arXiv:2305.05313v1 [cs.RO] 9 May 2023

理解 SLAM算法为何在现代室内环境中失效。

Nwankwo Linus 和 Elmar Rueckert

网络物理系统教席，蒙坦¨大学¨，奥地利莱奥本
https://cps.unileoben.ac.at/

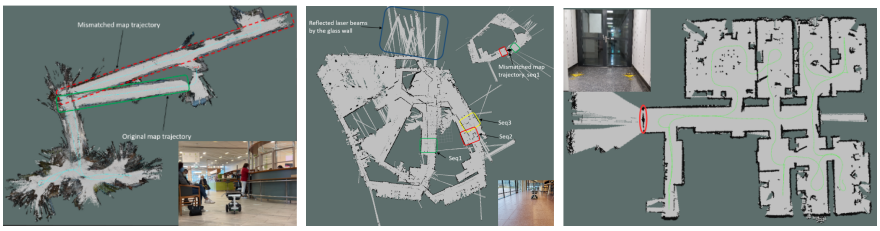
摘要。 同步定位与建图（SLAM）算法对于移动机器人的自主导航至关重要。随着对自主系统的需求不断增长，评估并比较这些算法在真实环境中的性能也变得尤为重要。本文提出了一种评估策略，并提供真实世界数据集，用于测试和评估 SLAM算法在复杂且具有挑战性的室内环境中的表现。此外，我们基于多种指标分析了最先进的 SLAM 算法，包括绝对轨迹误差、尺度漂移以及地图的准确性和一致性。结果表明，在存在动态物体、透明表面和反射表面的严峻环境中，最先进的 SLAM 算法往往会失效。我们还发现，成功的回环闭合对算法性能有显著影响。这些发现凸显了进一步研究的必要性，以提升算法在现实世界场景中的鲁棒性。

关键词： SLAM算法 · 建图 · SLAM评估。

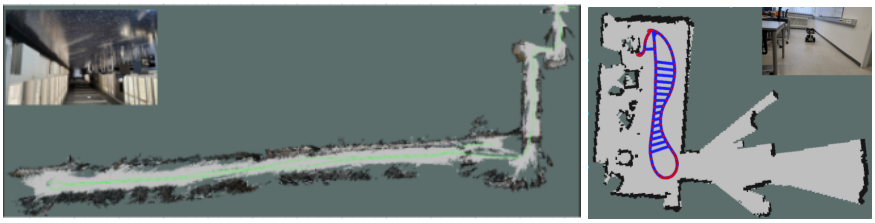
1 引言

过去十年间，SLAM算法得到了广泛研究，并在仿真和实验室环境中取得了显著进展 [1]。然而，由于里程计精度不佳、动态物体、透明表面（如玻璃墙）等因素，这些算法在真实环境中的部署仍是一项挑战。在真实环境中，SLAM算法面临多项挑战，例如光照变化、缺乏几何特征的区域、传感器量程有限等。这些挑战往往导致算法无法准确、一致地估计机器人位置和环境结构。例如，在图1a-b中，由于玻璃墙的反射率、不同的光照条件、不可预测的障碍物、开放入口处缺乏几何特征，以及里程计误差等问题，算法未能创建一致的环境度量地图。玻璃墙（图1b）会反射激光束，因此返回不准确的测量值。

这些挑战限制了SLAM算法在自主导航、机器人建图和增强现实等多个领域的适用性。因此，了解失败的根源并开发新方法来克服这些问题十分重要。



（a）医院 （b）学习中心 （c）CPS实验室。



（d）Long Passage （e）受控环境

图1. 环境示意图。在 (a) 和 (b) 中标记为红色的区域，算法无法跟踪机器人的轨迹。由于里程计误差不断累积，且玻璃墙的反光特性导致用于位姿估计的几何特征不足，算法未能创建一致的度量地图。

2 相关工作

大多数SLAM算法基于视觉（使用单目、双目或RGBD相机）或激光雷达（2D或3D） [12]。以往研究表明，传统SLAM算法，例如基于卡尔曼滤波器的 [16], 、基于粒子滤波器的 [15], 以及基于图优化的 [3] 方法，由于依赖精确的传感器数据并对环境作出假设，在具有挑战性的环境中表现不佳。近期研究致力于开发鲁棒性更强、能更好地应对此类环境的SLAM算法。例如，Xiangwei Dang 等人 [2]提出采用传感器融合技术，通过使用多个传感器提高算法的鲁棒性和准确性。

此外，一项研究 [8] 提出使用基于视觉的 SLAM算法。这类算法依赖摄像头提供的视觉信息，在动态环境中可能更加鲁棒。然而，在某些场景中，这些算法仍有局限，例如光照不足或摄像头被遮挡时。

3 方法

为查明SLAM算法失效的根本原因，我们在受控且充满挑战的现实世界场景中进行了一系列测试，涵盖反射表面、不同的光照条件、高水平噪声等因素，

以及动态或不可预测的障碍物。本节将介绍本研究使用的硬件平台和SLAM算法的特性。随后，我们将详细介绍测试环境、数据集、评估指标及实验设置。

3.1 硬件平台

我们使用自主研发的低成本移动机器人 [9] ，配备两台标准高分辨率RGB-D相机、一个 360° 水平视场激光雷达传感器，以及一台 9 轴惯性测量单元（IMU），采集了具有挑战性的新型数据集，用于评估所选 SLAM算法的鲁棒性和准确性。本次测试使用的其他硬件平台包括一台搭载英特尔酷睿 i7 处理器和英特尔 Iris 显卡、运行 Ubuntu 20.04 的联想 ThinkBook，以及配备 8 GB RAM 的 ROS Noetic 发行版。这些设备用于现场（OTS）数据集采集。此外，由于采集的数据集会在各个受测算法上离线处理，我们还使用了一台地面站 PC，配备 Nvidia GeForce RTX 3060 Ti GPU 和 8 GB GDDR6 显存，运行 Ubuntu 20.04 和 ROS Noetic 发行版。

3.2 SLAM算法

我们评估了由机器人操作系统（ROS）长期支持和维护的开源前沿SLAM算法 [13]。由于可用的开源SLAM算法数量众多，我们将选择范围限定为最受欢迎且支持完善的算法：（a）三种基于滤波和基于图的SLAM方法，即：Hector-SLAM [5],Gmapping [4], 和 Karto-SLAM [6] ；以及（b）两种基于视觉的技术，即：实时外观建图（RTAB-Map） [7] 和 ORB-SLAM2 [11]。

这些算法在每个测试环境中采集的相同数据集上运行，其性能依据第 3.4 小节中的评估指标进行评估。

3.3 环境与数据采集 n

我们的数据集记录于五种复杂的室内环境中，这些环境在几何结构和特征方面各不相同，展现了自主移动机器人在真实场景中的运行情况。图1展示了这些环境的示例布局。CPS实验室（图1c）呈现了典型的办公室布局，存在多处遮挡、几件家具以及不同的光照条件（即自然日光和人工照明）。Long Passage（图1d）是一条典型的通道，长度约为 6 x $120\ m$ ，其中摆放着几张桌子，并采用自然日光照明。图1b是莱奥本大学的学生自习中心，具有大面积反射表面和许多移动物体（人），展现了典型的静态与动态环境。医院环境（图1a）兼具静态和动态特征（即有人走动、有人坐着，还有几件家具），

以及多面反光玻璃。最后一个数据集采集自一个障碍物和动态因素较少的房间，我们将其视为受控环境（图1e）。

我们通过远程操控移动机器人在各个环境中移动，借助 [14] 开发的 ROS-Mobile 框架采集数据集。我们记录了感兴趣的特定话题，例如，对于基于激光雷达的 SLAM算法，需要机器人的变换、里程计和扫描数据。对于基于视觉的技术，RGB-D 数据集包含 Intel Realsense D435i 相机的彩色图像和深度图像，以及传感器的真实轨迹。数据以每秒 30 帧（fps）的全帧率录制，RGB 和深度分辨率分别为 1920 x 1080 和 1280 x 720。真实轨迹由 Intel Realsense $T265$ 跟踪相机以及安装在机器人底座上的高精度外部 9 自由度（DOF）运动跟踪 IMU 设备共同获取。

3.4 指标

我们根据本小节所述的指标评估了算法的性能和准确性。为确保对性能进行详细分析，我们进行了定量和定性评估。在定量评估中，我们定义了与机器人轨迹和平移相关的多项指标（公式 1、2、3 和 4）。此外，在定性评估中，我们目视检查了生成的地图，并将其与真实地图进行了比较。

绝对轨迹误差（绝对轨迹误差）： 我们利用该指标衡量估计轨迹与真实轨迹之间的整体对齐程度。ATE 误差直接反映估计算法的精度以及全局轨迹的一致性。更正式地说，给定时间戳 $i-th$ 处估计轨迹 $s_i \triangleq [s_i^{trans}, s_i^{rot}]^T \in SE$(3) 和真实轨迹 $g_i \triangleq [g_i^{trans}, g_i^{rot}]^T \in SE$(3) 的一系列位姿，我们按照公式 1 计算 ATE。SE(3) 表示机器人在三维空间中的齐次变换 [10]。上标 $trans$ 和 rot 分别表示变换矩阵的平移分量和旋转分量。

$$ATE_{trans} \triangleq \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \|g_i^{trans} - s_i^{trans}\|^2} \tag{1}$$

其中，$||.||$ 是地面真值位姿 g_i 与估计位姿 s_i之间位置差的欧几里得距离的 L(2) 范数。变量 n 是轨迹序列中的位姿总数。

相对位姿误差（RPE）： 我们选择这一误差指标作为绝对轨迹误差（ATE）的补充，因为它不考虑机器人轨迹的累积误差。然而，它使我们能够独立估算每种SLAM算法中的漂移。我们将RPE计算为 g_i 与 s_i之间欧氏距离的平均值，并将其归一化为 g_i ，以确保RPE

表示为比率，而非绝对值，即，

$$RPE_{trans} \triangleq \sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left\|\frac{g_i^{trans}-s_i^{trans}}{g_i^{trans}}\right\|^2} \tag{2}$$

其中， m 是轨迹中的相对位姿数量。我们使用公式2和公式3，分别计算连续的估计位姿与真实位姿之间的位置和方向差异。

$$RPE_{rot} \triangleq \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(cos^{-1}(g_i^{rot}-s_i^{rot})) \tag{3}$$

尺度漂移（标准差）： 我们定义这一指标，用于衡量算法估计的环境尺度随时间相对于真实尺度的偏差。该指标使我们能够衡量估计轨迹与真实尺度的一致性。我们通过比较估计位姿的累积距离与真实位姿的累积距离来计算尺度漂移，即，

$$SD = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n-1}\frac{\left\|(s_{i+1}^{trans}-s_i^{trans})\right\|}{\left\|(g_{i+1}^{trans}-g_i^{trans})\right\|} \tag{4}$$

根据公式4，如果SLAM算法表现最佳（即没有偏差），那么 SD $= 1$；当算法偏离实际值时，SD值小于或大于1分别表示距离被低估或高估。

地图质量： 我们使用这一指标来衡量每种SLAM算法生成的地图质量。我们通过将生成的地图与真实地图进行比较，并通过目视检查评估地图的一致性、正确性和完整性。

4 结果

在本节中，我们将展示不同算法在我们数据集上的性能统计结果。为确保比较公平，每种算法均使用其默认设置，在同一份录制数据集上进行评估。

4.1 基于激光雷达和基于视觉的 SLAM 技术

表1展示了本研究所考察的各个SLAM算法的评估结果。这些性能指标基于我们从五种室内环境中记录的数据集进行基准测试。我们将结果分为基于激光雷达和基于视觉两类。对于每一组及每种环境，我们以**粗体**显示各项指标的最佳结果。从表1可以看出，所有算法都难以应对环境的复杂性，因此产生了较大的绝对轨迹误差、相对位姿误差和均方根误差（这在基于视觉的SLAM技术所应用的医院环境，以及基于激光雷达的方法所应用的CPS实验室中尤为明显）。

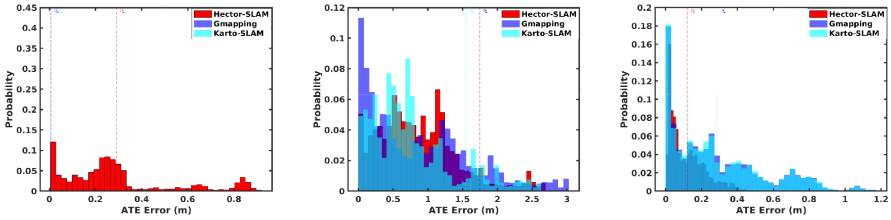
表1。 不同记录数据集上各算法性能的统计结果。 $\mu \rightarrow$ 均值， $\sigma \rightarrow$ 标准差， $t/a \rightarrow$ 平移/角度均方根误差。

	指标	基于激光雷达			基于视觉	
		Hector	Gmapping	Karto	ORBSLAM2	RTAB
Hospital	绝对轨迹误差(μ/σ)	**0.12/0.09**	0.28/0.26	0.29/0.26	8.51/8.76	**8.49/8.76**
	相对位姿误差(μ/σ)	**0.10/0.35**	0.12/0.78	0.13/0.79	4.80/29.36	**0.53/0.45**
	标准差(μ/σ)	1.50/0.38	**1.02/0.05**	1.03/ 0.06	**1.59/3.50**	**1.59/3.50**
	均方根误差 (t/a)	**0.16/0.38**	0.39/0.13	0.39/0.14	**12.22/1.48**	12.23/1.49
St. Center	绝对轨迹误差(μ/σ)	**0.15/0.01**	0.19/0.01	0.17/0.03	3.59/2.37	**0.25/0.20**
	相对位姿误差(μ/σ)	**0.06/0.64**	0.08/0.82	0.07/0.73	0.32/0.91	**0.08/0.84**
	标准差(μ/σ)	1.01/0.02	1.04/0.02	**0.99/0.02**	0.67/0.16	**0.81/0.05**
	均方根误差 (t/a)	**0.15/0.13**	0.19/0.12	0.17/0.12	4.30/0.51	**0.32/0.08**
CPS Lab.	绝对轨迹误差(μ/σ)	1.73/1.14	1.77/1.36	**1.54/1.18**	**0.75/0.60**	0.87/0.53
	相对位姿误差(μ/σ)	0.25/0.59	**0.21/0.56**	0.22/0.59	**0.10/0.16**	0.32/2.68
	标准差 (μ/σ)	1.05/0.16	1.03/0.07	**0.97/0.13**	**1.03/0.03**	1.13/0.99
	均方根误差（t/a）	2.08/0.34	2.23/0.36	**1.94/0.71**	**0.96/0.60**	1.02/0.53
Long Pass.	绝对轨迹误差(μ/σ)	**0.06/0.04**	1.32/0.77	1.57/0.92	0.13/0.05	**0.06/0.06**
	相对位姿误差(μ/σ)	**0.01/0.03**	0.08/0.23	0.09/0.23	0.48/4.79	**0.01/0.06**
	标准差 (μ/σ)	0.96/0.01	**0.98/0.02**	**0.98/0.02**	1.18/2.14	**1.17/2.14**
	均方根误差 (t/a)	**0.07/0.12**	1.53/0.39	1.82/0.43	0.13/0.11	**0.08/0.11**
Ctrld. Env.	绝对轨迹误差(μ/σ)	0.29/0.24	**0.01/0.00**	0.02/0.00	**0.31/0.25**	0.32/0.30
	相对位姿误差(μ/σ)	0.46/0.62	**0.03/0.08**	0.10/0.25	0.43/0.67	**0.35/0.62**
	标准差 (μ/σ)	1.75/0.49	**1.00/0.00**	**1.00/0.00**	0.70/0.21	**0.71/0.20**
	均方根误差 (t/a)	0.38/0.47	**0.01/0.00**	0.02/0.00	**0.40/0.31**	0.44/0.22

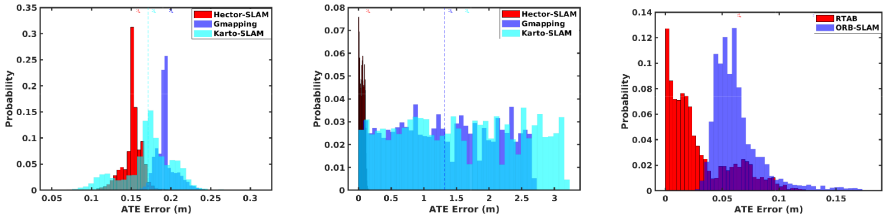
比较各个基于激光雷达的算法可以发现，Hector-SLAM在Long Passage环境中以较低的均值和较小的标准差优于其他所有方法。这得益于它无需依赖易出错的里程计数据即可执行精确的扫描匹配。此外，该环境中杂乱的静态障碍物使其能够执行精确的扫描匹配，并生成一致的环境占据栅格地图。

Gmapping 在受控环境中的表现尚可。我们认为，它在其他环境中的表现不佳，是因为它依赖完美的里程计来维持一组关于机器人位姿的假设。里程计本质上存在不确定性，且容易因运行环境复杂，以及车轮打滑、传感器噪声和随时间累积的漂移等因素而产生误差。在受控环境中的表现也可能归因于机器人行驶距离较短，因此累积的里程计误差较少。

由于采用了基于图的SLAM方法，Karto-SLAM在大多数环境中（第四列）的标准差值接近最优，该方法能够很好地适应环境变化。然而，较高的均值和标准差表明，该算法在准确估计机器人位姿方面仍然存在困难，导致误差较大。



(a) 受控环境 (b) CPS实验室. (c) 医院



(d) 学习中心 (e) Long Passage (f) 视觉长走廊

图2. 所有环境中的绝对轨迹误差结果。每幅图中的竖直虚线表示各算法的绝对轨迹误差均值。

图2展示了各算法的绝对轨迹误差分布。在医院环境中（图2c），Gmapping算法的绝对轨迹误差落在 $0.00m$ 到 $1.18m$之间的概率为0.18。这意味着在18%的时间内，估计轨迹的误差处于该范围内。此外，由于频繁转弯、回环闭合、不可预测的障碍物以及环境中几何特征有限，CPS实验室中所有SLAM算法的绝对轨迹误差均值和平移与角度均方根误差 $RMSE(t/a)$ 都很高。例如， $1.77m$ 的平均绝对轨迹误差表明，如果机器人必须在任何时刻返回环境中的某个特定位置，则到达该位置时至少会有 $1.77m$ 的误差，且未考虑此类误差的累积。

5 结论

在本研究中，我们提供了一种评估策略和真实世界数据集，用于评估受控室内环境和具有挑战性的室内环境中的最先进的SLAM算法。在受控环境中，大多数算法表现良好，绝对轨迹误差、相对位姿误差和均方根误差值均较低，例如，基于激光雷达的Gmapping算法的绝对轨迹误差均值为0.01米，视觉SLAM方法ORBSLAM2的绝对轨迹误差均值为0.31米。然而，在具有挑战性的环境中，绝对轨迹误差、相对位姿误差、均方根误差和标准差值都较高，例如，在CPS实验室环境中，Gmapping的绝对轨迹误差均值为1.77米，RTAB为0.87米。表1展示了五种算法在五种环境中的完整评估结果。

这些结果展现了算法在复杂动态环境中的局限性：机器人必须穿行于障碍物之间（见

图1 a）、应对光照条件的变化，并处理动态物体。结果受到多种因素影响，例如反射表面（见图1 b）、传感器噪声、里程计误差以及环境规模较大。总之，我们展示了 SLAM算法在具有挑战性的环境中面临重大困难，并且还需要进一步研究与开发，以提升其在现实世界场景中的鲁棒性。

为提升性能，我们正在进行的工作中探索将平面图作为先验信息引入，以补充SLAM地图。

参考文献

1. Cadena, C., Carlone, L., Carrillo, H., Latif, Y., Scaramuzza, D., Neira, J., Reid, I., Leonard, J.：同步定位与建图：现状、未来与鲁棒感知时代。IEEE机器人学汇刊 **32** (06 2016) 2. Dang, X., Rong, Z., Liang, X.：基于传感器融合的方法，用于消除动态环境中SLAM的移动物体。Sensors **21**, 230 (01 2021) 3. Grisetti, G., Stachniss, C., Burgard, W.：基于图的SLAM教程。IEEE智能交通系统汇刊杂志 **2** (2010) 4. Grisetti, G., Stachniss, C., Burgard, W.：采用Rao-Blackwell化粒子滤波器的栅格建图改进技术。IEEE机器人学汇刊**23**(1) (2007) 5. Kohlbrecher, S., Meyer, J., Graber, T., Petersen, K., Klingauf, U., Von Stryk, O.：Hector开源模块：用于救援机器人的自主建图与导航。第624–631页 (01 2014) 6. Konolige, K., Grisetti, G., K¨ummerle, R., Burgard, W., Limketkai, B., Vincent, R.：用于二维建图的高效稀疏位姿调整。载于：2010年IEEE/RSJ智能机器人与系统国际会议。第22–29页 (2010) 7. Labb´e, M., Michaud, F.：RTAB-Map：一个用于大规模、长期在线运行的开源激光雷达与视觉同步定位和建图库：Labb´E与Michaud。《现场机器人学杂志》**36** (10 2018) 8. Li, G., Liao, X., Huang, H., Song, S., Liu, B., Zeng, Y.：适用于含移动物体动态环境的鲁棒双目视觉SLAM。IEEE Access **PP**, 1–1 (02 2021) 9. Linus, N., Clemens, F., Bartsch, K., Rueckert, E.：O2S：开源Open Shuttle (2022) 10. Mueller, A.：《现代机器人学：机构学、规划与控制》 [bookshelf]。IEEE控制系统杂志**39**(6), 100–102 (2019) 11. Mur-Artal, R., Tard´os, J.D.：ORB-SLAM2：一种适用于单目、双目和RGB-D相机的开源SLAM系统。IEEE机器人学汇刊**33**(5) (2017) 12. Placed, J.A., Strader, J., Carrillo, H., Atanasov, N., Indelman, V., Carlone, L., Castellanos, J.A.：主动同步定位与建图综述：技术现状与新前沿 (2022) 13. Quigley, M., Conley, K., Gerkey, B., Faust, J., Foote, T., Leibs, J., Wheeler, R., Ng, A.：ROS：开源机器人操作系统。第3卷 (01 2009) 14. Rottmann, N., Studt, N., Ernst, F., Rueckert, E.：ROS-Mobile：一款用于机器人操作系统的Android应用程序。arXiv预印本 arXiv:2011.02781 (2020) 15. Stachniss, C.：同步定位与建图，第1–29页。Springer Berlin Heidelberg，柏林，海德堡 (2016) 16. Todoran, H.G., Bader, M.：基于扩展卡尔曼滤波器（EKF）的动态环境局部SLAM。第24届阿尔卑斯-亚得里亚-多瑙河地区机器人学国际会议 (05 2015)