

基于 RGB-D 相机的室内移动机器人自定位方法

陈鹏, 谢成钢, 卢惠民, 肖军浩

(国防科技大学, 长沙 410073)

摘要: 精准可靠的自定位是移动机器人实现多机协同、路径规划与控制决策等自主能力的基础; 因此, 室内服务机器人作为移动机器人的典型代表, 要求能够实时进行自定位, 并且有效地避开各种静态和动态障碍物; 基于此, 提出一种基于 RGB-D 相机的室内移动机器人自定位方法, 该方法利用 Hough 变换对机器人建立的环境地图进行线特征提取, 并建立环境模型误差查找表, 将非结构化环境中的自定位问题转化为结构化环境中的自定位问题, 然后利用匹配优化算法实现自定位; 实验结果表明, 采用所提出的方法, 机器人能够实现室内环境下实时精确的自定位。

关键词: 室内移动机器人; 自定位; 匹配优化算法; RGB-D 相机

A Self-localization Method Based on RGB-D Camera for Indoor Mobile Robots

Chen Peng, Xie Chenggang, Lu Huimin, Xiao Junhao

(College of Mechatronics and Automation, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Accurate self-localization is the basis to realize mobile robot's autonomous ability such as path planning, cooperation and control decision. Compared with the mature industrial application of the robot, indoor service robots have some of their own key technologies, such as real-time self-localization, and avoiding a variety of static and dynamic obstacles effectively. Therefore, a self-localization method of indoor mobile robot based on RGB-D camera is proposed. Firstly, the Hough transform is used to extract the line feature of the environment map and establish the environment model error table. Then the self-localization method combined with matching optimization algorithm is used to calculate the robot's position rapidly and accurately. The experimental results show that the robot can realize real-time and accurate self-localization.

Keywords: indoor mobile robot; self-localization; matching optimization localization; RGB-D camera

0 引言

移动机器人发展研究的挑战在于如何让机器人处在复杂变动的环境情形下高效率地完成预定的任务^[1]。随着现代化社会的发展, 人们有了减轻家务负担的需求, 这使得室内服务机器人有很大的市场空间与前景。室内服务机器人作为移动机器人的典型代表, 要求能够实时进行自定位, 并且有效地避开各种静态和动态障碍物。自定位问题是移动机器人系统研究中的重难点之一, 高精度可靠的定位是保证移动机器人自主地完成预定任务的关键^[2], 根据环境模型是否已知可分为基于环境模型的定位、未知环境模型的定位以及同时定位与建图, 其中基于环境模型的定位方法可分为相对定位、绝对定位与组合定位三类。绝对定位技术通常借助于外部传感器获得机器人的绝对位置, 常用的方法有陆标定位、视觉定位以及卫星导航定位等。相对定位又称航迹推算技术, 该方法仅根据编码器便能在短距

离内获得较高的定位精度, 但是长时间工作时存在漂移。

本文针对室内环境的特点提出了一种基于 RGB-D 相机的移动机器人自定位方法, 该方法基于环境模型利用匹配优化定位算法可以高效率地实现精度较高自定位又能够确保系统的鲁棒性, 本文最后通过开展实验研究和实验结果分析, 验证所提方法的有效性。

1 研究现状

精准可靠的自定位是保证移动机器人完成各项自主性任务的关键, 不同的定位算法各有优缺点, 一些学者将各种理论应用于移动机器人的定位研究, 其中 Monte Carlo 定位^[3-5]是一种比较常用的方法, 也称为粒子滤波方法, 该算法的主要思想是使用带有权重的粒子点的集合来表示机器人的定位值在状态空间中的分布。初始化时, 通常假设粒子点在场中均匀分布, 定位过程中, 基于权重高低的重采样、基于机器人的运动模型更新粒子点的位姿和基于机器人的感知模型更新粒子点的权重等三个步骤循环进行, 最后将所有的粒子点加权求和即可得到机器人自定位的结果, 但是传统的粒子滤波定位算法将过多的时间用于处理权重不高的粒子, 因此有一定的盲目性。文献 [6—7] 提出了一种基于超宽带的室内定位系统, 该系统使用传输速度较高、穿透能力较强以及发射功率低的无线技术, 基于超宽带的室内移动机器人自定位系统响应速度较快, 可达到定位精度的要求, 但是其成本较高, 不适合应用于低成

收稿日期: 2017-07-04; 修回日期: 2017-08-29。

作者简介: 陈鹏 (1992-), 男, 湖南郴州人, 硕士研究生, 主要从事机器人视觉方向的研究。

谢成钢 (1967-), 男, 湖南邵阳人, 高级工程师, 硕士研究生导师, 主要从事机器人技术、自动检测技术与装置方向的研究。

卢惠民 (1980-), 男, 福建南平人, 副教授, 硕士研究生导师, 主要从事机器人视觉方向研究。

本的服务机器人。文献 [8] 设计了一种基于路标和三角测距法的移动机器人自定位系统并通过实物验证定位系统的有效性, 但该系统严重依赖预先设定的环境模型, 并且机器人上需要安置特定的传感器用于观测环境中的信标, 其安装与维护信标的费用较高。文献 [9] 采用一种利用 Hough 变换的移动机器人定位算法, 该方法利用建立全局地图的 Hough 能量谱函数估计机器人在全局地图中的位姿分布。针对 RoboCup 中型组足球机器人的结构化场地环境的特殊性, 文献 [10] 提出了基于匹配优化定位的中型组足球机器人自定位算法, 其核心思想是将机器人所观测到的特征点与环境信息相匹配, 预先设定误差函数, 并利用优化算法求出机器人自定位的最优解从而最小化误差函数。理论上而言, 匹配优化定位方法的定位精度只由优化算法本身的计算精度和视觉测量精度所决定, 并且优化算法可以在较短的时间内对一幅图像完成定位解算, 所以匹配优化定位方法具有高效率与高精度的特点, 但该定位算法需要使用机器人的初始定位值进行优化, 也就是需要获得已知的机器人定位初值。

2 基于 RGB-D 相机的匹配优化自定位算法

机器人自定位问题的核心就是求出机器人在世界坐标系中的位置与姿态 (x, y, θ) , 本文针对室内环境的特点提出一种基于 RGB-D 相机的匹配优化自定位方法, 该方法首先建立机器人工作环境的地图模型, 接着基于建立的地图模型生成环境误差查找表, 最后通过匹配优化自定位算法完成机器人的自定位, 利用匹配优化定位算法, 既能高效率地实现高精度自定位又可以保证系统的鲁棒性。本文所提出的自定位算法的执行流程如下:

- 1) 基于 gmapping 建立室内环境地图模型;
- 2) 基于 Hough 变换提取线特征生成环境模型误差查找表并储存;
- 3) 将 RGB-D 相机获得的深度图像转化为等价的激光扫描信息并发布;
- 4) 机器人订阅实时的激光扫描信息;
- 5) 机器人基于环境模型误差表通过匹配优化定位算法解算出机器人的位姿, 算法结束。

2.1 基于 gmapping 建立未知环境的二维占据栅格地图

gmapping 是一种高效率的 Rao-Blackwellized 粒子滤波算法, 在建议分布与自适应重采样两个方面具有很大的改进, 本文基于 gmapping 将 RGB-D 相机得到的深度图像转化为等价的激光扫描信息, 以建立未知室内环境的二维占据栅格地图, 其建图过程大致可分为三步, 首先利用 RGB-D 相机每秒所产生的 30 帧深度图生成局部二维占据栅格地图同时估计出粒子 (机器人) 的位置与姿态, 接着读取新的激光扫描信息并将其加入到粒子群再利用 RBPF 算法^[11]优化粒子数目, 最后选取权重最大的粒子作为机器人的最佳位姿并将生成的局部二维占据栅格地图加入到全局地图中, 这三步骤不断地循环直至环境建图结束。

本文以实验室为研究环境, 首先让机器人遍历室内环境, 获得 RGB-D 相机输出的等价的激光扫描信息和里程计输出的机器人位姿数据, 接着利用 gmapping 对机器人所采集的数据进行处理, 生成二维占据栅格地图并存储, 图 1 为机器人遍历室内长走廊与会议室后所建立的二维占据栅格地图, 地图分

辨率为每个像素点 5 cm, 白色, 黑色与灰色像素分别代表未被占据、占据以及未知 3 种状态, 墙壁障碍物已经用黑色粗实线标出。

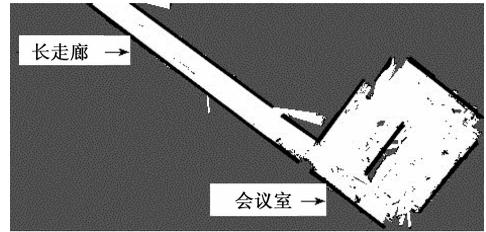


图 1 机器人建立的环境地图

2.2 基于霍夫变换线特征提取建立环境模型误差查找表

霍夫变换 (Hough Transform) 方法能够对二值图像进行直线特征的提取, 标准参数化方式下, 式 (1) 为直线 l 的表达 (定义与性质, 参考文献 [12])。

$$r = x_1 \cos \theta + y_1 \sin \theta \quad (1)$$

记 $N \times N$ 二值图像 (x_i, y_i) 像素的灰度值为 $I(x_i, y_i)$, 参数空间中, $[0, \pi]$ 区间上, θ 均匀地取 M 个离散值, r 的采样个数为 Q , 标准霍夫变换 (standard hough transform, SHT) 在直线检测中由式 (2) 表示:

$$H(\rho_q, \theta_m) = \sum_{i,j=0}^{N-1} I(x_i, y_j) \Big|_{\rho_q - \frac{1}{2} \leq x_i \cos \theta_m + y_j \sin \theta_m \leq \rho_q + \frac{1}{2}} \quad (m = 0, 1, \dots, M-1; q = 0, 1, \dots, Q-1) \quad (2)$$

Hough 变换可以有效地提取线特征, 本文基于 Hough 变换线特征提取来构建环境模型误差查找表。环境模型误差查找表表示世界坐标系下所有环境内的点到离它最近的线特征点之间的实际距离。

环境模型误差表的建立描述如下。首先对保存的环境地图模型进行边缘检测并二值化处理, 接着利用累计概率霍夫变换对二值化后的环境地图进行特征提取, 即对障碍物点进行线特征提取, 如图 2 (a) 所示, 将非结构化的室内环境转化为结构化的室内环境, 检测出的障碍物线特征用红色标记, 非结构化环境向结构化环境转化的目的是便于使用匹配优化算法进行最优解的解算。接着遍历环境地图, 计算出环境中每一个点与离该点最近障碍物直线段的实际距离 (该距离用于匹配优化定位中近似观测的特征点与实际位置的偏差), 最后利用环境中每一个点与最近障碍物直线段的实际距离来生成环境模型的误差查找表并存储, 图 2 (b) 为环境模型误差查找表示意图, 图中每一个像素点的灰度值代表该点与最近障碍物直线段之间的距离, 灰度值越大意味着距离越大, 即误差越大。

2.3 基于匹配优化的自定位

匹配优化定位的核心思想是把机器人所观测到的特征点与环境信息相匹配, 预先定义误差函数, 利用优化算法寻找使误差函数最小化的最优解^[13]。本文机器人所观测到的特征点主要有室内环境中的墙壁与桌椅等障碍物。

基于匹配优化自定位的实现过程描述如下。机器人首先通过 RGB-D 相机获得障碍物特征点在机器人坐标系下的坐标值, 并经过坐标转换将机器人坐标系下的坐标值转换到世界坐标系中。定义 (o_x^r, o_y^r) 为机器人检测到的障碍物特征

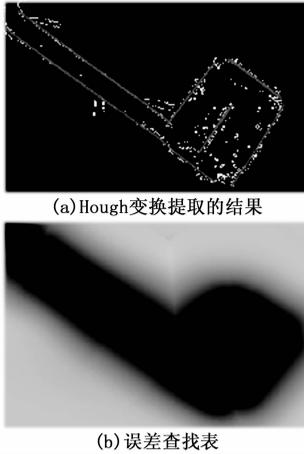


图 2 Hough 变换提取的结果和误差查找表

点在机器人坐标系下的坐标值，机器人在世界坐标系下的定位值为 (x, y, θ) ，坐标转换关系如图 3 (a) 所示，公式 (3) 将障碍物特征点从机器人坐标系转换到世界坐标系中，世界坐标系下障碍物特征点的坐标值与环境该特征点的真实位置的偏差可定义为 $d(o_i)$ ，理想情况下，该偏差值应该等于 0，因为所观测的障碍物特征点理论上应该在环境模型中障碍物直线上。该偏差可用观测的特征点与离该特征点最近障碍物直线段实际距离来近似，因此机器人的自定位问题可转化为求解式 (4) 的寻优问题，其中 n 为障碍物特征点的数目，本文将误差函数 $e(t)$ 定义为 $1 - \frac{c^2}{c^2 + t^2}$ ，如图 3 (b) 所示， c 为常量，取值为 250。本文使用了 RPROP 算法^[14]用于求解误差函数寻优的过程中无约束最优化问题，RPROP 算法最早用于训练神经网络，优化权值，与常见的 BP 算法不同，RPROP 算法只利用梯度的方向以及方向变化的信息来进行权值调整而不是根据梯度大小调整优化步长。本文中机器人自定位问题需要优化的是 (x, y, θ) 三个参数，求出误差函数的一阶导数，作为梯度，再利用梯度的方向和梯度方向变化的特点来寻找函数的最优解从而完成机器人的自定位，见公式 (5) ~ (7)。

$$o_i = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} o_i^x \\ o_i^y \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$E = \min_{x,y,\theta} \sum_{i=1}^n e(d(o_i)) \quad (4)$$

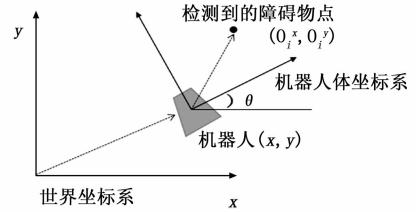
$$\frac{\partial E}{\partial x} = \sum_{i=1}^n e'(t) * \frac{\partial d(o_i)}{\partial x} \quad (5)$$

$$\frac{\partial E}{\partial y} = \sum_{i=1}^n e'(t) * \frac{\partial d(o_i)}{\partial y} \quad (6)$$

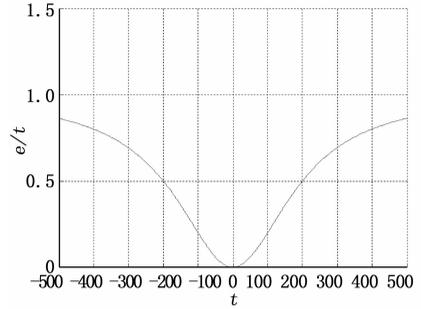
$$\frac{\partial E}{\partial \theta} = \sum_{i=1}^n e'(t) * \left(\frac{\partial d(o_i)}{\partial x} (-\sin\theta - \cos\theta) o_i + \frac{\partial d(o_i)}{\partial y} (\cos\theta - \sin\theta) o_i \right) \quad (7)$$

3 实验结果与分析

本文在室内非结构化环境下进行了定位实验，测试了所提出算法的性能。总共设计了两组实验，第一组实验中，移动机器人在建有地图的室内环境中进行定位，记录定位得到的机器人位姿和定位算法处理时间，对定位算法的准确性与实时性进行分析；第二组实验在第一组实验的基础上，人为地在环境中



(a) 坐标系转换



(b) 误差函数

图 3 坐标系转换与误差函数

添加噪声干扰，测试定位算法的鲁棒性。

实验环境如图 4 (a) 所示，实验软件平台基于机器人操作系统 (robot operating System, ROS)^[15]，该操作系统能够提供类似传统操作系统的相关功能，如硬件抽象、底层设备控制、常用功能实现、进程间消息的传递以及软件包管理等。实验硬件平台选用 Willow Garage 公司的 TurtleBot2 机器人开源硬件平台，如图 4 (b) 所示，TurtleBot2 由 Kobuki 移动底盘和 Kinect 组成。Kobuki 接口控制板 32 个内置传感器，两个驱动轮，单轴陀螺仪，一个可以扩展的输入输出端口和一个后挡板，开放式接口可以直接实现对机器人的移动与输入传感器的操作。Kinect 是一款具有高精度的深度传感器，被广泛应用于室内移动机器人的研究^[16-17]。Kinect 的 RGB 相机每秒能够获得 30 帧的彩色图像，左右两个深度传感器，基上安装有电机，可以使 Kinect 在垂直平面内上下倾斜正负 27°，深度传感器利用主动射出的红外光往返的相位差来测量深度，与传统的结构光测量技术不同，Kinect 的光编码所使用的是连续的照明（非脉冲），无需特制的感光芯片，普通的 CMOS 感光芯片即可满足要求。

在数据分析上，本文选用平均绝对误差 MAE (Mean Absolute Error) 和均方根误差 RMSE (Root Mean Square Error) 这两类统计量对自定位算法性能进行定量的分析， $MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f_i - y_i| = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e_i|$ ，(其中 f_i 为估计值， y_i 为真实值， $|e_i|$ 为绝对误差)， $RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n d_i^2}{n}}$ (其中 d_i 为估计值与真实值的差)。

3.1 机器人自定位准确性和实时性分析

本实验通过遥控 TurtleBot2 遍历室内大厅并记录定位过程中自定位算法得到的机器人位置和姿态，得到的定位结果如图 5 所示，误差统计结果见表 1。本文将 TurtleBot2 提供的定位算法解算的位姿设为真值（浅色圆圈点为本文算法的估计值，深色星号点为真值）。

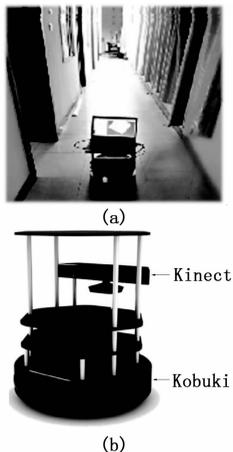


图 4 实验环境与硬件平台

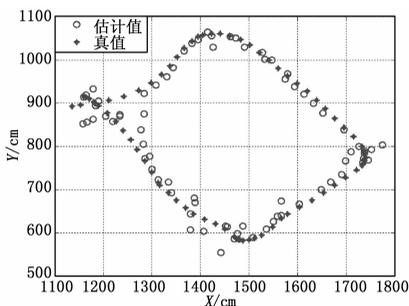


图 5 沿室内大厅移动时自定位结果

表 1 误差统计结果表

	MAE	RMSE
X/cm	13.3	15.3
Y/cm	17.5	20.2
θ /rad	0.12	0.18

从图 5 和表 1 中能够得出, 机器人位置定位的平均绝对误差都不超过 17.5 cm, 朝向定位的平均绝对误差小于 7° , 表明本文提出的机器人自定位算法能够满足室内移动机器人的定位要求。

实验环境改为长 1 400 cm, 宽 132 cm 的长条形走廊, 沿走廊 A、B 两点往返做对比实验, 将本文提出的自定位算法与粒子滤波定位算法在定位时间上进行对比, 结果如图 6 所示, 其中上细实线为粒子滤波定位计算所需时间曲线, 下粗实线为匹配优化定位计算所需时间曲线, 经过测试, 机器人采用本文所提出的算法平均处理一次定位计算需要的时间为 13.7 ms, 粒子滤波定位算法完成一次定位计算平均所需的时间为 21.8 ms。实验中机器人所携带处理器主频为 1.7 GHz, 内存为 4.0 G, 故本文所提出的算法在实时性上要优于粒子滤波定位算法。

3.2 机器人自定位算法的鲁棒性

本文通过在机器人工作的室内环境里人为地加入噪声来模拟环境的变化情况, 进而测试本文所提出的自定位算法的鲁棒性, 噪声的设置有的门的开关、增加桌椅数目以及人员的随意走动。实验通过遥控 TurtleBot2 遍历长走廊与会议室记录定位过程中自定位算法得到的机器人位置和姿态, 得到的定位结果

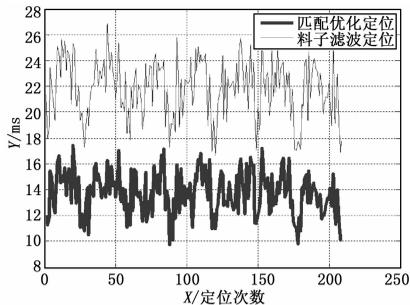


图 6 自定位算法时间对比

如图 7 所示, 图 7 (a) 为未加入噪声的结果, 图 7 (b) 为加入噪声的结果, 定位误差统计结果见表 2。从图 7 和表 2 中可以看出, 加入噪声后的机器人位置定位的平均误差增幅小于 5 cm, 朝向定位的平均误差增幅小于 6° , 环境的变动并没有导致定位误差的明显增大, 所以本文所提出的自定位算法对环境的变化具有一定的鲁棒性。

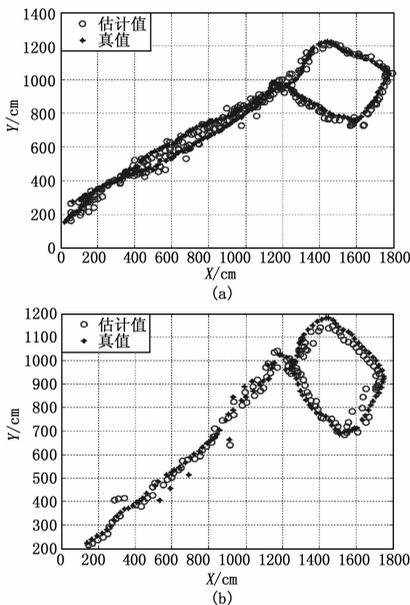


图 7 室内环境机器人定位结果轨迹图

表 2 误差统计结果

	未加入噪声		加入噪声	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE
X/cm	17.3	21.3	20.7	25.7
Y/cm	17.5	21.1	21.6	26.6
θ /rad	0.18	0.26	0.24	0.31

4 结论

本文针对室内环境下移动机器人基于 RGB-D 传感器的视觉精确自定位问题开展研究, 通过离线建立二维占据栅格地图, 并建立环境模型误差查找表, 将非结构化环境中的自定位问题转化为结构化环境中的自定位问题, 进而采用匹配优化定位方法实现了移动机器人在室内环境中的自定位, 所提出的自定位算法在室内环境下满足实时性、精确性和鲁棒性要求, 并

(下转第 128 页)