doi:10.3772/j.issn.1002-0470.2023.03.009

基于激光与视觉数据融合的改进 SLAM 算法 $^{\odot}$

张兴盛② 邢科新③

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)

摘 要 为了提高建图的鲁棒性,本文提出了一种基于激光同时定位与建图(SLAM)与 视觉 SLAM 融合的新算法。传统算法通过传感器数据的距离信息变化量来估计其姿态, 在大多数情况下能准确定位机器人的姿态。然而在退化环境中,例如机器人在长廊或者 沿着单面的墙壁运动时,传感器周围环境结构特征基本无变化。此时,来自激光传感器的 数据不随时间和运动而变化。针对这一问题,本文提出了一种基于激光与视觉数据融合 的改进 SLAM 算法。其主要思想是根据激光测量的结果引入角度置信度,对2种传感器 的数据进行加权融合。2种传感器的权值将随角度的变化而变化。实验结果表明,与传 统激光 SLAM 算法相比,算法融合视觉数据后,在走廊等结构退化环境中能实现更好的定 位效果,同时建图结果优于传统激光 SLAM 算法。

关键词 激光;视觉;同时定位与建图(SLAM);数据融合

0 引言

同时定位与建图(simultaneous localization and mapping, SLAM)^[1]由机器人状态估计和环境地图构 建2部分组成,主要用于解决移动机器人在未知环 境中移动时的定位和地图构建问题。

在过去的几十年里,SLAM 经历了巨大的发展。 其中激光传感器由于对于距离敏感以及测量角度大 等优势被普遍应用于机器人 SLAM 系统中。例如 Gmapping^[2]算法、Hector^[3]算法以及 Cartographer^[4] 算法等都是激光 SLAM 中非常经典的算法。其中基 于 Gauss—Newton 方法的 Hector SLAM,其运算量较 其他算法更小。与基于粒子滤波(particle filter,PF) 的 Gmapping 算法相比,Hector 算法不存在粒子损耗 的问题;与谷歌的 Cartographer 算法相比,其不需要 额外的传感器支持,同时对于传感器的精度要求更 低,仅需要较廉价的激光传感器就能满足较好的效 果。基于这些优点,Hector 算法得到了广泛的应用 与研究。例如,文献[5]提出通过人工势场法与 Hector 算法结合,提高机器人在运动过程中的跟踪 与避障能力。文献[6]应用粒子滤波与有限脉冲响 应构成混合滤波算法,保证了 Hector 算法求解的连 续性。文献[7]提出将点-线迭代最近点(point-line iterative closest point, PL-ICP)与 Hector SLAM 相结 合来提高 Hector 算法在运动初始状态下对自身位 姿的定位精度。文献[8]应用双三次差值取代 Hector 算法中的双线性差值方法,以获取精度更高的栅 格地图与地图梯度。上述研究都对原算法进行了一 定程度的优化,很好地提高了算法的精度。但是由 于激光传感器本身只包含特征的距离信息,所以在 长廊或者空旷的房间等这一类低特征场景中,算法

近年来,多传感器融合在 SLAM 中运用越来越广 泛。多个传感器的数据采集往往比单一传感器包含 更多的信息。考虑到多传感器融合的优点,研究者开

① 国家自然科学基金(62173303)资助项目。

② 男,1994年生,硕士;研究方向:多传感器数据融合; E-mail:1092561946@qq.com。

③ 通信作者, E-mail:xkx@zjut.edu.cn。 (收稿日期:2021-07-30)

始采用多传感器辅助定位的方式提高传统 Hector 算 法的建图精度。例如,文献[9]通过 Kalman 滤波,在 原有的 Hector 算法中融合了惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)以及里程计信息,提高对机器 人位姿估计的准确性。文献[10]通过结合里程计信 息提出了自耦合 Hector 算法,该算法在长廊等结构特 征不明显的区域仍然具有一定的效果。然而,上述的 2种方法会受地面以及车轮等外界因素的影响。如 果地面光滑引起车轮滑动或者地面不平整引起抖动 都会对位姿估计产生较大影响。文献[11]提出通过 采用迭代最近点(iterative closest point, ICP)和参考坐 标系结合的方法进行算法定位,通过结合全球定位系 统(global positioning system, GPS)等全局定位坐标系 的定位信息,有效避免了 Hector 算法累积误差问题。 然而,虽然 GPS 保证了全局定位的准确性,但其精度 并不高,而且 GPS 并不适合用于室内定位。

除了融合上述传感器以外,由于相机含有非常 丰富的场景信息,在多传感器融合中也被研究者们 广泛使用。文献[12]提出利用相机与 IMU 结合,将 观测点的重投影误差与 IMU 预积分误差共同加入 到后端优化中,提高算法的后端优化精度。文 献[13]提出基于滑动窗口的非线性优化方法,最小 化特征点观测重投影误差和帧间轮速计积分测量误 差,来保证系统的实时性和精确度。文献[14]提出 一种基于点线特征并融合 IMU 的双目视觉惯性 SLAM 算法,利用点线特征的互补优势来提高数据 关联的准确性,同时引入 IMU 数据为视觉定位算法 提供先验和尺度信息等。同样,相机在与激光 SLAM 的融合算法中也被广泛使用。文献[15]通过 改进的 Rao-Blackwellised 粒子滤波(RBPF)算法,结 合激光雷达与视觉相机,通过调整稀疏姿态来融合 激光点云和图像特征点,优化机器人的位置位姿。 该方法有效提高了单一传感器的定位精度问题,提 高了建图效果。文献[16]在激光 SLAM 算法中引 人双目相机的特征进行闭环检测,改善了只使用激 光雷达数据进行闭环检测的方法在相似度较高场景 下失效的问题。文献[17]同样在激光 SLAM 算法 的回环检测中引入了图像数据,有所区别的是其图 像与激光的回环检测是分开的,在满足视觉回环的 -306 -

基础上再进行激光回环检测。文献[18]将相机与 激光雷达以相反的方向放置,前向放置的视觉传感 器可以检测一定高度的障碍物,有效提高了机器人 的避障能力,后向安装的大角度激光雷达可以更好 地保证机器人位姿判断的准确性。上述激光与视觉 融合算法虽然都达到了很好的效果,但是也存在一些 不足之处。例如,文献[15]提出的算法中,RBPF 算 法容易出现粒子损耗问题以及由于大量粒子带来较 大的计算量,因此该方法不适合较大尺度的建图。文 献[16,17]提出的算法有效提高了激光 SLAM 的回环 检测精度,但是却没有在前端对位姿估计进行优化。 文献[18]的方法只使用了来自相机的深度图像,没有 对彩色图像中丰富的信息进行加以利用。该方法同 样不能有效解决算法在退化环境中的位姿估计问题。

上述的视觉与激光传感器融合算法虽然也取得 了一些效果,但是其没有很好地考虑激光传感器与 视觉传感器各自的特性。激光传感器由于只具有距 离角度信息,虽然其对于角度变化敏感,但是在长廊 等低特征场景下,由于特征变化不足容易引起位姿 估计错误。相机包含丰富的场景信息,即便场景结 构特征不明显但仍然可以通过一些纹理信息定位自 身。但是相机一般视场角较小,如果机器人转动速 率过快此时其定位精度将不如激光传感器^[19]。本 文结合 2 种传感器的特性,提出了一种新的 SLAM 融合算法。实验表明,新的算法在运行中可以达到 一个更好的效果,其即不会像单纯的激光 SLAM 那 样容易在退化环境下出现定位错误,也不会像单纯 的视觉 SLAM 那样容易出现角度漂移。

1 系统概述

为了验证激光 SLAM 与视觉 SLAM 在不同场景 下表现出的特性,选取传统的 Hector 算法以及 ORB _SLAM2 算法作为激光 SLAM 与视觉 SLAM 的代表 分别在不同场景下进行了对比实验。

首先针对长廊等结构特征不明显的区域进行2 种算法的对比实验,控制机器人沿一定轨迹从一间 大厅进入一条长廊。并分别使用2种算法估计机器 人轨迹,得到轨迹曲线图如图1所示。



图 1 中实线为 ORB_SLAM2 算法的位姿轨迹。 虚线为 Hector 算法的位姿轨迹。场景后半部分为 退化场景。从该图中发现,当采用传统 Hector 激光 算法建图,机器人进入退化环境时,容易产生错误的 位姿估计。产生该问题的主要原因是由于纯激光算 法的位姿估计通过传感器返回的数据与地图对齐求 解。而在退化环境中,如图 2 和图 3 所示,当机器人 从图 2 中的 A 点运动到图 3 中的 B 点的过程中,激 光传感器的数据基本没有任何变化,此时仅根据激 光传感器数据无法判断机器人处于该长廊中的具体 位置。而在相同的场景中,视觉 SLAM 依靠场景中 的像素变化定位。即使结构特征不明显其依然可以 具有比激光算法更好的定位效果。



图 3 激光传感器数据示意图 2

其次,针对运动过程存在旋转的情况,控制机器 人在任意场景中按照一个矩形轨迹运动,得到最后 位姿估计轨迹如图4所示。



图 4 激光与视觉矩形运动轨迹

机器人沿一定轨迹运动最后回到初始点。虚线 为 Hector 算法估计得到的轨迹结果,实线为 ORB SLAM2 算法估计得到的轨迹结果。根据图 4 可知, 当机器人沿着一定轨迹运动时,在发生旋转之前, Hector 算法与 ORB_SLAM2 算法对于位姿估计结果 比较接近。当机器人第2次旋转以后,两者开始出 现明显差异。基于特征的视觉 SLAM 主要通过当前 帧特征点与上一帧特征点的匹配求取位姿。其匹配 点的寻找通过在当前帧特征点图像坐标系周围一定 范围内寻找与其描述子最接近的上一帧特征点作为 匹配对象。而当机器人出现大幅旋转时,特征点变 化较大,很可能出现大量的误匹配问题,导致视觉 SLAM 在旋转时的精度降低。文献[19]的论文中通 讨比较几种典型的视觉 SLAM 算法以及激光 SLAM 算法同样阐述了这个问题。最后机器人再次回到原 点时 Hector 算法的轨迹终点与起点基本重合而 ORB SLAM2 算法的轨迹相较而言漂移更大。这说 明当机器人有一定旋转的情况下激光传感器对于角 度的判断比视觉传感器要更加准确。

以上实验结果表明,激光传感器和视觉传感器在不同条件下具有不同特性。因此,为了达到 更好的建图效果,本研究结合激光传感器和视觉 传感器的优点,采用加权算法来获得更好的定位 和映射效果。本算法根据激光测量的结果,引入 角度置信度,对2种传感器的数据进行加权融合, 实现了一种新的 SLAM 算法。具体算法流程如图 5 所示。

-307 -



图 5 算法流程图

算法首先从视觉和激光传感器中返回测量数据,根据测量数据分别计算姿态增量。在获得来自 2个传感器的位姿增量后,算法将对姿态增量进行 一次阈值判断。在传统的算法中,对姿态增量估计 没有进行阈值计算,所以存在姿态跳跃的问题,如图 6所示。



图 6 由于匹配错误导致绘图失败

机器人运动过程中,当出现特征点数目过少或 者运动速度过快时,算法对于自身的位姿估计会出 现严重的错误。其通常表现为该时刻的位姿与上一 时刻的位姿之间的估计量远大于一次正常位姿更新 时的变化量。若该位姿仍被地图更新所使用,将会 导致地图出现较明显的错误。

为避免在建图中出现该问题,算法将从两方面 判断当前时刻位姿增量是否可以正常使用。首先判 断来自2个传感器计算得到的增量差值,同一时刻 来自2个传感器之间计算得到的数据之间不应存在 较大差异。若两者之间差异较大,说明至少其中一 种传感器数据存在问题。其次,分别判断2个传感器的数据在一次采样周期内是否出现较为明显变化。在每次运算过程中算法将保留上一时刻位姿更新时2个传感器所计算的位姿增量。在得到当前时刻位姿增量时将当前时刻得到的2个位姿增量数据分别与上一时刻的2个数据进行对比。考虑到机器人运动过程中存在变速,将阈值设置为上一次位姿更新时位姿增量3倍大小。若当前时刻得到的2种传感器中任意一个传感器的位姿增量超过该阈值,则认为该组数据存在一定的异常。算法将抛弃该组数据重新采样2个传感器的位姿估计。

当数据通过增量阈值判断后,算法通过2个传 感器返回的位姿增量确定机器人是否在当前时刻和 上一个时刻之间发生旋转。同时根据角度变化率引 入置信度。当旋转角度变化率增大时,算法将会增 加激光数据姿态判断的可信度。相反,算法将会增 加视觉数据姿态判断的可信度。详细的算法过程在 第2节中给出。

2 算法过程

本节将详细描述系统的每个部分以及伪代码。

2.1 位姿增量提取

如上一节所述,算法首先根据激光传感器以及

视觉传感器数据分别估计机器人当前时刻的位姿。

首先对于来自激光传感器的位姿增量,根据占 用栅格原理^[3],当*T*时刻的激光数据为 $S_i(x_i, y_i)^T$, $\langle S_i(\delta_1) \rangle$ 为其世界坐标, $M(S_i(\delta_1)) \rangle$ 为坐标点 $S_i(\delta_1)$ 的占用概率, $\nabla M(S_i(\delta_1))$ 为该占用概率的导数。 *M* $(S_i(\delta_1))$ 与 $\nabla M(S_i(\delta_1))$ 的值通过对世界坐标 $S_i(\delta_1)$ 进行双线性插值求得。则机器人的位姿增量 由下式给出:

$$\Delta \,\delta_{1} = H^{-1} \sum_{i=1}^{n} \left[\nabla M(S_{i}(\delta_{1})) \frac{\partial S_{i}(\delta_{1})}{\partial \delta_{1}} \right]^{T} (1 - M(S_{i}(\delta_{1})))$$

$$(1)$$

 $M(S_i(\delta_1)))$

其中

$$H = \left[\nabla M(S_i(\delta_1)) \frac{\partial S_i(\delta_1)}{\partial \delta_1}\right]^T \cdot \left[\nabla M(S_i(\delta_1)) \frac{\partial S_i(\delta_1)}{\partial \delta_1}\right]$$
(2)

记 $\Delta \delta_1$ 为:

 $\Delta \delta_1 = P_1(x_1, y_1, \varphi_1)$ (3)

其中,Δδ,代表每个采样周期间隔中产生的位姿 变化量, (x_1, y_1) 代表机器人位置增量, φ_1 为角度 增量。

其次,对于来自视觉传感器反馈得到的位姿增 量,根据相机小孔成像原理以及刚体变换公式,假设 空间点 P 在世界坐标系下的齐次坐标为 P = $(X_{w}, Y_{w}, Z_{w}, 1)^{T}$,则其在相机的像素坐标系下的坐 标为

$$s\begin{bmatrix} u\\v\\1\end{bmatrix} = K\begin{bmatrix} R & t\\0 & 1\end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_W\\Y_W\\Z_W\\1\end{bmatrix}$$
(4)

其中,(u,v)为点在像素坐标系下的坐标值:s为点 在相机坐标系下的深度值:K 为相机的内参矩阵:R 为相机坐标系相对于世界坐标系的旋转矩阵:t为 相机坐标系相对于世界坐标系的平移矩阵。

通过 ORB(oriented fast and rotated BRIEF)特征 提取算法可以得到当前帧中图像的特征点。结合 BRIEF (binary roboust independent elementary features) 描述符得到当前帧中特征点的描述子。然后 与上一时刻图像中的特征点进行描述符之间的匹 配,建立对应的匹配关系。

已知匹配关系后,将上一时刻的匹配点通过相 机的内参矩阵以及初始位姿投影到当前帧图像中。 由于相机的位姿通常存在一定偏差,所以投影点与 当前地图上的匹配点之间通常存在一定偏差。假设 特征点 P 在当前帧图像中的坐标为 $P = (u_1, v_1)^T$ 。 对应上一帧中的匹配点在当前帧中的匹配点坐标为 $P^{T} = (u_{2}, v_{2})^{T}$ 。通常由于相机位姿的偏差所以这 2 个点的坐标并不相同。定义误差函数为

$$e = \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} - \frac{1}{s} \mathbf{K} \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} P$$
(5)

其中,e代表误差值,(u,v)为当前帧中特征点的像 素坐标.P为当前帧特征点对应的匹配点。

将其改写为李代数形式:

$$e = \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} - \frac{1}{s} \mathbf{K} \exp(\delta) P \tag{6}$$

其中, $\exp(\delta)$ 为相机坐标系的李代数表达式。式 (6)代表了空间点 P 投影到当前图像中与匹配点 之间的投影误差。通常而言,一帧图像中会存在 若干个匹配点。根据所有的匹配点可以得到投影 误差函数:

$$\delta^* = \operatorname{argmin}_{\delta} \sum_{i=1}^{N} \left| u_i - \frac{1}{s_i} \mathbf{K} \exp(\delta) P_i \right|^2 \quad (7)$$

其中,u,表示当前帧中第 i 个特征点,P.代表其对应 的匹配点的世界坐标,s;为该点的深度,K为相机的 内参矩阵, $\exp(\delta)$ 为相机坐标系的李代数表达式。

上式为求误差的最小二乘形式,通过求解李代 数方程可以得到位姿 $exp(\delta)$ 的最优估计。即当前 相机中心在世界坐标系下的旋转矩阵 R 以及平移 矩阵t。

当计算得到当前帧的最优位姿估计后,可以根 据上一时刻的位姿以及当前时刻的位姿得到来自视 觉的位姿增量,记为 $\Delta \delta_{\gamma}$:

$$\Delta \,\delta_2 = P_r(x_r, y_r, z_r, \alpha_r, \beta_r, \gamma_r) \tag{8}$$

其中, (x_v, y_v, z_v) 为相机中心的世界坐标, $(\alpha_v, \beta_v,$ γ_x)为相机中心相对于世界坐标系的三轴旋转角度。 考虑到机器人在平面运动,则位姿中的 (z_x, α_x, β_x) 3 个增量可忽略不计,因此式(8)简化为

$$\Delta \delta_2 \approx P_v(x_v, y_v, \gamma_v)$$
(9)
2.2 位姿融合

当算法得到来自激光传感器与视觉传感器的位

-309 -

姿后,通过该观测值加权融合得到机器人的最优估 计位姿。根据多传感器加权融合方法^[20],假设 $x_i(k)$ 为第i个传感器对该参数在k时刻的测量值, 且测量误差为 $\varepsilon_i(k)$,则第i个传感器对该参数的测 量方程可以表示为

$$x_i(k) = \hat{x}_i(k) + \varepsilon_i(k) \tag{10}$$

式中, $\hat{x}_i(k)$ 为某特性参数相对于第*i*个传感器在*k*时刻的测量真实值, $\varepsilon_i(k)$ 为具有零均值、恒定方差 σ^2 的高斯白噪声。

则融合的结果为

$$r(k) = \sum_{i=1}^{n} (w_i \times x_i(k))$$
 (11)

其中, w_i 为第i个传感器观测值的权重,r(k)为融合结果, $x_i(k)$ 为第i个传感器的观测值。

则根据式(11)融合激光传感器数据与视觉传 感器数据得到的加权融合观测结果为

$$\Delta \delta = w_1 \times \Delta \delta_1 + w_2 \times \Delta \delta_2 \tag{12}$$

其中, $\Delta\delta$ 为融合后的机器人位姿增量, w_1 与 w_2 为各自的权重。

考虑到在旋转与直行的不同条件下对激光传感器数据的置信度不同,权重应是一个与运动估计位 姿相关的变量。同时基于前述分析激光传感器对于 角度变化的测量精度优于视觉传感器,所以该算法 中采用激光角度变化率*φ*₁来表示权重。

考虑到 φ_l 的取值为[- π,π),由于驱动系统的 速度限制,机器人无法在一个算法周期内运动过大 的角度。根据对2个传感器本身的实验结果,每次 进行位姿更新时 φ_l 的变化量不超过0.2 rad,在允许 一定余量的情况下,将 φ 的变化区间设定为 [-0.25,0.25]。同时归一化权重w,令:

$$w = 4 \times \varphi_{l}$$
(13)
将式(13)代人式(12)得:

$$\Delta \delta = 4 \times |\varphi_{l}| \times P_{l}(x_{l}, y_{l}, \varphi_{l}) + (1 - 4 \times |\varphi_{l}|) \times P_{v}(x_{v}, y_{v}, \gamma_{v})$$
(14)

式中, $\Delta\delta$ 为融合后的机器人位姿增量, φ_l 为上一时 刻到当前时刻机器人的旋转位姿增量估计值, P_l (x_l, y_l, φ_l) 为激光传感器的位姿增量估计值, $P_v(x_v, y_v, \gamma_v)$ 为视觉传感器的位姿增量估计值。

伪代码如算法1所示。

算法1 位姿增量算法

 采集激光传感器的数据以及相机的图片数据。使用 激光数据与栅格地图求取激光传感器的位姿估计增量 Δδ₁。利用 ROB 特征提取算法以及 BRIEF 描述符求相机 传感器的位姿估计增量 Δδ₂。

2 当 $\Delta \delta_1$ 与 $\Delta \delta_2$ 不为空时,则:

3 根据 $\Delta \delta_1 \Delta \delta_2$ 以及 $\Delta \delta_a$ 计算阈值 1 和阈值 2

5 若 $\Delta \delta_1 - \Delta \delta_o <$ 阈值 2 且 $\Delta \delta_2 - \Delta \delta_o <$ 阈值 2 则

若 $\Delta \delta_1 - \Delta \delta_2 < 阈值1 则$

- 6 提取角度阈值
- 7 确定位姿 $\Delta \delta_1$ 与位姿 $\Delta \delta_2$ 的权重
- 8 位姿融合估计最终的位姿估计 δ
- 9 若不满足
- 10 退出
- 11 若不满足

4

- 12 退出
- 13 退出循环
- 14 返回位姿增量 $\Delta \delta$
- 15 更新上一时刻位姿增量 $\Delta \delta_o$

3 实验结果

为了验证算法的有效性,分别在 Gazebo 仿真环 境和真实环境中进行了 Hector^[3]纯激光算法和本文 改进算法的对比实验。

3.1 Gazebo 仿真环境实验

图 7 所示为随机搭建的 Gazebo 仿真环境。环 境为一个 16 m×16 m大小的回形空间。该空间大 部分环境为正常的可建图环境,但其最下方存在一段 长走廊为退化环境。在该段走廊环境中,激光将得到 较少的特征信息。深色区块的为机器人模型,其上方 安装了一个仿真 Lidar 以及一个双目相机模型。Lidar 调用的是 libgazebo_ros_laser. so 插件:其扫描最大 距离为 6 m,最大扫描角度为 4 rad(约 230 °),模拟噪 声为均值为 0 方差 0.01 的高斯噪声。相机模型调用 的是 libgazebo_ros_multicamera. so 插件:水平视场角 1.39 rad,图像大小为 800 × 800 像素正方形,模拟噪 声为均值为 0 、方差为 0.007 的高斯噪声。

实验中算法利用了机器人操作系统(robot operating system, ROS)的多线程技术,将视觉位姿估计与 激光位姿估计分别用 ROS 的 2 个线程并行计算。然 后通过 ROS 中话题的形式进行订阅并处理。针对 2 个传感器采集频率不同的问题使用 ROS 中的时间戳

— 310 —

对齐方式确保数据在时间上的一致性。同时利用 ROS中的ros::Time时间戳计算了2个并行线程的算 法运行时间。其中激光传感器位姿估计线程计算1 次位姿时间大约是18.7 ms,而视觉传感器位姿估计 线程计算1次位姿时间大约是19.5 ms。因此算法的 整个运算周期大约在20 ms以内。而仿真中使用的 激光传感器数据采集时间间隔大约是50.1 ms。因此算法在 时效性上完全满足需求,可以达到实时计算的目的。



图7 Gazebo 仿真环境

使用原有的 Hector 算法以及本文提出的融合 算法分别在该仿真环境中运行,得到 2 个 2D 地图, 如图 8 所示。







图 8 算法结果对比

从图 8 的对比结果可以看出,图 8(a)出现了非 常严重的累计误差问题。这个问题是由于机器人在 地图底部的退化环境中行走时定位误差造成的,该 定位误差导致了整个地图的构建误差。而增加视觉 里程计以后的算法对于退化环境能够拥有一个较好 的补偿效果。对比图 8(a),图 8(b)在同样的位置 表现出的结果要优于原算法。调整栅格分辨率,大 致估算出 2 种对比实验的误差如表 1 所示。

表1 仿真环境下2种算法误差对比

	地图尺寸	累计误差
Hector 算法	16 m × 16 m	1.50 m
融合算法	16 m × 16 m	0.10 m

3.2 真实环境下的对比实验

除了仿真环境下的实验外,在真实场景下同样 做了2种算法的对比实验。

图 9 展示了真实使用的建图机器人。该机器人 控制器使用的是 Jetson TX2,上面安装了 Ubuntu 16.04系统以及 Kinetic 版本的 ROS 系统。小车上 方安装的是 HOKUYO 公司生产的 URG-04LX – UG01 2D 激光扫描测距仪。其测量距离为 5.6 m, 测量角度 240°,更新频率 10 Hz。激光传感器正上 方安装了 Kinect_v1 RGB_D 相机,相机颜色分辨率 为 640×480,深度图分辨率为 320×240 像素。更 新频率为 30 Hz,水平视场角与垂直视场角分别为 57°和 43°。机器人的底盘安装了一对差速驱动轮 组。使用 ROS 的 socket_can 节点与电机驱动器通 讯,通过键盘控制节点控制机器人运动。



图 9 真实场景下的机器人

图 10 所示的场景为本研究的真实场景。其包 含了 2 个空旷的大厅以及中间一条长走廊,通过控 制机器人在该场景中运动并建图。然后分别得到原 Hector 算法下的地图以及改进后的算法的地图分别 如图 11(a)和(b)所示。



图 10 真实运动场景



(b)改进后的算法结果

图 11 算法地图对比

在建图的过程中,按照一定距离放置4个障碍物。 通过对比4个实验的建图结果可知,2种算法在长 廊这种低特征场景下表现出了很大的差异。在原来 的算法中,障碍物之间的位姿估计出现了较大的误 差,每个障碍物之间的距离与实际情况并不相符。 而在改进后的算法中,算法仍然能够保持一个较好 的鲁棒性,所建地图基本与实际场景相符合。

进一步地,从地图上取多个坐标点,计算2个算 法中的坐标点之间的距离,同时测量真实场景下这 些坐标点的距离,得到来自于2个算法的具体结果 如表2所示。

4 结论

针对传统的激光算法在退化环境下不能正确反 映周围环境的问题,提出使用激光与视觉融合的改 进 SLAM 算法,利用视觉在直线行走时仍然能保持 较好的定位效果的优点,以提高机器人在退化环境 下的定位。通过实验的对比结果分析,本文提出的 改进型算法优于传统的激光算法,可以很好地应用 于退化环境中。改进后的算法提高了机器人的定位 精度,能够更加准确地反映出周围的环境信息。实 验结果表明,与传统的 Hector 算法相比,改进后的

	真实距离/m	Hector 算法估计距离 /m	Hector 算法估计误差/%	融合算法估计距离/m	融合算法估计误差/%
AB	8.983	4. 313	51.99	9.056	0. 81
BC	7.542	3.969	47.37	7.586	0. 58
CD	5.565	5.625	1.08	5.651	1.55
BD	13.120	9. 594	26. 87	13.237	0. 89
EF	31.230	23.312	25.35	31.491	0.83

表 2 真实场景下误差对比分析

算法不易陷入局部极小问题。下一步的工作将考虑 利用视觉丰富的图像信息与激光传感器结合,利用 两者数据在建图中进行回环检测并通过回环检测来 优化整个地图的建图精度。

参考文献

- SMITH R C, CHEESEMAN P. On the representation and estimation of spatial uncertainty [J]. The International Journal of Robotics Research, 1986, 5(4):56-68.
- [2] GRISETTI G, STACHNISS C, BURGARDW. Improved techniques for grid mapping with Rao-Blackwellized particle flters[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2007, 23 (1):34-46.
- [3] KOHLBRECHER S, STRYK O V, MEYER J, et al. A flexible and scalable SLAM system with full 3D motion estimation[C] // IEEE International Symposium on Safety. Kyoto:IEEE,2011:155-160.
- [4] HESS W, KOHLER D, RAPPH, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM[C] // 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA). Stockholm: IEEE, 2016:1271-1278.

- [5] HARIK E, KORSAETH A. Combining Hector SLAM and artificial potential field for autonomous navigation inside a greenhouse[J]. Robotics, 2018, 7(2):22.
- [6] BASSIRIA, OSKOEIA M, BASIRI A, et al. Particle flterand fnite impulse response flter fusion and Hector SLAM to improve the performance of robot positioning[J]. Journal of Robotics, 2018,2018(1):1-9.
- [7] WEI W, SHIRINZADEH B, ESAKKIAPPANS, et al. Orientation correction for Hector SLAM at starting stage[C] // 2019 7th International Conference on Robot Intelligence Technology and Applications (RiTA). Daejeon: IEEE, 2019:125-129.
- [8] SU Y H, ZHANG Q, ZHOU Y L. Optimized Hector SLAM algorithm for low end lidar[J]. Laboratory Research and Exploration, 2019,38(9): 47-51.
- [9] YU N, ZHANG B. An improved Hector SLAM algorithm based on information fusion for mobile robot [C] // 2018 5th IEEE International Conference on Cloud Computing and Intelligence Systems (CCIS). Nanjing: IEEE, 2018: 279-284.
- [10] YANG J, WANG C, ZHANG Q et al. Modeling of laneway environment and locating method of roadheader based on self-coupling and Hector SLAM[C] // 2020 5th International Conference on Electromechanical Control Technology and Transportation (ICECTT). Nanchang: IEEE, 2020: 263-268.
- [11] WEI W, SHIRINZADEH B, GHAFARIAN M, et al. SLAM with ICP trajectory matching [C] // 2020 IEEE/ ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM). Boston: IEEE, 2020:1971-1976.
- [12] 任金伟,郑鑫,李昱辰,等. 基于新型多传感器融合策

略的移动端双目视觉惯性 SLAM 闭环算法研究[J]. 高技术通讯,2021,31(7):681-691.

- [13] 朱道俊,徐湛楠,马婷婷,等.基于视觉和轮速计紧耦合的轮式机器人定位算法研究[J].传感技术学报, 2021,34(7):896-903.
- [14] 赵良玉,金瑞,朱叶青,等. 基于点线特征融合的双目 惯性 SLAM 算法[J]. 航空学报,2022,43(3):355-369.
- [15] WANG X, HE L, ZHAOT. Mobile robot for SLAM research based on lidar and binocular vision fusion [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2018, 31(3): 394-399.
- [16] 刘鸿勋,王伟.双目相机和激光雷达的融合 SLAM 研究 [J].南京师范大学学报(工程技术版),2021,21(1): 64-71.
- [17] 李志梅,陈新度,吴磊. 深度相机与 2D 激光融合的 SLAM 闭环检测方法研究[J].组合机床与自动化加工 技术,2020(11):107-111,115.
- [18] KAMARUDINK, MAMDUH S M, YEON A S, et al. Improving performance of 2D SLAM methods by complementing Kinect with laser scanner [C] // IEEE International Symposium on Robotics and Intelligent Sensors. Langkawi: IEEE, 2015: 278-283.
- [19] AFANASYEV I M, IBRAGIMOV I Z. Comparison of ROS-based visual SLAM methods in homogeneous indoor environment[C] // IEEE 14th Workshop on Positioning, Navigation and Communications (WPNC). Bremen: IEEE, 2018;1-6.
- [20] 杨军佳,叶晨亮,冯少华,等. 多传感器数据加权融合 方法[J]. 传感器与微系统,2020,39(4):39-42.

Improved SLAM algorithm based on laser and vision data fusion

ZHANG Xingsheng, XING Kexin

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

Abstract

In order to achieve robust mapping, this paper proposes a new method based on the fusion of laser simultaneous localization and mapping (SLAM) and visual SLAM. The traditional laser algorithm estimates the pose by the change of distance information of sensor data. This method can accurately locate the pose of the robot in most cases. However, in the degraded environment, for example, when the robot moves in a corridor or along a single wall, the structural characteristics of the surrounding environment of the sensor are basically unchanged. At this time, the data from the laser sensor does not change with time and motion. In order to solve this problem, this paper proposes an improved SLAM method based on laser and vision data fusion. The main idea is to fuse the data of the two kinds of sensors by introducing angle confidence according to the results of laser measurement. The experimental results show that, compared with the traditional laser SLAM algorithm, the algorithm can achieve a better positioning effect in degeneration environment and its mapping results are better than the traditional laser SLAM algorithm.

Key words: laser, visual, simultaneous localization and mapping(SLAM), data fusion