

# 基于激光数据特征提取的一般环境下实时定位方法\*

黄昉菀<sup>1</sup>, 戴礼豪<sup>2</sup>, 陈国龙<sup>1</sup>, 郭文忠<sup>1</sup>

(1. 福州大学数学与计算机科学学院, 福建 福州 350108; 2. 福州电业局, 福建 福州 350009)

**摘 要:** 实时定位技术是机器人在日常工作中完成各项任务的基础, 为此本文给出了一种一般环境条件下基于激光数据特征提取的实时定位方法。该方法采用鲁棒的激光数据特征提取, 通过对比实时样本和预定义模板的匹配程度以确认环境特征点。借助粒子滤波方法, 利用里程计数据和当前观测到的环境特征点信息实时估计和验证机器人自身的位置和姿态。实验通过建立精确的机器人运动模型和激光数据观测模型, 实现了仅用 100 个粒子就能进行机器人的实时定位。实验结果表明该方法能够准确提取环境中的疑似特征并依次实现了精确、快速的自定位。

**关键词:** 激光数据; 实时定位; 粒子滤波

**中图分类号:** TP242.6

**文献标识码:** A

**DOI:** 10.3969/j.issn.1003-6970.2012.05.004

## Real-time Positioning Methods Based on the Characteristics of the Laser Data to Extract the General Environment

HUANG Fang-wan<sup>1</sup>, DAI Li-hao<sup>2</sup>, CHEN Guo-long<sup>1</sup>, GUO Wen-zhong<sup>1</sup>

(1. Mathematics and Computer Science College of Fuzhou University, Fujian, Fuzhou 350108, China; 2. Fuzhou Power Administration, Fujian, Fuzhou 350009, China)

**【Abstract】** Real-time positioning technology is the basis of the robot to complete various tasks in their daily work, this paper gives a general environmental conditions based on the characteristics of the laser data to extract real-time positioning. The method uses laser data of robust feature extraction, and to confirm the environment through the comparison of real-time sample and predefined templates match feature points. With the particle filter method, odometer data and the current environmental characteristics of the observed point information in real time to estimate and verify the position and attitude of the robot itself. Experiment through the establishment of accurate model of the robot movement and laser data observation model, only 100 particles will be able to conduct real-time positioning of the robot. The experimental results show that the suspected characteristics of this method can accurately extract the environment and in order to achieve accurate, fast, self-positioning.

**【Key words】** Laser data; Real-time location; Particle filter

## 0 引 言

自主移动机器人是一种在没有人指引的情况下能在某种特定环境中独自执行指定任务的机器人。对于一个机器人, 若要其独自完成指定的任务, 就必须让它知道它自己所处的位置以进行导航。因此, 机器人自定位问题是移动机器人研究领域的一个重要课题。通常, 机器人在移动过程中借助各种传感器获取特定的环境信息, 并将这些信息与预先提供给它的环境特征知识相对比, 以此确定自身位置<sup>[1]</sup>。

本文提出了一般环境条件下服务机器人的实时定位技术。所使用的技术以鲁棒的激光数据特征提取为基础, 通过对比实时样本和预定义模板的匹配程度, 来确认环境特征点。本文采用贝叶斯模型, 利用里程计数据估计机器人粗略位置并利用当前观测到的环境特征点相对坐标来获取机器人自身的精确位置和姿态。通过建立精确的机器人运动模型和激光数据观测

模型, 本文仅用了 100 个粒子就实现了机器人在一般环境条件下的实时定位。

## 1 相关工作

机器人自定位问题分为两类: 一类是全局定位问题, 机器人不知道自己的初始位置和姿态, 需依靠不断丰富的观测数据来跟环境匹配, 获得一个全局最优, 从而确定自身位置; 另一类则是本地定位问题, 机器人需有一个初始位置的候选范围, 并根据观测实时更新自身位置和姿态。机器人自定位方法一般包含特征提取、特征匹配、位姿估计三个步骤。根据任务和地图类型的不同, 特征提取和识别有很多种方法。而对于位姿估计, 粒子滤波的方法则在实际应用中被广泛采用。

粒子滤波 (particle filter) 的思想是基于蒙特卡洛方法, 它是利用粒子集来表示概率, 可以用在任何形式的状态空间模型上。其核心思想是基于顺序重要性采样法 (SIS), 具有可逼

**基金项目:** 福建省科技创新平台计划 (编号: 2009J1007); 福建省自然科学基金项目 (编号: 2009J01284)。

**作者简介:** 黄昉菀 (1980—), 女, 硕士, 讲师, 研究方向为计算智能; 戴礼豪 (1978—), 男, 硕士, 工程师, 研究方向为电力信息化; 陈国龙 (1965—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为计算智能、计算机网络; 郭文忠 (1979—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为计算智能及其应用。

近任意概率分布的特性,计算简单方便,与传统卡尔曼滤波器、马尔可夫算法相比,具有其特定的优越性,可应用于目标跟踪、移动机器人定位、地图创建、语音识别、故障诊断、统计分析等领域<sup>[2]</sup>。最早将粒子滤波算法应用于移动机器人定位研究的是 Dellaert 等<sup>[3]</sup>和 Fox 等<sup>[4]</sup>,形成了蒙特卡洛定位算法(MCL)。该算法能够表示多峰分布,降低了存储空间,易于实现,鲁棒性强,是一种很有效的定位方法<sup>[5]</sup>。

虽然粒子滤波算法可以作为解决机器人定位问题的有效手段,但是该算法仍然存在一些问题。其一是计算复杂度问题,该算法需要用大量的粒子数才能很好地近似系统的后验概率密度<sup>[6]</sup>。机器人面临的环境越复杂,描述后验概率分布所需要的粒子数就越多,算法的复杂度就越高。因此,能够有效地减少样本数量的自适应采样策略是该算法的重点<sup>[7]</sup>。其二是粒子数匮乏问题,SIS 算法随着迭代次数增加,会出现粒子丧失多样性的现象,导致样本贫化现象,从而制约定位精度和实时性。如何保持粒子的有效性和多样性,克服粒子数匮乏问题,也是该算法研究重点。因此,该领域的研究热点将集中在重要性函数的选取、重采样方法研究、收敛性问题和与其他先进计算智能方法相融合等方面<sup>[2]</sup>。

## 2 基于激光数据特征提取的实时定位方法

本文所提出的方法是一种基于粒子滤波和二维地图中的点特征匹配的路标定位方法。

### 2.1 特征提取和识别

结合本文的实际应用平台——服务于变电站的电力巡检机器人,这里使用特定尺寸的圆柱作为特征。在二维平面上,这些柱状特征则表现为特定尺寸的圆<sup>[8]</sup>。为从激光数据中提取特征,首先需要对激光数据点集进行分割。由于激光返回了不同方向上障碍物的距离信息,因此,激光数据中的点集可用(曲)线段表示。记  $p_1$  和  $p_n$  分别为极坐标下某线段的起始点,对于线段上的一扫描点  $p_i$ ,  $r_i$  和  $\alpha_i$  分别表示激光测得的距离和与其对应的角度。

$$S_i = \{p_1(r_1, \alpha_1), \dots, p_i(r_i, \alpha_i), \dots, p_n(r_n, \alpha_n)\} \quad (1)$$

若线段上相邻两点间的距离大于一个阈值,

$$D(r_i, r_{i+1}) > D_{thd} \quad (2)$$

线段则被分割。其中,  $D_{thd}$  是阈值,  $D(r_i, r_{i+1})$  是相邻两点间的欧几里德距离。

$$D_{thd} = C_0 + C_1 \min(D(r_i, r_{i+1})) \quad (3)$$

$C_0$  是跟噪声有关的常数,  $C_1$  则由下式确定:

$$C_1 = \sqrt{2(1 - \cos(\Delta\alpha))} \quad (4)$$

完成了线段分割后,需要通过两步来确定一条线段是否是我们定义的特征的一部分,即特定曲率的圆弧。记  $\overline{P_i P_1}$  和  $\overline{P_i P_n}$  分别为线段上某一点  $P_i$  到线段起始点的直线段,两线段夹角记为  $\beta_i$ ,若该线段是规则的圆弧,对于任意点  $P_i$ ,  $\beta_i$  为常量。由于观测值存在误差,因此只要  $\beta_i$  的均值  $\mu$  和标准差  $\sigma$  满足:

$$\mu_{inf} < \mu < \mu_{sup} \quad (5)$$

$$\sigma < \sigma_{thd} \quad (6)$$

则可认为该线段表征的就是我们所定义特征。

### 2.2 基于粒子滤波的机器人位姿估计

使用经典粒子滤波进行定位的基本步骤为:

步 1: 初始采样,通过选取的重要性函数  $p(x_i | x_{i-1}, u_i)$  的概率分布采样粒子集合  $\{x_i^{(i)}\}$ 。

步 2: 权重更新,根据重要性函数和估计状态分布的差异计算每个粒子的权重。

$$\omega_i^{(i)} = \omega_{i-1}^{(i)} \cdot p(z_i | x_i^{(i)})$$

步 3: 重采样,权重低的粒子将被高权重的粒子代替,从而用有限的粒子数逼近估计状态分布。

这种方法简单易用,在实际应用中得到广泛的使用,但是该也存在一定的问题<sup>[9-10]</sup>。根据公式重要性重采样滤波器的描述,使用 SIR 滤波器,应该从重要性函数  $\pi(x_i | x_{i-1}, z_{0:t})$  中进行采样,根据 Doucet 的阐述<sup>①</sup>,在定位问题中,基于 Markov 假设,最优的重要性函数应该选取为  $p(s_i | z_i, u_i, s_{i-1}, m)$ 。近似的重要性函数  $p(x_i | x_{i-1}, u_i)$  和最优重要性函数之间的概率分布存在很大差异。虽然权重更新过程可以弥补这一差异,但是如果机器人的真实位置超出运动方程的概率分布范围,那么粒子滤波算法则注定会出现偏差<sup>[11]</sup>。一种弥补方案是人为的扩大运动方程的概率分布,使粒子分布在更大的空间上,从而增加包含真实值的概率。但是这一措施极大的增加了算法对粒子数的需求,从而降低了算法的计算效率。特别是机器人容易出现打滑的情况,即使使用这样的方法也容易出现偏差。对于机器人因为外界因素失去自身位置的情况,文献中一般称为绑架问题。

特别需要说明的是,权重更新的关键是对  $p(z_i | x_i, m)$  的计算,即估计地图中机器人在位姿  $x_i$  处观测到  $z_i$  的概率。这也是我们一般提到的观测方程。对观测方程的计算需要同时考虑到对观测信息  $z_i$  的解析。在环境静态的情况下  $z_i$  完全体现了环境的信息,借由边缘匹配的方式计算出的观测概率可以实现对  $p(z_i | x_i, m)$  的诠释。然而一般的环境是动态的,如果将观测信息中的动态信息参与到静态环境匹配中必将引入误差,这一误差会随着动态信息的增多而加大。在实际拥挤环境中,使用传统的静态环境权重更新的粒子滤波算法会因动态信息的存在给粒子配以错误的权重值,从而降低了整体算法的精度。基于边缘匹配的观测概率计算方法如下:

$$p(z_i | x_i, m) = \prod_i p(z_{i,j} | x_i, m) \quad (7)$$

假设每个测距仪信息与环境对应点之间存在  $N(0, \delta^2)^{[12]}$  的高斯概率分布,于是:

$$p(z_{i,j} | x_i, m) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\delta^2}} e^{-\frac{1}{2\delta^2} \|x_i \oplus z_{i,j} - m_j\|^2} \quad (8)$$

其中  $x_i \oplus z_{i,j}$  是将观测点转换到全局坐标系下,而  $m_j$  是地图中距离该观测点最近的边缘点。一般的思路是在计算时剔

除动态物体的影响。然而对于机器人而言,环境中的动态物体时未知的,因此直接的消除是困难的。为了克服这一问题,我们引入基于环境特征的权重更新方法。室内环境大多是结构化环境,我们可以用线段来抽象这些环境特征。同样的,对于观测信息我们可以做进一步分析。对应于环境特征的观测往往呈现出线段化特征,而动态物体引起的观测噪声则没有明显规律。鉴于此,我们对传统的边缘匹配算法做如下修正。首先,对观测信息作线段提取操作。线性特征明显的观察我们认为是对静态环境的直接观察,在这样的观测点上我们给予更大的权重。而线性特征不明显的观测点,我们认为动态信息的可能性较高,因此计算概率时给予相对小的权重。这样的处理削弱了动态物体对观察概率计算的影响,虽然一些静态观测信息也因为线性度不好被忽视,但是由于我们使用的测距仪为激光测距仪,可以极大地程度给予准确的环境信息,因此削弱的部分并不会对整体估计产生影响。而线性度较好的观测信息则对计算粒子权重提供了大量可靠信息,从而使经过权重更新后粒子的群体概率分布更接近于机器人位姿概率的真实分布。

对于  $p(z_t|x_t, m)^{[13]}$  优化不仅对权重更新有效。观测方程的精确性在路标定位等问题中都有极其重要的作用,下文中凡是涉及观测方程计算的部分如果没有特殊说明,为了提高整体算法的可靠性,我们都使用上述方法进行改造,之后将不再累述。

另外我们这里使用粒子滤波的常用改进策略,即选择性重采样,这样可以降低粒子滤波过采样和采样匮乏的问题。

### 3 实验结果

本文实验平台为电力巡检机器人系统,如图1所示。机器人主控PC配置如下: Intel Core2 Duo CPU E7300 @ 2.66GHz, 内存 3G, 显卡使用 GeForce9500GT, 核心频率 550MHz, 32个流处理器单元<sup>[14]</sup>。

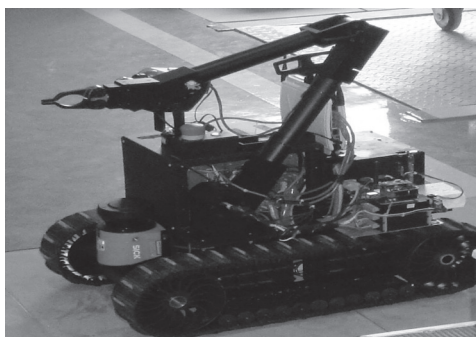
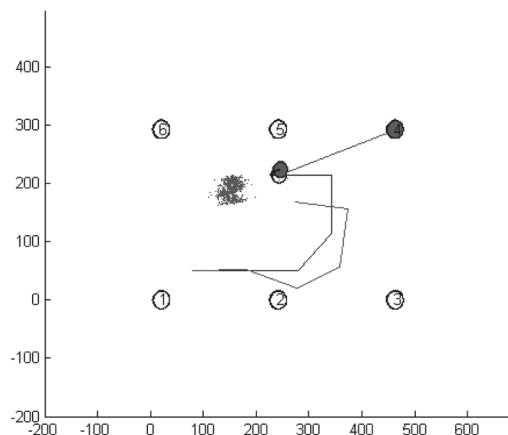


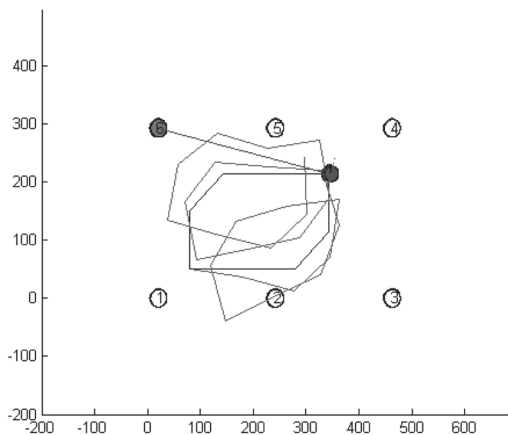
图1 电力巡检机器人整体外观

实验让机器人在一个有六根柱子的房间内进行移动,并实时记录机器人的位置。图2(a)中显示了机器人启动后数个周期内机器人的位置估计,其中白色带标号的空心圆代表环境中柱子的位置,红色实心圆代表定位算法估计的机器人位置,白色空心圆代表房间顶部摄像头记录并标定的机器人位置,蓝色线代表机器人实际移动的轨迹,绿色线代表机器人里程计计算得到的机器人轨迹,红色粒子簇代表机器人对下一时刻自身

位置的估计。由图2(a)可见,机器人开始运动后的数个周期内,即便里程计给出了非常不准确的位置估计,但通过我们的算法,机器人还是能够准确地确定自己的位置(图中红色实心圆与白色空心圆基本重合)。图2(b)显示了机器人运行一段时间后,虽然里程计估计的轨迹已经非常差,但通过我们的定位算法,机器人依然能够相当准确地估计自身位置。



(a) 启动数个周期后的位置估计



(b) 启动一段时间后的位置估计

图2 定位实验效果

### 4 结 语

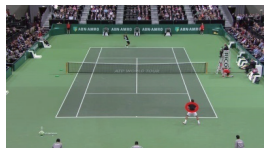
本文介绍了基于粒子滤波的定位算法,用以处理服务机器人在复杂环境下的实时自定位问题。借助环境特征改进粒子滤波的更新步骤,使粒子权重更能够表现出真实情况,从而使算法适应动态环境。实验证明,该算法能够很好的跟踪机器人轨迹<sup>[15]</sup>。即使在很大的初始误差下,通过若干次更新,自定位算法依然可以恢复机器人的真实位置。

### 参考文献

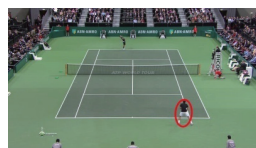
- [1] 王文斐, 熊蓉, 褚健. 基于粒子滤波和点线相合的未知环境地图构建方法[J]. 自动化学报, 2009, 35(0): 1185-1192.
- [2] 安婷婷. 家政服务机器人同时定位与地图构建研究[D]. 华南理工大学硕士论文, 2010.05.01.
- [3] 周大伟. 视频中运动目标的结构特征提取方法[D]. 国防科学技术

下转第14页

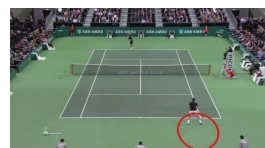




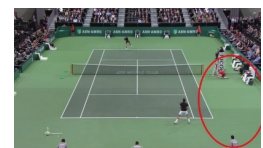
第 269 帧



第 275 帧

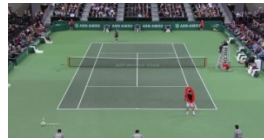


第 280 帧

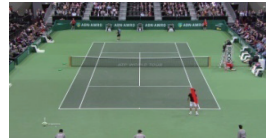


第 284 帧

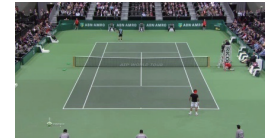
图 2 固定阈值的 camshift 算法跟踪结果 (阈值偏小)



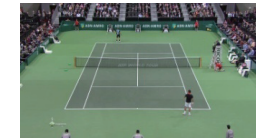
第 354 帧



第 356 帧

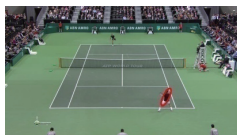


第 358 帧



第 365 帧

图 3 固定阈值的 camshift 算法跟踪结果 (阈值偏大)



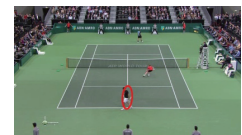
第 522 帧



第 528 帧



第 534 帧



第 542 帧

图 4 自适应阈值的 camshift 算法跟踪结果

缩小成了一个点,并且由于阈值固定,跟踪窗口无法再次展开。图 4 采用的是自适应阈值法跟踪,  $S_{min}$  限定区间在 30—100。可以看到从第 522 帧到第 542 帧,目标搜索窗口始终保持适当大小。无论是在目标击球时姿态发生明显变化,还是在击球结束后的横向移动过程中,该方法都能确保跟踪的稳定性和精确性<sup>[7]</sup>。

## 6 结 论

本文针对传统 Camshift 算法在对像素筛选方面处理的不足,提出了一种自适应筛选阈值的方法来对像素进行选取,以达到去除图像中不良像素的干扰的问题,通过网球比赛的视频验证了该方法可以有效的消除由于像素取舍不当造成的跟

踪失败,使跟踪更加准确,稳定。

## 参考文献

- [1] 张毓晋. 图像处理 [M]. 北京, 2 版: 机械工业出版社, 2006.
- [2] 阮秋琦. 数字图像处理学 [M] 北京: 电子工业出版社, 2004.
- [3] Turk. Face Recognition Using Eigenfaces [M]. Pentland; Proc. IEEE Conference CVPR, pp. 586–591 (1997).
- [4] Aly. Face Recognition Using SIFT Features [M]. CNS/Bi/EE report 186 (2006).
- [5] 邱双忠. 视频图像中运动目标跟踪有关算法的研究 [M] 武汉: 武汉理工大学, 2008.
- [6] 罗军, 江和平, 沈振康. 基于匹配跟踪置信度的自适应对应像素距离图像匹配跟踪算法 [J]. 信号处理, 2008, 24(1).
- [7] 张志宏, 张金换, 岳卉, 黄世霖. 基于 CamShift 的目标跟踪算法 [J]. 计算机工程与设计, 2006, 27(11).
- [8] 陈海鹏. 基于图像的零飞测试系统的研究 [D]. 长春理工大学硕士论文, 2010.03.01.
- [9] 殷波. 移动机器人同时定位与地图创建方法研究 [D]. 中国海洋大学博士论文, 2006.06.05.
- [10] 王晓娟, 薛佳楣, 郭吉平, 于占龙, 葛茂松, 周虹, 韦韞韬. 粒子滤波算法 (PF) 在疲劳驾驶检测系统中的应用研究 [J]. 价值工程, 2010.11.08.
- [11] 孙柏虹. 基于 MEMS 的捷联航姿系统初始对准技术研究 [D]. 哈尔滨工程大学硕士论文, 2009.12.01.
- [12] 白岩. 基于运动目标轨迹分析的智能交通监控系统 [D]. 中山大学硕士论文, 2011.10.01.
- [13] 尚建嘎, 郭傲, 古富强, 胡旭科, 余芳文. 一种融合多种定位精度改进策略的实时定位中间件 [J]. 计算机应用与软件, 2011, (12).
- [14] 王嘉, 付敬奇. 基于 APIT 和粒子滤波的无线移动节点定位算法研究 [J]. 传感器与微系统, 2011, (09).
- [15] 余洪山, 王耀南. 基于粒子滤波器的移动机器人定位和地图创建研究进展 [J]. 机器人, 2007, 29(3): 281–289.
- [16] Dellaert F, Burgard W., Fox D, et al. Using the CONDENSATION algorithm for robust, vision, based mobile robot localization [A]. Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition ③ Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 1999, (588, 594).
- [17] Fox D, Burgard W, Dellaert F, et al. Monte Carlo localization: efficient position estimation for mobile robots [A]. Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence [C]. Menlo Park, CA, USA: AAAI, 1999, 343–349.
- [18] 莫以为, 萧德云. 进化粒子滤波算法及其应用 [J]. 控制理论与应用, 2005, 22(2): 269–272.
- [19] A. Doucet, N. de Freitas, and N. Gordon. Sequential Monte Carlo Methods in Practice [R]. Springer Verlag, 2001.

上接第 11 页

大学硕士论文, 2010.11.01.