

2.2.3 接口通信

SLAM 系统提供的接口分为输入和输出两部分.

- 输入部分中包含:设置暂停地图,地图将暂停更新,停止对传感器数据的处理,重设置后继续;重定位功能,在搬动机器人后,从当前已有地图上重定位出其位姿,用当前一帧或几帧激光雷达扫描数据在地图中找到最佳匹配,类似于 Cartographer 中对闭环的检测;加载地图,导入之前已经建好的地图,对当前地图信息进行覆盖;设置机器人位姿,将当前机器人位姿设置为参数值,比如在重定位后,将得到的位姿设置为正确值.
- 在输出部分中包含以下接口:获取当前完整地图、已使用地图以及增量更新地图;获取机器人位姿;保存地图,通过 Protobuf 将当前地图序列化保存为文件.

在初始时,地图空间按照预定义尺寸建图(如 1000×1000,精度为 5cm),地图中心为坐标原点.获取完整地图是获得整个预定义好的地图,其中,网格表示等同于栅格地图,未知表示为-1,非障碍表示为 0,障碍表示为 1.已使用地图表示整体地图的已使用区域,返回整体地图中已知区域的最大矩形.增量更新地图则是每帧激光雷达扫描数据对地图的更新量.

2.3 数据矫正及适配算法的研究

2.3.1 激光雷达数据矫正

机器人建图主要依靠激光雷达传感器采集的点云数据,通过基于激光雷达的 SLAM 算法实现建图与定位,而建图与定位的准确度非常依赖于激光雷达提供扫描数据的准确度.

在机器人运动中,有两种会对传感器扫描数据准确度产生明显影响的特殊情况:一种是传感器发射激光束的可旋转部分与机器人具有相反的旋转方向,且旋转的角速度相等时,激光雷达传感器自身并不能探测到其采集的扫描数据是对同一个位置的多次扫描;另一种情况是机器人的前进方向垂直于一面墙,激光雷达在前进中不断进行扫描,在扫描过程中,机器人从远处逐渐靠近墙体,此时激光雷达采集到与机器人直面的墙面扫描数据将不再与机器人的前进方向所垂直,其他方向的墙面数据也与实际情况不同,只是误差相比垂直情况较小.

只有激光雷达的旋转部分进行旋转,而机器人的其他部分没有产生相对旋转部分的运动时,传感器得到的扫描数据才最接近于真实环境的情况,这时的误差只有传感器自身所带来的测量误差.而在其他情况下,传感器采集的扫描数据不仅仅包含激光雷达旋转部分的运动,还包括机器人除旋转部分外其他部分所产生的运动^[23].因而需要考虑激光雷达在这些运动情况下采集的扫描数据,根据扫描周期进行矫正,使扫描数据更符合所扫描的真实场景情况,减小误差,是进行高质量建图的基础.

2.3.2 IMU 和里程计数据转换及处理算法

在 Player 中,由平台传输过来的 IMU 数据和里程计数据同时得到,耦合在同一个数据结构里,原始数据无法直接提供给算法使用,需要进行转换处理后传递给 Cartographer.

其中,IMU 由陀螺仪和加速度计两部分构成:陀螺仪提供各轴的角速度,加速度计提供三轴的加速度大小.其中,重力加速度是地表垂直方向的加速度.Cartographer 中要求陀螺仪提供的是角速度,但在 Player 中提供的是角度,这就需要对数据进行转化.IMU 的采集频率(30Hz)较高,角速度可以通过角度差除以时间差得到,时间差通过记录每次数据中附带的时间戳获取.这样,第一次的 IMU 数据并不发送给算法,只是进行一个记录.

而加速度计部分,需要将其由四元数转化为欧拉角给算法使用.四元数和欧拉角都可以表示机器人的位姿:四元数可以避免万向节锁现象,提供平滑插值,但是表示不直观;欧拉角表示很直观,只用到 3 个数,但是会造成万向节锁现象^[24].实际使用中,直接利用 Eigen 库构造四元数和欧拉角,调用库函数完成转换.

里程计中的数据——机器人前进速度以及角速度,是通过左右轮的速度计算得到,通过机器人在两个相邻时刻的位置变换,根据几何关系得到偏航角等于机器人绕一段圆弧运动角度得到角速度.

3 实验测试和分析评估

本节首先在 PC 端对增强的 Cartographer 建图质量进行测试,基于数据集对进行定量误差分析;然后基于扫

地机器人平台,在环境复杂度以及尺度不同的实际场景使用不同组合的传感器,对 SLAM 系统进行评估测试。

3.1 基于标准数据集的测试与分析

PC 端测试平台使用的系统为 Ubuntu 16.04.4,其内核为 4.4.0-139-generic x86_64。

在测试中,基于 ROS kinetic 平台进行数据发送。

图 4 表示两个由 2D 激光雷达背包和 Revo LDS 激光雷达^[25]数据建图得到的栅格地图,其中,德意志博物馆数据集包含来自 IMU 的数据、水平和垂直激光雷达的数据,整个数据集时间长 1913s,数据集覆盖范围约为 128m*270m,地图轨迹比较复杂.Revo LDS 数据集则只包含低成本激光雷达采集的点云数据,数据集时间长度为 990s,覆盖范围约为 33m*32m.两个数据集包含大量的闭环,能有效检测算法的回环性能。

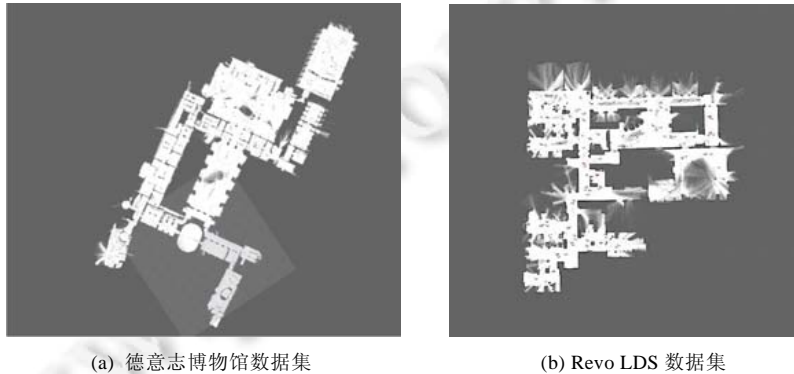


Fig.4 Dataset grid map

图 4 数据集栅格地图

验证算法的建图质量评估公式如下:

$$\varepsilon(\delta) = \frac{1}{N} \sum_{i,j} \text{trans}(\delta_{i,j} \ominus \delta_{i,j}^*)^2 + \text{rot}(\delta_{i,j} \ominus \delta_{i,j}^*)^2 \quad (3)$$

文献[26]中提出的方法能够评估 SLAM 算法的准确度,这种方法基于机器人位姿间的相对位移,其中, N 是相对关系的数量, $\text{trans}(\cdot)$ 和 $\text{rot}(\cdot)$ 分别用于分离和加权平移和旋转分量, δ 和 δ^* 分别表示估计值和真实值(ground truth), $\delta_{i,j} = x_i \ominus x_j$ 表示从节点 x_i 到节点 x_j 的相对变换关系, \ominus 表示标准运动合成的逆运算符。

表 1 是增强 Cartographer 算法在两个数据集测试后,利用上述公式将结果与 ground truth 比较分析后所得。

Table 1 Dataset test quantitative analysis

表 1 数据集测试定量分析

德意志博物馆			
	原 Cartographer	改进后的 Cartographer	GMapping
绝对平移误差(m)	1.272±1.305	0.591±0.728	2.442±4.671
均方平移误差(m ²)	1.330±2.065	0.819±1.602	2.419±2.457
绝对旋转误差(deg)	2.879±4.395	1.433±2.724	3.623±5.026
均方旋转误差(deg ²)	2.362±4.605	1.712±2.038	8.991±12.065
Revo LDS			
	原 Cartographer	改进后的 Cartographer	GMapping
绝对平移误差(m)	0.040±0.046	0.037±0.054	0.147±0.206
均方平移误差(m ²)	0.039±0.029	0.004±0.018	0.164±0.438
绝对旋转误差(deg)	0.747±0.997	0.542±0.466	0.871±0.836
均方旋转误差(deg ²)	0.420±0.512	0.511±0.911	1.455±1.753

表 1 中包含的误差分为绝对平移和绝对旋转以及均方平移和均方旋转等 4 种,能够较全面地评估算法.基于两个数据集,在原算法以及 GMapping 也完成相同测试.从表中的对比数据可以看出:改进后的算法在具有多传感器数据效果有一定的提升,说明改进后的位姿融合对多传感器数据建图的质量具有较明显效果,其中,绝对

平移误差降低了 53%,绝对旋转误差降低了 50%;而在只有一种传感器数据时,结果没有得到有效改善.

3.2 基于扫地机器人的实际场景测试分析

扫地机器人为米家扫地机器人二代,机器人平台使用的系统为 Ubuntu 14.04.3,其内核为 3.4.39 armv7l,基于 Player 平台进行传感器数据采集和发送.配备的是自研 LDS 激光雷达,最大和最小探测距离分别为 6m 和 15cm,发布频率为 5Hz,配有 SLAM 中使用的 IMU 和里程计传感器.

基于扫地机器人平台,在两种完全不同的场景对算法进行测试,检测其效果.两个场景如图 5 所示.



Fig.5 Laboratory and long corridor scene

图 5 实验室和长走廊场景

其中,实验室场景范围约为 $15\text{m}\times 8\text{m}$,这个场景信息丰富,能产生较多的回环,局部地图不会产生重复,场景大小与复杂度比较符合家用扫地机器人实际应用的场景.长走廊场景范围约为 $12\text{m}\times 63\text{m}$,这个场景较大而信息简单,在走廊部分局部信息重复,用于检测评估算法在特殊场景的建图质量.

扫地机器人在真实场景中的测试,因为现有条件无法测得 ground truth,因而使用扫描匹配中约束构建的分数进行评估,评估指标分为最大值、最小值以及平均值这 3 项.

3.2.1 实验室场景测试与分析

图 6 是扫地机器人在实验室场景扫描建图,保存地图信息后,在 PC 端通过 rviz 软件可视化的 2D 栅格地图.

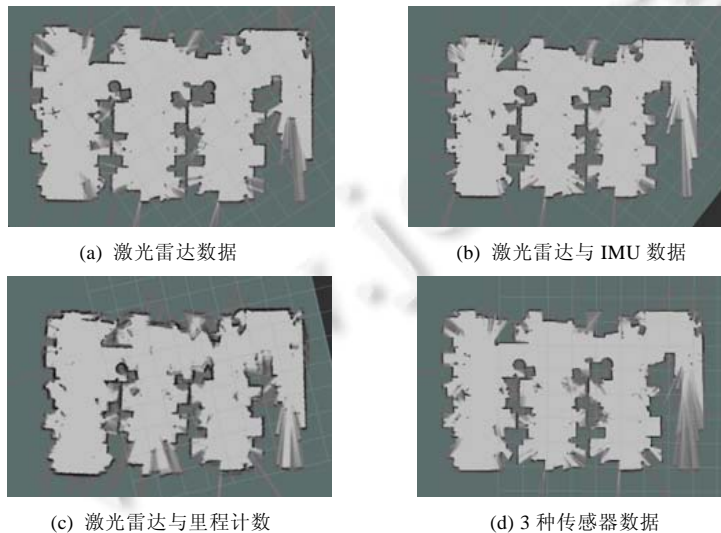


Fig.6 Laboratory scene 2D raster map

图 6 实验室 2D 栅格地图

图 6(a)是只含有激光雷达数据的地图,图 6(b)是含有激光雷达与 IMU 数据的地图,图 6(c)是含有激光雷达

与里程计数据的地图,图 6(d)是含有所有传感器数据的地图.从栅格地图显示的结果可以看出:图 6(c)(含有激光雷达和里程计数据)的结果中建图质量最差,其余 3 图结果中无较大差异.

表 2 是在实验室场景对各种传感器组合的建图测试,因为对真实场景扫描不可能像数据集一样做到每次一致,因而匹配分数是在进行 5 次测试后取 Mean 的中位值为代表.

Table 2 Matching scores of sensor combinations in the laboratory scene

表 2 实验室场景各传感器组合的匹配分数

	Min	Max	Mean
激光雷达数据	0.651	0.836	0.714
激光雷达与 IMU 数据	0.650	0.788	0.704
激光雷达与里程计数据	0.650	0.790	0.685
激光雷达、IMU 与里程计数据	0.651	0.824	0.729

从表中可以得到:在含有 3 种传感器数据时建图质量是最高的,拥有最高的平均匹配分数,IMU 和里程计数据对激光雷达数据起到了较好的辅助作用.只有激光数据时的建图质量高于有两种传感器的建图质量,其中,只包含里程计数据作为辅助数据的建图质量是最低的.说明里程计数据对建图的干扰相比 IMU 数据稍大,在除激光雷达外只有一种传感器的情况下,这种传感器数据因为误差较大,没有其余传感器进行辅助矫正,对建图起到负面影响.因而在实际应用中,需要使用所有传感器数据才能得到最佳的建图质量.

3.2.2 长走廊场景测试与分析

图 7 是在长走廊场景基于不同传感器建图得到的栅格地图.

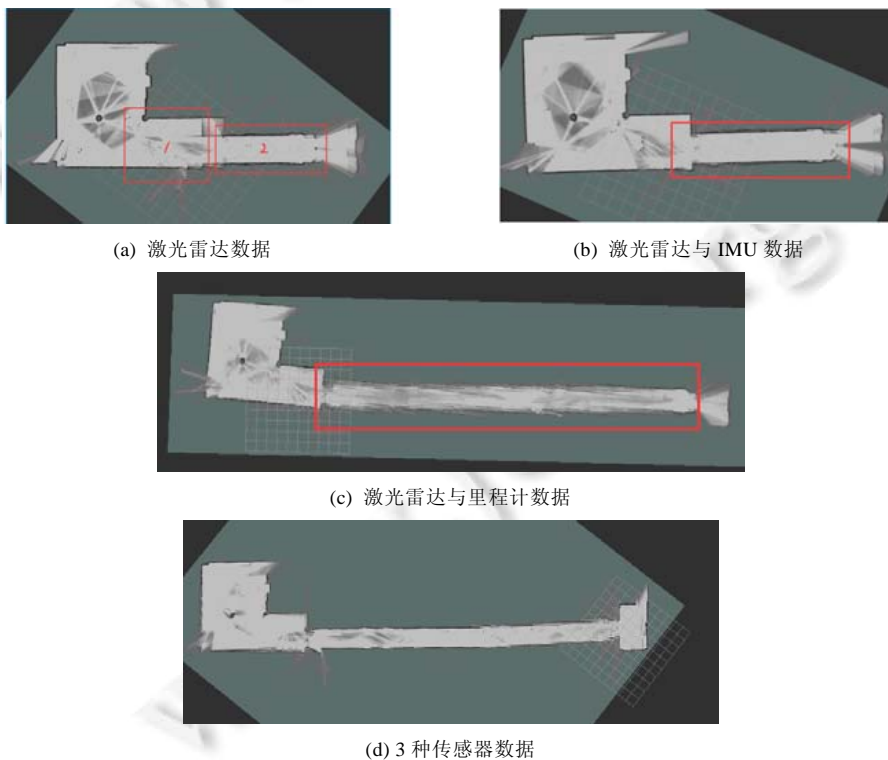


Fig.7 2D raster maps of long corridors with different combinations of sensors

图 7 长走廊不同组合传感器的 2D 栅格地图

图 7(a)是只含有激光雷达传感器数据的地图,可以看到,图中出现了比较明显的两处错误(两个标出的红框 1 和红框 2):红框 1 出现局部地图匹配错误,红框 2 中尺度与实际场景差异较大.图 7(b)是含有激光雷达和 IMU

数据的地图,红框部分的地图与实际环境的尺度差异仍然存在,IMU 数据并不能处理尺度问题.图 7(c)是含有激光雷达和里程计数据的地图,因为从里程计数据得到较为准确的线速度,红框部分的尺度问题得到解决,但还是存在匹配错误问题.图 7(d)是包含所有传感器数据的地图,局部地图的匹配以及走廊部分的尺度不一致有明显改善.

在长走廊场景的图 7(a)~图 7(c)中出现明显建图错误,是因为此场景的局部环境基本重复无变化,信息较为简单.在此场景中仅依靠激光雷达传感器数据,无法探测到场景实际已发生改变.加入 IMU 数据后也无法帮助正确建图,仅能帮助改善局部的地图匹配;而在里程计数据的辅助下虽然能正确感知环境的改变,但无法解决局部匹配错误的问题.只有在 3 种传感器的共同作用下,才能得到一个理想的建图结果.

在这个场景的测试说明:扫地机器人在一些特殊场景的建图,对 IMU 和里程计等传感器数据有较大的依赖.IMU 数据能提供角度增量,得到较为准确的位姿估计;里程计数据能提供较为准确的线速度进行位置估计,在激光雷达数据的基础上得到较好的地图.

3.2.3 机器人碰撞的数据处理

在扫地机器人实际应用的场景中,碰撞不可避免,有时为了清扫障碍物边缘的灰尘,往往还会主动碰撞障碍物.在测试中发现:产生碰撞会对里程计数据产生较大的干扰,最后生成的栅格地图具有明显的误差.而在没有里程计数据的情况下,只有激光雷达数据或者激光和 IMU 数据都不会因为发生碰撞而干扰建图.而在前文的测试中得到,里程计对于探测场景变换以及提升建图质量都是不可缺少的,这时需要在发生碰撞时对里程计数据进行处理.

在扫地机器人上,前置有 3 个感知碰撞的传感器,在 SLAM 模块中,加入对这部分传感器的订阅.当发生碰撞,也就是接收到感知碰撞传感器的数据时,SLAM 模块停止发送里程计数据,在碰撞结束后(一定时间内不再接收到感知碰撞传感器的数据),再继续发送.算法中需要清空缓存队列中的里程计数据,防止之后利用这部分数据进行角速度与线速度的计算;同时,在位姿融合部分保存之前通过里程计数据计算的线速度与角速度,需要加入时间戳,在发生碰撞期间不再使用这些值,这样能避免里程计数据不准确造成的错误影响.

图 8 是在实验室场景产生碰撞后的栅格地图(红圈处为发生碰撞处,图 8(a)中发生 1 次,图 8(b)中为 4 次).

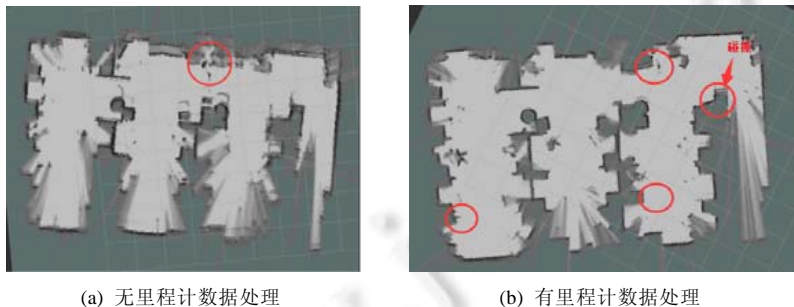


Fig.8 Comparison diagram of collision generated in the lab scene

图 8 实验室场景产生碰撞时对比图

图 8(a)中,在红圈处仅发生一次碰撞,此测试没有加入里程计数据的处理;图 8(b)中,在红圈处发生了 4 次碰撞,这个测试中加入了里程计数据的处理.可以看出:在加入里程计数据处理后,即使碰撞多次,建图质量并未下降;而在没有里程计数据处理的情况下,仅发生一次碰撞,也会使地图产生较大的误差.

表 3 是在上述两种情况下的匹配分数对比图.从表中可以看出:相较于有里程计数据处理的测试,未加入处理的测试中,建图匹配分数有明显的降低.另外,当碰撞发生时,未加入对里程计数据处理的测试中,建图匹配分数有明显的下降;对比有里程计数据处理的测试,建图匹配分数并未下降.说明在碰撞中对里程计数据的处理是不可缺少的,否则会极大影响建图质量.

Table 3 Match scores with or without odometer data processing collision**表 3** 有无里程计数据处理发生碰撞的匹配分数

	Min	Max	Mean
有里程计数据处理	0.651	0.867	0.723
无里程计数据处理	0.650	0.698	0.676

4 总 结

本文主要对当前的激光 SLAM 算法进行了分析和研究,在 Cartographer 的基础上设计了基于位姿增量的多传感器位姿融合算法,在 Player 平台设计实现了基于增强 Cartographer 算法的 SLAM 系统,并在实际场景生成 2D 栅格地图。

5 展 望

提高扫地机器人智能化,是未来服务机器人应用的一个重要方向,之后的研究还可以从以下几个方面进行。(1) 目前使用的传感器无法探测语义信息^[27],从而限制机器人的智能化。将来可以研究加入视觉传感器,在提供更精确位姿的同时,能够与深度学习结合,在不同场景使用不同的清扫方式,增强机器人的智能化程度;(2) 目前,在扫地机器人上实现的是二维环境下的 SLAM 算法,在今后的实际发展中,三维环境的 SLAM 算法具有更广泛的应用场景;(3)究在复杂场景对动态物体的检测以及进行轨迹的预测,实现规避,让机器人更安全、更方便。

References:

- [1] Leonard JJ, Durrant-Whyte HF. Mobile robot localization by tracking geometric beacons. *IEEE Robotics and Automation*, 1991, 7(3):376–382.
- [2] Liang Z, Peiyi S, Guangming Z, *et al.* A fast robot identification and mapping algorithm based on kinect sensor. *Sensors*, 2015, 15(8):19937–19967.
- [3] Zhang L, Shen P, Ding J, *et al.* An improved RGB-D SLAM algorithm based on Kinect sensor. In: *Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Advanced Intelligent Mechatronics*. IEEE, 2015.
- [4] Nister D, Narodsky O, Bergen J. Visual odometry for ground vehicle applications. *Journal of Field Robotics*, 2006,23(1):3–20.
- [5] Alin A, Butz MV. Improved tracking and behavior anticipation by combining street map information with bayesian-filtering. In: *Proc. of the Int'l IEEE Conf. on Intelligent Transportation Systems*. IEEE, 2014.
- [6] Grisetti G, KuMmerle R, Stachniss C, *et al.* A tutorial on graph-based SLAM. *Intelligent Transportation Systems Magazine IEEE*, 2010,2(4):31–43.
- [7] Ho KL, Newman P. Loop closure detection in SLAM by combining visual and spatial appearance. *Robotics and Autonomous Systems*, 2006,54(9):740–749.
- [8] Hess W, Kohler D, Rapp H, *et al.* Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM. In: *Proc. of the 2016 IEEE Int'l Conf. on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2016.
- [9] Isbell JR. Six theorems about injective metric spaces. *Commentarii Mathematici Helvetici*, 1964,39:65–76. [doi: 10.1007/BF02566944]
- [10] Lee YC, Yu W, Lim JH, *et al.* Sonar grid map based localization for autonomous mobile robots. In: *Proc. of the 2008 IEEE/ASME Int'l Conf. on Mechtronics and Embedded Systems and Applicationbs*. 2008. 558–563.
- [11] Lu F, Milios E. Globally consistent range scan alignment for environment mapping. *Autonomous Robots*, 1997,4(4):333–349.
- [12] Martín F, Triebel R, Moreno L, Siegwart R. Two different tools for three-dimensional mapping: DE-based scan matching and feature-based loop detection. *Robotica*, 2014,32(1):19–41.
- [13] Agarwal S, Mierle K, *et al.* Ceres solver. <http://ceres-solver.org>
- [14] Julier S, Uhlmann JK. A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems. In: *Proc. of the Int'l Symp. on Aerospace/Defense Sensing, Simul. and Controls*. Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition VI. 3. 1997. 182.
- [15] Konolige K, Grisetti G, Kümmerle R, *et al.* Sparse pose adjustment for 2D mapping. In: *Proc. of the IROS*. 2010.
- [16] Land AH, Doig AG. An automatic method of solving discrete programming problems. *Econometrica*, 1960,28(3):497–520.

- [17] Clausen J. Branch and bound algorithms-principles and examples. Department of Computer Science, University of Copenhagen, 1999. 1–30.
- [18] Gerkey B, Vaughan R, Howard A. The player/stage project: Tools for multi-robot and distributed sensor systems. In: Proc. of the Int'l Conf. on Advanced Robotics. 2003. 317–323.
- [19] Collet THJ, MacDonald BA, Gerkey B. Player 2.0: Toward a practical robot programming framework. In: Proc. of the Australasian Conf. on Robotics and Automation (ACRA). 2005.
- [20] ROS. <http://wiki.ros.org/>
- [21] Schuytema P, Manyen M, Wrote; Tian J, Trans. Game Development with Lua. Beijing: China Machine Press, 2013 (in Chinese).
- [22] Frequently Asked Questions|Protocol Buffers. Google Developers, 2016.
- [23] Bai W, Li G, Han L. Correction algorithm of LIDAR data for mobile robots. 2017.
- [24] Hoag D. Apollo guidance and navigation-considerations of apollo IMU gimbal lock—MIT instrumentation laboratory document E-1344. 1963.
- [25] Konolige K, Augenbraun J, Donaldson N, Fiebig C, Shah P. A low-cost laser distance sensor. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Robotics and Automation (ICRA 2008). IEEE, 2008. 3002–3008.
- [26] Kümmerle R, Steder B, Dornhege C, Ruhnke M, Grisetti G, Stachniss C, Kleiner A. On measuring the accuracy of SLAM algorithms. *Autonomous Robots*, 2009,27(4):387–407.
- [27] Zhang L, Wei L, Shen P, *et al.* Semantic SLAM based on object detection and improved octomap. *IEEE Access*, 2018:1–1.

附中文参考文献:

- [21] Schuytema P, Manyen M, 著;田剑,译.Lua 游戏开发实践指南.北京:机械工业出版社,2013.



张亮(1975—),男,博士,副教授,CCF 专业会员,主要研究领域为嵌入式多核系统,机器人语义 SLAM,深度学习和计算机视觉,三维场景语义分割,手势识别,图像处理.



刘智宇(1993—),男,硕士生,主要研究领域为机器人同步定位与建图.



曹晶瑛(1984—),男,学士,主要研究领域为分布计算,可信计算与信息安全.



沈沛意(1975—),男,博士,教授,CCF 专业会员,主要研究领域为计算机视觉,语义结构图,大数据.



蒋得志(1994—),男,硕士,主要研究领域为语义 SLAM.



梅林(1975—),男,博士,研究员,主要研究领域为计算机视觉,人工智能,物联网应用,大数据处理.



朱光明(1975—),男,博士,讲师,CCF 专业会员,主要研究领域为深度学习,手势识别.



苗启广(1972—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 杰出会员,主要研究领域为计算机视觉,机器学习,大数据分析.