren und in der Gitterkarte wiederzugeben. Die Experimente mit dem mobilen Roboter „Colin" demonstrieren die Vorteile des Verfahrens bei den stark verrauschten Entfernungs-Informationen. In der Zukunft wird die Möglichkeit der Anwendung der beschriebenen Methode auch zur Integration den Daten von Infrarot-Sensoren untersucht.

## Literatur


[Jorg94] Klaus-Werner Jörg: *Echtzeitfähige Multisensorintegration für autonome mobile Roboter*, Wissenschaftsverlag, 1994.

[BeeSoft97] *User's Guide and Software Reference*, Real World Interface, Inc,1997

[Bronstein87] Bronstein I.N., Semendjaew K.A.: *Taschenbuch der Mathematik*, Thun, Frankfurt/Main,1987.

[Elfes87] Elfes,A.: *Sonar-Based Real-World Mapping and Navigation*, IEEE, Journal of Robotics and Automation, Vol. RA-3, No. 3, June 1987, pp. 249-265.

[Howard96] Andrew Howard, Les Kitchen: *Sonar Mapping for Mobile Robots*, The University of Melbourne, Technical Report 96/34.

[Menezes95] Paulo Menezes, Jorge Dias, Helder Araujo,Anibal de Almeida: *Low Cost Sensor Based Obstacle Detection and Description Experiments with Mobile Robots using Grid Representation*, Proceedings of the Fouth international Symposium on Experimental Robotics, ISER'95, Stanford, USA, August 1995.

[Moita94] F.Moita,A.Feijao,U.Nunes,A.T.Almeida: *Modelling and Calibration of an Ultrasonic Ranging System of a Mobile Robot*, Associação Portuguesa de Controlo Automático Int. Conf. - Controlo 94, I.S.T., Lisbon, September 14-16, 1994.

[Pagac96] Pagac D., Nebot E., Durrant-Whyte H.: *A Evidential approach to probabilistic map-building*, IEEE International Conference on Robotics and Automation, April 1996, Minneapolis , Minnesota, pp. 745-750.

[Soika96] Martin Soika: *Gitterkartenbasierte Fehlererkennung und Kalibrierung für Umgebungssensoren autonomer mobilen Systeme (AMS)*, Autonome mobile Systeme, 1996, pp. 38-46.

[Thrun96] Thrun S., Bücken A.: *Integrating Grid-Based and Topological Maps for Mobile Robot Navigation*, Proc. of the Thirteenth National Conference on Artificial Intelligence AAAI, Portland, Oregon, August 1996.

# Sonardaten-Integration für autonome mobile Roboter

Alexander Mojaev, Andreas Zell

Universität Tübingen, Wilhelm-Schickard-Institut für Informatik,
Lehrstuhl Rechnerarchitektur,
Köstlinstraße 6, D-72074 Tübingen
{mojaev,zell}@informatik.uni-tuebingen.de

**Zusammenfassung.** In dieser Arbeit wird ein Echtzeitverfahren zur Sonardaten-Integration und Aufbau von Gitterkarten anhand eines probabilistischen vierdimensionalen Sonar-Modells vorgestellt. Das Sonar-Modell berücksichtigt das Verhalten des Ultraschallsensors während der Roboterbewegung in der realen Umgebung. Experimente zeigen die hohe Genauigkeit aufgebauter Gitterkarten und die Robustheit des Verfahrens gegenüber den stark verrauschten Ultraschall-Daten.

## 1 Einleitung

Autonome mobile Roboter müssen die Einsatzumgebung auf eine interne Repräsentation abbilden können. Dafür ist die Fusion der Sensordaten notwendig. Die Gitterkarte, ein explizites Umgebungsmodell, wird in der mobilen Robotik oft verwendet und kann anhand von Ultraschallsensordaten aufgebaut werden. Trotz seiner vielen guten Eigenschaften hat der Ultraschallsensor den Nachteil, daß die Informationen über die gemessenen Entfernungen ziemlich unsicher sind. Verschiedene Faktoren können Meßfehler verursachen. Wie sich nach den Experimenten herausgestellt hat, wurden die Meßstörungen meist vom Meßobjekt und eher selten von den Sensoren selbst verursacht.

Da die Sonardaten immer redundant sind, kann das Rauschen durch die Fusion der Daten mehrerer Sensoren, sowie durch die Integration über die Zeit stark verringert werden. Das ist jedoch nur dann möglich, wenn ein der Realität gut entsprechendes Sensormodell zur Verfügung steht.

Es gibt viele verschiedene Ansätze, das Sonarmodell aufzubauen. Man verwendet sowohl ganz einfache Modellierungen der Ultraschalleigenschaften, wie die diskreten Sonarmodelle [Menezes95], [Howard96], als auch komplizierte, mehrdimensionale Modellierungen [Elfes87], die eine bessere Auflösung ergeben, dabei aber sehr zeitaufwendig sind. Ein anderer Ansatz wurde in [Thrun96] vorgestellt: als Sonarmodell wird ein probabilistisches neuronales Netz benutzt. Für die Integration der Daten wird normalerweise entweder die Evidenztheorie von Dempster-Shafer [Pagac96] oder die Wahrscheinlichkeittheorie von Bayes [Elfes87], [Soika96], [Thrun96] verwendet.

Die vorliegende Arbeit unterscheidet sich von bisherigen dadurch, daß für den Aufbau des Ultraschallmodells sowohl die theoretisch bestimmten Sonar-Eigenschaften wie Schallkeulenform und Luftdruckverteilung als auch die statistischen Daten wie Dichte der Wahrscheinlichkeit der während der Roboterbewegung entstehenden Entfernungsfehler benutzt werden.

## 2 Fehlerwahrscheinlichkeit

Für die Messungen der Fehlerwahrscheinlichkeit der Sonardaten wurde jeweils einer von 24 Ultraschallsensoren des mobilen Roboters B-21 „COLIN“ verwendet. Diese Sensoren wurden von der Firma Polaroid hergestellt. Sie besitzen folgende technische Daten: Durchmesser: d = 38 mm, Sendefrequenz: f = 49.4 kHz, Wellenlänge: $\lambda = 6.95$ mm, maximaler Meßbereich: $l_{max} = 6.5$ m, Halböffnungswinkel: $\theta_{max} = 4 - 18°$.

Der Öffnungswinkel ist stark von den vorhandenen Meßobjekten abhängig [Jorg94]. Wir werden den durchschnittlichen Wert $\theta_{max} = 9.5°$ verwenden.

Mit dem Ziel, einen systematischen Fehler von Sonardaten zu bestimmen, wurde eine Reihe von Messungen in einer statischen Umgebung durchgeführt. Das Meßobjekt war ein flacher Gegenstand mit einer Größe von 0.7x1 $m^2$ . Unter diesen Bedingungen sind die Sonarwerte nahezu perfekt mit realen Entfernungen korreliert. Abweichungen sind normalverteilt mit dem Erwartungswert

$$M = 0.125 l_s - 0.01 \tag{1}$$

wobei $l_s$ die gemessene Entfernung ist, und mit der Standardabweichung $\sigma \approx 0.002$, die wegen ihrer Geringfügigkeit nicht berücksichtigt wird. Dieser systematische Fehler kann leicht kompensiert werden:

$$\hat{l}_s = 1.125 l_s - 0.01 \tag{2}$$

Abb. 1 (links) zeigt die gemessenen und approximierten Entfernungen.

Statistische Daten sollen die Informationen über verschiedene Meßstörungen enthalten. Dafür wurde eine spezielle Umgebung für den Roboter eingerichtet: ein 7x11 $m^2$ großes Zimmer mit mehreren Papierrollen (1m hoch,11cm $\varnothing$ ) und einem angrenzenden Korridor. Der Roboter wurde mit der Hilfe eines Kollisionsvermeidungsalgorithmus anhand von Laserscannerdaten gesteuert. Die genaue Entfernung in Richtung des Sonars wurde ebenfalls vom Laser-Entfernungsmesser gemessen.

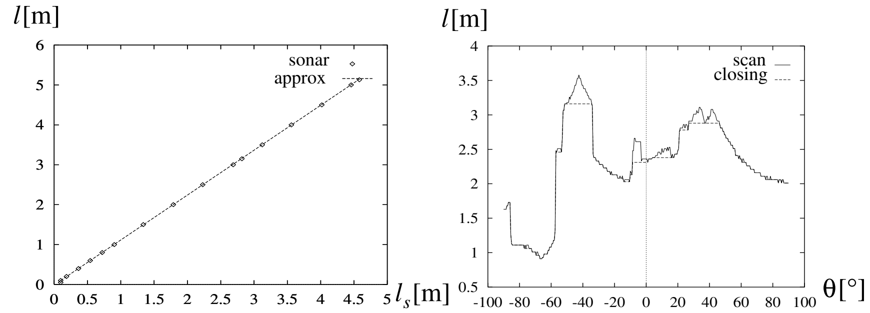


**Abbildung 1.** links: Kalibration von Sonardaten, rechts: Wirkung des Closing-Algorithmus

Um die Situationen zu berücksichtigen, in denen die Entfernung leicht mit dem Laserradar, nicht aber mit den Ultraschallsensoren gemessen werden kann (z.B. enge Spalten), wurde ein Closing-Algorithmus verwendet, der die Entfernungen schließt, die Winkelabstände besitzen, die kleiner als der Ultraschall-Öffnungswinkel ($\Delta\theta < 2\theta_{max}$) sind. Die Wirkung dieses Algorithmus ist am Beispiel eines Laserscans gezeigt (Abb. 1

rechts), bei dem Winkelentfernungen bis $2 \cdot 9.5 = 19°$ (z.B. zwischen -55° und -37°) geschlossen wurden.

Der Entfernungsmeßfehler wird durch $E$ bezeichnet:

$$E = l - l_s \tag{3}$$

wobei $l$ die reale Entfernung (vom Laserscanner) und $l_s$ die vom Sonar gemessene Entfernung ist.

Anhand gesammelter Daten wurden Dichten der Zufallsgrößen $E$ aufgebaut (Abb.2). Zu den empirischen Dichten passen Weibull-Verteilungen (4) [Bronstein87] am besten, wobei Änderungen der Zufallsgrößedichten mit $l_s$ durch eine Anpassung der Verteilungsparameter berücksichtigt werden.

$$f(x) = \gamma p x^{p-1} \exp(-\gamma x^p) \tag{4}$$

Wir bezeichnen die Weibull-Verteilung als:

$$f(E, l_s) = \gamma(l_s) p(l_s) E^{p(l_s)-1} \exp(-\gamma(l_s) E^{p(l_s)}) \tag{5}$$

Da die Verteilung (4) nur für $x > 0$ bestimmt ist und bei $p < 1$ und $x \to 0$ gegen unendlich strebt, wurde die Wahrscheinlichkeitsdichte der Approximation der Entfernungsabweichungen als (6) definiert.

$$f(E, l_s) = \begin{cases} \min(f_{\text{max}}(l_s), f_{\text{neg}}(-E, l_s)), & \text{falls } E < 0 \\ \min(f_{\text{max}}(l_s), f_{\text{pos}}(E)), & \text{falls } E > 0 \\ f_{\text{max}}(l_s), & \text{falls } E = 0 \end{cases} \tag{6}$$

wobei $f_{\text{neg}}(-E, l_s)$ die Weibull-Verteilung (5) negativer Abweichungen mit den Parametern $p_{\text{neg}}(l_s)$ und $\gamma_{\text{neg}}(l_s)$, $f_{\text{pos}}(E)$ die Weibull-Verteilung (5) positiver Abweichungen mit den Parametern $p_{\text{pos}}$ und $\gamma_{\text{pos}}$, und $f_{\text{max}}(l_s)$ der maximale Wert ist.

$f_{\text{max}}(l_s)$ wird ausgewählt, damit für die Dichte gilt:

$$\forall l_s \qquad \int_{-\infty}^{\infty} f(E, l_s) dE = 1 \tag{7}$$

Abb. 2 zeigt statistische und approximierte Dichten der Wahrscheinlichkeit des Meßfehlers für verschiedene Werte $l_s$. Man kann bemerken, daß die Verteilung des negativen Fehlers (linke Seite von 0) von $l_s$ abhängt, während die Abweichungsverteilung im positiven Bereich ungefähr gleich bleibt. Das kann offensichtlich damit erklärt werden, daß die negativen Abweichungen (reale Entfernungen sind kleiner) für verschiedene Sonarwerte durch Störungen verursacht werden, die sich in der Entstehung unterscheiden. Die so gemessenen Entfernungen, die im Bereich 3 - 6m liegen, sind oft (wenn nicht meistens) die Folge mehrerer Spiegelungen (Ecken, Wände) in der realen Umgebung. Die kleineren Werte (0.3 - 2m) vermitteln vorwiegend wahre Entfernungsinformationen. Mögliche Fehlerquelle hier sowie in dem positiven Abweichungsbereich (reale Entfernung größer) sind Crosstalk, Bewegungen und der Umstand, daß die Reflektionspunkte nicht unbedingt auf der Sonarachse liegen. Interessant dabei ist, daß die Meßfehler statistisch korreliert sind (lokale Maxima bei $l_s > 3\text{m}$). Die Korrelation entsteht vermutlich durch die Besonderheiten der heutigen Architektur, z.B. gleiche Abstände zwischen Türen, rechteckige Zimmer u.s.w.

Verwendete Approximationsparameter:

$p_{\mathrm{neg}}(l_s) = 0.154 l_s$, $\gamma_{\mathrm{neg}}(l_s) = \max(6 - 2l_s, 0.3)$, $p_{\mathrm{pos}} = 0.28$, $\gamma_{\mathrm{pos}} = 0.8$.

Der zweite Schritt war, die approximierte Verteilung auf ein vierdimensionales Modell zu erweitern. Es wurde wie bei [Elfes87] vorausgesetzt, daß die Wahrscheinlichkeit der richtigen Entfernungsmessung proportional zu Schalldruckverteilung ist und zwar entlang der Schallachse größer als an den Rändern. Obwohl es nicht ganz genau der Realität entspricht, weil im Sonar eine nichtlineare Signalverarbeitung durchgeführt wird, zeigt das Experiment deutlich unterschiedliche Empfindlichkeiten des Sonars abhängig vom Detektionswinkel. Dünne Gegenstände und konvexe Wandecken werden sogar bei kleinen Entfernungen nur im Winkel 3-7°detektiert, der viel kleiner als der Öffnungswinkel ist.

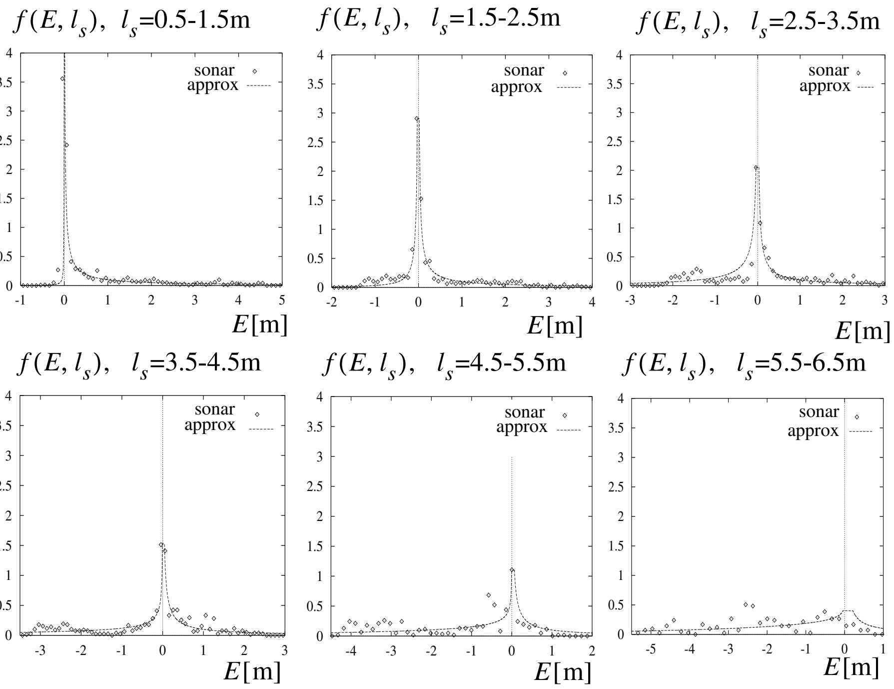


**Abbildung 2.** Sonarfehlerverteilungen für verschiedene Werte $l_s$

Die relative Schalldruckverteilung berechnet sich [Moita94] als:

$$V(\theta) = \frac{2J_1(k \cdot r \cdot \operatorname{asin}(\theta))}{k \cdot r \cdot \sin(\theta)} \tag{8}$$

wobei $k = 2 \cdot \pi / \lambda$ und $r = \frac{d}{2}$ der Radius des Ultraschallsensors und $J_1(x)$ die Besselsche Funktion erster Ordnung ist.

Die vierdimensionale Wahrscheinlichkeitsdichte ergibt sich zu:

$$f(E, \theta, l_s) = f(E, l_s) \cdot V(\theta) \tag{9}$$

Die Dichten werden durch die Anpassung $f_{max}(l_s)$ normiert, damit für jedes $l_s$ gilt:

$$\int \int_{-\infty}^{\infty} f(E,\theta,l_s)dEd\theta = 1 \tag{10}$$

Die Abhängigkeit $f_{\max}(l_s)$ ist in Abb. 3 dargestellt. Interessant dabei ist, daß sich der Wert $f_{\max}(l_s)$ mit Vergrößerung von $l_s$ ungefähr exponentiell verringert. Daraus folgt:

***Die Glaubwürdigkeit der Sonarinformation sinkt exponentiell mit der gemessenen Entfernung***.

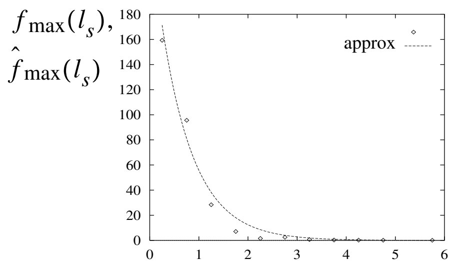


**Abbildung 3.** Normierung $f_{\max}(l_s)$ und ihre Approximation

Für die Modellierung wurde folgende Approximation verwendet:

$$\hat{f}_{\max}(l_s) = 250 / \exp(1.5 l_s) \tag{11}$$

Dabei müssen immer die Umgebungseigenschaften in Betracht gezogen werden. Diese Beobachtung würde beispielsweise für ein rundes Zimmer ohne Ecken nicht gelten, weil sich die Reflektionseigenschaften idealisieren würden, der Fehler folglich normalverteilt und von der gemessenen Entfernung unabhängig wäre.

## 3 Das Sonarmodell

Nachdem die vierdimensionale Wahrscheinlichkeitsdichte bestimmt wurde, ist es einfach, für jede Kartenzelle die Wahrscheinlichkeit $P(\mathrm{resp}|l_s)_i$ zu bestimmen, daß die Sonarantwort (response) von der Zelle $i$ erhalten wurde, unter der Bedingung, daß der Ultraschallsensor den Wert $l_s$ geliefert hat:

$$P(\mathrm{resp}|l_s)_i = \int\int_{S_i} f(E,\theta, l_s)(dE)d\theta \tag{12}$$

oder vereinfacht

$$P(\mathrm{resp}|l_s)_i \approx f(E,\theta,l_s) \cdot S_i \tag{13}$$

Die Gleichung (13) wird im Algorithmus verwendet. Hier ist $S_i$ die Fläche eines Kartenelementes und für $f(E,\theta,l_s)$ wird der maximale Wert der Verteilung in Grenzen der Kartenzelle ausgesucht.

Diese Wahrscheinlichkeit kann aber noch nicht für den Kartenaufbau verwendet werden, weil sie von anderen Kartenzellen, die sich im Sonarstrahl befinden, abhängt: die Sonaraussage kann nur von einer Kartenzelle erhalten werden und die Summe der Wahrscheinlichkeiten für alle Kartenzellen hinsichtlich des Sonarwertes $l_s$ gleich 1 ist.

Das Sonarmodell ist eine Menge von bedingten Wahrscheinlichkeiten $P(\mathrm{resp}|\mathrm{occ})_i$ , daß die Sonaraussage $l_s$ von der Zelle erhalten wurde, unter der Bedingung, daß diese Zelle belegt ist, und unabhängig vom Zustand der anderen Kartenelemente. Der Übergang zu diesen Wahrscheinlichkeiten definieren wir als

$$P(\mathrm{resp}|\mathrm{occ})_i = \begin{cases} 0.5 + K(P(\mathrm{resp}|l_s)_i - P(0.5|l_s)_i), & l_i < l_s \\ 0.5, & l_i > l_s \end{cases} \tag{14}$$

Hier ist $P(0.5|l_s)_i$ die Wahrscheinlichkeit, die die Grenze zwischen $P(\mathrm{resp}|\mathrm{occ})_i$ und $P(\mathrm{resp}|\mathrm{occ})_i$ für die Kartenzelle $i$ bestimmt. Die Werte $P(\mathrm{resp}|l_s)_i$, die gleich $P(0.5|l_s)_i$ sind, werden keine Änderung in dieser Zelle bewirken. In unserem Fall berechnet sich $P(0.5|l_s)_i$ über (15):

$$P(0.5|l_s)_i = T \cdot f_{\max}(l_s) \cdot P(\theta) \cdot S_i \tag{15}$$

Der Koeffizient $T$ wird normalerweise auf 0.5 gesetzt und bestimmt die Wechselbeziehung zwischen Frei- und Belegtwahrscheinlichkeiten für die ganze Karte. Wenn z.B. die Aufgabe lautet, möglichst viel Freiraum zu finden, wobei Hindernisse weniger eine Rolle spielen, wird $T < 0.5$ ausgewählt und umgekehrt. $K$ ist dabei der Koeffizient des Einflusses einer Sonaraussage auf die Modifikation der Belegtwahrscheinlichkeiten und wurde gleich 1 gesetzt.

Die Kartenzellen, die weiter als die vom Sonar gemessene Entfernung liegen, ($l_i > l_s$ in (14)) werden nicht geändert.

## 4 Fusionsverfahren

Um die Belegtwahrscheinlichkeit zu berechnen, wurde die Bayessche Regel in einer iterativen Variante verwendet:

$$P(\mathrm{occ})_i^{t+1} = \frac{P(\mathrm{resp}|\mathrm{occ})_i \cdot P(\mathrm{occ})_i^t}{P(\mathrm{resp}|\mathrm{occ})_i \cdot P(\mathrm{occ})_i^t + (1 - P(\mathrm{resp}|\mathrm{occ})_i) \cdot (1 - P(\mathrm{occ})_i^t)} \tag{16}$$

Die A-priori-Wahrscheinlichkeiten für alle Kartenzellen $P(\mathrm{occ})^{t=0}$ wurden auf 0.5 gesetzt.

## 5 Experimentergebnisse

Die Experimente wurden auf dem mobilen Roboter B-21 “COLIN“ durchgeführt. Die Sonarinformationen wurden unregelmäßig mit einer Periode von 35 bis 300ms bei einer Robotergeschwindigkeit bis 0.3 m/s geliefert. Abb. 4 zeigt die aktuellen Ultraschalldaten eines Korridors. Zwei, meistens vier Sensoren zeigen die wahren Entfernungswerte während der Roboterbewegung. Mehrere Methoden zur Kartenaufbau wurden in dieser Umgebung ausprobiert und verglichen. In Abb. 5 (oben links) wird die mit „BeeSoft-Mapper“ [BeeSoft97] aufgebaute Karte dargestellt Das Verfahren zeigt

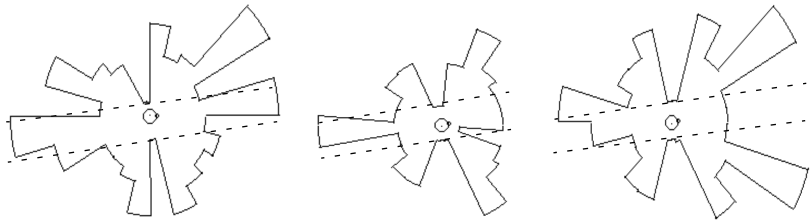

**Abbildung 4.** Beispiele primärer Sonardaten eines Korridors

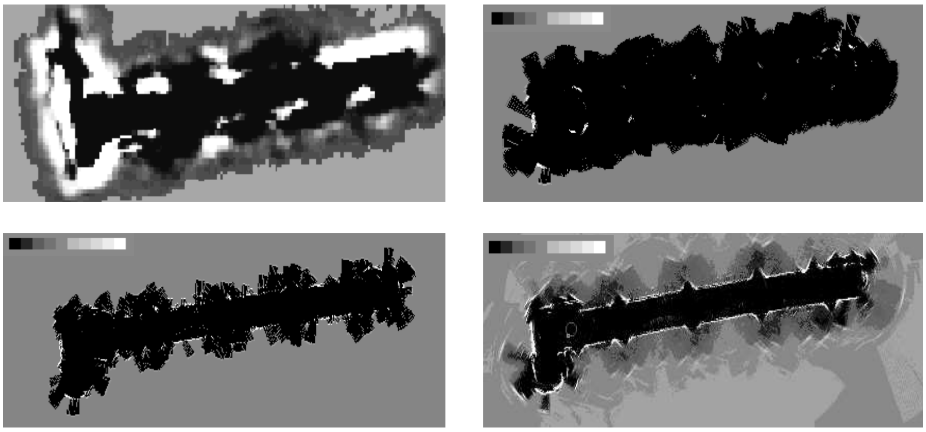

**Abbildung 5.** Sonarkarten des Korridors: oben links: mit „BeeSoft Mapper“, oben rechts: nach [Menezes95] (S = 3m), unten links: nach [Menezes95] (S = 1.5m), unten rechts: mit dem beschriebenen Verfahren

eine niedrige Auflösung und kann die Wände nicht richtig abbilden. In der Arbeit von Menezes [Menezes95] wurde empfohlen, die Sonar-Entfernungswerte, die größer als 3m sind, einfach zu ignorieren. Abb. 5 (oben rechts) zeigt, daß auch unter dieser Bedingung die Sonardaten zu widersprüchlich sind, um korrekt integriert zu werden. Nur bei einem Schwellenabstand von 1.5 m (Abb. 5 unten links) (es wurden 48% Sonardaten im Fall des Korridors bearbeitet) enthält der größere Anteil der Sonarwerte wahre Entfernungsinformation und nahe Gegenstände können dabei wiedergegeben werden. Der Nachteil dieses Verfahrens ist offensichtlich: die Exploration ist nur innerhalb des kurzen Radius (<1.5m) möglich.

Die mit dem entwickelten Verfahren aufgebaute Karte wird in Abb. 5 (unten rechts) dargestellt. Der Algorithmus läuft online auf dem Roboter-PC (Pentium Pro 200MHz) mit einer relativ geringen Prozessor-Belastung. Er verwendet 100% der Sonardaten und zeigt eine hohe Robustheit und Genauigkeit bei der Wiedergabe der Umgebung. Die Wände des Korridors (weiße Zellen mit Belegtwahrscheinlichkeiten gegen 1) wurden in der Gitterkarte deutlich abgebildet, was als klarer Hindernisindikator für Navigation und Aufbau topologischer Karten verwendet werden kann. Ein weiterer Vorteil dieses Modells besteht darin, daß die bei der Exploration bereits aufgebauten Karten benachbarter Räume durch Fehlmessungen nicht zerstört werden. Die Exploration ist sowohl bei kleinen als auch großen Abständen in den Grenzen der Empfindlichkeit der Ultraschallsensoren möglich. Im Fall großer Entfernungen braucht das Verfahren mehr Zeit und Sonardaten für die Integration.

## 6 Zusammenfassung und Ausblick

Diese Arbeit stellt ein probabilistisches Verfahren zur Sonardaten-Integration vor. Mit dem entwickelten Sonarmodell ist es möglich, die fehlerhaften Entfernungsmeßwerte von Ultraschallsensoren mit hoher Genauigkeit zu integrieren und in der Gitterkarte wiederzugeben. Die Experimente mit dem mobilen Roboter „Colin“ demonstrieren die Vorteile des Verfahrens bei den stark verrauschten Entfernungs-Informationen. In der Zukunft wird die Möglichkeit der Anwendung der beschriebenen Methode auch zur Integration den Daten von Infrarot-Sensoren untersucht.

## Literatur


[Jorg94] Klaus-Werner Jörg: *Echtzeitfähige Multisensorintegration für autonome mobile Roboter*, Wissenschaftsverlag, 1994.

[BeeSoft97] *User‘s Guide and Software Reference*, Real World Interface, Inc,1997

[Bronstein87] Bronstein I.N., Semendjaew K.A.: *Taschenbuch der Mathematik*, Thun, Frankfurt/Main,1987.

[Elfes87] Elfes,A.: *Sonar-Based Real-World Mapping and Navigation*, IEEE, Journal of Robotics and Automation, Vol. RA-3, No. 3, June 1987, pp. 249-265.

[Howard96] Andrew Howard, Les Kitchen: *Sonar Mapping for Mobile Robots*, The University of Melbourne, Technical Report 96/34.

[Menezes95] Paulo Menezes, Jorge Dias, Helder Araujo,Anibal de Almeida: *Low Cost Sensor Based Obstacle Detection and Description Experiments with Mobile Robots using Grid Representation*, Proceedings of the Fouth international Symposium on Experimental Robotics, ISER‘95, Stanford, USA, August 1995.

[Moita94] F.Moita,A.Feijao,U.Nunes,A.T.Almeida: *Modelling and Calibration of an Ultrasonic Ranging System of a Mobile Robot*, Associação Portuguesa de Controlo Automático Int. Conf. - Controlo 94, I.S.T., Lisbon, September 14-16, 1994.

[Pagac96] Pagac D., Nebot E., Durrant-Whyte H.: *A Evidential approach to probabilistic map-building*, IEEE International Conference on Robotics and Automation, April 1996, Minneapolis , Minnesota, pp. 745-750.

[Soika96] Martin Soika: *Gitterkartenbasierte Fehlererkennung und Kalibrierung für Umgebungssensoren autonomer mobilen Systeme (AMS)*, Autonome mobile Systeme, 1996, pp. 38-46.

[Thrun96] Thrun S., Bücken A.: *Integrating Grid-Based and Topological Maps for Mobile Robot Navigation*, Proc. of the Thirteenth National Conference on Artificial Intelligence AAAI, Portland, Oregon, August 1996.