

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2017.12.023

一种改进 ICP 算法的移动机器人激光 与视觉建图方法研究*

张 杰,周 军*

(河海大学 机电工程学院,江苏 常州 213022)

摘要:针对未知环境中移动机器人定位与建图中激光雷达建图提供的信息少,视觉 slam 实时性差的问题,提出了激光 slam 与视觉建图结合的方式,激光地图用于导航,而视觉地图用于复原目的地场景。首先采用区域分割和特征提取处理激光雷达数据,通过区域分割主要完成了特征模式的分类及识别确定,通过特征提取完成了各类特征模式参数的确定以及特征点的提取;使用改进的基于 RGBD 图像的 ICP 迭代最近点算法求取了转换关系,进行了点云拼接;采用图优化算法,消除了累计误差,提升了整体视觉地图的精度。通过激光雷达与 Kinect 相机之间的位置关系,算得了三维点云到激光雷达坐标系的对应关系,实现了激光地图与点云地图的融合。研究表明:能实现实时建立周围环境的二维地图,并将三维点云信息融入到激光雷达坐标系等功能,精度高、鲁棒性好。

关键词:机器人;激光雷达;点云;图优化;地图创建

中图分类号:TP242

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2017)12-1480-05

Improved ICP algorithm for the design of laser and vision system of mobile robot

ZHANG Jie, ZHOU Jun

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Hohai University, Changzhou 213022, China)

Abstract: Aiming at the mobile robot mapping problem that in the unknown environment, the information provided by the laser map is poor meanwhile vision slam has bad robustness, the combination of vision and laser mapping was studied, which the laser map was used for navigation and vision was used for reconstruct the scene. First, to process lidar data, regional segmentation and feature extraction was used. Regional segmentation was mainly used for the classification and recognition of feature patterns, and feature extraction was mainly used to determine the parameters of all kinds of features and the extraction of feature points. The improved ICP iterative nearest point algorithm based on RGBD frame was used to obtain the transformation relationship, and then the point cloud can be connected. The graph optimization algorithm was used to eliminate the cumulative error, to enhance the accuracy of the overall visual map. Based on the relationship between the lidar and the Kinect camera, the correspondence between the point cloud and the lidar coordinate system can be calculated, so that the fusion of the laser map and the point cloud map was realized. The results indicate that such method can realize the real-time establishment of the two-dimensional map of the surrounding environment, and integrate the 3D point cloud information into the laser radar coordinate system. The method has high precision and good robustness.

Key words: robot; lidar; pointcloud; graph optimization; mapping

0 引 言

机器人定位的主要方法有 GPS,码盘,惯性测量单

元(IMU)等^[1],但由于机器人在运动过程中障碍物对其运动的干扰,轮子存在磨损打滑等现象,使得码盘和 IMU 数据的不准确,容易产生累积误差,让机器人的定

收稿日期:2017-04-18

基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2016B02914)

作者简介:张 杰(1992-),男,江苏徐州人,硕士研究生,主要从事移动机器人定位与建图方面的研究。E-mail:530840420@qq.com

通信联系人:周 军,男,教授,硕士生导师。E-mail:zhj6171@163.com

位产生误差;GPS定位分辨率低,且在室内的信号弱^[2],无法应用于室内的移动机器人。

在移动机器人定位与建图领域^[3],国内外研究者提出了许多方法。罗荣华、洪炳镛等^[4]研究了基于声纳信息与视觉信息相融合的机器人同时定位与建图系统;韩锐、李文锋^[5]研究了基于线特征的机器人同时定位与建图系统;HESS W等人^[6]研究了闭环实时的激光雷达的同时定位与建图系统;FORSTER C等人^[7]提出了半直接法的基于单目视觉的同时定位与建图系统等。

使用激光雷达可以实现机器人的精确定位,建立精确的二维地图。同时移动机器人要能获得环境的三维信息,可为后续机器人的其他动作提供移动。但由于三维建图存在鲁棒性差的问题,无法满足实时性要求。

本研究提出激光slam与视觉建图结合的方式用于移动机器人。

1 激光地图

1.1 区域分割

对于激光雷达的每一帧数据,首先将激光扫描点分割成不同的块。给区域分割设定一个阈值,若果连续两个扫描点的距离小于该阈值,那么这两个扫描点就属于同一块区域,如果距离大于这一阈值,数据帧就从这个地方分割开。分割的区块表示为 $R_i (i = 1, 2, \dots, k)$,其中 k 是分割快的数目,每个区块包含了 $n_i (i = 1, \dots, k)$ 个点。由于扫描点的分布是不均匀的,距离传感器的距离近的扫描点的密度大一些,而远离传感器的扫描点的密度小一些,因此在进行区域分割时采用自适应阈值的分割方法。例如当某个扫描点离传感器中心距离为 D 时,阈值设为 δ ,当扫描点离传感器中心距离为 $3D$ 时,阈值选择为 3δ 。

激光雷达的单帧原始数据图如图1所示。

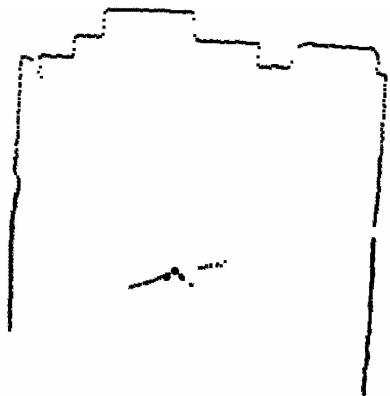


图1 激光原始数据图

1.2 特征提取

划分完整个区域后,得到的用区块表示的区域

$R_i (i = 1, 2, \dots, k)$,对这些线段按照以下步骤进行线性分割:

(1) 在区域块 R_i 中,选取第一个点记为 $P_o(x_o, y_o)$ 和最后一个点 $P_e(x_e, y_e)$ 作一条直线,计算区域块中其他点到该点的直线距离,算出距离最大的一个点,若该距离大于阈值 α ,将该区域划分为两部分;

(2) 重复(1),将扫描得到的点分成 N 个可以用一条线段表示的线性区域 $L_i (i = 1, \dots, N)$ 。

上述得到的各线段 L_i 只是对线段的粗略估计,设线段 L_i 产生的 n_i 个测量点的极坐标表示为 $x_i = (\rho_i, \theta_i)$,现根据下式拟合一条直线使得线段 L_i 上的个点都在此直线上:

$$\rho \cos(\theta - \alpha) - r = 0 \quad (1)$$

由于误差的存在,上式不为零。特别地,点和直线之间存在最小的正交距离可以作为测量点 (ρ, θ) 和直线之间误差的度量。对于特定的 (ρ_i, θ_i) ,与直线之间的正交距离 d_i 为:

$$\rho_i \cos(\theta_i - \alpha) - r = d_i \quad (2)$$

在现实中,由于传感器和环境的几何特性,每次测量赋予一个权值 ω ,将所有的误差加权后加在一起,将直线和全部测量之间的整个拟合程度进行度量:

$$S = \sum_i \omega_i d_i^2 = \sum_i \omega_i (\rho_i \cos(\theta_i - \alpha) - r)^2 \quad (3)$$

优化目标是选择直线参数 (α, r) 使 S 最小。通过解算目标方程对 α, r 的偏导数,可以得到拟合直线的参数。

1.3 全局地图的建立

以激光雷达中心为原点,全局地图中的线段为两个端点圈定一个范围。当寻找相关线段时候,将完全在范围之外的线段排除,即保留在范围之内,或与边界存在相交的线段。

先选取全局地图内的线段 L_θ 在划定的线段范围 R_θ 内,搜索局部地图中符合条件的线段,如果不存在就取出下一条全局地图的线段,再次计算直到找到所有符合条件的线段 L_c 为止。

判断局部地图中的线段和全局地图中的线段是否相关,判断的条件是: $\Delta\theta = |\theta_c - \theta_\theta| < \delta$ (其中: θ_c —局部地图中线段 L_c 和 X 轴的夹角; θ_θ —全局地图中线段 L_θ 和 X 轴的夹角);

线段 L_c 的重心到线段 L_θ 的垂直距离 D_L 小于阈值 δ_L :

$$D_L = |(m_{CY} - m_{LY}) \cos\theta_c - (m_{CX} - m_{LY}) \sin\theta_c| < \delta_L \quad (4)$$

式中: (m_{CX}, m_{CY}) —线段 L_c 的重心; (m_{LX}, m_{LY}) —线段 L_θ 的重心。

如果满足这两个条件,则这两条线段是相关的。

对于符合条件的 L_c ,重复上面的判断条件,选取置信度最高,也就是 $(\Delta\theta, D_L)$ 值最小的线段 L_c 作为线段 L_θ 的相关线段,找出所有相关的线段对并计算得到每

一对相关线段的 $(\Delta\theta, D_1)$ 。

在寻找到所有相关线段后,开始确定激光传感器位姿。

(1) 选取一对相关的线段,假设 (X, Y, θ) 为通过机器人自身系统得到的机器人位姿,首先计算机器人的角度 $\theta'_1 = \theta + \theta_c + \theta_L$,然后重新计算局部地图中相关线段 L_c 的参数,得到新的重心 (m'_{LX}, m'_{LY}) ,新重心线段 L_c 的距离为:

$$D_1 = (m_{CY} - m'_{LY})\cos\theta_c - (m_{CX} - m'_{LX})\sin\theta_c \quad (5)$$

则机器人的新位姿为 (X'_1, Y'_1, θ'_1) ,其中 $X'_1 = X + D_L\cos\theta'_1, Y'_1 = y + D_L\sin\theta'_1$;

(2) 选取另外 3 对相关线段,重复以上步骤,这样可以得到 4 组机器人的位姿 $(X_i, Y_i, \theta_i), i = 1, 2, 3, 4$ 。采用最小二乘法使得到的各组位姿到新位姿的误差平方和最小,即满足以下条件的位姿 (X', Y', θ') 就是机器人的新位姿:

$$\min\left(\sum_{i=1}^4 (X_i - X')^2 + \sum_{i=1}^4 (Y_i - Y')^2 + \sum_{i=1}^4 (\theta_i - \theta')^2\right) \quad (6)$$

1.4 全局地图的更新

经过更新后得到的局部地图具有较高的可信度,融合局部地图的线段便可以完成全局地图的更新。更新主要考察相关线段,去掉局部地图中和全局地图中的线段重合的或者是全局地图中线段的一部分的那部分线段。如果局部地图中的线段与全局地图中的线段部分重合则以这对相关线段的原始数据为基础重新构造一条线段加入到地图之中,另外不相关的线段直接插入到地图之中。

2 三维地图的建立

激光雷达获得的只是水平面环境中物体与机器人之间的距离信息,无法提供空间的立体坐标信息,因此,利用 RGBD 相机获得的信息可以作为对环境信息必要的补充,同时为机器人提供更加丰富的环境信息。

2.1 数据采集

采用 Kinect 一代可以同时获得分辨率为 640×480 的彩色图像和深度图像^[8]。三维点的空间坐标可以通过下式得到:

$$\begin{cases} z = \frac{d}{s} \\ x = \frac{(u - c_x) \cdot z}{f_x} \\ y = \frac{(v - c_y) \cdot z}{f_y} \end{cases} \quad (7)$$

式中: s —缩放因子,即深度图里给的数据与实际距离

的比例,由于深度图给的是 mm 单位, s 是 1 000; (u, v) —空间点的像素坐标; d —从深度图得到的对应点的深度信息; f_x, f_y —相机在 x, y 两个轴上的焦距; c_x, c_y —相机的光圈中心; f_x, f_y, c_x, c_y —相机的相机的内参,可以通过相机标定得到。

Kinect 采集到的彩色的单帧图像如图 2(a) 所示,通过 Kinect 采集的彩色与深度图像,通过式(7)获得的三维的空间点云图如图 2(b) 所示。



(a) 目标点单帧图像



(b) 点云图

图 2 目标点单幅图片以及其生成的点云图

2.2 基于 RGBD 图像的改进 ICP 算法

迭代最近点算法由 BESL 等人^[9]在 1992 年提出。对于两帧相邻的图片,采用 ORB 算法提取特征^[10]。采用 ORB 特征计算并匹配两张图像上的特征点,筛选匹配后效果如图 3 所示。



图 3 相邻帧特征点匹配

本研究基于 RGBD 相机图像提出一种改进的 ICP 算法:(1) 使用 ORB 算法分别从两帧彩色图像 P_a 和 P_b 中提取稀疏的特征点,将其对应到深度图像上,然后将这些特征点通过式(10)变换到三维坐标;(2) 利用 RANSAC 算法获得三维点云的变换关系 $R_{3 \times 3}$ 和 $t_{3 \times 1}$,重复的从匹配好的特征点中随机选取一部分,估计其变换矩阵,并得到满足关系的内点(Inliers)并获得关联

A_j ; (3) 将特征点 P_a 通过变换关系 T 变换到 P_b 所在的坐标系中,得到 P_a 和 P_b 关联的 A_d ; (4) 计算两帧中关联的点的欧式距离平方和。

不断循环(3)和(4),若变换矩阵 T 的变化量小于给定阈值 θ ,或迭代次数达到最大值则循环终止:

$$T = \operatorname{argmin}_{R,t} \alpha \left(\frac{1}{|A_f|} \sum_{i \in A_f} w_i | (Rf'_s + t) - f'_t |^2 \right) + (1 - \alpha)$$

$$\left(\frac{1}{|A_d|} \sum_{j \in A_d} w_j | ((Rp'_s + t) - p'_i) \cdot n'_i |^2 \right) \quad (8)$$

为对改进的 RGBD iCP 算法进行验证,笔者在 TUM RGBD 数据集上截取 4 段分为 TUM-A、TUM-B、TUM-C、TUM-D 与经典 ICP 算法做对比实验,实验结果如表 1、表 2 所示。

表 1 ICP 与 RGBD-ICP 平均配准时间(单位:ms)

	TUM-A	TUM-B	TUM-C	TUM-D
ICP	973	1643	1157	793
RGBD-ICP	612	1153	883	534

表 2 ICP 与 RGBD-ICP 平均配准误差(单位:m)

	TUM-A	TUM-B	TUM-C	TUM-D
ICP	0.07	0.19	0.05	0.05
RGBD-ICP	0.05	0.11	0.06	0.03

ICP 与 RGBD-ICP 算法的平均配准时间和平均配准误差的对比如表 1、表 2 所示,其中 ICP 的平均配准时间是 1 141 ms,RGBD-ICP 为 796 ms,而 ICP 的平均配准误差为 0.09 m,RGBD-ICP 为 0.06 m。由上述实验可知,相比于经典 ICP 算法,RGBD-ICP 算法表现更好。

2.3 激光与三维数据融合

设 Kinect 与激光雷达之间的位置偏差为 $(\Delta x, \Delta y, \Delta z)$,当到达目标点 (x, y, θ) 后 Kinect 开始三维建图时,Kinect 相机的位置是 $(x + \Delta x, y + \Delta y, \Delta z)$, θ 是 Kinect 相机绕 z 轴的转动角度,用四元数表示为 $q = (\cos\theta/2, 0, 0, \sin\theta/2)$,转换到通过四元数与旋转矩阵的转换公式:

$$R = \begin{bmatrix} 1 - 2q_2^2 - 2q_3^2 & 2q_1q_2 + 2q_0q_3 & 2q_1q_3 - 2q_0q_2 \\ 2q_1q_2 - 2q_0q_3 & 1 - 2q_1^2 - 2q_3^2 & 2q_2q_3 + 2q_0q_1 \\ 2q_1q_3 + 2q_0q_2 & 2q_2q_3 - 2q_0q_1 & 1 - 2q_1^2 - 2q_2^2 \end{bmatrix} \quad (9)$$

得到旋转矩阵:

$$R = \begin{bmatrix} 1 - 2\cos^2 \frac{\theta}{2} & 2\sin \frac{\theta}{2} \cos \frac{\theta}{2} & 0 \\ -2\sin \frac{\theta}{2} \cos \frac{\theta}{2} & 1 - 2\cos^2 \frac{\theta}{2} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

Kinect 与激光雷达之间的位移 t 表示为: $t = (\Delta x, \Delta y, \Delta z)$,通过式(7)得到空间点在相机坐标系下的点 $p = (x, y, z)$,通过下式变换到激光地图的坐标系下:

$$p_w = [R, t] \cdot$$

$$\begin{bmatrix} p \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 - 2\cos^2 \frac{\theta}{2} & 2\sin \frac{\theta}{2} \cos \frac{\theta}{2} & 0 & \Delta x \\ -2\sin \frac{\theta}{2} \cos \frac{\theta}{2} & 1 - 2\cos^2 \frac{\theta}{2} & 0 & \Delta y \\ 0 & 0 & 1 & \Delta z \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

2.4 图的优化

本研究采用各数据帧相互配准的三维地图构建方法可以快速实时地生成地图^[11],可一旦某一数据帧出现错误匹配,或者深度信息的噪声过大,将会导致配准结果存在一定的偏离。这样误差会慢慢累积,和容易导致数据关联错误,产生一系列不可估计的错误。因此,要把所有帧的信息都考虑进来。

本研究采用姿态图(pose graph)处理累计误差问题和错误匹配的问题^[12]。一般图由节点和边组成:

$$G = \{V, E\}$$

将节点 V 表示为相机的各个位姿,表示为:

$$v_i = [x, y, z, q_x, q_y, q_z, q_w]$$

边 E 表示为两个节点之间的变换公式:

$$E_{i,j} = T_{ij} = \begin{bmatrix} R_{3 \times 3} & t_{3 \times 1} \\ O_{1 \times 3} & 1 \end{bmatrix}_{ij} \quad (12)$$

将位姿及变换放到图内,由于边 T_{ij} 中存在误差使得所有的边给出的数据不一致,对这个不一致误差进行优化使得该误差最小:

$$\min E = \sum_{i,j} \|x_i^* - T_{i,j} x_j^*\|_2^2 \quad (13)$$

式中: $x_i^* - x_i$ 的估计值。

使用 Gauss-Newton(G-N)下山法的迭代策略求解该优化问题。最后求出收敛的 x 解,即图中各个顶点的位姿。

3 实验及结果分析

测试系统包括:Hokuyo UST-10LX 激光雷达,微软 Kinect RGBD 传感器,PC 为 Linux(Ubuntu14.04)上运行的 ROS(Robot Operating System)Indigo 操作系统。

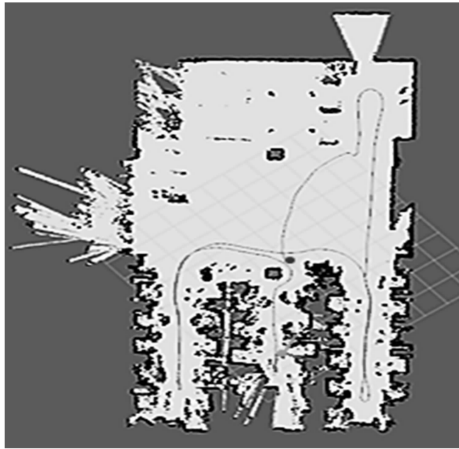
Hokuyo UST-10LX 扫描范围是 $(-\pi/4, 5\pi/4)$,扫描间隔是 0.25° ,一次扫描后获得 1 080 个数据点。建图精度可达 0.05 m。

实验室全景图如图 4 所示。



图 4 实验室全景图

最终实验室效果图如图 5 所示。



(a) 激光全局地图



(b) 融合多帧的目标点云图

图 5 最终实验效果图

实验分析:移动机器人在图 5(a)所示的蓝色点开始在室内移动,实验室环境为,机器人起始点坐标为(0,0),目标点坐标为(-0.415, -5.122),相对误差在 2% 以内,建图精度在 0.05 m。当到达目标点后,即激光全局地图中坐标系所在位置,开始建立三维地图获取目标点的环境信息,桌子高度是 1.2 m,地图中测得高度为 1.165 m,相对误差在 3%。

现在激光建立地图如图 5(a)所示,图中蓝色点是机器人起始点,图的上部分是实验室的入口,图中中间部位的两个方框对应图 4 中的两个根柱子,图 5(a)中的下半部分是实验室的学生所在地,有桌椅分布,环境复杂。目标位置是坐标系的位置,当到达目标位置后,即到达所用的桌子上,启动三维建图,提供目标点的三维信息,融和多帧的目标位置点云图如图 5(b)所示。

4 结束语

本文研究了移动机器人激光与视觉建图方法,通

过对激光数据的特征提取、区域分割等处理,建立了激光二维地图方法;通过对 Kinect 数据的处理,获取了点云图。该方法通过一种改进的 ICP 算法,求取了点云之间的变换关系,实现了点云的拼接,速度快、精度高;在激光二维地图与点云图融合过程中,使用激光雷达与 Kinect 相机之间的位置关系获得的变换公式,将三维点云融合到激光地图坐标系中。最后对于点云间的累积误差,利用图优化的方法进行处理,保证点云图的精度。

参考文献 (References):

- [1] 蔡自兴. 机器人学[M]. 北京:清华大学出版社,2015.
- [2] 孟祥荔. 基于 GPS 定位的移动机器人导航系统的研究[D]. 天津:天津理工大学机械工程学院,2007.
- [3] THRUNS, LEONARD J J. Simultaneous localization and mapping[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*,2008,13(2):541-552.
- [4] 罗荣华,洪炳镛. 基于信息融合的同时定位与地图创建研究[J]. *哈尔滨工业大学学报*,2004,36(5):566-569.
- [5] 韩 锐,李文锋. Line-feature-based SLAM Algorithm[J]. *自动化学报*,2006,32(1):43-46.
- [6] HESS W, KOHLER D, RAPP H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM[C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Stockholm: IEEE,2016.
- [7] FORSTER C, PIZZOLI M, SCARAMUZZA D. SVO: fast semi-direct monocular visual odometry[C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Hongkong: IEEE,2014.
- [8] CATUHE D. Programming with the kinect for windows software development kit [M]. New York: Microsoft Press Corp,2012.
- [9] ARUN K S, HUANG T S, BLOSTEIN SD. Least-Squares Fitting of two 3-D point sets[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 1987,9(5):698-700.
- [10] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [J]. *International Conference on Computer Vision*,2012,58(11):2564-2571.
- [11] 白亮亮,平雪良,仇恒坦. 分布式室内移动机器人的定位与导航[J]. *轻工机械*,2016,34(4):54-57.
- [12] KSCHISCHANG F R, FREY B J, LOELIGER H A. Factor graphs and the sum-product algorithm[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*,2001,47(2):498-519.

[编辑:周昱晨]

本文引用格式:

张 杰,周 军. 一种改进 ICP 算法的移动机器人激光与视觉建图方法研究[J]. *机电工程*,2017,34(12):1480-1484.

ZHANG Jie, ZHOU Jun. Improved ICP algorithm for the design of laser and vision system of mobile robot[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2017,34(12):1480-1484.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>