文章编号: 1002-0446(2005)01-0041-05

基于全景视觉与里程计的移动机器人自定位方法研究*

王景川[1], 陈卫东[1], 曹其新[2]
(1. 上海交通大学自动化研究所,上海 200030; 2. 上海交通大学机器人研究所,上海 200030)

摘 要: 通过分析全景视觉与里程计传感器的感知模型的不确定性,提出了一种基于路标观测的移动机器人自定位算法. 该算法利用卡尔曼滤波器,融合多种传感器在不同观测点获取的观测数据完成机器人自定位. 与传统的、采用单一传感器自定位的方法相比,它利用视觉和里程计的互补特性,提高了自定位的精度. 实验结果证明了上述方法的有效性.

关键词: 移动机器人;自定位;传感器融合;全景视觉;里程计
中图分类号: TP24 **文献标识码**: B

Omni-vision and Odometer Based Self-localization for Mobile Robot

WANG Jing-chuan[1], CHEN Wei-dong[1], CAO Qi-xin[2]
(1. *Institute of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai* 200030;
2. *Institute of Robotics, Shanghai Jiaotong University, Shanghai* 200030, *China*)

Abstract: By analyzing the uncertainties in perception models of omni-vision and odometer systems for mobile robot, a landmark-observation-based self-localization method with Kalman filter is proposed, which fuses the data from multiple sensors at successive observation points. Compared with single-sensor methods, it exploits the differences in uncertainty between omni-vision and odometer systems, and consequently improves the self-localization precision of mobile robot. The experimental results show the validity and feasibility of the proposed method.

Keywords: mobile robot; self-localization; sensor fusion; omni-vision; odometer

1 引言(Introduction)

自定位问题是自主移动机器人的基础性难题,是完成其它各类任务的前提. 如何利用机载传感器提供的局部环境信息,与已知的全局环境地图相匹配,实时估计机器人的自身位置是机器人学者长期以来不断探索的一个方向. 根据所使用的传感器种类,可以将自定位方法分为两类:基于单一传感器的自定位与基于多传感器融合的自定位.

对于单一传感器,文[1]给出了基于里程计定位的方法,在长距离的导航时,累计误差将会增加,使得其准确度下降;文[2]利用全景视觉对路标的观测角度来完成机器人自定位. 二者都是利用已知的环境信息来确定机器人的绝对位姿.

针对单一传感器本身的局限性和噪声引起的感知不确定性,文[4]利用不同观测点数据的相关性,提出了以里程计与声纳作为传感器,基于路标的单个机器人自定位方法.

采用多机器人分布式观测的方法来提高目标定位精度和自定位精度的方法,近年来日益受到关注. 文[3]采用卡尔曼滤波方法,融合多个机器人在不同位置上对同一个目标的观测数据,来精确地估计目标位置. 文[5]利用多机器人的目标观测以及它们之间的相互位置关系精确地估计目标位置,并以此更新各机器人的自定位信息,但这种方法不适用于单个机器人的自定位.

本文提出了一种在已知地图的情况下,采用全景视觉和里程计作为传感器,并利用卡尔曼滤波算法对数据进行融合,从而实现单个移动机器人全局

* 基金项目:国家自然科学基金资助项目(60105005).
收稿日期:2004-06-20

© 1994-2009 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

自定位的算法. 实验结果表明了算法的有效性.

2 传感器感知模型分析(Perception model analysis for sensors)

2.1 全景视觉的观测模型

在 Frontier-I 型自主机器人上配有全景视觉系统,如图 1 所示,通过测定目标在图像中的位置,来获取目标相对于机器人的实际位置. 图 2 所示,机器人本体上建立的局部坐标系以机器人前向为 X 轴,逆时针旋转 90°方向为 Y 轴,形成笛卡尔坐标系,全景视觉观测目标得到的信息为 $(d\ \phi)$,分别表示目标与机器人的距离以及与 X 轴的夹角,通过下式可以得到目标的局部坐标 $(x\ y)$:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = d\begin{bmatrix} \cos\phi \\ \sin\phi \end{bmatrix} \tag{1}$$

由于全景视觉对目标的感知受到环境噪声和光照等条件影响,此外考虑反射镜面的畸变以及分辨率等因素,全景视觉对目标的观测存在一定的不确定性. 本文将采用概率模型来描述全景视觉的定位特性.

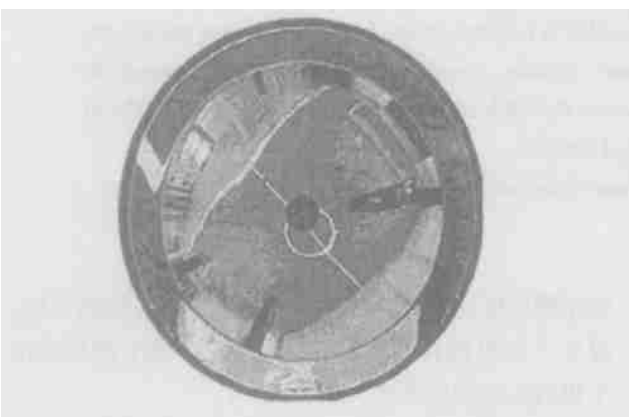

图 1 全景视觉图像

Fig. 1 An omni-vision image

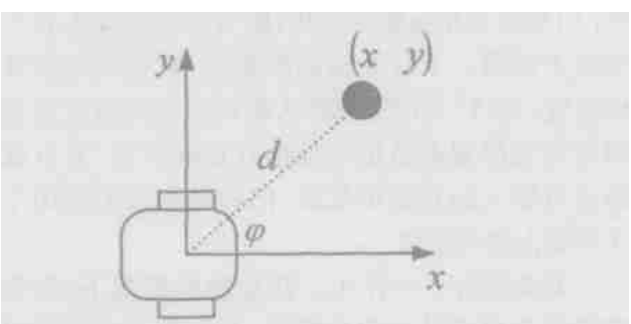

图 2 机器人的局部坐标系

Fig. 2 Local coordinate of robot

全景视觉的观测实验证明其观测特性是基于高斯分布的. 一个标准的高斯分布的描述函数[6]为:

$$p(X) = \frac{1}{2\pi\sqrt{|C|}}\exp\left[-\frac{1}{2}(X-\hat{X})^{\mathrm{T}}C(X-\hat{X})\right]$$

$$C = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \rho\sigma_x\sigma_y \\ \rho\sigma_x\sigma_y & \sigma_y^2 \end{bmatrix} \tag{2}$$

其中, X 为被观测目标所处位置的二维坐标值 $(x\ y)^{\mathrm{T}}$, $\hat{X}$ 为该位置的数学期望, C 为协方差矩阵. 局部坐标系下机器人视觉的观测模型如图 3 所示[6,7], 图中 σ_{maj}、σ_{min} 是该坐标系主轴与短轴上的标准方差, 此时两方差的相关系数 $\rho = 0$[6], 则局部坐标系下的协方差矩阵为:

$$C_L = \begin{bmatrix} \sigma_{\mathrm{maj}}^2 & \\ & \sigma_{\mathrm{min}}^2 \end{bmatrix} \tag{3}$$

本全景视觉系统的观测特性曲线如图 4 所示,曲线表示被观测物体处在某一位置的可能分布,由于视觉观测主要受环境噪声等客观因素干扰,所以此观测模型是唯一的. 其定位误差最大为 800mm,误差变化范围较大,目标观测信息存在较大震荡,会引起机器人自定位结果跳变、不连续.

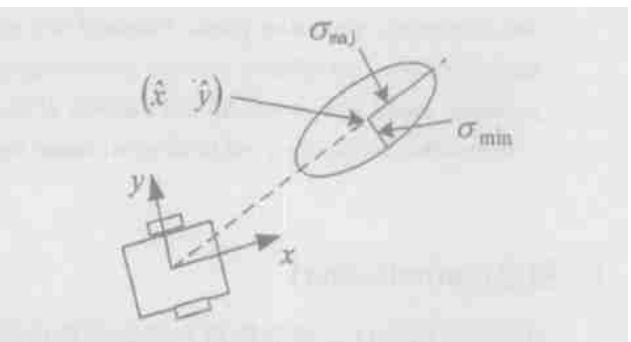

图 3 机器人视觉的观测模型

Fig. 3 Observation model of robot vision

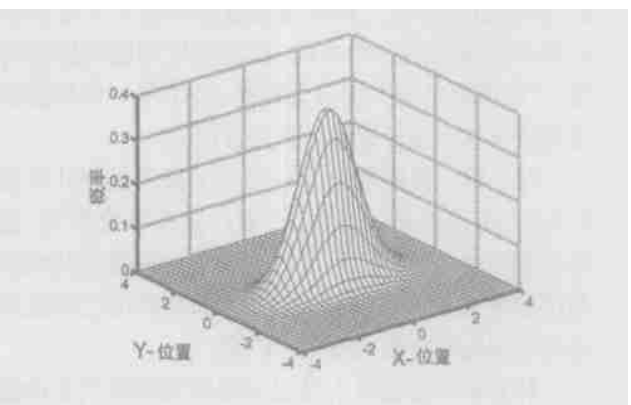

图 4 全景视觉的观测模型曲线

Fig. 4 Observation model curve of omni-vision

© 1994-2009 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

2.2 里程计的定位模型及误差分析

里程计的定位模型[8]如下：

$$\begin{bmatrix} X_k \\ Y_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = f\left(\begin{bmatrix} X_{k-1} \\ Y_{k-1} \\ \theta_{k-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} D_k \\ \alpha_k \end{bmatrix}\right) = \begin{bmatrix} X_{k-1} \\ Y_{k-1} \\ \theta_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} D_k\cos(\theta_{k-1}+\alpha_k) \\ D_k\sin(\theta_{k-1}+\alpha_k) \\ \alpha_k \end{bmatrix} \tag{4}$$

在 $k-1$ 时刻里程计状态为 $S_{k-1} = [X_{k-1}\ Y_{k-1}\ \theta_{k-1}]^{\mathrm{T}}$，经旋转 α_k 与平移 D_k 运动之后，得到 k 时刻的里程计状态 $S_k = [X_k\ Y_k\ \theta_k]^{\mathrm{T}}$.

里程计误差可以分为两类：系统误差与非系统误差. 系统误差是由于轮子直径、轴距等安装的精度所造成，而非系统误差是由死锁、打滑等不连续滑动造成的. 由式(4)可以看出，里程计的误差主要是由输入 $u_k = [D_k\ \alpha_k]$ 引起的，此输入的协方差对角矩阵为[8]：

$$Cov(u_k) = \begin{bmatrix} \sigma_L^2 & \\ & \sigma_R^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} K_L^2|d_L| & \\ & K_R^2|d_R| \end{bmatrix} \tag{5}$$

d_L、d_R 分别是两个轮子的运动距离，K_L、K_R 是单位为 $m^{1/2}$ 的常系数. 里程计误差与轮子运行距离成正比，表现为累计误差. 利用 UMBmark 方法[9]可以对 K_L、K_R 进行测定：

Frontier-I 型机器人里程计：$K_L = 0.0013$，$K_R = 0.0012$，根据式(5)可知，在轮子运行距离较短时，里程计的误差很小，其增量可以代表机器人的相对偏移.

3 基于两路标观测的自定位算法(Self-localization algorithm based on two-landmark observation)

3.1 两路标自定位算法

图 5 所示的全局坐标系中，路标位置为 $(x_{l1}\ y_{l1})$、$(x_{l2}\ y_{l2})$，目标的观测值为 $(d_1\ \phi_1)$ 和 $(d_2\ \phi_2)$，可按下式求取机器人的全局坐标为：

$$\begin{cases} x = x_2 + d_2\cos\alpha \\ y = y_2 + d_2\sin\alpha \\ \theta = \pi + \alpha - \phi_2 \end{cases} \tag{6}$$

其中，$\alpha = \arccos\dfrac{L^2 + d_1^2 - d_2^2}{2Ld_1}$.

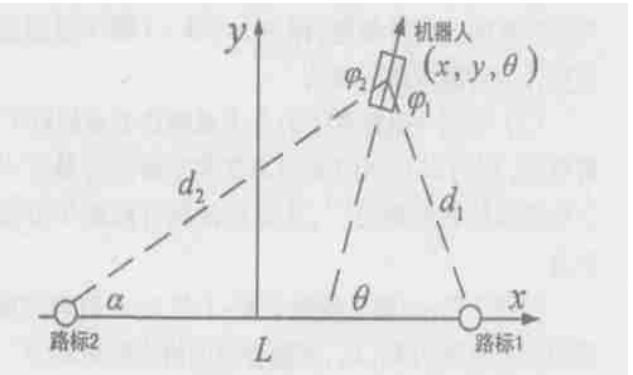

图 5　全局坐标系

Fig. 5　Global coordinate

考虑 2.1 节中测定的全景视觉观测模型，如果直接利用一帧图像的观测来计算机器人的全局位姿，结果将存在明显误差. 所以，有必要对多个观测点上获得的多帧观测数据进行融合，以获取更精确的目标观测值，从而提高全局定位的精度. 图 6 给出了基于两个路标的机器人自定位流程.

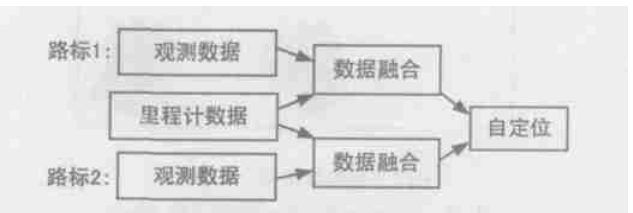

图 6　机器人自定位流程图

Fig. 6　Flow chart of self-localization

3.2 多帧观测数据的融合算法

卡尔曼滤波算法可以将目标的观测数据进行融合[6,7]. 根据 2.2 节中里程计误差的分析，对于连续运动的单一机器人，可以得到其在不同观测点间的位移，然后利用卡尔曼滤波算法对各观测点上得到的目标观测数据进行融合，一定程度上避免了里程计累积误差和全景视觉随机误差带来的影响.

现提出基于卡尔曼滤波的数据融合方法，其算法如下：

(1) 将 k 时刻机器人的局部坐标系暂设为全局坐标系，通过转换矩阵 $R(\phi)$ 把 $k-i$ 时刻局部坐标系下的观测协方差矩阵 C_L 转换为全局坐标下的协方差矩阵 C_i[6]：

$$R(\phi) = \begin{bmatrix} \cos\phi & -\sin\phi \\ \sin\phi & \cos\phi \end{bmatrix} \tag{7}$$

$$C_i = R(\phi)^{\mathrm{T}} C_L R(\phi) \tag{8}$$

ϕ 为 $k-i$ 时刻的机器人局部坐标系与暂设的全

© 1994-2009 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

局坐标系间的旋转角度,即由 k 与 $k-i$ 两个时刻的里程计的角度增量所表示.

(2) 在同一坐标系下的各个观测协方差矩阵 C_i 得到后,则可以对不同观测协方差矩阵进行基于卡尔曼滤波的数据融合[6],从而得到融合后的协方差矩阵.

如图 7 所示,假设得到了 $k-1$ 与 $k-2$ 时刻的观测协方差矩阵为 C_1、C_2,则融合后的协方差矩阵为:

$$C' = C_1 - C_2[C_1 + C_2]^{-1}C_1 \tag{9}$$

这是一个对两组目标观测数据进行融合的情况,如果有更多组数据参与融合,则先对观测模型中的协方差矩阵应用式(8)进行观测模型到标准描述形式的转换,然后应用类似式(9)的算法进行融合.

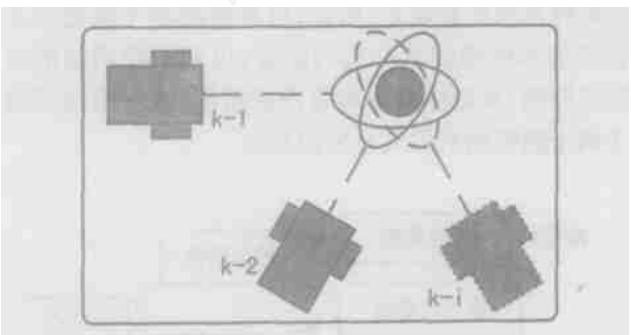

图 7 观测数据融合原理图

Fig. 7 Principle for observation data fusion

(3) 对 $(k-1)$ 与 $(k-2)$ 时刻得到的两组观测数据 $\hat{X}_1$、$\hat{X}_2$ 进行融合[6],从而得到精度更高的目标位置坐标,算法为:

$$\hat{X} = \hat{X}_1 + C_1[C_1 + C_2]^{-1}(\hat{X}_2 - \hat{X}_1) \tag{10}$$

$\hat{X} = (\hat{x} \quad \hat{y})^{\mathrm{T}}$ 即为两时刻机器人观测目标的最终数据融合结果.

(4) 将笛卡尔坐标系下 $\hat{X} = (\hat{x} \quad \hat{y})^{\mathrm{T}}$ 转化为机器人观测目标的融合信息 $(\hat{d} \quad \Phi)^{\mathrm{T}}$:

$$\begin{cases} \hat{d} = \sqrt{\hat{x}^2 + \hat{y}^2} \\ \Phi = \arctan(\hat{y}/\hat{x}) \end{cases} \tag{11}$$

两个路标的观测数据均按照上述步骤进行融合,得到两个路标观测融合结果 $(\hat{d}_1 \ \Phi_1)^{\mathrm{T}}$、$(\hat{d}_2 \ \Phi_2)^{\mathrm{T}}$,利用式(6)即可得到机器人的全局自定位结果.

4 实验结果与分析(Experiment results and analysis)

实验场地如图 8 所示,两路标在全局坐标系中的位置已知. 图 9 所示,路标即为图中的"●",设定的期望路径为图中的"×"曲线,使机器人沿此路径从起点运动到终点,利用多帧观测数据融合算法,可以得到运动过程中机器人的自定位信息,如图中的"▲"所示. 图中的"○"是采用全景视觉单帧观测数据所得到的自定位曲线. 从实验结果可以看出,采用单帧观测的定位方法,曲线振荡比较剧烈,误差较大. 而采用多帧融合的定位算法,自定位曲线更为接近期望路径,误差基本在 200mm 以内,而且保持了很好的连续性.

图 8 自定位实验地图

Fig. 8 Map of self-localization experiment

下面将通过多组实验,来分析单帧观测数据定位、里程计定位与多帧观测数据融合定位 3 种方法的性能差异:在图 8 设定的路线上,分别采用上述 3 种方法,机器人按照相同的速度(400 mm/s)在同一路线上往返移动相同的次数,以相同的采样周期(100ms)获取自定位数据,3 种方法所得到的自定位误差曲线如图 10 所示,"+"、"▲"与"□"分别代表里程计定位、单帧观测自定位与多帧融合自定位的误差曲线.

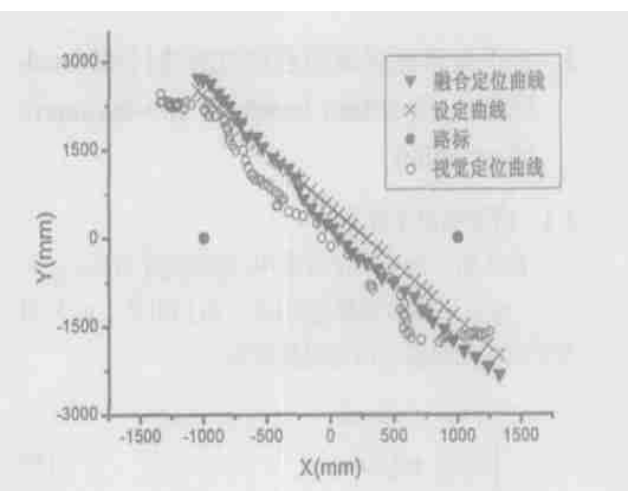

图 9 机器人自定位曲线

Fig. 9 Curves of robot self-localization

© 1994-2009 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

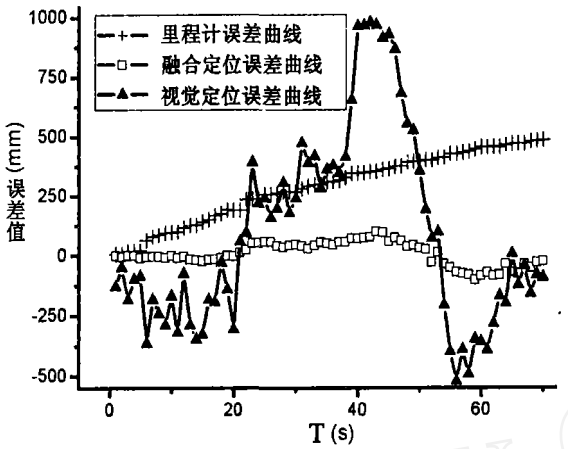

图 10　3 种不同定位方法的误差比较

Fig. 10　Error comparison among three different localization methods

若仅使用里程计的定位方法,由于其累积误差的影响,自定位误差随着运行路程的增加而累积,在运动 70s 之后误差便超过了 500mm;利用单帧观测的定位方法,由于视觉的不确定性,误差最大达到 900mm,且振荡剧烈,很难获得准确的自定位结果;采用多帧观测数据融合的自定位方法,融合后的自定位误差基本保持在 200mm 之内,并且误差变化是连续、没有累积的,也证明这一方法有效地改善了机器人的自定位精度.

5　结论(Conclusion)

自定位问题在自主机器人的导航中起到了非常重要的作用,本文通过对传感器观测模型的不确定性分析,提出了一种将全景视觉与里程计信息相互融合的自定位算法,并且将其运用到了实际的机器人应用中,明显减小了两种传感器的感知不确定性问题,提高了机器人自定位的精度,实验效果证实了这一算法的有效性.

参考文献　(References)

[1] Crowley J L. Control of displacements and rotation in a robotvehicle[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. Scottsdale AZ, USA: 1989. 674 - 680.

[2] Motomura A, Matsuoka T, Hasegawa T. Self-localization method using two landmarks and dead reckoning for autonomous mobile soccer robots [A]. Proceedings of the RoboCup 2003 Symposium[C]. Padova, Italy: 2003. 526 - 533.

[3] Ashley W, Martin C, Balch T. Distributed sensor fusion for object position estimation by multi-robot systems[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. Seoul, Korea: 2001, Vol. 2, 1092 - 1098.

[4] Moreno L, Armingol J, Escalera A, *et al*. Global integration of ultrasonic sensors information in mobile robot localization[A]. Proceedings of the Ninth International Conference on Advanced Robotics [C]. Tokyo, Japan: 1999. 283 - 288.

[5] Fox D, Burgard W, Kruppa H, *et al*. Collaborative multi-robot localization[A]. Proceedings of the German Conference on Artificial Intelligence (KI) [C]. Bonn, Germany: 1999. 15 - 26.

[6] Ashley W, Martin C, Balch T. Merging Probabilistic Observations for Mobile Distributed Sensing[R]. USA: Carnegie Mellon University, 2000.

[7] Weber J, Franken L, Jörg K, *et al*. An integrative framework for global self-localization[A]. Proceedings of the IEEE Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI) [C]. Baden-Baden, Germany: 2001. 73 - 78.

[8] Chong K, Kleeman L. Accurate odometry and error modelling for a mobile robot[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. Albuquerque, USA: 1997, Vol. 4. 2783 - 2788.

[9] Borenstein J, Feng L. UMBmark - a method for measuring, comparing, and correcting dead-reckoning errors in mobile robots[R]. USA: University of Michigan, 1994.

作者简介:

王景川 (1979-),男,硕士. 研究领域:机器人控制.

陈卫东 (1968-),男,博士,副教授. 研究领域:机器人控制,移动机器人.

曹其新 (1960-),男,博士,教授. 研究领域:特种机器人,机器人视觉.

© 1994-2009 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net