

# 基于信息融合的同时定位与 地图创建研究

罗 荣 华, 洪 炳

(哈尔滨工业大学 计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150001, E-mail: lrlhly757600@sina.com)

**摘 要:** 针对在复杂环境中, 由于传感数据的高度不确定性, 采用声纳传感器进行移动机器人同时定位与地图创建的可靠性很低问题, 对基于声纳信息与视觉信息相融合的 SLAM 进行了研究. 利用 Hough 变换对声纳信息与视觉信息进行处理从中提取直线和点特征, 并进行特征级的信息融合, 从而充分利用声纳与视觉信息中的冗余信息. 在移动机器人上的实验表明, 多传感器信息融合可以有效提高 SLAM 的准确度和鲁棒性.

**关键词:** 机器人定位; 地图创建; 信息融合; 移动机器人

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

文章编号: 0367-6234(2004)05-0566-04

## Simultaneous localization and mapping based on multisensor fusion

LUO Rong-hua, HONG Bing-rong

(School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China, E-mail: lrlhly757600@sina.com)

**Abstract:** The reliability of simultaneous localization and mapping (SLAM) for mobile robots is low in dense environment due to the high ambiguity of the observed sensor data. A method based on fusion of sonar and vision information is studied to improve the performance of SLAM. Multi-sensor fusion is performed at the level of features, which are extracted from raw sonar data and vision image using Hough transform. Much attention is focused on the full use of redundant information from different sensors in this work. Experimentation with a mobile robot equipped with 16 sonar sensors and a color CCD is carried out, and the results show that multi-sensor fusion is an efficient way to improve the precision and robustness of SLAM.

**Key words:** robot localization; map building; data fusion; mobile robot

移动机器人的定位和地图创建一直是机器人领域的热点研究课题. 目前, 对已知环境地图的机器人自主定位和已知机器人姿态的地图创建, 已经有了许多不同的解决方法<sup>[1]</sup>. 而另一个与之相关却更具有挑战性的问题是在自身位置不确定的条件下, 在未知环境中, 机器人通过识别周围环境创建地图, 并利用地图进行定位和导航. 这就是移动机器人的同时定位与地图创建 (Simultaneous Localization and Mapping) 问题. SLAM 也称为 CML (Concurrent Mapping and Localization) 最先是由

Smith Self 和 Cheeseman 提出来的<sup>[2]</sup>, 近几年来在机器人领域受到越来越多的关注, 被很多学者认为是实现真正全自主机器人的关键<sup>[3,4]</sup>.

目前大多数研究者都采用声纳和激光雷达等距离传感器来实现 SLAM, 但是这些距离传感器的分辨率较低, 在复杂的环境中由于观测数据的高度不确定性很难取得理想的效果<sup>[5]</sup>. 一些研究者提出了关于这一问题的解决方法: 通过检测更有意义的特征 (如直线段) 来降低传感数据的不确定性<sup>[6]</sup>, 采用其他高分辨率的传感器<sup>[7]</sup>, 多传感器信息融合<sup>[8]</sup>. 由于多传感融合可以对各种信息进行综合处理, 可以有效提高信息的准确性和可靠性, 是解决这一问题的主要方法. 在文献[8]中 J. A. Castellanos 对激光测距仪与单目视觉相结合的

收稿日期: 2003-02-19.

基金项目: 国家高技术研究发展计划资助项目 (2001AA422270).

作者简介: 罗荣华 (1975-), 男, 博士研究生;

洪炳 (1937-), 男, 博士, 教授, 博士生导师.

SLAM 进行了研究. 将环境中的一些相关的特征联合在一起形成有意义的环境标志, 虽然可以有效减小数据的不确定性, 但是其计算量很大不能实现实时性.

本文对基于声纳信息与视觉信息相融合的室内环境中的 SLAM 进行了研究. 与激光雷达测距仪相比声纳传感器的准确度更低, 单独采用声纳传感器实现 SLAM 更困难. 但是声纳传感器要便宜很多, 而且在大多数的移动机器人上都装有声纳传感器和单目视觉系统, 所以研究基于这两种传感器信息融合的 SLAM 具有极大的实用价值.

由于声纳信息容易受到干扰, 而且其信息形式与视觉信息也很不一样, 需要对其进行特殊处理, 本文利用 Hough 变换对机器人运动中获得的多声纳信息进行处理并从中提取直线特征与点特征, 然后在特征级与视觉信息相融合. 在本文在方法中只识别环境中简单的特征: 点和直线. 实验表明该方法具有很好的鲁棒性和实时性.

1 基于信息融合的环境特征检测

1.1 声纳信息处理

主要研究室内结构化环境中机器人的 SLAM, 这种环境主要由墙和一些边角组成, 所以从声纳信息中提取两种几何特征: 二维的直线来表示墙, 二维的点表示边沿. 由于声纳信息呈发散的圆锥形, 因此, 根据一次声纳传感器的读数不能获得有关产生声波反射物体的形状和准确方位, 文献[9]提出了一种基于三角定距的 TBF 算法确定点特征的位置, 但不能实现直线特征的提取, 本文应用与文献[10]相似的方法, 采用 Hough 变换来实现点和直线特征的同时提取.

假设机器人可以在两个不同位置检测到同一物体的反射超声波, 如果产生反射的物体是墙, 可以根据两次超声波圆弧的切线确定墙的方位. 同样如果产生反射的是物体的边沿, 也可以根据两次超声波圆弧的交点来获得其位置. 因此, 声纳信息中直线和点特征的提取就是分别求取那些有公共切线超声波圆弧, 和那些公共交点的超声波圆弧. 利用 Hough 变换处理在较短路径中返回的声纳信息(10—15 次读数) 以保证里程计读数的误差较小. 用参数  $\theta$  和  $\rho$  来定义直线特征在基坐标系 B 中的方向和离坐标原点的距离, 点特征也用同一坐标系中的极坐标表示如图 1. 基坐标系可以根据需要选定, 本文选择  $k$  时刻的机器人坐标系 R 作为基坐标系.

通过对声纳信息的处理可以获得环境特征在

基坐标系中的位置和方向:

$$z_s^i = z_s^i + \eta,$$

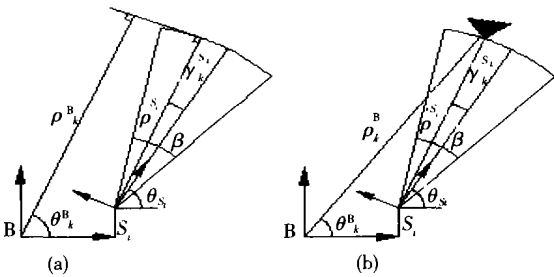


图 1 声纳传感器模型

其中:  $z_s^i$  表示特征在坐标系 B 中位置的估计值;  $z_s^i$  表示特征在坐标系 B 中的真实位置;  $\eta$  表示均值为零的高斯噪声.

1.2 CCD 图像特征提取

在图像处理中, 主要根据灰度和颜色特征从图像中提取边缘. 感兴趣的是两种直线: 地面上的直线, 与地面垂直的直线. 地面上的直线可能是墙或者其他物体与地面的交线, 与声纳信息中的直线特征对应; 而与地面垂直的直线可能是墙角、门框或者物体的边沿, 与声纳信息中的点特征对应.

与地面垂直的直线在图像中的投影是一些竖直的边缘, 可以根据其在图像中的位置计算出其在摄像机坐标系 M 中的方位角  $\theta^M$  (坐标系 M 的原点在光轴中心, X 轴与光轴重合). 由于利用一幅图像不能判断图像中的边缘是否是地面上直线的投影, 根据地面的颜色特征选择可能属于地面的直线.

假设图像中的一点  $b$  是地面上点  $P$  的投影, 那么根据小孔成像原理可以利用  $b$  的图像坐标  $(u, v)$  计算出  $P$  在地面坐标系  $O'$  中的坐标  $(x, y)$ , 图 2 给出了  $P$  与  $b$  之间的投影关系

$$y = h \cdot \cot(\alpha + \phi(v)),$$

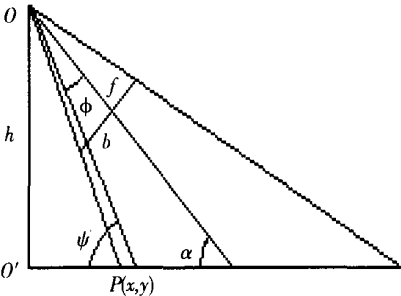


图 2 CCD 成像模型

其中:  $\alpha$  为 CCD 摄像机的光轴与地面的夹角;  $h$  为光轴中心离地面的高度;  $\phi(v)$  为  $v$  所对应的夹角  $\phi$ . 这些参数可以通过摄像机定标获得. 同样

可以计算点  $P$  的  $X$  坐标. 计算所有满足条件的边缘像素点在地面上的坐标, 然后应用 Hough 变换计算他们的直线方程. 采用参数  $\theta$  和  $\rho$  来定义直线特征在坐标系  $M$  中的方向和离坐标原点的距离. 这样可以求出视觉信息中的特征相对于坐标系  $M$  的估计值

$$z_V^i = z_V^j + \mu.$$

其中:  $z_V^i$  表示特征在坐标系  $M$  中位置的估计值;  $z_V^j$  表示特征在坐标系  $M$  中的真实位置;  $\mu$  表示均值为零的高斯噪声.

### 1.3 声纳与视觉信息的融合

假设通过以上的特征提取从声纳信息与视觉信息中获得的特征集合分别为  $z_S = \{z_S^1, z_S^2, \dots, z_S^n\}$ ,  $z_V = \{z_V^1, z_V^2, \dots, z_V^l\}$ . 首先需要对这些信息数据进行数据关联, 也就是寻找其中对应于环境中同一特征的匹配对. 假设  $(z_S^i, z_V^j)$  是一个可能的匹配对, 那么它们之间必须满足隐含的观测方程

$$f(z_S^i, z_V^j) = 0.$$

函数  $f$  由传感器的标定确定. 声纳信息中的点特征在视觉信息中只有特征在  $M$  坐标系的角速度变量与其对应, 数据关联时只需根据角速度变量进行匹配. 函数  $f$  一般是非线性的, 需要根据当前的观测值对其进行线性化.

$$f(z_S^i, z_V^j) = h_{ij} + H_{ij}(z_S^i - z_S^j) + J_{ij}(z_V^i - z_V^j)$$

其中:

$$\begin{aligned} h_{ij} &= f(z_S^i, z_V^j); \\ H_{ij} &= \left. \frac{\partial f}{\partial z_S^i} \right|_{(z_S^i, z_V^j)}, \\ J_{ij} &= \left. \frac{\partial f}{\partial z_V^j} \right|_{(z_S^i, z_V^j)}. \end{aligned}$$

从以上可以获得其协方差矩阵:

$$C_{ij} = H_{ij} C_S^i H_{ij}^T + J_{ij} C_V^j J_{ij}^T.$$

其中:  $C_S^i$ ,  $C_V^j$  分别是  $z_S^i$ ,  $z_V^j$  协方差矩阵. 根据  $z_S^i$ ,  $z_V^j$  的之间的 Mahanalobis 距离的  $\chi^2$  验证进行相容性判断:

$$D_{ij}^2 = h_{ij}^T C_{ij}^{-1} h_{ij} < \chi_{d, \alpha}^2.$$

其中:  $d = \text{rank}(h_{ij})$ ,  $\alpha$  是所需的可信度. 如果  $z_V$  中有多个特征与  $z_S^i$  相容, 则选取与其距离最近的特征作为最佳匹配. 通过基本的扩展卡尔曼滤波器进行信息融合:

$$\begin{aligned} W &= C_S^i H_{ij}^T (H_{ij} C_S^i H_{ij}^T + J_{ij} C_V^j J_{ij}^T)^{-1}; \\ z_{SV}^i &= z_S^i + W(-h_{ij}); \\ \dot{C}_{SV} &= (I - WH_{ij}) C_S^i. \end{aligned}$$

## 2 移动机器人的(SLAM)

### 2.1 系统的状态

在 SLAM 中系统的状态包括机器人的姿态和地图中特征标志的位置

$$X_k = [r_k^F \quad m_k^F]^T.$$

机器人在  $k$  时刻的状态  $r_k^F = (x_k, y_k, \phi_k)^T$ , 由机器人的在世界坐标系  $F$  中的位置  $(x_k, y_k)$  和机器人头部的方向  $\phi_k$  决定;  $m_k^F$  表示地图中的特征在坐标系  $F$  中的位置, 在本系统中包括两种特征: 直线  $l$  和点  $d$ , 它们都由两个参数描述:

$$\begin{aligned} m_k^F &= (l_1^F, l_2^F, \dots, d_1^F, d_2^F \dots)^T = \\ &= (\rho_{l_1}^F, \theta_{l_1}^F, \dots, \rho_{d_1}^F, \theta_{d_1}^F, \dots)^T. \end{aligned}$$

如果地图中有  $n$  个特征, 这样  $X_k$  是一个  $2n + 3$  维矢量, 系统的协方差矩阵为

$$P = \begin{bmatrix} P_r & P_{r1} & \dots & P_m \\ P_{1r} & P_{11} & \dots & P_{1n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{nr} & P_{n1} & \dots & P_{nn} \end{bmatrix}.$$

在 SLAM 中系统的状态包括机器人和环境特征在坐标系  $F$  中的位置的估计, 而协方差矩阵  $P$  表示估计的误差.

### 2.2 地图的更新与维护

采用 EKF 实现系统状态的估计与更新, 具体过程见文献 [3]. 当机器人在运动过程中发现新的特征  $n + 1$  时, 需要根据新特征的观测矢量  $z_{n+1, k} = [\rho_{n+1, k} \quad \theta_{n+1, k}]^T$  和机器人的当前状态计算新特征标志得初始状态, 并更新状态矢量  $X$  和协方差矩阵  $P$ .

$$\begin{aligned} m_k^F(n+1) &= g(r_k^F, z_{n+1, k}), \\ X_{\text{new}} &= [X_k \quad m_k^F(n+1)]^T, \\ P_{n+1, n+1} &= \frac{\partial g}{\partial r_k^F} P_r \left( \frac{\partial g}{\partial r_k^F} \right)^T + \\ &= \frac{\partial g}{\partial z_{n+1, k}} C_{SV} \left( \frac{\partial g}{\partial z_{n+1, k}} \right)^T, \\ P_{m+1} &= P_{n+1, r}^T = P_r \left( \frac{\partial g}{\partial r_k^F} \right)^T, \\ P_{n+1, i} &= P_{i, n+1}^T = \frac{\partial g}{\partial r_k^F} P_{ri}. \end{aligned}$$

## 3 实验结果

用 Pioneer2 机器人对以上的方法进行了实验研究. Pioneer2 机器人装有一个可以上下和左右转动的彩色 CCD 摄像头, 16 个可以接发的声纳传感

器以及里程计, 如图 3. 实验环境是实验楼的几个房间和长为 40 m 的走廊.

对只采用里程计的机器人定位, 利用声纳传感器和里程计相结合的 SLAM 与基于信息融合的 SLAM 的定位准确度进行了对比试验, 实验方法是在有一些杂物的走廊上给机器人的左右马达发送同样的速度指令让其前进, 把机器人开始运动时的机器人坐标系作为世界坐标系 F, 每隔 2 m 让机器人停下来对机器人在世界坐标系中的位置进行测量, 实验结果如图 4. 图中的横坐标表示机器人运动的距离  $d$ , 在图 4a 中纵坐标表示机器人运动的距离误差  $\epsilon_d$ , 在图 4b 中纵坐标表示机器人的角度误差  $\epsilon_\phi$ . 从图中可以看出采用传感融合方法比单独采用里程计的定位准确度要高很多, 和采用声纳传感器的 SLAM 相比其准确度也有较大的提高.

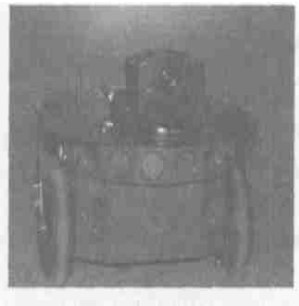
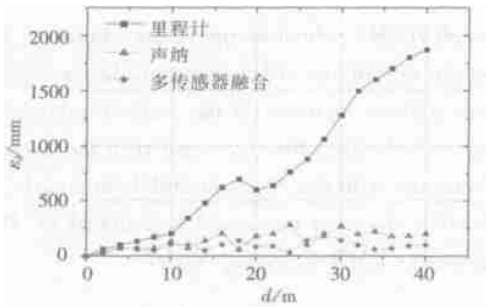
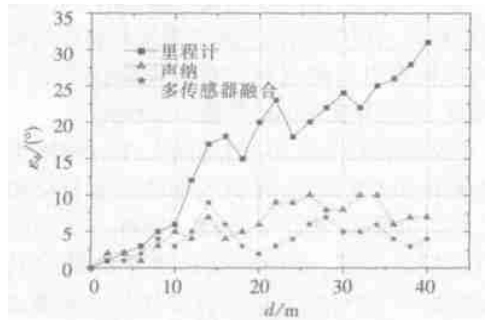


图 3 Pioneer2 机器人



(a) 位置误差



(b) 方向误差

图 4 三种不同定位方法误差对比

4 结 论

1) 采用基于特征级声纳与视觉信息融合的方法进行机器人的同时定位与地图创建, 可以充分利用冗余信息, 从而可以提高机器人的定位准确度, 并且具有更好的鲁棒性.

2) 通过在视觉信息中进行运动检测, 采用声纳与视觉信息相融合的方法可以实现动态环境中的 SLAM, 这也是将来的研究方向.

参考文献:

[ 1 ] 洪炳 , 罗荣华. 一种鲁棒的机器人自主定位方法 [ J ] . 哈尔滨工业大学学报, 2003, 35( 9 ) : 1047—1049.

[ 2 ] SMITH R, SELF M, CHESSEMAN P. Estimating uncertain spatial relationships in robotics[ J ] . Uncertainty in Artificial Intelligence, 1988, 2: 435—461.

[ 3 ] DISSANAYAKE GAMINI M W M, NEWMAN PAUL. A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem [ J ] . IEEE Trans. Robotic. Automat., 2001, 17( 3 ) : 229—241.

[ 4 ] GUIVANT J, NEBOT E. Optimization of the simultaneous localization and map building algorithm for real time implementation[ J ] . IEEE Trans. Robotic. Automat., 2001, 17( 3 ) : 242—257.

[ 5 ] 黄庆成, 洪炳 , KHURSHID J. 全自主足球机器人的超声波定位避障系统[ J ] . 哈尔滨工业大学学报, 2003, 35( 9 ) : 1077—1079.

[ 6 ] CASTELLANOS J A, MONTIEL J M M, NEIRA J, et al. The SPMAP: A probabilistic framework for simultaneous localization and map building [ J ] . IEEE Trans. Robot. Automat., 1999, 15( 5 ) : 948—952.

[ 7 ] DASVISON J D, MURRAY W D. Simultaneous Localization and map—building using active vision[ J ] . IEEE Trans. Pattern Analysis Machine Intelligence, 2002, 24( 7 ) : 865—880.

[ 8 ] CASTELLANOS J A, NEIRA J, TARDOS J D. Multisensor fusion for simultaneous localization and mapping[ J ] . IEEE Trans. Robot. Automat., 2001, 17( 6 ) : 908—914.

[ 9 ] WIJK O, CHRISTENSEN H I. Triangulation based fusion of sonar data with application in robot pose tracking[ J ] . IEEE Trans. Robot. Automat., 2001, 6( 6 ) : 740—752.

[ 10 ] TARDOS J D, NEIRA J. Robust Mapping and Localization in Indoor Environments using Sonar Data[ J/OL ] . <http://www.cps.unizar.es/~jdtardos/publications.html>.

( 编辑 姚向红 )