DOI:10.6041/j. issn. 1000-1298. 2012. 01. 030

融合视觉和激光测距的机器人 Monte Carlo 自定位方法*

李永坚

(湖南工程学院电气信息学院,湘潭 411104)

【摘要】 针对移动机器人采用单类传感器很难成功定位的问题,提出一种室内环境下基于异质传感器信息融合的粒子滤波自定位方法。建立激光测距仪和视觉传感器各自感知模型后,利用融合的感知信息进行粒子集的更新,从而进行自主定位。实验表明,定位过程中激光测距的快速准确更新特性和视觉信息的全局性得到互补,粒子集比使用单类传感器时收敛得更快,提高了移动机器人的自定位精度和速度。

关键词:移动机器人 自定位 激光测距 机器视觉 粒子滤波 信息融合 中图分类号: TP24 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2012)01-0170-05

Robot Monte Carlo Self-localization Method Based on Combination of Vision Sensors and Laser Range Finder

Li Yongjian

(Department of Electric and Information Engineering, Hunan Institute of Engineering, Xiangtan 411104, China)

Abstract

With the aim to deal with the localization disadvantage of robot equipped with only single class sensor, a novel mobile robot particle filter self-localization method based on combination of the heterogeneous sensors was proposed. Perception model of LRF (laser range finder sensor) and monocular camera were established, and self-localization was achieved after the particle sets had been updated with fusion perception information. The experimental results showed that characteristics of fast and accurate updates of LRF and global of monocular camera was fully utilized, convergence time of particle sets was reduced by 14.3% than using a single class of sensor, and mobile robot located accuracy was improved by 16.7%.

Key words Mobile robot, Self-localization, Laser range finder, Machine vision, Particle filter, Information fusion

引言

定位是机器人确定其在环境中所处位置的过程,是实现移动机器人自主能力的基本问题,利用粒子滤波器解决全局定位是近年来的研究热点。机器人的定位方式取决于所采用的传感器。目前使用较多的传感器有视觉传感器、激光传感器、里程计和惯导系统、超声传感器和 GPS 定位系统等。激光测距仪由于具有测距范围大、精度高、环境适应能力强等优点,因而在结构化环境中的机器人上获得了越

来越多的应用^[1-2],但是当机器人使用单一的测距传感器在走廊等对称环境下很难精确定位。而视觉传感器能够提供丰富的环境信息,基于视觉的粒子滤波定位受到了普遍关注^[3-4],但是视觉信息特征提取时间比较长,没有测距传感信息提取那么快速。现有方法主要针对单一传感器或同质传感器进行机器人定位,为了有效地利用异质传感器感知信息对室内环境下目标状态进行精确估计,在考虑激光测距传感器和单目视觉单传感器粒子滤波的基础上,提出一种不受感知模型限制的异质传感器信息融合

收稿日期: 2011-08-06 修回日期: 2011-09-29

^{*} 湖南省自然科学-湘潭联合基金资助项目(09JJ8006)和湖南省教育厅科研基金资助项目(11C0347)

的粒子滤波定位方法[5~6],并进行实验验证。

1 传感器模型

1.1 测距传感器模型

激光测距仪是一种基于 TOF(time of flight)原理的高精度、高解析度外部传感器。与声纳传感器相比,激光测距仪具有更高的距离与角度分辨率、极短的采样周期和较低的测量噪声;与图像传感器相比,具有不受光线影响、处理方法简单和数据精度高等优点。激光测距传感器提供了传感器相对于环境中某个环境特征的相对距离和方向,扫描数据可用极坐标表示为

$$\mathbf{s}_{n} = (\boldsymbol{\rho}_{n}, \boldsymbol{\varphi}_{n}) \quad (n = 1, 2, \dots, N)$$
 (1)

或者由直角坐标表示为

$$g_n = (x_n, y_n) \quad (n = 1, 2, \dots, N)$$
 (2)

其中 $x_n = \rho_n \cos \varphi_n$ $y_n = \rho_n \sin \varphi_n$ 式中 N——扫描点数^[5]

由于进行实验的走廊和办公室为结构化室内环境,激光地图采用几何地图构建方法。在每个采样时刻,激光测距仪对机器人周围环境进行扫描,得到一帧距离数据,通常是环境中的一组采样点。对采样点进行分隔,并用线段进行拟合,然后将环境特征线段组合的局部坐标转换成地图的全局坐标,得到环境特征线段组合与地图的对应关系。同时计算线段的各种几何统计特征,如:均值、各阶矩、方差、协方差、离心率、特征值与特征向量,并存储到地图数据库形成地图库。最后由粒子滤波器对机器人进行位姿估计。

1.2 CCD 摄像机模型及图像特征提取

摄像机是移动机器人通常使用的一种外部传感器,针孔摄像机模型是视觉成像普遍采用的理想模型。按照针孔摄像机的成像原理,在一定条件下可以将像平面中的像素坐标还原成机器人坐标系下对应的三维坐标。摄像机成像模型如图 1 所示。

图中, $O_w x_w y_w z_w$ 为三维世界坐标系;Oxyz 是摄像机坐标系;O'x'y'是摄像机像面坐标系;O''uv 是计算机图像坐标系。坐标转换方法参见文献[7]。

目前比较常用的特征提取方法有 SIFT 算子和 Harris 算子,由于特征提取复杂度高、生成的特征点太多以及特征集合整体显著性不高,造成算法计算量较大,实时性较差,难以应用于实时性要求较高的机器人定位系统;Harris 算子计算简单,提取特征点均匀,对图像旋转、灰度变化、噪声影响和视角变化不敏感,采用文献[8]中 Harris 角点检测法进行图像特征的提取。

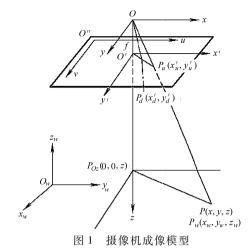


Fig. 1 Camera imaging model

2 算法实现

Monte Carlo 定位 [9] 作为一种概率定位方法,原理基于贝叶斯算法,通过从传感信息递归估计位姿状态空间的概率分布来实现定位。 Monte Carlo 定位概念的关键是应用 N 个带权值的随机样本来表示机器人位姿的可信度 Bel(l),样本空间 $S=\{s_i|i=1,2,\cdots,N\}$ 。样本集通过离散化状态来近似表示机器人实际位姿的可信度。每个采样 s_i 由机器人位姿 $l_i=(x_i,y_i,\theta_i)$ 和权值 p_i 组成,即 $s_i=(l_i,p_i)\in S$ 。

 p_i 表示机器人位于该点的概率,且 $\sum_{i=1}^{N} p_i = 1$ 。Monte

Carlo 定位实现的基本形式与 Markov 定位方法相同,都有基于运动模型的更新和基于感知模型的更新两个过程。对基于感知模型更新部分进行改进,假定激光测距传感器和视觉传感器的观测是独立的,考虑到多传感器系统可同时提供多个独立的测量值,因此利用这些测量值的随机性,根据每个测量值依次对粒子进行调整,从而改善粒子分布状态。

2.1 预测更新

本文研究的 GRANDAR AS-R 机器人采用两轮差动驱动,设t-1 时刻机器人全局坐标系的位姿为 $\boldsymbol{l}_{t-1} = (x_{t-1}, y_{t-1}, \theta_{t-1})$,t 时刻移动到 \boldsymbol{l}_t 处,则利用运动学模型建立机器人运动模型为

$$\begin{bmatrix} x_t \\ y_t \\ \theta_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{t-1} \\ y_{t-1} \\ \theta_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos \theta_{t-1} & 0 \\ \sin \theta_{t-1} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \boldsymbol{u}_{t-1} + \boldsymbol{v}_{t-1}$$
 (3)

其中 $\mathbf{u}_{t-1} = (\delta_{t-1}, \Delta \theta_{t-1})^{\mathrm{T}}$ 式中 \mathbf{u}_{t-1} —里程计模型输入

 δ_{t-1} 、 $\Delta\theta_{t-1}$ —— (t-1,t) 时间内机器人中心 位移和转过的角度

v_{i-1}——服从高斯白噪声分布过程输入噪声 移动机器人利用运动模型实现了粒子集的预测 过程[10]

$$q_{\iota} = p(\boldsymbol{l}_{\iota} | \boldsymbol{l}_{\iota-1}, \boldsymbol{u}_{\iota-1}) \operatorname{Bel}(\boldsymbol{l}_{\iota-1})$$
式中 $p(\boldsymbol{l}_{\iota} | \boldsymbol{l}_{\iota-1}, \boldsymbol{u}_{\iota-1})$ — 运动模型 q_{ι} — 更新后的采样分布

2.2 融合异质传感信息的感知更新

(1) 基于激光测距的感知更新

在测距传感器模型中,根据激光传感器的测距 数据与地图上计算好的采样之间的差别进行采样的 概率更新

$$p_n^i(z_n|\boldsymbol{l}_n) = \frac{1}{\sum_{k=1}^{N} (z_n(k) - d_n^i(k))^2}$$
 (5)

式中 $z_n(k)$ ——t 时刻第 k 个测距数据

 $d_n^i(k)$ — 地图上第 i 次迭代采样过程中的第 k 个测距数据 $^{[11]}$

(2) 基于视觉的感知更新

在 Monte Carlo 定位方法中,粒子集通过感知模型 $p(z_i|I_i)$ 重新设置权值。在基于视觉的定位中,感知数据是由位姿场景图像提取的特征组成的特征向量。当两幅图像的 Harris 角点生成后,寻找两个图像特征点集之间的匹配点对,是求解图像变换参数的关键。采用角点邻域相关匹配初步建立角点对应关系,然后利用马氏距离仿射变换不变性原理删除误匹配角点对。设机器人在新的位姿实际观测到的环境模型为图像 I_k ,则采样 s_i 的权值更新为

$$\begin{split} p_{vt}^{i}(z_{vt} | I_{vt}) &= \\ \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} d(I_{k}, I_{j}) \left(D - \operatorname{dist}(I_{i}, I_{j})\right) \left(\Phi - \delta(\theta_{i}, \theta_{j})\right) \end{split}$$

(6) 式中 $p_u^i(z_u|\mathbf{l}_u)$ ——重要性因子,反映了运动更新 后的采样和当前观察模型的

匹配程度

z...—摄像机观测量

 $d(I_k,I_j)$ ——实际观测到的场景图像 I_k 与样本图像 I_i 之间的相似程度

D---设定的最大直线距离

 $\operatorname{dist}(I_i,I_j)$ ——采样 s_i 所处的位置与预先采集样本图像的位置之间的直线距离

Ф---设定的最大相对角度

 $\delta(\theta_i, \theta_j)$ ——采样 s_i 与预先采集样本之间的相对角度

(3) 融合异质传感信息的感知更新

机器人通过运动模型进行粒子集的预测更新后,视觉传感器概率更新模型和测距传感器概率更新模型相结合对粒子进行更新

$$p(z_t | \boldsymbol{l}_t) = p_{rt}(z_t | \boldsymbol{l}_t) p_{rt}(z_t | \boldsymbol{l}_t) \tag{7}$$

 $p(z_t|\mathbf{l}_t)$ 称为重要性因子,它反映了运动更新后的采样和当前融合的观察模型的匹配程度,估计出机器人 t 时刻位姿。最后对 $p(z_t|\mathbf{l}_t)$ 进行归一化处理,在进行下一定位周期前,通过随机生成新的粒子替换权重最小的 5% 的粒子,如果机器人丢失或者出现"绑架机器人"情况可以恢复其位置。

$$p(z_{\iota}|\boldsymbol{l}_{\iota}) = 1 - \eta p(z_{\iota}|\boldsymbol{l}_{\iota}) \tag{8}$$
 其中 η 为规一化因子,以确保所有采样的概率之和
$$\sum_{i=1}^{N} p_{i} = 1$$
。

3 实验结果及分析

在 GRANDAR AS-R 移动机器人上进行了实验,实验环境为室内实验室环境。将机器人后轴中点作为坐标原点,CCD 摄像机和激光传感器中心点位于与机器人后轴垂直且通过后轴中点的平面内。激光测距仪型号为 SICKLMS200,扫描范围为 180°,扫描精度为 0.5°,距离范围是 0.05~20 m。进行水平方向的距离测距。

由于双目视觉传感器双摄像机的观察位置不同、同一空间点在两幅图像上投影点的灰度值并不完全相同等原因,存在匹配二义性。本实验平台采用单目摄像传感器 1/4 type super HAD CCD、有效像素 768(水平)×494(垂直)、水平视角 6.6°~65°。由于不能直接用双目视觉传感器进行景深的求解,利用环境特征地图进行匹配,特征点的三维坐标估计参见文献[12]。

在训练阶段,人工控制机器人沿着规划好的路径行走,测距传感器每隔1s采集一帧数据和对应的位姿一起保存,形成测距地图数据库。图2为激光测距位姿估计实例。同时按距离间隔20cm、角度间隔45°采集样本图像,对原始图像数据库中每帧图像提取特征后,特征和图像对应的机器人的位姿一起保存,形成参考图像数据库。图3给出两幅图像角点检测与匹配的实例。

利用当前激光测距数据和地图数据库数据匹配时,由于图像完全匹配的几率几乎不存在,故利用当前图像获取的特征和参考图像数据库里面的特征进行相似度匹配,然后采用本文提出的融合算法完成粒子滤波定位。

定位初始时,粒子集的最大数目为 5 000 个,最小数目为 100 个,粒子滤波器以最大数目粒子集启动,粒子均匀分布在整个环境中。使用融合的传感器感知信息,粒子不断更新,粒子收敛到很小的局部地方,当粒子分布偏差小于预定的熵,定位结束。

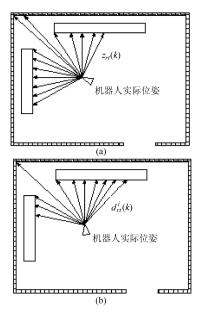
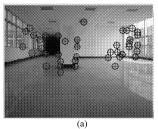
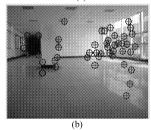


图 2 激光测距仪测距数据

Fig. 2 Laser range finder sensor range data
(a) 激光测距仪实测位姿 (b) 地图数据计算候选位姿





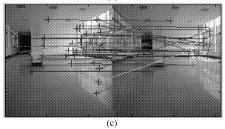


图 3 图像角点检测与匹配

Fig. 3 Image corner detection and matching
(a) 采集实景图像 1 (b) 采集实景图像 2 (c) 图像匹配

定位误差计算根据 SIR 算法步骤进行,现假定为 k 时刻,首先根据运动模型对粒子进行状态预测,然后根据感知更新信息进行更新,求出粒子的归一化权重 $w_k(i)$,进行状态估计得 $\hat{x_k}$,最后求得位置误差 $\sum_{i=1}^{N} w_k(i) (\hat{x_k} - x_k(i))^2$ 。角度误差估计是由激光测距仪扫描先获得当前帧的测距点,再以最小二

乘法将线段拟合得到环境特征的线段组合。线段组合代表机器人在当前位置及朝向角所对应的局部地图。将当前地图与机器人的地图库进行匹配,根据机器人前一时刻的位置与朝向角信息和匹配结果可以估计出机器人的当前朝向角 $\theta_k(i)$,最后求得误差 $\sum_{i=1}^{N} w_k(i) (\hat{\theta}_k - \theta_k(i))^2$ 。而对于视觉摄像机,在位姿约束区间内产生随机的采样 $(x_k(i),y_k(i))$,方向角计算式为

$$\theta_{k}(i) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^{m} \arctan \left(\frac{y_{k}(i) - y(j)}{x_{k}(i) - x(j)} - \phi(j) \right) (9)$$

式中 $x(j), y(j), \phi(j)$ — 特征集中第 j 个特征在
环境模型中的位置和相
对于机器人的方向角

m---特征集中特征的数目

通过 SIR 算法求得 $\hat{\theta}_k$,同样可求出视觉环境下的角度误差。

由图 4 可以看出,利用信息融合的粒子滤波方法能够明显提高多传感器系统状态估计精度。当机器人在办公室环境进行定位时,测距数据和可视数据结合,定位误差很快收敛,粒子集比使用单类传感器的收敛时间缩短了 14.3%。图 4 给出了定位过程中的定位误差曲线,在定位初期,由于没有估计误差的协方差矩阵的知识,误差比较大,但误差很快得到抑制。x 方向平均误差为 15.42 cm, y 方向平均误

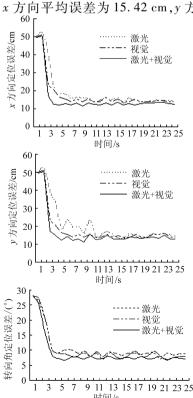


图 4 室内环境机器人定位误差曲线 Fig. 4 Localization error of robot indoor

差为 16.44 cm,转向角平均误差不超过 6°,移动机器人的自定位精度提高了 16.7%。启动阶段误差较大是因为机器人由静止到运动对控制器有较大冲击造成的;而地面状况的局部不平整和机器人轮子打滑也会造成位姿误差的突变; y 方向误差大于 x 方向误差的原因在于测试环境较为狭长,影响了激光测距的精度,误差收敛较慢。

4 结束语

提出了一种新的室内环境下基于视觉特征和测 距信息相结合的机器人粒子滤波定位方法。视觉传

感器和激光测距仪分别建立各自的感知模型,在感知更新阶段只涉及到粒子的概率模型,相当于对粒子进行了二次感知更新,并且避免了信号物理意义不同的问题。测距感知信息更新的快速准确性和视觉观测的全局位置确定性相结合,粒子集更快地收敛到机器人的实际位置,从而实现机器人的全局定位。本算法可为机器人完成各种任务提供定位功能,同时为机器人异质传感器信息融合提供新的思路。实验表明所述方法能够有效地解决机器人的自定位问题,提高了移动机器人的自定位精度。

参考文献

- 1 Borges G A, Aldon M. Line extraction in 2D range images for mobile robotics [J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2004, 40(3): 267 ~ 297.
- 2 Zhang L, Ghosh B K. Line segment based map building and localization using 2D laser range finder [C] // Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 2000(3): 2538~2543.
- 3 David G Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91 ~ 110.
- 4 Wolf J, Burgad W, Burkhardt H. Robust vision-based localization by combining an image retrieval system with Monte Carlo localization [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2005, 21(2); 208 ~ 216.
- 5 庄严,王伟,王珂,等. 移动机器入基于激光测距和单目视觉的室内同时定位和地图构建[J]. 自动化学报,2005, 31(11):925~933.
 - Zhuang Yan, Wang Wei, Wang Ke, et al. Mobile robot indoor simultaneous localization and mapping using laser range finder and monocular vision [J]. Acta Automatica Sinica, 2005, 31(11); 925 ~ 933. (in Chinese)
- 6 Lee Yong-Ju, Yim Byung-Doo, Song Jae-Bok. Mobile robot localization based on effective combination of vision and range sensors [J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2009, 7(1): 97 ~ 104.
- 7 解则晓,辛少辉,李绪勇,等. 基于单目视觉的机器人标定方法[J]. 机械工程学报,2011,47(5):35~39. Xie Zexiao, Xin Shaohui, Li Xuyong, et al. Method of robot calibration based on monocular vision [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(5):35~39. (in Chinese)
- 8 Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector [C] // Proceedings of the Fourth Alvey Vision Conference, 1988: 147~151.
- 9 Fox D, Burgard W, Dellaert F. Monte Carlo localization: efficient position estimation for mobile robots [C] // Proceedings of the AAAI-99, Orlando, Florida, 1999: 343 ~ 349.
- 10 方正,佟国峰,徐心和. 一种鲁棒高效的移动机器人定位方法 [J]. 自动化学报,2007,33(1):48~53. Fang Zheng, Tong Guofeng, Xu Xinhe. A robust and efficient algorithm for mobile robot localization [J]. Acta Automatica Sinica, 2007,33(1):48~53. (in Chinese)
- 11 刘洞波,刘国荣,喻妙华. 一种基于激光测距的机器人地图创建方法[J]. 光电子·激光,2010,21(2):261~264. Liu Dongbo, Liu Guorong, Yu Miaohua. A method of robot map building based on laser range-finder [J]. Journal of Optoelectronics Laser, 2010, 21(2):261~264. (in Chinese)
- 12 厉茂海,洪炳镕,罗荣华,等. 基于单目视觉的移动机器人全局定位[J]. 机器人,2007,29(2):140~145. Li Maohai, Hong Bingrong, Luo Ronghua, et al. Monocular-vision-based mobile robot global localization [J]. Robot, 2007, 29(2):140~145. (in Chinese)
- 13 周俊,张高阳,刘锐,等. 基于粒子滤波的苹果采摘机器人目标姿态估算[J]. 农业机械学报,2011,42(3):161~165. Zhou Jun, Zhang Gaoyang, Liu Rui, et al. Apple attitude estimation based on particle filter for harvesting robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011,42(3):161~165. (in Chinese)
- 14 刘洞波,刘国荣,胡慧,等. 基于激光测距的温室移动机器人全局定位方法[J]. 农业机械学报,2010,41(5):158~163. Liu Dongbo, Liu Guorong, Hu Hui, et al. Method of mobile robot global localization based on laser range finder in greenhouse[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010,41(5):158~163. (in Chinese)