

基于多传感器融合的移动机器人三维地图创建

张彪¹, 曹其新², 何明超¹

(1. 上海交通大学机器人研究所, 上海 200240; 2. 上海交通大学机械系统与振动国家重点实验室, 上海 200240)

摘要: 面对移动机器人三维地图创建问题, 使用融合了全景相机和三维激光扫描仪的移动机器人作为平台, 搭建了机器人地图创建系统。全景相机提取环境信息和地标组特征, 在生成二维地图的同时提供精确的机器人定位信息, 并以此定位信息为基础将三维激光扫描仪得到的三维点云进行配准, 重复这一过程直至最终得到环境的完整三维地图。实验在多种环境下创建了三维地图, 验证了系统的可靠性和实用性。

关键词: 机械电子工程; 三维计算机图形学; 地图; 移动机器人; 传感器数据融合; 三维激光扫描仪; 全景相机

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

文章编号: 2095-2783(2013)08-0756-04

Multi-sensor-fusion based 3D map building for mobile robot

Zhang Biao¹, Cao Qixin², He Mingchao¹

(1. Research Institute of Robotics, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China;

2. State Key Laboratory of Mechanical System and Vibration, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: In attempt to tackle with 3D map building problem for mobile robot, taking a mobile robot equipped with both 3D LRF and omni-directional vision as an example, a complete map-building system is established. We extract SFIT key points and landmark group features from omni-directional vision images, forming a 2D map and obtaining precise localization information of the mobile robot. Using the localization information we register 3D point clouds together and repeat the process until we get the complete 3D map of the environment. Then the 3D map is constructed in different environments using this map-building system. Experimental results have verified the reliability and practicality of this system.

Key words: mechatronic engineering; three dimensional computer graphics; maps; mobile robots; sensor data fusion; three dimensional laser rangefinders; omni-directional vision

地图创建是移动机器人具有智能化, 实现环境中自主行走并且具备自主探测能力的关键一步。目前机器人对环境的感知更多地依赖计算机视觉所提取颜色信息或者其他辅助特征, 并主要基于二维环境地图, 通过粒子滤波等算法进行定位。相对于传统的二维地图, 三维点云地图能够更加真实和精确地描述环境, 处理很多二维图像数据不能解决的问题, 因此吸引了很多国内外学者的关注^[1-3]。更有研究人员将其应用于月球车或者火星车^[4-5], 模拟行星表面环境中创建粗糙地表的三维地图, 并已取得很好的效果。

NDT(normal distribution transform)算法是一种应用很广的标准最优化算法。Magnusson^[6]详细地介绍了该算法; Rusu等^[3]将点云表示的地图转换成三维物体地图, 他们使用的方法包括几何信息识别和机器学习, 用于提取目标物体信息。结合多种研究方法, 面对移动机器人三维地图创建的关键问题, 笔者使用融合了全景相机和三维激光扫描仪的移动机器人作为平台, 将视觉里程仪和机器人里程计综合来提供定位数

据, 一方面生成二维地图, 另一方面对三维激光扫描仪扫描到的环境点云数据进行配准, 从而得到大型环境下的三维点云地图, 以供机器人进行路径规划和导航; 笔者分别在室内和室外环境中进行了实验, 验证了这套系统的可靠性和实用性。

1 系统架构

实验所使用的移动平台如图1所示, 主要由3个部分组成: 移动机器人、全景相机和三维激光扫描仪。移动机器人可以在环境中自由移动, 全景相机和三维激光扫描仪用于从不同的位置采集环境结构信息, 其中全景相机作为视觉里程计在创建二维地图的同时辅助进行三维点云配准。

系统详细构成及软件系统框架如图2所示。全景相机实时获取周围环境信息, 提取环境 SIFT (scale invariant feature transform) 特征, 利用路标组方法定位机器人, 融合里程仪数据后得到机器人移动的数据, 并生成二维地图。在不同位置使用三维扫描仪扫描得到三维点云数据, 并与全景相机定

收稿日期: 2012-12-21

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61273331); 高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20090073110037); 教育部重大项目培育资金资助项目(708035)

作者简介: 张彪(1990—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 三维点云分析与感知、环境建模与地图创建

通信联系人: 曹其新, 教授, 主要研究方向: 机器视觉与模式识别、智能机器人与模块化技术、智能维护与物联网技术, qxcao@sjtu.edu.cn



图 1 机器人平台

Fig. 1 Robot platform

位数据融合建立环境三维地图,在避免与环境发生碰撞的基础上确定下一步的移动路径。这一过程一直重复,直到最终得到整个环境的三维地图。

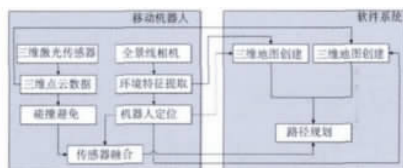


图 2 地图创建系统框架

Fig. 2 Framework of the map-building system

2 全景视觉定位

从全景相机得到二维图像信息后,首先需要进行标定;然后将图像分割成不同的部分,根据不同部分的特性判定其是否可通行;同时选定某些特征物体作为地标,随着机器人移动,一系列的二维局部地图不断叠加得到全局二维地图。根据 SIFT 特征提取出地标组,利用三点定位法获取机器人的定位坐标。

2.1 全局二维地图

根据颜色和边界特征,图像被分割成不同区域。通过颜色学习,机器人可以获取图像中的可通行区域,并定义路标来进行定位,从而可以通过全景视觉系统得到一个环绕机器人的局部二维地图。如图 3 所示,如果定义绿色区域为可通行颜色,就可以得到一个局部地图,白色为可通行,灰色为不可通行,黑色区域是视觉盲区。

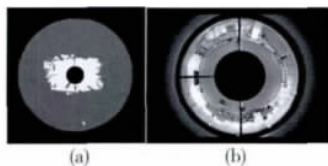


图 3 (a) 局部二维地图;(b) 原始图像

Fig. 3 (a) Local 2D map; (b) Original image

根据全景视觉系统可以建立一个围绕机器人局部地图,进而根据局部地图之间的关系可以获取机

器人位置信息,也就是将局部地图转换成为全局地图。由于全景相机的构造,近处的像素密度要高于远处,所以离观测点越近,其信息的优先级越高,笔者使用从更近位置获得的图像信息。机器人移动到不同位置后得到一系列的局部地图,将其转换到全局坐标系下即可得到全局地图。图 4(a)为机器人移动过程中从不同位置得到的局部地图,图 4(b)为局部地图叠加形成的全局二维地图。

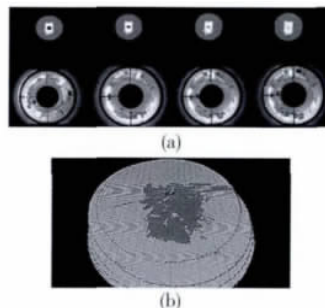


图 4 全局二维地图生成实例

Fig. 4 An example of constructing global 2D map

2.2 特征提取与精确定位

使用单个地标进行定位容易受噪点干扰,地标误识别可能导致定位误差变大,因此笔者使用多个地标(地标组)来进行精确定位。首先假设在环境中有多颜色的地标,3 种颜色的地标构成 1 个地标组。计算地标 1 和地标 2 之间的距离 d_{12} ,以此类推计算 d_{13} ,然后计算两条直线之间的夹角,如图 5 所示。

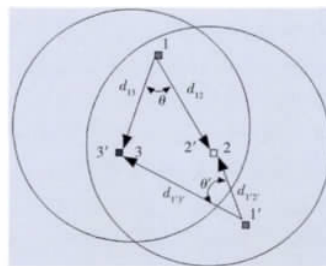


图 5 地标组特征

Fig. 5 Features of a group of landmarks

定义 3 个地标组特征分别为:1)实现匹配的向量 $P: P(d_{12}, d_{13}, \theta)$ 。2)局部坐标系下的地标组特征值 $(x', y', \dim, \text{col})$ 。3)实现定位的地标全局地标值 x, y, θ 。如果两个地标组具有相同的特征向量 P ,那么它们属于同一地标组。

为了获取地标组的精确位置信息,使用 SIFT^[7]特征匹配图像信息,SIFT 特征(实例见图 6)将图像转换成为一系列的局部特征向量,这些向量不随图像的平移、大小变化和旋转发生改变,也不随光照变化或三维投影而变化。提取出 SIFT 特征点后建立一个最近邻法索引,关键点的组合首先经过哈希表进行识别,然后通过最小二乘法拟合最优的模型

位姿。

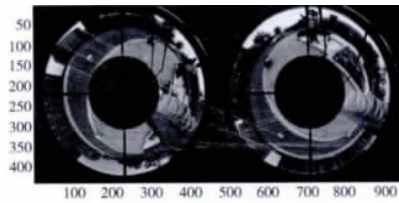


图6 室外环境下特征提取

Fig. 6 Feature extraction in outdoor environment

提取地标组的 SIFT 特征点后,使用三点定位法获取机器人位置并精确定位机器人。在平面上 3 个点可以定义 1 个圆,如果 3 个地标的全局坐标位置及相对角度是已知的,那么每 2 个地标和机器人即可以定义 1 个圆,2 个圆的交点其中之一即为机器人位置,可以计算如下:

$$f_i(x, y, \theta) = \tan(\tau_i + \theta) - \frac{y_i - y}{x_i - x} = 0 \quad (i = 1, 2, 3). \quad (1)$$

式中, x, y 和 θ 表示机器人位置, (x_i, y_i) 是地标组的全局位置, τ_i 表示地标观测角。由此便可以得到机器人的精确定位信息。

3 三维点云配准

点云的配准是把不同位置获取的点云进行拼接从而获取完整的点云,这是构建环境地图的关键。进行配准的目的是求得待配准点云相对于当前的点云的位姿,即计算两帧点云之间的三维变换矩阵的最优值,配准实例如图 7 所示。

由于实验中使用的激光传感器不变,所以点云规模和单位是统一的,只需要计算旋转和平移数据,即进行刚体变换。刚体变换可以表示旋转矩阵 R_{ot} 和平移矩阵 T_{rs} ,使得点云只在位置和距离上变换。三维空间内,旋转矩阵 R_{ot} 和平移矩阵 T_{rs} 可以表示为

$$R_{ot} = \begin{bmatrix} \cos\alpha & -\sin\alpha & 0 \\ \sin\alpha & \cos\alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\beta & 0 & \sin\beta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\beta & 0 & \cos\beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\gamma & -\sin\gamma \\ 0 & \sin\gamma & \cos\gamma \end{bmatrix}, T_{rs} = \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix}. \quad (2)$$

式中, α, β 和 γ 表示绕 x, y 和 z 轴的旋转角, t_x, t_y 和 t_z 分别表示沿 x, y 和 z 轴的平移量。

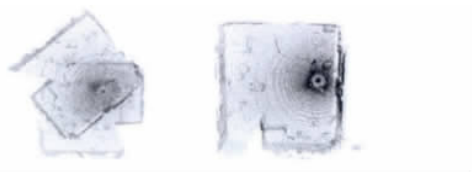


图7 点云配准实例

Fig. 7 An example of point cloud registration

使用 ICP 算法^[8-9]将不同位置的点云进行配准,从而得到环境的完整点云地图,当得到的结果足够

精确或者迭代次数超过阈值时停止。假设当前点云为 PCO, 包含 $\{pc_{o1}, pc_{o2}, \dots, pc_{om}\}$ 共 m 个三维空间点,待配准扫描点云为 PC, 包含 $\{pc_1, pc_2, \dots, pc_n\}$ 共 n 个三维空间点。ICP 算法过程如下:

1) 对于集合 PC 中的每一个点,在集合 PCO 中找出距该点最近的对应点,设集合 PCO 中由这些对应点组成的新点集为 PCT, 同样包含 $\{pct_1, pct_2, \dots, pct_n\}$ 共 n 个三维空间点。

2) 采用最小均方根法,计算点集 PC 与 PCT 之间的配准,得到配准变换矩阵 R_{ot} 和 T_{rs} 。

3) 计算坐标变换,即对于集合 PC,用坐标变换矩阵 R_{ot} 和 T_{rs} 进行坐标变换,得到新的点 $PC1 = R_{ot} \times PC + T_{rs}$ 。

4) 计算 PC1 与 PCT 之间的均方根误差。如小于预设的极限值则结束;否则以点集 PC1 替换 PC,重复上述步骤。

其中,第 1 次迭代初始值由全景相机估计得到的里程信息提供,这可以减少迭代次数,提高配准速度。

4 实验结果与分析

采用图 1 所示的实验用机器人平台。具体参数设置如下:激光测距为 SICK 公司的 LMS200 型,平面收集点数最大为 750,角度最小分辨率为 0.25° ,旋转平台带动激光测距系统旋转以收集三维点云数据,车载计算机处理器为酷睿 2 GHz,内存 2 GB。笔者分别在室内和室外环境下使用该系统进行了实际环境建模。

图 8 为室内环境的真实场景和生成的三维地图。笔者设置了 6 个不同障碍物,障碍物的大小、高低和形状均不相同,实际和三维地图中的障碍物分别与图 8(a)和 8(b)图的标号相对应,最终建立的地图如图 8(b)所示。在地图标出各种障碍物的形状和位置,有利于帮助机器人有效地避免碰撞,绕开各种障碍物探测远距离的环境信息。结果表明全景相机和激光传感器对于近处的物体都具有较高的分辨率,但对于较远的物体分辨能力较差。由于三维地图是在机器人移动的同时生成的,这既有利于规划下一步路径,又有助于辅助获取当前位置信息^[10-12]。



图8 室内环境三维地图

Fig. 8 3D map of indoor environment

图 9 为室外环境的三维地图。从图中可以看出构建的地图与真实环境几乎一致,不仅可以重建图片右上的大型石块和右下的小型树林,也可观察到包括粗糙地表在内的石缝纹理,这对于机器人有效

感知复杂环境、探测周围障碍物和规划路径具有重要意义^[13-14]。整体场景大约为 25 m×22 m,地图大小为 58 MB,经过后续降噪和栅格化处理后可以方便地用于移动机器人导航和路径规划。



图9 室外环境三维地图

Fig. 9 3D map of outdoor environment

5 结 论

基于激光扫描仪和全景相机的多传感器融合,构建了移动机器人地图创建系统。全景相机实时提取周围环境特征信息,作为视觉里程计估计出机器人的移动数据,与机器人里程计融合后将未知数据传递给激光扫描仪,从而完成不同位置的点云数据配准。在机器人完成未知环境探索的同时,构建出环境的三维点云地图,在室内和室外环境下分别进行了实验,验证了系统的有效性。此外,在地图构建实时性、空间环境的复杂性对地图创建系统的影响等问题上还需要进行进一步研究。

(由于印刷关系,查阅本文彩色图片,请浏览 <http://journal.paper.edu.cn>)

[参考文献] (References)

- [1] Sequeira V, Ng K, Wolfart E, et al. Automated reconstruction of 3D models from real environments [J]. ISPRS J Photogramm Remote Sens, 1999, 54(1): 1-22.
- [2] Rusu R B, Marton Z C, Blodow N, et al. Towards 3D point cloud based object maps for household environments [J]. Rob Auton Syst, 2008; 56(11): 927-941.
- [3] Rusu R B, Marton Z C, Blodow N, et al. Model-based and learned semantic object labeling in 3D point cloud maps of kitchen environments [C] // In Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2009; 3601-3608.
- [4] 蔡则苏,洪炳镨,吕德生. HIT-1 型月球车的运动学分析 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2003, 35(9): 1098-1101.
Cai Zesu, Hong Bingrong, Lü Desheng. Kinematics analysis of HIT-1 lunar rover [J]. J Harbin Inst Technol, 2003, 35(19): 1098-1101.
- [5] 王佐伟,梁斌,吴宏鑫. 六轮月球探测车运动学建模与分析 [J]. 宇航学报, 2003, 24(5): 456-462.
Wang Zuowei, Liang Bin, Wu Hongxin. Kinematical modeling and analysis of six-wheel lunar rover [J]. J Astronaut, 2003, 24(5): 456-462. (in Chinese)
- [6] Magnusson M. The Three-Dimensional Normal-Distributions Transform: an Efficient Representation for Registration [D]. Örebro, Sweden: Örebro University, 2009.
- [7] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features [C] // Proceedings of the International Conference on Computer Vision. Corfu, 1999; 1150-1157.
- [8] Besl P J, McKay Neil D. A method for registration of 3-D shapes [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1992, 14(2): 239-256.
- [9] Biber P, Andreasson H, Duckett T, et al. 3D Modeling of indoor environments by a mobile robot with a laser scanner and panoramic camera [C] // Proceedings of the 2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Sendai, 2004; 3430-3435.
- [10] Yoshida K, Hamano H. Motion dynamics and control of a planetary rover with slip-based traction mode [J]. Proc SPIE, 2002; 275-286.
- [11] Yoshida K, Ishigami G. Steering characteristics of a rigid wheel for exploration on loose soil [C] // Proceedings of 2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Sendai, 2004; 3995-4000.
- [12] Wang Z W, Wu H X. Dynamics modeling and analysis of lunar rover steering system [J]. Chin Space Sci Technol, 2004(3): 14-20.
- [13] 李金良,孙友霞,谷明霞,等. 基于多传感器融合的移动机器人 SLAM [J]. 中国科技论文, 2012, 7(4): 312-316.
Li Jinliang, Sun Youxia, Gu Mingxia, et al. SLAM for mobile robots based on multi-sensor data fusion [J]. China Sciencepaper, 2012, 7(4): 312-316. (in Chinese)
- [14] 宋勇,李贻斌,刘冰. 基于进化神经网络的移动机器人路径规划方法 [J]. 中国科技论文在线, 2010, 5(1): 1-5.
Song Yong, Li Yibin, Liu Bing. A method based on evolutionary neural network for mobile robot path planning [J]. Sciencepaper Online, 2010, 5(1): 1-5. (in Chinese)