arXiv:2302.01883v1 [cs.RO] 3 Feb 2023

© 2021 IEEE

允许个人使用本材料。对于任何其他用途，包括在任何现有或未来媒介中重印或再版本材料以用于广告或宣传、创作新的汇编作品、转售或重新分发至服务器或列表，或在其他作品中重复使用本作品的任何受版权保护部分，均须获得 IEEE 的许可。

© IEEE，2021。已被 ICUAS 2021 接收。数字对象标识符：10.1109/ICUAS51884.2021.9476837

基于激光雷达的黑暗室内环境无人机稳定、导航与定位

Matˇej Petrl´ık*、Tom´aˇs Krajn´ık* 和 Martin Saska*

摘要— 无人机在封闭环境中的自主运行需要精确可靠的位姿估计，从而在不使用全球导航卫星系统等外部定位系统的情况下稳定无人机。本研究关注如何根据低成本轻型激光雷达生成的激光扫描数据估计位姿。我们提出了一种适用于轻型（重量低于 200 克）激光雷达传感器的定位系统，该系统在任意环境中均具有高可靠性，而其他方法在这些环境中会失效。所提出方法具有普适性，可应用于广泛的应用场景。此外，该方法还能实现不同类型环境之间的无缝切换。

激光雷达定位的优势在于能够适应光照不足的情况，而这往往是相机方案在黑暗室内环境以及室内外环境转换时面临的挑战。我们的方法可在历史建筑、仓库等光线昏暗的室内场所执行任务，也可在森林等狭窄的室外环境中执行任务；在这些场景中，基于视觉的方法会因场景反差过大而失效，而大型、装备齐全的无人机则因空间受限而无法部署。

多媒体材料

本文的视频附件可在以下网址获取：
http://mrs.felk.cvut.cz/icuas2021lidar

一、引言

由于载重能力有限，无人机位姿估计是一项具有挑战性的问题，这意味着其处理能力受限，且传感器轻型但精度不高。本文提出的定位系统充分考虑了微型无人机的局限性。该方法在无人机上机载在线运行，提供无人机位姿的实时估计，并将其反馈给控制器以稳定无人机。得益于所提出的鲁棒数据融合方法，即使使用廉价、小巧且轻型的二维激光雷达，也能获得完整的三维空间位姿估计。与最先进的视觉里程计方法相比，我们的方法主要面向障碍物密集的紧凑环境，例如历史建筑和森林；在这些环境中，由于照明条件不佳，无法使用相机。通过在真实世界条件下使用真实无人机平台进行实验验证，证明了该方法稳定无人机的能力

本研究获得了捷克科学基金会（GA ˇCR）研究项目（编号：20-29531S）、捷克理工大学（CTU）资助项目（编号：SGS20/174/OHK3/3T/13）以及 OP VVV 资助项目 CZ.02.1.01/0.0/0.0/16 019/0000765“信息学研究中心”的支持。本项目还获得了欧盟地平线2020项目 AERIAL CORE 的资助，项目编号为 871479。

*作者就职于布拉格捷克理工大学电气工程学院，地址：Technicka 2，布拉格 6，电子邮箱：{matej.petrlik, tomas.krajnik, martin.saska} @fel.cvut.cz。



图1：左图展示了我们部署的无人机，它正在为历史学家记录Chlumin教堂的内部情况。右图中，无人机正在森林中飞行。

通过在真实条件下使用真实无人机平台进行实验验证。

无人机的控制算法足够精准，能够部署在有障碍物的狭窄封闭环境中，从而可以检查、记录和监测仓库、历史建筑、教堂或寺庙的室内区域。特别是，基于 [1] 和 [2]中工作的非线性*SE(3)* 状态反馈控制器，已被使用无人机的机器人团队广泛采用。 [3] 的作者提出，使用由一辆无人地面车辆和一架无人机组成的异构团队，实现仓库库存盘点流程的自动化。无人地面车辆将无人机运送至货架旁，无人机随后起飞，扫描货架上货物的编码，然后再次降落在无人地面车辆上，由后者移动至下一个货架。 [4],中，一支自主无人机团队通过采用照明技术，对捷克共和国布拉格的圣尼古拉教堂和斯特恩贝克的圣母玛利亚教堂进行检查；该照明技术由一台相机和多个光源组成，并由一支自稳定无人机团队携带。预测控制方法用于优化光源的角度和量程，同时考虑运动和队形约束。

为了在环境中可靠地导航，需要精确的状态估计，以便成功跟踪期望轨迹并避开周围的障碍物。本研究关注无人机的定位，即利用可用的机载传感器获取状态估计。最常用的定位技术基于全球导航卫星系统（GNSS）。这些技术要求环境开阔且卫星可见；即便如此，其位姿估计的标准差仍达数米。

在GNSS拒止区域（室内环境、大型建筑物附近、森林、矿井、洞穴），无人机通常通过一个或多个机载摄像头提供的图像流进行定位。尤其是视觉同步定位与

© IEEE，2021。已被 ICUAS 2021 接收。数字对象标识符：10.1109/ICUAS51884.2021.9476837

建图（SLAM） [5], 以及视觉惯性里程计（VIO）[6] 方法受到广泛关注，分别得益于它们在回环检测期间降低位姿误差，以及在特征跟踪丢失时的鲁棒性。然而，由于传感器的动态范围有限，相机需要良好的照明条件才能发挥最佳性能 [7],。最不利于基于摄像头定位的场景包括：

1) 照明不足的黑暗区域通常包括教堂、废墟、矿井、隧道，或任何在夜间执行的任务，这些情况都会导致整幅图像曝光不足。2) 光源直接照射相机，这种情况会发生在户外任务中，例如水平安装的相机朝向太阳；也可能发生在有窗户或明亮照明光源的建筑物内。3) 高对比度场景中，图像的一部分曝光过度，另一部分曝光不足，这种情况常见于森林——这是我们的目标应用之一。

可以使用结构光或飞行时间相机来解决照明不足的问题。这些相机能够在完全黑暗的环境中实现定位，但代价是分辨率和量程降低；由于阳光的影响，其中大多数相机在户外应用中会变得无法使用 [8]。

我们提出了一种解决方案，通过对齐由小型二维激光雷达获取的激光扫描数据来提供位姿估计。在狭窄空间中作业时，无人机的尺寸受到限制，因此只能搭载重量较轻的载荷。这意味着无法使用 Velodyne PUCK 等重型传感器，尽管它们能够提供周围环境的三维扫描。轻型激光雷达（Scanse Sweep [1]、SLAMTEC RPLIDAR [2]）更适合这项任务，因为小型无人机可以搭载它们，而且价格较低，因此应用广泛。然而，较小的外形尺寸也意味着每次扫描的点数较少、扫描频率较低、量程较短、噪声方差较大且误检更多。最重要的是，该传感器提供二维扫描数据，而无人机是一个在三维环境中移动的六自由度机器人。因此，如果不补偿无人机倾斜，原始二维激光扫描数据置于三维空间中时就无法准确表示无人机周围环境，而且若没有其他传感器的测量值，也无法获得完整的位置估计。为解决这些问题，我们在所提出的系统中对多种最先进的算法进行修改并加以组合，使其能够利用现有数据有效工作。

II. 相关工作

在 [9] 中，作者介绍了无人机在拒止全球卫星导航系统环境中的自主定位与建图。他们利用惯性测量单元和激光雷达测量值，通过匹配连续扫描数据来估计位置，同时构建地图。当前激光扫描通过定制化迭代最近点算法与前一次扫描进行匹配，以获取无人机的当前位置。在构建地图时，采用了主成分分析（PCA）。该方法对激光扫描中各聚类的协方差矩阵进行谱分解，并据此拟合线段。尽管所提出的方法与本文提出的系统动机相似，但与我们的方法相比仍存在一些不足。容易产生漂移的顺序定位未能通过逐步构建的地图得到校正。由于该方法假设环境的几何形状仅由线特征构成，因此地图无法扩展至任意环境。此外，实验验证是通过对录制的数据集进行后处理完成的，无法保证实时性能。

与 [9], 不同，我们在第五节中清晰展示了其对我们平台的适用性。除了 [9] 中解决的任务外，我们的方案还融合了全局地图中的定位结果所获得的位置、由连续扫描的位移得到的速度，以及无人机陀螺仪提供的姿态测量值。

[10]介绍了一套全面的室内无人机控制、定位、导航和建图方案。控制器接收线性卡尔曼滤波器提供的状态估计，该滤波器将惯性测量单元加速度与通过计算向下摄像头的光流获得的速度进行融合。然而，由于卡尔曼滤波器中没有融合绝对位置测量值，位置估计会随时间发生漂移。作者通过使用势场实施反应式路径规划来抑制这一问题。全局地图由FastSLAM粒子滤波算法构建，该算法在 [11]中介绍。FastSLAM算法在飞行期间获取数据后，于台式计算机上离线运行。我们提出将定位、导航、控制和建图连接为一个在线运行于无人机机载端的处理流程。我们的方法可作为一个无需维护的底层，为更高层算法提供全局一致地图和绝对位置。

手稿 [12],介绍了一种面向森林自主导航的同步定位与建图（SLAM）方案。该方案处理激光雷达获取的激光扫描数据，并进行聚类；经过一系列几何描述符验证的聚类会被归类为代表树木的特征。通过匹配连续扫描中的这些特征，可获得平移测量值，并将其与惯性测量单元（IMU）的估计值在卡尔曼滤波器中进行融合。融合后的位置估计会逐渐产生漂移，因此，研究实现了一种后端GraphSLAM [13] 算法，用于检测回环闭合；检测条件是当前特征集与此前访问过的特征集之间具有足够的重叠。通过模拟数据集和真实无人机平台上的实验，充分验证了所提方法。与原始扫描匹配技术 [14], 相比，基于特征的方法对噪声和离群点更加鲁棒。尽管如此，基于几何的特征检测器将其应用范围限制在仅具有树状特征的环境中。因此，该技术无法用于部署在其他环境中的无人机。

本文提出一种将二维激光雷达和惯性测量单元安装在弹簧上的组合方案，其中弹簧的

[1]Scanse Sweep v1 激光雷达，https://s3.amazonaws.com/scanse/Sweep_user_manual.pdf[2]SLAMTECRPLIDAR https://www.generationrobots.com/ media/LD310_SLAMTEC_rplidar_datasheet_A3M1_v1.0_en. pdf

振荡会改变传感器的扫描平面，从而获取三维数据。这是一种低成本替代方案，可替代通过多束旋转光束扫描环境的多通道三维激光雷达。然而，0.5 千克的重量对于本文所考虑的小型无人机来说还是太重。此外，振荡质量块还可能导致无人机不稳定。

文献 [16]对用于建图的扫描配准算法进行了全面的实验评估。作者设计了一种定制的三维旋转式激光雷达，以获取环境的三维激光扫描数据。原始 ICP 算法 [17] 可对三维几何形状或点进行配准，而广义ICP [18] 对其进行了改进，使其能够进行平面对平面的配准。在正态分布变换 [19], [20] 中，点不会被直接配准。首先，根据一次扫描建立正态分布栅格地图，然后将第二次扫描配准到该模型中。这些算法的性能通过绝对轨迹误差（ATE） [21]和平均地图熵（MME） [22]来衡量。尽管 [16] 评估了激光扫描或点云的对齐精度，这是一项重要指标，但它并不能保证该方法适用于稳定搭载轻型二维激光雷达的无人机。

我们提出的方法更加注重在非理想条件下仍能提供解决方案的能力，例如扫描点数量较少以及离群点与内点比很高。此外，该方法需要实时输出估计运动，以确保控制反馈回路的稳定性。通过解决这些常见缺陷，我们实现了一种通用、可靠且适用于实际应用的方法，并已通过第五节中的大量实验进行验证。

III. 基于二维激光雷达的定位

所提出的方法划分为多个模块，构成了图 2 所示的处理流程。

移动无人机上安装的激光雷达生成的每次激光扫描$\mathbf{Z}_t^{raw}$都会受到噪声、离群点和误检的影响。在进行扫描匹配之前，扫描处理模块会解决这些问题，使扫描数据能够如实反映周围环境。

传统上，将扫描$\mathbf{Z}_t$ 与先前扫描$\mathbf{Z}_{t-1}$ 对齐，以获得两次扫描之间的位移 $\Delta\mathbf{x}$ 。如文献中提出的大多数系统所采用的方法那样，直接累加连续扫描的相对位移，无法可靠地确定无人机位置，
由于每次扫描匹配中的微小误差会不断累积，导致产生漂移。我们不直接对相对位移进行积分，而是利用每次扫描的已知时间戳来计算无人机速度 $\dot{\mathbf{x}}_t = \Delta\mathbf{x}/\Delta t$，其中 Δt 是顺序匹配 模块中对齐的两次扫描之间的时间差。同时，$\mathbf{Z}_t$ 也由全局匹配 模块与全局地图对齐；该地图在建图 模块中逐步构建，从而获得全局位置估计$\mathbf{x}_t$。在卡尔曼滤波器 中融合这两个估计值$\mathbf{x}_t$ 和 $\dot{\mathbf{x}}_t$，以生成最终的无漂移位置估计 $\hat{\mathbf{x}}_t$。

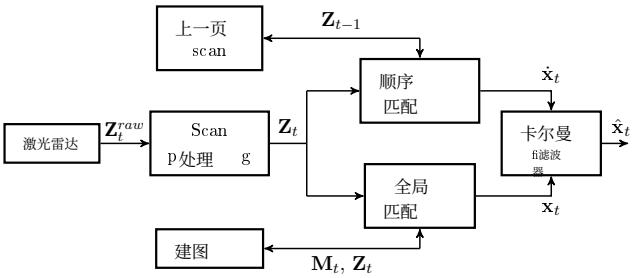

图 2：定位流程中各模块顺序示意图。

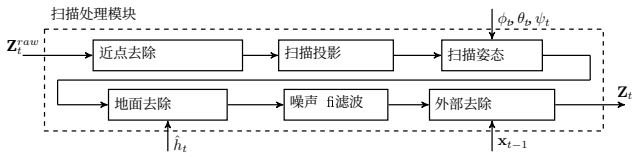

图 3：扫描处理流程的子模块，输入为原始激光扫描 $\mathbf{Z}_t^{raw}$，输出为处理后的扫描 $\mathbf{Z}_t$ 。扫描姿态模块需要提供无人机横滚角、俯仰角和横滚角（ϕ，θ，ψ），地面去除模块需要高度估计 h_t，外部点去除模块则需要最后已知的位置$\mathbf{x}_{t-1}$。

A. 扫描处理

每次扫描$\mathbf{Z}_t$ 都要经过预处理，之后才能估计$\mathbf{x}_t$ 和 $\dot{\mathbf{x}}_t$ 。对激光扫描执行的操作序列如图 3 所示。处理后的扫描是一个子集$\mathbf{Z}_t = \mathbf{Z}_t^{raw} \backslash (\mathbf{Z}_t^{close} \cup \mathbf{Z}_t^{ground} \cup \mathbf{Z}_t^{noise} \cup \mathbf{Z}_t^{external})$，由极坐标转换为笛卡尔坐标，并根据无人机姿态和高度进行变换。

近距离点子集$\mathbf{Z}_t^{close} \subseteq \mathbf{Z}_t^{raw}$仅包含满足不等式 $r < R_{uav}$的点，其中 r 是该点在极坐标中的量程，R_{uav} 是无人机的半径。对于图 1 所示、用于验证实验的平台，剔除近距离点的半径为 $R_{uav} = 0.395\text{m}$，因为机体坐标系的半径为 0.275m，螺旋桨的半径为 0.12m。$\mathbf{Z}_t^{ground} \subseteq \mathbf{Z}_t^{raw}$中的点对应于击中地面的激光束。根据无人机高度和姿态变换这些点，并将其转换为笛卡尔坐标后，地面点满足 $p_z < h_{min}$，其中h_{min} 是地面阈值。将 h_{min} 设为较高的值可以滤除倾斜地形。另一方面，h_{min}越大，从本已相当稀疏的扫描数据中剔除的点就越多。另一个子集$\mathbf{Z}_t^{noise} \subseteq \mathbf{Z}_t^{raw}$包含因传感器缺陷而随机出现在扫描数据中的噪声点。半径范围内邻点少于两个的每个点都属于此子集。最后一个子集$\mathbf{Z}_t^{external} \subseteq \mathbf{Z}_t^{raw}$包含飞行区域之外的点。这些点可能具有很强的动态性；当扫描数据中的动态点多于静态点时，它们可能会破坏估计，因此最好将其滤除。

© IEEE，2021。已被 ICUAS 2021 接收。数字对象标识符：10.1109/ICUAS51884.2021.9476837

B. 序贯匹配

该模块旨在对齐两个连续扫描数据$\mathbf{Z}_t$ 和$\mathbf{Z}_{t-1}$，使其代价函数最小化；该代价函数将在第四节中介绍。为实现这种对齐而应用的变换，也是获取这两次扫描数据时无人机位姿$\mathbf{x}_t$ 和$\mathbf{x}_{t-1}$之间的变换。第四节将详细介绍这两次扫描数据的对齐方法。匹配方法的输出是一个二维刚体变换，由旋转 φ 和平移 $[T_x, T_y]$构成。

扫描数据对齐并确定它们之间的最终变换后，当前无人机的线速度按以下方式计算：

$$\dot{\mathbf{x}}_t = \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \end{bmatrix} / \Delta t, \tag{1}$$

其中， Δt 是扫描数据$\mathbf{Z}_{t-1}$ 与$\mathbf{Z}_t$之间的时间差，根据时间戳获得；每次从传感器采集到新的扫描数据时，都会记录时间戳。同样，角速度的计算方式为

$$\dot{\varphi}_t = \varphi / \Delta t. \tag{2}$$

C. 全局匹配

该模块用于估计无人机在飞行区域中的绝对位置。为实现这一目标，需要使用当前的预处理扫描$\mathbf{Z}_t$ 和最新的可用地图状态$\mathbf{M}_{t-1}$ 对无人机进行定位。地图可以预先构建，也可以在飞行过程中同步构建。地图$\mathbf{M}_{t-1}$ 以 $\mathbf{x}_{t-1}$ 为中心，按半径 $r_c = 1.2 r_{max}$进行裁剪，其中 r_{max} 为传感器的最大量程。如图4所示，构建的地图是三维的，其横截面随高度而变化。为确保正确对齐，仅考虑无人机当前飞行高度附近的垂直切片。

裁剪降低了对应搜索的复杂度，也将搜索限制在一个较小的邻域内。其优点在于，当地图中有两个位置的裁剪区域相同（例如由两面墙形成的角点）时，不会产生歧义，也不会考虑错误的匹配。

实际的扫描对齐过程采用与序贯匹配相同的先进方法组合。详细说明见第四节。完成$\mathbf{Z}_t$ 与$\mathbf{M}_{t-1}$ 的扫描匹配后，该模块会输出变换矩阵$\mathbf{T}_t$。随后，使用变换$\mathbf{T}_t$ 对扫描$\mathbf{Z}_t$ 进行变换，并从$\mathbf{T}_t$中提取当前的绝对位置估计。如果无人机自上次地图更新以来行驶距离超过 0.5 米，则将$\mathbf{Z}_t$ 传递给建图模块，以将其整合到全局地图中。随后，将得到的绝对位置估计传递给卡尔曼滤波器，与其他测量值进行融合。全局匹配以 1赫兹的频率运行，低于序贯匹配的频率。这是因为全局匹配的估计应当修正序贯匹配累积的漂移。1 秒后的漂移可以忽略不计，因此，更频繁地运行全局匹配并无益处，反而会不必要地浪费 CPU 资源。

D. 建图

地图存储在八叉树数据结构中 [23]，其分辨率限制为 $r = 0.2\text{m}$。每秒将一份新扫描数据整合到地图中，仅添加满足$\|\mathbf{p_i} - \mu(o_j)\|^2 \geq r$ 的点，其中所有八叉树单元 $o_j \in \mathcal{O}$ 均满足 μ 为该单元的中心。查询地图的当前状态时，该模块会生成点云表示$\mathbf{M}$，其中包含点$\mathbf{p}_j = \mu(o_j)$，适用于 $j = 1, \ldots\ldots, |\mathcal{O}|$。建图模块还会保留一个由所有成功对齐的扫描数据组成的稠密点云，可作为无人机在未知环境中执行任务时的辅助输出，为终端用户提供整体概览。图4展示了由此获得的 Stara Voda 教堂三维模型。

E. 卡尔曼滤波器

顺序匹配和全局匹配的输出分别作为速度和位置的测量值，并在线性卡尔曼滤波器中进行融合。由于无人机位置$\mathbf{r} = [x, y]^T$ 的各分量彼此独立，因此可以针对每个轴分别进行估计，从而缩小状态空间描述的规模。 x 轴和 y 轴的滤波器采用相同的模型，为简洁起见，此处仅讨论 x轴的估计。

$\mathbf{x}$ 轴的状态向量定义为$\mathbf{x} = (x, \dot{x}, \ddot{x})$，动态线性时不变随机系统的离散形式为

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_t + \mathbf{B}\mathbf{u}_t + \mathbf{v}_t, \tag{3}$$

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{C}\mathbf{x}_t + \mathbf{D}\mathbf{u}_t + \mathbf{e}_t, \tag{4}$$

其中，$\mathbf{x}_t$ 为状态向量，$\mathbf{u}_t$ 为样本 t中的输入向量。过程噪声$\mathbf{v}_t$ 和测量噪声$\mathbf{e}_t$描述系统的随机部分。噪声分别服从正态分布$\mathbf{v}_t \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{Q})$和$\mathbf{e}_t \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{R})$，即假设噪声为零均值高斯噪声。绕世界固定坐标系 $\mathbf{z}$ 轴的旋转采用二状态模型 $\boldsymbol{\varphi} = (\varphi, \dot{\varphi})$进行估计。

由于所提出的方法面向配备二维激光雷达的无人机，因此仅凭激光雷达扫描无法观测无人机相对于地面的高度。为估计无人机高度，采用了另一个包含三状态模型 $\mathbf{z} = (z, \dot{z}, \ddot{z})$ 的滤波器。惯性测量单元测得的重力对齐加速度驱动该滤波器的预测步骤。在封闭空间中导航时，离地高度比海拔高度等信息更有用。因此，将向下激光测距仪的测量值作为校正信息融合到滤波器中。此外，还将气压高度变化率作为校正量应用于速度状态，以减轻无人机短暂飞越障碍物时状态估计中的高新息变化。

IV. 扫描匹配

所提出解决方案的核心是一种方法，能够在存在障碍物的任意环境中可靠地估计无人机在时间 t_1时位置之差 $\Delta\mathbf{x}$，即无人机位置 $\mathbf{x}^{t_1}$ 与$\mathbf{x}^{t_2}$ 之间的差异， $t_2 \in \mathbb{R}^+$ 。求解 $\Delta\mathbf{x}$ 的问题对应于

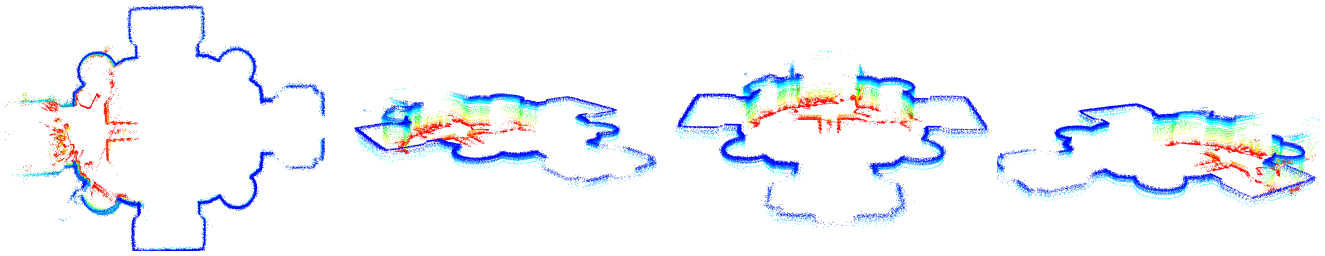

图4：激光雷达扫描并由我们的扫描匹配算法在线机载对齐的 Stara Voda 教堂三维模型。颜色表示采集点的高度——红色代表最低的点，蓝色代表最高的点。

求解两组激光扫描数据之间的刚性二维变换：它们分别是在位置 $\mathbf{x}_{t_1}$ 和$\mathbf{x}_{t_2}$ 处采集的激光扫描数据 $\mathbf{Z}_{t_1}$和 $\mathbf{Z}_{t_2}$。本节将详细介绍所实现的扫描匹配算法，该算法通过将$\mathbf{Z}_{t_2}$ 与$\mathbf{Z}_{t_1}$ 对齐，求得$\mathbf{T}$ （初始化为单位矩阵），具体如下：

1) 在$\mathbf{Z}_{t_2}$和$\mathbf{Z}_{t_1}$ 中的点之间建立对应关系，使得

$$c(\mathbf{q}_i) = \underset{\mathbf{p}_j \in \mathbf{Z}_{t_2}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{q}_i - \mathbf{p}_j\|^2, \tag{5}$$

其中，$\mathbf{q}_i$ 是激光扫描$\mathbf{Z}_{t_1}$ 中的第 i个点，而$\mathbf{p}_j$ 是$\mathbf{Z}_{t_2}$ 中的第 j个点，其中 $i \in \{1, \ldots, |\mathbf{Z}_{t_1}|\}$ 和 $j \in \{1, \ldots, |\mathbf{Z}_{t_2}|\}$。算子 $|\mathbf{Z}|$ 表示扫描$\mathbf{Z}$中的点数。

2）通过最小化误差函数，计算使激光扫描对齐的变换。

$$E(\mathbf{T}) = \sum_{i=1}^{n} \|\mathbf{q}_i - \mathbf{T}c(\mathbf{q}_i)\|^2. \tag{6}$$

3）将获得的变换应用于每个$\mathbf{p}_j \in \mathbf{Z}_{t_2}$。4）评估对齐质量，并重复所有步骤，直至满足停止条件。

原始ICP算法不适用于对齐重叠区域较小且离群点较多的扫描数据。然而，这些特征在大多数由配备缓慢旋转激光雷达的移动无人机采集的扫描数据中很常见，这类激光雷达输出的点数相对较少。稳定系统测试中使用的Scanse Sweep激光雷达以5 Hz的频率生成扫描数据。每次扫描包含的点少于200个。因此，我们对该算法进行了修改，使其能够精确、可靠地对齐非理想扫描数据。下面将逐步分析所提出方法的各个步骤。

A. 建立对应关系

找到合适的对应关系对于正确的扫描对齐至关重要。收敛速度（达到最小值所需的迭代次数）、对噪声和离群点的鲁棒性以及时间复杂度，都取决于对应关系的选择。

高密度扫描数据通常携带冗余信息，因此可以通过寻找能够以更少的点充分表示环境几何形状的显著特征来加以利用。针对多通道激光雷达设计的最先进算法[24], [25]会在对应搜索中使用这些几何特征，并最小化它们之间的距离。虽然特征提取可以

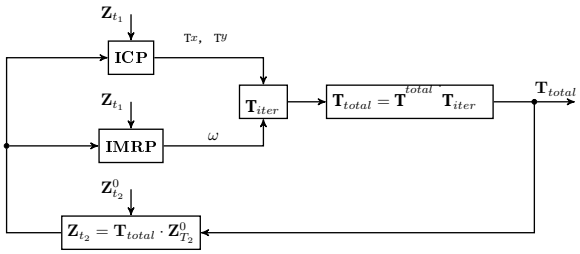

图5：将 ICP 算法得到的平移 T_x, T_y与 IMRP 方法得到的旋转ω 结合，可得到变换 $\mathbf{T}_{iter}$ 。随后更新总变换$\mathbf{T}_{total}$ 并将其应用于 $\mathbf{Z}^0_{t_2}$，得到$\mathbf{Z}_{t_2}$，并在下一次迭代中用于估计$\mathbf{T}_{iter}$。

为环境提供独特的表示，但对于低密度扫描数据，特征提取无法找到足够多的特征，因而无法可靠地估计扫描数据之间的变换。对于采样率较低的传感器，点到点对应关系更为合适，因为测得的点云相当稀疏，而且由于扫描对象细节不足，无法获得明确无歧义的几何特征。由于点到点对应搜索不会舍弃任何点，因此这一过程中不会丢失空间信息；即使在基于特征的方法失效的情况下，仍然可以估计变换。

1）线性插值：在前沿文献所采用的原始 ICP 算法[17],中，使用最近点对应关系。点$\mathbf{p}_j \in \mathbf{Z}_{t_2}$ 的对应点 c（$\mathbf{p}_j$）是根据欧氏距离找到的最近点$\mathbf{q}_i \in \mathbf{Z}_{t_1}$。

为了提高稀疏点云中的匹配精度，我们提出对$\mathbf{Z}_{t_1}$进行线性插值。选择<style id='q'>$\mathbf{q}_i$ 的邻点中距离$\mathbf{p}_i$ 更近的点作为相邻点$\mathbf{q}_a$。如图6所示，在距离最近的线段 $\mathbf{q}_i\mathbf{q}_a$ 上构造虚拟对应点$\mathbf{q}_v$ 。

2）迭代匹配范围点：如 [14],所述，欧氏距离度量能够使两个扫描数据之间变换的各个分量 T_x， T_y 快速收敛。然而，旋转分量ω 的收敛速度要慢得多，这是意料之中的，因为两个点的欧氏距离度量并未提供有关旋转的明确信息。因此，算法试图通过平移而非旋转来最小化旋转误差，从而

© IEEE，2021 ．已被 ICUAS 2021 接收 ．数字对象标识符: 10 ·1109/ICUAS51884 .2021.9476837

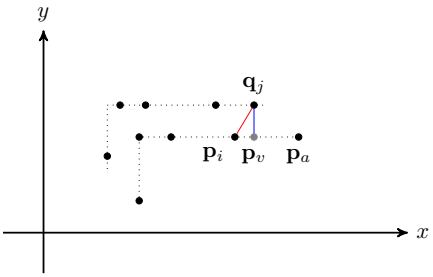

图6：线段上的对应搜索。红线表示常规迭代最近点找到的对应关系，即最近点 $c(\mathbf{p}j) = \mathbf{q}_i$。在线段上搜索对应关系会产生一个虚拟点$\mathbf{q}_v$，它位于最近点$\mathbf{q}_i$ 和相邻点$\mathbf{q}_a$之间。于是，对应关系变为 $c(\mathbf{p}j) =\mathbf{q}_v$。

导致整个算法的收敛速率不必要地降低；当匹配受到实时性要求的限制时，这就成了一个问题。

同样地， [14], 我们使用迭代匹配范围点（IMRP）来提升旋转估计的性能。该算法的结构与 ICP 相同，唯一的区别在于对应搜索采用基于旋转的度量。对应关系是在极坐标中搜索的，激光扫描数据原本就是以这种形式表示的。对于每个点$\mathbf{p}j = (r_j, \varphi_j) \in \mathbf{Z}t_1$，我们找到对应点$\mathbf{q}_i = (r_i, \varphi_i) \in \mathbf{Z}t_2$ ，该点满足 $\varphi_i \in [\varphi_j - B_\omega, \varphi_j + B_\omega]$ 并使度量 $\|r_j - r_i\|^2$最小，其中 B_ω 是预期最大旋转误差。随着扫描对齐逐渐收敛，预期最大旋转误差 B_ω 会在每次迭代中发生变化。由于旋转残差会随着迭代次数增加而呈指数下降，我们设置 $B_\omega(t) = B_\omega(0)e^{-\alpha t}$，以避免后续迭代中出现错误的对应关系。所有实验中均使用常数 $\alpha = 0.03$。

3) 迭代双重对应：基于 IMRP 的扫描匹配在旋转分量上收敛更快。另一方面，平移的收敛速度比 ICP 慢。为了获得尽可能准确的估计，我们使用 ICP 对应关系来估计平移，并使用 IMRP 对应关系进行旋转估计，如图 5 所示。 [14]将这种方法称为迭代双重对应（IDC）。

4) 离群点剔除：找到的对应关系通常包含大量离群点。从位置 $\mathbf{x}t_1$ 测得、因超出传感器量程或被遮挡而无法从位置 $\mathbf{x}t_2$ 观测到的点没有正确的对应点对，必须将其剔除，以避免对齐错误。

通过将内点比例纳入距离函数 [26]，从而形成一种新的距离度量——分数均方根距离，可提高对离群点的鲁棒性距离（FRMSD），其定义为

$$\mathrm{FRMSD}\left(\mathbf{Z}_{t_1}, \mathbf{Z}_{t_2}, f, c\right) = \frac{1}{f^\lambda}\sqrt{\frac{1}{f \cdot n}\sum_{\mathbf{p}\in\mathbf{Z}_{t_2}} \|\mathbf{p} - c(\mathbf{p})\|^2}, \tag{7}$$

其中 $f \in [0, 1]$ 是 $\mathbf{Z}t_2$ 中按$\|\mathbf{p} - c(\mathbf{p})\|^2$ 排序后将用于对齐的 n 点的比例。

参数 λ 取决于预期的离群点密度；根据 [26]，对于二维通用扫描匹配，应将其设为 $\lambda = 1.2$。微调 λ可以调整假阳性与假阴性的比例。较小的 λ 值可能会将正确的对应关系作为离群点剔除；另一方面，较大的值会导致更多离群点被归类为内点。

5) 加权：即使离群点已被滤除，距离较大的对应关系对估计变换的贡献仍然大于间隔较小的对应关系。为提高匹配性能，可为每个对应点对赋予一个权重：

$$w(d_i) = 1 - \frac{d_i}{\max(d_{1,\ldots,n})}, \tag{8}$$

其中， $w(\cdot)$ 是加权函数， d_i 是第 i 个对应点对的距离。

B. 计算变换

建立对应关系后，我们便可计算配准，即求出使代价函数最小化的变换；该代价函数定义为残差平方之和：

$$E(\mathbf{T}) = \sum_{i=1}^{n}\Big(\left(x_i\cos\omega - y_i\sin\omega + T_x - x_i'\right)^2 + \left(x_i\sin\omega + y_i\cos\omega + T_y - y_i'\right)^2\Big). \tag{9}$$

最小化 $E(\mathbf{T})$，可得

$$\begin{aligned}\omega &= \arctan\frac{S_{xy'} - S_{yx'}}{S_{xx'} + S_{yy'}},\\ T_x &= \mu_x' - \left(\mu_x\cos\omega - \mu_y\sin\omega\right),\\ T_y &= \mu_y' - \left(\mu_y\sin\omega + \mu_y\cos\omega\right),\end{aligned} \tag{10}$$

其中， μ 为加权均值， $S_{ab'}$ 为加权协方差，定义如下：

$$S_{ab'} = \sum_{i=1}^{n} w_i(a_i - \mu_a)(b_i' - \mu_b'). \tag{11}$$

C. 评估与迭代

通过比较当前迭代与上一迭代的 FRMSD 差值来检查解是否收敛。由于误差通常呈指数下降，因此将相邻两次误差的差值与一个接近零的常数进行比较；如果差值更小，则算法已收敛，无需继续迭代。同样，当 FRMSD 小于 1 cm 时，匹配过程也会停止。匹配可用时间设为 50 ms

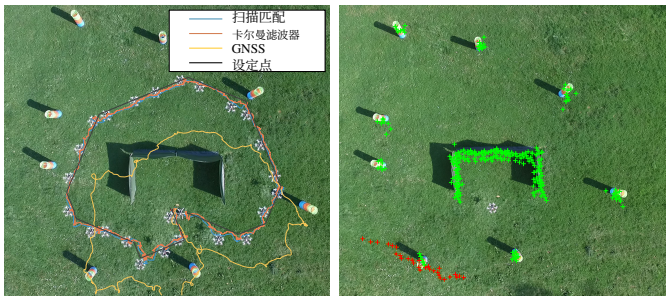

图 7：左侧图像由一段视频拼接而成，该视频每隔 10 秒记录一次无人机在室外稳定性实验中的位置快照。右侧图像中的十字表示最终地图，红色标出了离群点。

以满足定位的实时性要求。如果超出时间限制，无论当前误差如何，匹配都会停止。

V. 实验验证

A. 室外稳定性实验

首次实验在一处设有障碍物的室外实验场地进行，以证明即使在激光扫描中的点数较少、环境较为复杂的情况下，定位系统仍能稳定无人机（预处理后，每次扫描的平均点数为 49）。尽管我们的方法主要针对室内使用而开发，但这项室外实验证明了基于激光雷达的解决方案在阳光直射下的稳健性；在这种情况下，基于摄像头的方法可能会失效。本次实验使用了 Scanse S weep激光雷达。无人机按照指令沿一条最终靠近起飞位置的轨迹飞行，从而使定位系统有机会进行回环检测。图 7 展示了生成的地图、估计的轨迹，以及用于对比的全球导航卫星系统轨迹。由于全球导航卫星系统的估计在起飞后漂移了数米，因此两条轨迹并不吻合。可以观察到较小但明显的控制误差：设定点未能被精确跟踪；提高控制器位置增益即可解决这一问题。

B. *Chlumin*教堂评估

为评估定位算法的精度，我们准备了一个包含真实位姿轨迹的数据集。该数据集是在 Chlumin教堂采集的。我们的实验无人机平台搭载了轻型 RPLIDAR A3 传感器，由一名经验丰富的飞行员手动操控，沿教堂内部墙壁飞行。真实值由 Leica Nova MS60 全站仪获取 [3]该仪器通过测量无人机所携带棱镜反射的激光束来跟踪无人机。图 8 展示了顺序轨迹和全局轨迹与真实位姿的对比。对所开发定位方法的性能评估分为顺序性能和全局

[3]Leica Nova MS60, https://w3.leica-geosystems.com/downloads123/zz/tps/nova_ms60/brochures-datasheet/ Leica%20Nova%20MS60%20DS_en.pdf

	顺序		全局		
	ATE	HDG	ATE	HDG	MME
ICP	0.307	0.014	1.064	0.055	1.149
噪声	0.214	0.008	0.363	0.054	1.142
插值	0.194	0.022	0.118	0.006	0.223
旋转	0.187	0.015	0.120	0.005	0.268
IMRP	0.183	0.011	0.108	0.005	0.199
权重	0.177	0.011	0.104	0.006	0.278
离群点	0.163	0.007	0.098	0.004	0.203

表 I：将第四节所述的修改应用于标准 ICP算法后，采用绝对轨迹误差（ATE）、航向均方根误差（HDG）和平均地图熵（MME）进行评估。误差指标是相对于 Chlumin 数据集*Chlumin* 数据集中跟踪全站仪记录的真实轨迹计算得出的。

性能，因为系统的每个步骤对局部匹配和全局匹配的影响各不相同。

我们通过绝对轨迹误差（ATE） [21] 量化了定位性能，该误差是相对于跟踪全站仪获取的真实轨迹计算的。图**??**展示了顺序轨迹和全局轨迹的ATE。由于ATE主要反映误差的平移分量（尽管航向误差也可能表现为错误的平移），我们还纳入了估计航向的均方根误差（ RMSE）。图9将顺序匹配和全局匹配估计的航向轨迹与指南针及真实值进行了比较。此外，我们还计算了地图平均熵（MME） [22]，其

$$H\left(\mathbf{M}\right)=\frac{1}{|\mathbf{M}|}\sum_{k=1}^{|\mathbf{M}|}\frac{1}{2}\ln|2\pi e\Sigma(q_k)|, \tag{12}$$

其中， $\Sigma(q_k)$是地图点 q_k周围局部半径 r 内地图点的样本协方差。ATE与由MME表示的地图清晰度之间的相关性，可用于评估*Stara Voda*数据集 的位置估计质量，即使没有真实值也能进行评估。表I展示了改进的ICP的评估结果。

C. *Stara Voda* 教堂测试飞行

第二次室内实验验证是在 Stara Voda 教堂进行的。我们选择了一座规模更大、几何布局不同的教堂，并采用了不同的传感器（Scanse Sweep），以验证所提方法的鲁棒性。尽管没有可用的真实值，该数据集包含一次回环检测（起飞和着陆位于同一地点），可用于评估轨迹末端的误差。这次试飞展示了全局位置估计的优势：它通过在轨迹末端闭合回环，消除了漂移，如图 8 所示。我们采用轨迹首末两点之间的欧氏距离来描述轨迹末端的漂移。顺序匹配的漂移为 0.7925 米，而全局匹配将最终误差降低至

© IEEE，2021。已被 ICUAS 2021 接收。数字对象标识符：10.1109/ICUAS51884.2021.9476837

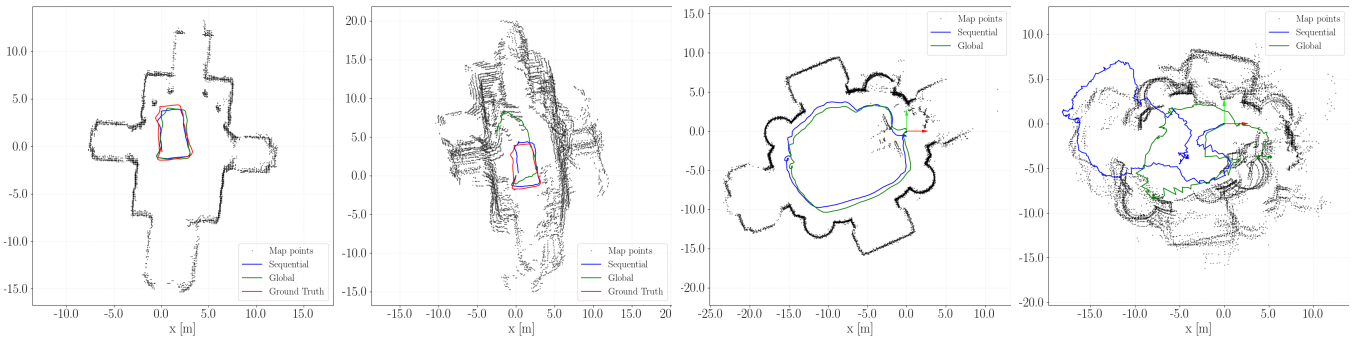

图 8：在 Chlumin 教堂（前两幅图）和 Stara Voda 教堂（后两幅图）进行矩形飞行期间，获得了顺序轨迹（蓝色）和全局轨迹（绿色）。图中还包含来自跟踪全站仪的真实轨迹（红色），用于评估该方法的性能。*Chlumin* 数据集在线逐步构建了由点云表示的全局地图。第一幅和第三幅图展示了我们提出的定位方法的结果，第二幅和第四幅图则是使用未经修改的先进 ICP 方法得到的结果。

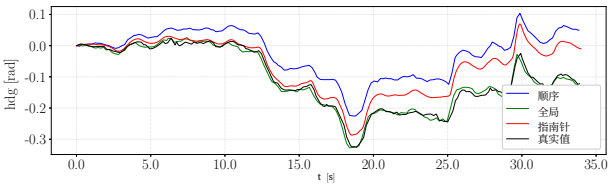

图 9：*Chlumin* 数据集 中的顺序航向轨迹估计会随着时间推移而漂移。通过将扫描数据与全局地图对齐，我们可以获得误差小于指南针的航向估计。

0.3779 米。以 MME 指标量化的最终地图质量为 0.3293。与 *Chlumin* 数据集 （表 I）中取得的最佳值相比，MME 得分较高，这是因为 Scanse Sweep 传感器的噪声更大，而且起飞位置有很多人和小物体，环境较为杂乱。

D. 应用

所提出的系统主要用于教堂和大教堂的室内导航，因为照明不足会妨碍基于摄像头的定位。历史学家对壁画和马赛克的照片感兴趣，而这些内容无法从地面拍摄。除了照片记录外，所提出的基于二维短程激光雷达的轻量级定位方案，还能通过建图模块生成由对齐点云构成的三维模型。

其中一次记录任务是在 Stara Voda 的圣安妮教堂进行的。该教堂在捷克共和国遭占领期间被苏联士兵损坏。为便于历史学家评估损坏程度并确定必要的修复工作，拍摄了若干感兴趣物体的照片。机载激光雷达采集了教堂的虚拟模型（如图4所示）。

此外，系统的模块化设计便于适配和扩展导航与路径规划模块

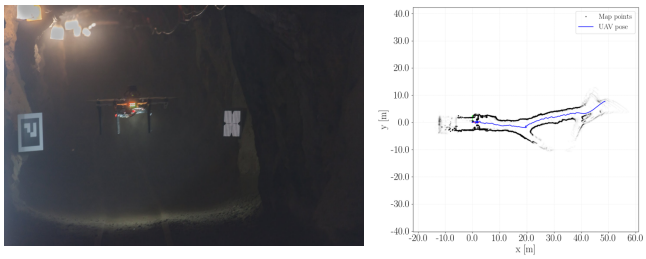

图10：配备轻型激光雷达的无人机穿过狭窄的矿井隧道，粉尘使其感知能力下降（左）。在逐步构建隧道地图的同时，系统还估计无人机的轨迹（右）。

，以便部署于 DARPA 地下挑战赛。图 10 中的地图是在 DARPA地下集成演习期间，多次飞行穿越一条矿井隧道时采集的。

VI. 结论

我们提出了一种面向无人机的位姿估计系统，该系统基于轻型二维激光测距仪获取的激光扫描数据对齐，可作为大型、笨重且昂贵的三维激光雷达的替代方案。该系统由一个处理流程构成，将连续扫描对齐得到的速度估计与逐步构建的地图中的全局位姿融合，从而获得全局一致且平滑的估计结果，并由控制器利用该结果稳定无人机。

所提出的解决方案使无人机能够在照明不足、不适合采用相机方案的室内环境中自主运行。凭借所提出的通用且稳健的系统，我们得以将无人机平台部署到各种环境中，并采用不同的传感器配置，从而实现了大量应用。

参考文献

[1] T. Lee、M. Leok 和 N. H. McClamroch，“四旋翼无人机在 SE(3) 上的几何跟踪控制”，载于 *CDC*，2010 年，第 5420–5425 页。

[2] D. Mellinger 和 V. Kumar，“四旋翼飞行器的最小快拍轨迹生成与控制”，载于 *ICRA*，2011 年，第 2520–2525 页。[3] E. H. C. Harik、F. Gu´erin、F. Guinand、J. Breth´e 和 H. Pelvillain，“迈向自主仓库库存方案”，载于 *SSCI*，2016 年，第 1–8 页。[4] M. Saska、V. Kr´atk´y、V. Spurn´y 和 T. B´a˘ca，“利用模型预测控制和无人机编队记录大型历史建筑的黑暗区域”，载于 *ETFA*，2017 年，第 1–8 页。[5] C. Cadena、L. Carlone、H. Carrillo、Y. Latif、D. Scaramuzza、J. Neira、I. Reid 和 J. J. Leonard，“同步定位与建图的过去、现在与未来：迈向鲁棒感知时代”，*IEEE*机器人学汇刊，第 32 卷，第 6 期，第 1309–1332 页，2016 年。[6] J. Delmerico 和 D. Scaramuzza，“飞行机器人的单目视觉惯性里程计算法基准比较”，载于 *ICRA*，2018 年，第 2502–2509 页。[7] H. Alismail、M. Kaess、B. Browning 和 S. Lucey，“利用二进制描述符在低照度下进行直接视觉里程计”，*RAL*，第 2 卷，第 2 期，第 444–451 页，2017 年。[8] R. Horaud、M. Hansard、G. Evangelidis 和 C. M´enier，“基于飞行时间技术的深度相机和测距扫描仪综述”，机器视觉与应用，第 27 卷，1020，2016 年第 7 期，第 1005–1020 页。[9] R. Opromolla、G. Fasano、G. Rufino、M. Grassi 和 A. Savvaris，“复杂环境下无人机定位与建图的激光雷达惯性融合”，载于 *ICUAS*，2016 年，第 649–656 页。[10] F. WANG、J.-Q. CUI、B.-M. CHEN 和 T. H. LEE，“基于视觉光流和激光FastSLAM的综合无人机室内导航系统”，自动化学报，第 39 卷，2013 年第 11 期，第 1889–1899 页。[11] M. Montemerlo 和 S. Thrun，《FastSLAM：机器人学中同步定位与建图问题的可扩展方法》。Springer-Verlag，2007 年。[12] J. Q. Cui、S. Lai、X. Dong、P. Liu、B. M. Chen 和 T. H. Lee，“无人机在森林中的自主导航”，载于 *ICUAS*，2014 年，第 726–733 页。[13] S. Thrun 和 M. Montemerlo，“图优化SLAM算法及其在城市结构大规模建图中的应用”，《国际机器人研究杂志》，第 25 卷，第 5–6 期，第 403–429 页，2006 年。[14] F. Lu 和 E. Milios，“通过匹配二维距离扫描，在未知环境中进行机器人位姿估计”，智能与机器人系统期刊，第 18 卷，第 3 期，第 249–275 页，1997 年。[15] M. Bosse、R. Zlot 和 P. Flick，“Zebedee：一种弹簧式三维距离传感器的设计及其在移动测绘中的应用”，*IEEE*机器人学汇刊，第 28 卷，第 5 期，第 1104–1119 页，2012 年。[16] J. Razlaw、D. Droeschel、D. Holz 和 S. Behnke，“稀疏三维激光扫描的配准方法评估”，载于*ECMR*，2015 年，第 1–7 页。[17] P. J. Besl 和 N. D. McKay，“一种三维形状配准方法”，*IEEE*模式分析与机器智能汇刊，第 14 卷，第 2 期，第 239–256 页，1992 年。[18] A. Segal、D. H¨ahnel 和 S. Thrun，“广义ICP”，2009 年。[19] M. Magnusson、A. Lilienthal 和 T. Duckett，“使用三维正态分布变换的自主采矿车辆扫描配准”，野外机器人学期刊，第 24 卷，第 10 期，第 803–827 页，2007 年。[20] T. Stoyanov、M. Magnusson、H. Andreasson 和 A. J. Lilienthal，“通过最小化紧凑型三维正态分布变换表示之间的距离，实现快速、精确的扫描配准”，《国际机器人研究杂志》，第 31 卷，第 12 期，第 1377–1393 页，2012 年。[21] J. Sturm、N. Engelhard、F. Endres、W. Burgard 和 D. Cremers，“RGB-D同步定位与建图系统评估基准”，载于*IROS*，2012 年。[22] D. Droeschel、J. St¨uckler 和 S. Behnke，“采用连续旋转式三维激光扫描仪进行六维运动估计与建图的局部多分辨率表示”，载于*ICRA*，2014 年，第 5221–5226 页。[23] A. Hornung、K. M. Wurm、M. Bennewitz、C. Stachniss 和 W. Bur-gard，“OctoMap：一种基于八叉树的高效概率三维建图框架”，《自主机器人》，2013 年。[24] J. Zhang 和 S. Singh，“Loam：实时激光雷达里程计与建图”，载于机器人学：科学与系统，第 2 卷，第 9 期，2014 年，会议论文。[25] T. Shan、B. Englot、D. Meyers、W. Wang、C. Ratti 和 D. Rus，“Lio-sam：通过平滑与建图实现紧耦合激光雷达惯性里程计”，*arXiv* 预印本 *arXiv:2007.00258*，2020 年。[26] J. M. Phillips、R. Liu 和 C. Tomasi，“用于最小化分数均方根偏差的抗离群点ICP”，*CoRR*，第 abs/cs/0606098 卷，2006 年。