文章编号　2095-1531(2018)06-0914-17

激光扫描匹配方法研究综述

宗文鹏*,李广云,李明磊,王　力,李帅鑫
(信息工程大学,河南 郑州 450001)

摘要:激光扫描匹配是利用激光雷达进行导航、定位与地图构建的基础,本文对各类激光扫描匹配方法进行了综述。将现有方法归纳为基于点的扫描匹配方法、基于特征的扫描匹配方法和基于数学特性的扫描匹配方法 3 类,系统总结了相应类型的常见方法;对典型的算法及其改进算法进行了梳理,并指出了存在的主要问题和发展趋势;介绍了激光扫描匹配方法性能评价和对比的最新研究进展,最后,展望了激光扫描匹配技术未来的研究方向。

关　键　词:激光扫描匹配;点云配准;同步定位与地图构建;激光雷达
中图分类号:TP24　　**文献标识码:**A　　doi:10.3788/CO.20181106.0914

A survey of laser scan matching methods

ZONG Wen-peng*, LI Guang-yun, LI Ming-lei, WANG Li, LI Shuai-xin
(*Information Engineering University*, *Zhengzhou* 450001, *China*)
* *Corresponding author*, *E-mail*: *la*9881275@163.*com*

Abstract: Laser scan matching is a foundation for navigation, localization and mapping using Light Detection and Ranging(LiDAR). Various laser scan matching methods are reviewed in detail in this paper. The existing methods are divided into three categories: point-based scan matching method, feature-based scan matching method and mathematical property-based scan matching method, and the common algorithms of corresponding categories are summarized systematically. The typical algorithms and their improved algorithms are outlined, the main issues and development trends are discussed. Then, the latest research progress of performance evaluation and comparison of laser scan matching methods is introduced. Finally, the future research directions of laser scan matching technology are prospected.

Key words: laser scan matching; point cloud registration; SLAM; LiDAR

收稿日期:2017-12-25;**修订日期:**2018-02-02
基金项目:国家自然科学基金项目(No. 41274014, No. 41501491)
Supported by National Natural Science Foundation of China(No. 41274014, No. 41501491)

1　引　言

定位是移动机器人领域研究最多也是最核心的问题之一,是机器人实现真正自主的先决条件,没有准确高效的定位,机器人就难以执行复杂的任务。通常,移动机器人可通过轮式里程计、惯性导航装置(Inertial Measurement Unit,IMU)等本体传感器进行定位。然而由于车轮打滑和漂移导致误差累积问题,故单独依靠本体传感器并不能提供准确可靠的定位结果。因此,移动机器人一般还需要加装外部感受传感器,如声呐、超声传感器、视觉传感器、激光雷达(Light Detection and Ranging,LiDAR)等。在进行定位的同时,利用这些传感器采集信息,能够建立环境的抽象表示即地图,地图反过来又辅助机器人进行定位,这是移动机器人实现避障、路径规划、目标识别与跟踪等任务的必要基础。于是,同步定位与地图构建(Simultaneous Localization and Mapping,SLAM)[1]技术应运而生。目前,最热门的 SLAM 实现方案主要依赖两类传感器,即激光雷达和视觉传感器,它们分别被称为激光 SLAM 和视觉 SLAM[2]。相对于视觉传感器,LiDAR 能够提供更加鲁棒、准确和噪声水平稳定的测量信息,且对光照条件变化不敏感,因而激光 SLAM 是目前最稳定可靠的 SLAM 解决方案。

根据求解方法不同,可将激光 SLAM 分为基于滤波的和基于图优化的两种[3]。其中,当前较为流行的基于图优化的激光 SLAM 系统框架主要分为前端和后端两个部分,前端完成数据关联和闭环检测,后端进行图优化。激光扫描匹配是实现激光 SLAM 数据关联最常用的方法。大多数文献中对激光扫描匹配的定义为,寻求一组平移和旋转参数,使得对齐后的两帧扫描点云达到最大重叠[4-6]。本文尝试给出一个更一般的定义,即通过求解坐标转换关系,将连续扫描的两帧或多帧激光点云统一到同一坐标系中(scan-to-scan),或者将当前扫描点云与已建立的地图进行配准(scan-to-map),从而最终恢复出载体位置和姿态的变化。

“扫描匹配”这一概念主要出现在机器人学相关文献中,本质上它与测绘等领域中的“点云拼接(或配准)”[7]解决的是同一个问题,但目的不同:前者通过将激光扫描点云配准到同一坐标系下而得到相对位姿变化,后者是为得到坐标系统一的点云。此外,由于应用场合和针对的目标不同,扫描匹配和点云拼接各有其特点。激光扫描匹配处理的是移动载体运动时 LiDAR 的扫描数据,点云较稀疏,且误差和噪声均较大,大多要求实时处理,力求在精度和效率之间寻求平衡;而点云拼接处理的多是 LiDAR 静态扫描数据,点云较密集,且误差和噪声较小,一般不要求实时处理而更注重拼接的精度。

近年来,激光 SLAM 技术发展迅猛,其应用从结构化场景拓展到非结构化场景,从室内环境发展到室外环境,从地面移动平台扩展到空中以及水下。相应地,激光扫描匹配技术经历了 2D 到 3D、低动态到高动态、简单场景到复杂环境的发展变化,除用于激光 SLAM 外,也越来越多地被应用于导航定位[6,8]、移动测量[9]等领域。根据所处理的 LiDAR 数据的维度,扫描匹配可分为 2D 和 3D 扫描匹配。根据是否利用特征,扫描匹配可分为基于特征的和基于扫描的两种[10]。根据匹配时的参考对象,又可分为局部和全局扫描匹配[11]。一般来说,局部扫描匹配处理对象为连续获取的两帧扫描数据,通常需要利用里程计或 IMU 的输出或前一次扫描匹配结果作为初值,主要用于位姿跟踪,实现相对定位;而全局扫描匹配[12]将当前帧扫描数据与全局地图或过往全部扫描数据帧进行匹配,无需初值,用于实现全局定位。本文沿用文献[13]和[14]的分类方法,将激光扫描匹配分为三类:(1)基于点的扫描匹配;(2)基于特征的扫描匹配;(3)基于数学特性的扫描匹配。

需要指出的是,本文主要侧重于连续扫描帧间匹配(scan-to-scan)问题,对激光扫描匹配相关方法按照上述三种类型进行总结和讨论,旨在帮助读者快速了解该方向现有研究方法和存在的问题,以便在此基础上开展相应的研究。

2 基于点的方法

基于点的扫描匹配直接对扫描获取的原始数据点进行操作,其中 ICP (Iterative Closest/Corresponding Point)算法是应用最广、研究最多也是目前最为成熟的一种算法。ICP 分别由 Chen[15] 和 Besl[16] 独立提出。不同之处在于前者利用点到面的距离作为误差度量,而后者采用点到点的距离误差度量,故可分别记为 P2Pl(Point-to-Plane)-ICP 和 P2P(Point-to-Point)-ICP。

2.1 标准 ICP 算法

通常,标准 ICP 算法是指最为经典的 P2P-ICP 算法,该算法的基本模型为:给定当前扫描点云 $\boldsymbol{P}=\{\boldsymbol{p}_i=(x_i,y_i,z_i)\}$ 和参考扫描点云 $\boldsymbol{Q}=\{\boldsymbol{q}_i=(x_i,y_i,z_i)\}$,$\boldsymbol{P},\boldsymbol{Q}\in\boldsymbol{R}^3$,求解刚体变换矩阵 $\boldsymbol{T}^*=\begin{pmatrix}\boldsymbol{R} & \boldsymbol{t}\\ 0^T & 1\end{pmatrix}$,使得:

$$\boldsymbol{T}^* = \underset{T}{\operatorname{argmin}} \sum_{C} \boldsymbol{e}_{ij}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{T})\boldsymbol{e}_{ij}(\boldsymbol{T}) = \underset{T}{\operatorname{argmin}} \sum_{C} (\boldsymbol{T}\boldsymbol{p}_i-\boldsymbol{q}_j)^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{T}\boldsymbol{p}_i-\boldsymbol{q}_j), \quad (1)$$

其中,$\boldsymbol{R}\in SO(3)$ 为旋转矩阵,$\boldsymbol{t}$ 为平移向量,$\boldsymbol{e}_{ij}$ 为误差度量,$C=\{(i,j)_m\}$ 表示对应点对集合,点 $\boldsymbol{p}_i$ 对应点 $\boldsymbol{q}_j$。

标准 ICP 算法较为直接、易于实现,两个关键步骤主要为:(1)通过欧式距离最近建立点间对应关系 C;(2)通过最小化对应点间欧式距离平方和来求解新的相对变换。给定初值 T_0^*,通过迭代进行上述两步操作,当满足设定的迭代终止条件时,算法结束从而得到最优变换估值 T^*,即位姿变化。

2.2 ICP 的改进算法

Besl[16] 证明了 ICP 算法总能单调收敛到一个局部最小值,但这基于一个假设,即对应点对数量及对应关系在迭代过程中保持不变,而这显然是不现实的。此外,ICP 算法还假定两个点云中的点完全相同,而事实上,当传感器视点改变后,尤其是当采样分辨率较低时,前后两次扫描找到同一物理点的对应点对的可能性极小。为此,Chen[15] 提出 P2Pl-ICP 算法,采用更鲁棒的点到面的距离作为误差度量替代点到点距离误差度量,即:

$$\boldsymbol{e}_{ij} = (\boldsymbol{T}\boldsymbol{p}_i - \boldsymbol{q}_j)\cdot\boldsymbol{n}_j, \quad (2)$$

其中,$\boldsymbol{n}_j$ 为点 $\boldsymbol{q}_j$ 处的法向。

标准 ICP 算法所采用的欧式距离,不能很好的解释传感器的旋转变化,当目标函数接近局部极值时收敛很慢。文献[17]提出计算两组对应关系,一组采用欧氏距离,另一组利用极坐标距离和角度,联合两种对应关系准则,提出了 IDC(Iterative Dual Correspondence) 算法。该算法改善了 ICP 算法对于传感器旋转角度的表达,加快了收敛速度,但同时采用两种对应关系建立准则分别求解平移和旋转,可能出现多组极值组合,从而影响算法的鲁棒性和精度。文献[18]提出一种组合扫描匹配方法 CSM(Combined Scan Matcher),联合了一种点-线扫描匹配方法[19] 和一种点-点扫描匹配方法[17];当扫描数据中存在足够多的直线用于匹配时执行点-线扫描匹配算法,否则执行点-点扫描匹配算法。

文献[20]提出的 MbICP(Metric-based ICP)算法,定义了一种传感器位形空间中新的距离度量,同时考虑平移和旋转,使得平移和旋转在所有步骤中同时得到补偿,改善了算法的鲁棒性、精度、收敛性,并降低了计算代价。MbICP 能够处理较大的旋转,但该方法不能利用 KD 树等技术来加速最近邻域搜索,需要在极坐标空间进行较慢的搜索,难以扩展到完全 3D 的扫描匹配[21]。

针对此问题,文献[11]引入了一种除几何关系外的新的度量,即点云强度信息,提出了“Intensity-ICP”方法。该方法将强度误差度量纳入到目标函数中,并赋以通过实验确定的权重。该方法为相对位姿的求解增加了一个新的约束,为解决具有相同几何形状而不同反射特性的场景下的扫描匹配提供了可能。但该方法基于前后两次扫描间距离变化足够小而不影响强度的假设,而实际上强度值受测量距离和入射角的影响均较大,应用前需先对传感器的强度测量进行标定;存在的另外一个问题是难以准确度量强度误差对位姿变化的贡献,即难以确定一个合适的权重值。

文献[22]和[23]提出 ICL(Iterative Closest Line)算法,即利用点-线距离度量来实现 ICP,以提高精度和收敛速度。但是对于较大的位移稳定性较差。文献[24]采用 3D 栅格,将点云分割成体素(Voxel)[25],以体素对应关系代替了传统 ICP 中的点间对应关系,且考虑了点云局部结构即体素的形状参数,实现了 3D 扫描匹配,能够用于室内外结构与非结构化场景中,得到局部一致的测图结果。

文献[26]提出 GICP(Generalized-ICP)算法,在单个概率框架中结合了 P2P-ICP 算法与 P2Pl-ICP 算法,误差度量中既包含当前扫描也包含了参考扫描的表面信息,所采用的误差度量可视为面到面距离,从而 GICP 是一种 Pl2Pl(Plane-to-Plane)-ICP 算法。GICP 核心思想是考虑点周围的表面形状,并近似为平面片,利用了点云表面局部连续这一性质,考虑进了传感器的噪声模型,利用法向来给目标函数中的每个对应匹配赋权,能有效降低误匹配的影响,已成为众多 ICP 改进算法中最为有效和鲁棒的算法之一。但需要指出的是,在室外及非结构化场景中 GICP 并不比标准 ICP 表现出色[35]。文献[27]和[28]拓展了 GICP 中提出的面-面误差度量,在求解最优变换时,最小化的误差度量为各对应点对的马氏距离及它们的法向。该算法的主要特点为:对每个点,考虑其周围表面特性,计算法向和曲率;在寻找对应关系和最优变换求解中都利用了场景结构,采用了测量的扩展表示,即每个点的欧式坐标用表面法向增广,误差度量是 6D 向量而不再是 3D 点。

文献[29]提出一种 ICP 预处理技术 ICN(Iterative Closest Normal),其目的是估计连续扫描帧间大的旋转,当处理了大的旋转后再采用标准的 ICP 或点-线 ICP 来估计剩余变换。为避免 ICP 算法局部最优问题,文献[30]提出 Go-ICP 方法,将 ICP 算法与分支定界方法相结合,以保证求解的全局最优,但计算代价较大;文献[31]将基于八叉树的 ICP 算法与分层搜索策略相结合,利用一种早期预警机制来监测局部极小问题,并采用一种启发式逃离方法来避免局部极值从而获得全局最优解。

传统的 ICP 改进算法通常假设获取一帧扫描数据的时间足够短,从而近似认为所有扫描点是同时测得的,但实际上扫描数据是依次测量得到的,而在这一过程中,传感器的位姿始终在变化,获得的点云存在变形,因而当传感器运动速度较快时,传统的 ICP 改进算法会给出错误的位姿估计。文献[32]指出在确定对应点前需要对扫描数据进行畸变改正,提出一种利用速度更新增强 ICP 算法的新方法 VICP(Velocity updating ICP),在 ICP 的迭代求解过程中估计传感器速度,利用该速度估计来补偿由于运动造成的点云畸变;并且,在速度更新的迭代过程中,能够有效排除异常点,从而得到更加鲁棒和准确的位姿估计。文献[33]中 Continuous-ICP(CICP)将 ICP 算法进一步扩展,提出一种用于特定类型 3D LiDAR(由 2D LiDAR + 旋转驱动装置组成)-SLAM 的连续时间轨迹估计方法,利用估计的连续位姿进行畸变改正。

2.3　模块化的 ICP 算法

随着 ICP 及其改进算法的不断发展和完善,ICP 类算法可归纳为以下 6 个步骤[34]:

(1)选择点集;

(2)确定点集间对应关系;

(3)给对应点对适当加权;

(4)排除特定的对应点对;

(5)设定误差度量;

(6)最小化误差度量。

Pomerleau[35]通过分析概括已有 ICP 改进算法并结合自身开发经验,提出了模块化的 ICP 算法,既方便进一步开发和调试新算法,同时又便于对不同改进算法进行对比。如图 1 所示,首先,可先对输入扫描点云进行滤波处理,去除冗余点、离群点,或计算表面特征如曲率和法向;然后,将匹配函数用于关联输入点云和参考点云的元素,通常这一关联过程在欧式空间进行并利用 KD 树加速搜索;建立好元素对应关系后,可利用不同的统计方法来排除错误或异常的元素对应,如可设置距离阈值,超过该阈值的对应点对被认为是无效对应而被剔除;最终,剩余的有效对应元素对被用于最小化误差度量,求解新的变换关系直到满足

收敛条件。

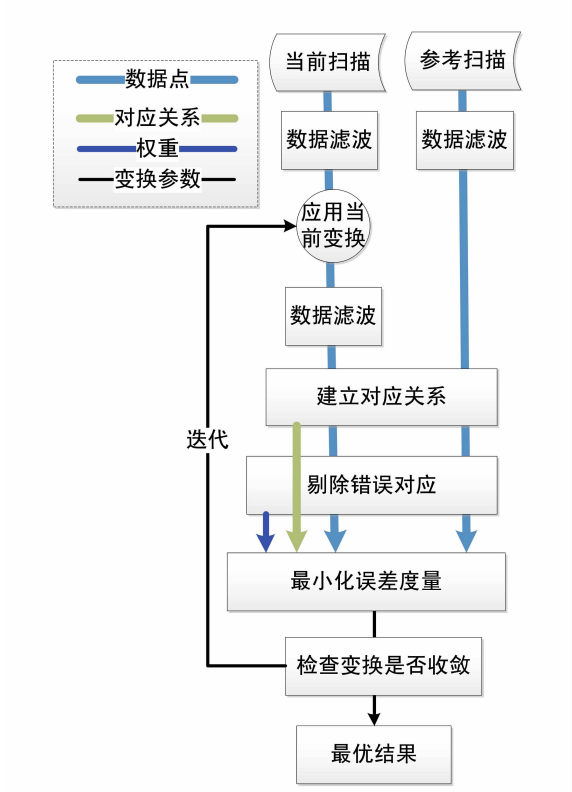

图 1 模块化 ICP 算法流程图

Fig. 1 Pipeline of modular ICP

2.4 其他基于点的方法

除了 ICP 及其改进算法外，还存在其他一些基于点的扫描匹配方法。文献[37]提出一种概率的扫描匹配方法 pIC(probabilistic Iterative Correspondence)。其将扫描点及位姿视为随机变量，利用马氏距离寻找所有可能的统计相容点(即对应点)，概率模型纳入了传感器测量噪声及初始位姿的不确定度，利用迭代的方式进行求解，收敛速度、鲁棒性和精度优于标准 ICP 和 IDC 算法。Diosi 提出极坐标扫描匹配方法 PSM(Polar Scan Matching)[38]，使得对应点匹配更加准确可靠，从而提高了扫描匹配效果。后来他又提出改进的扫描匹配方法[39]，利用 LiDAR 测量为极坐标的本质，直接利用极坐标量即距离和角度测量值，结合匹配关联规则和加权距离残差最小化来实现扫描匹配，提高了处理速度并扩大了收敛域，但该方法难以扩展到 3D 扫描匹配。文献[40]提出一种改进的 PSM 方法，利用遗传算法来进行匹配，避免了 ICP 类算法中容易出错的数据关联步骤。文献[41]又提出一种基于周界的 PSM 算法，称为 PB-PSM，获得了更好的效果。

文献[42]提出 CRSM(Critical Rays Scan Matching)的思想，不需使用所有数据点参与匹配，而是在每帧扫描数据中根据扫描密度寻找关键射线对应的测量点，提出了一种基于射线筛选的扫描匹配方法，有效降低了计算复杂度，减少匹配所需时间。文中提出和对比了 3 种不同的射线筛选方法，均匀筛选方法、基于扫描密度的方法以及将扫描数据分段并利用局部密度的方法。利用随机重启爬山法代替遗传算法进行求解，比 ICP 算法更准确比遗传算法更快。其实验结果得到一个有益的启示，即利用全部可用信息进行扫描匹配并不总会改善结果。

2.5 存在的主要问题和发展趋势

ICP 类算法存在 3 个主要误差来源[43]：

(1)错误的收敛，ICP 算法总是收敛到局部极值的本质导致最终结果可能偏离真值，该误差难以建模；

(2)欠约束导致的误差，一些环境下没有足够的信息来估计完整的位姿信息，如长直走廊环境或圆形场景，但可通过 Fisher 信息矩阵来检查是否是该情况；

(3)传感器噪声引起的误差，即使 ICP 算法到达真值的收敛域，传感器噪声的存在仍将导致其最终结果不同。当 ICP 用于定位时，克拉美-罗下界[44]给出了协方差的良好近似，但是对于扫描匹配来说过于乐观。

此外，由于数据关联开始是未知的，迭代的方法不一定能建立正确的对应关系。由最小二乘导出的不确定度估计不能准确反映数据关联中的不确定度，不确定度估计往往过于乐观[45]。另外两个与 ICP 算法相关的问题为：

(1)计算效率问题：为加速收敛，Besl[16]基于最近两到三次迭代过程中变换变量的值，利用线搜索方法启发式地确定变换变量；虽然这在一定程度上改善了局部极值处的收敛速度，但对于较大的旋转仍然不能得到较好的结果。寻找对应点的过程计算复杂度相当高，加速搜索过程需利用 KD 树[46]或最近点高速缓存[47]等技术。

(2)鲁棒性问题：异常点对扫描匹配影响较

大,文献[20,39]等提出采用预处理技术减少异常点。尽管如此,很难将 LiDAR 数据中所有异常点或噪声彻底剔除。

ICP 类算法已从最初的迭代最近点发展到迭代对应点再到迭代对应元素,在鲁棒性、计算效率和收敛域方面得到了提高。未来,将有更多的可用信息被利用,从而进一步改进 ICP 算法,如强度信息、语义信息;对应元素可进一步拓展到体素及超体素[48],将有更多的非线性优化算法能够用于参数求解。

3　基于特征的方法

与其利用可能包含异常点和噪声的所有 LiDAR 数据,激光扫描匹配的另外一种思路是只利用数据中的部分关键元素进行匹配,这种元素可以是点、线、面等几何基元或者它们的组合。于是催生了另一个系列的激光扫描匹配方法,即基于特征的扫描匹配,其流程如图 2 所示。基于特征的扫描匹配方法,类似于图像匹配问题,需要先从

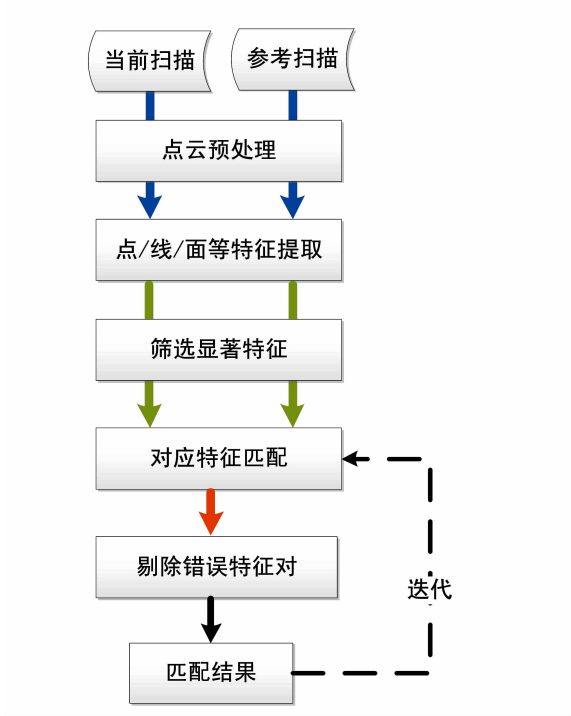

图 2　基于特征的扫描匹配方法流程图

Fig. 2　Pipeline of the feature-based scan matching method

扫描点云中提取有效特征,如点、线、弧、面或其组合特征,以及法向、曲率等柔性特征,还包括自定义的各种特征描述子。基于检测到的特征,可实现快速对应匹配,无需提供初值,即可求解位姿变化。

3.1　直接从 LiDAR 点云中提取特征

(1)点特征

点特征广泛存在于各种场景中,基于点特征的扫描匹配方法应用较广,适用性较强。文献[49]直接从点云中提取拐角和边角点,用于全局扫描匹配。受计算机视觉中 SIFT 特征描述子的启发,文献[50]提出一种用于 2D 扫描匹配的局部不变特征 CIF(Congruence Transformation Invariant Feature),当应用全等变换时保持不变;利用从 LiDAR 数据中提取的 CIF 特征点,可实现杂乱环境下的全局扫描匹配。文献[51]又对 CIF 方法进行了改进,解决当利用较大地图作为参考扫描进行扫描匹配时容易失败的问题。文献[52]提出 ICE 扫描匹配方法,利用多种特征点,包括交叉点(Intersection)、角点(Corner)和墙的端点(End Of Wall)。

文献[53]提出一种自动化、实时的基于角点的扫描匹配算法,以提取的线之间的交叉点作为角点;为说明角点的不确定度,利用提取线的方差来估计角点的协方差;该算法既可单独使用,也可用于辅助迭代方法。文献[54]提出一种叫做 FLIRT 的方法,研究了 3 种类型的激光点云特征检测子(基于距离、法向和曲率)和两种特征描述子(线性局部形状上下文描述子和 β-栅格描述子)。基于综合分析,进行最佳组合形成 FLIRT,但是计算其描述子非常慢,难以用于实时 SLAM。事实上,3D 激光点云的点特征检测方法和特征描述子[55-56]还有很多,但大多由于提取精度、计算效率、适用条件等问题难以用于激光扫描匹配。

(2)线特征

在室内及结构化场景中,存在较多的线特征,特别是对于 2D 扫描匹配方法,线特征的提取(即分割)较为简单和高效,因而基于线特征的扫描匹配方法主要存在于 2D 应用中。分割-合并(Split-and-Merge)方法[57]是 2D 扫描匹配中广泛采用的一种线段分割方法,此外,文献[58]给出

了针对 2D 扫描数据的 3 种线段分割方法,即连续边缘跟随(Successive Edge Following,SEF),线跟踪(Line Tracking,LT),迭代端点拟合(Iterative End Point Fit,IEPF)。霍夫变换也是提取线特征的一种有效方法[59],文献[60]提出 HSM(Hough Scan Matching)方法,利用霍夫变换提取线段,并在霍夫域进行匹配,但当环境中包含大量较短线段或曲线时,这种方法不再适用。

文献[61]提出基于完整线段(Complete Line Segment, CLS)的扫描匹配方法,根据线段长度、中心点的相对位置、相对旋转进行线的对比。文献[62]利用互兼容约束来实现线段关联,从而实现扫描匹配。文献[63]利用曲率方法,通过自适应曲率函数将扫描点云分为曲线段和直线段。文献[64]提出的 2D 扫描匹配方法,首先利用模糊聚类算法分割点云,然后对每段进行加权最小二乘拟合,选择两帧扫描数据中满足线性分布的线段进行匹配,从而计算旋转参数,然后再利用点匹配准则对点建立对应关系,从而求解平移参数。文献[65]提出一种基于点和线特征的 2D 扫描匹配方法,基于扩展的 1D SIFT 检测显著特征点,利用改进的分割-合并算法提取线特征,利用距离直方图来描述点和线特征,采用直方图聚类技术滤除异常对应,从而提供准确的刚体变换的初始值;相对位姿估计采用 lq 范数度量,而不是经典优化方法中代价函数所采用的 l2 范数。

(3)面特征

室内及城市环境中,存在大量的平面或曲面特征,合理利用这些特征同样能够实现激光扫描匹配。文献[66]从扫描数据中提取欧式不变特征,利用几何哈希法匹配两帧扫描数据,需要场景中包含曲面形状物体。文献[67]利用体素滤波器对原始数据进行均匀下采样,通过区域生长提取平面宏特征,如墙面和大平面,只利用平面上的点进行扫描匹配,剔除了人及其他不相关特征即杂乱点。文献[68]提出了一种从稀疏点云中高效提取线和面特征的方法。文献[69]提出的 Loam(Lidar odometry and mapping)算法中,使用位于锐利边缘线和平面上的特征点,并且分别匹配特征点到边缘线段和平面片上,通过扫描匹配实现 LiDAR 里程计,对不同类型的 3D LiDAR,在多种场景中均取得了出色的效果。

(4)其他特征

其他基于特征的扫描匹配方法使用点特征直方图 PFH(Point Feature Histograms)[70]及其更快的变种 FPFH(Fast Point Feature Histograms)[71]、角度不变特征[72]、曲率函数[73]等。此外,文献[74]利用城市环境中存在大量垂直表面,如建筑物墙面、甚至垂直树干等,实现扫描匹配。文献[75]提出一种分类特征扫描匹配方法 CFSM(Classified Feature-based Scan Matcher):根据几何观测,将特征分为平移特征和旋转特征两类,分别用于解释传感器的平移和旋转变化,并利用解析式计算位姿估计。文献[76]提出一种利用条件随机场(Conditional Random Fields,CRF)的基于特征的方法:采用一帧扫描中的所有观测进行联合估计,考虑形状信息进行误匹配剔除;该模型能够组合多种特征,如形状特征和外貌特征;但计算复杂度较高,且对于部分重叠的帧间扫描匹配不可靠。文献[77]提出利用方向分布表征扫描点云的几何趋势,从而通过巴氏距离度量两帧扫描数据间的相似度。该方法能够给出两帧扫描数据间旋转变化的初始估计,因而能够处理大的旋转变化。

3.2 转换为图像并提取特征

相较于直接处理散乱的无序点云数据,将扫描数据转化为图像并利用相对成熟的图像处理方法来实现激光扫描匹配是另一种切实可行的思路。文献[78]将点云投影为图像,然后提取 SIFT 特征;文献[79]通过点云生成深度图像然后提取 NARF(Normal Aligned Radial Feature)特征用于匹配。文献[80]考虑扫描匹配效率和数据存储问题,提出利用多分辨率影像金字塔来处理一对多,多对多 2D 扫描匹配问题。文献[81]提出一种基于关键点的 2D 扫描匹配方法,该方法首先将 LiDAR 数据转化为占据栅格地图,然后再转换到图像,利用 Harris 角点检测方法来提取关键点,最终利用 RANSAC(Random Sample Consensus)算法实现匹配。文献[82]利用从 360°点云中提取的面片进行扫描匹配,为加快点云处理,将点云投影到

3 个 2D 图像来提取面片。

3.3　存在的主要问题和发展趋势

在结构化场景中,基于特征的扫描匹配方法能够处理具有部分重叠和较大偏移的连续扫描,但也存在一些问题:

(1)对于稀疏的扫描点云或非结构化场景,难以提取稳定可靠的特征,而对于特征丰富场景,匹配时存在歧义或模糊问题;

(2)提取鲁棒的特征需要较高的计算代价,计算特征描述子需花费大量时间;

(3)缺乏适当的策略来移除误匹配特征,而一旦存在误匹配的特征,将会导致重大错误而不仅是误差的增大;

(4)相比于 ICP 类算法,通常精度较差,因而对于通过增量式的连续扫描匹配来估计位姿,往往会存在更为严重的漂移。

鉴于上述问题,采用由粗到精的混合扫描匹配方法逐渐成为一种趋势,先用基于特征的方法求得初始位姿估计,再运行 ICP 类算法进一步修正位姿,从而最终得到准确的位姿。如文献[14]和[83]所用扫描匹配方法默认工作在基于特征的扫描匹配模式,当没有足够线特征可匹配时,激活 ICP 扫描匹配模式。此外,文献[84]提出了一种新颖的 3D 特征,能够从存在运动畸变的点云中鲁棒地提取出来并匹配,为实现不进行畸变改正直接对变形的连续扫描点云进行扫描匹配提供了可能。

4　基于数学特性的方法

除了基于点的扫描匹配和基于特征的扫描匹配,还有一大类利用各种数学性质来刻画扫描数据及帧间位姿变化的扫描匹配方法,其中最著名的当属基于正态分布变换(Normal Distributions Transform,NDT)的方法。

4.1　NDT 及其改进算法

点云是激光扫描数据最简单直观的表达形式,对于可视化来说非常有用,但是点坐标的表示形式不能明确表达被测目标的表面特性,如表面朝向、平滑度、孔洞等。因此,Biber[85]提出一种基于 NDT 的 2D 扫描匹配新方法,成功用于相对位姿跟踪和激光 SLAM。该方法将单次扫描中的离散 2D 点变换为定义在 2D 平面上的分段连续且可微的概率密度,概率密度由一组容易计算的正态分布构成,另一帧扫描与 NDT 的匹配就定义为最大化其扫描点配准后在此密度上的得分,并利用牛顿法进行优化求解。该方法的显著优点是,不需要建立点间或特征间的明确对应关系,而对应关系确立过程往往存在错误关联,因而更鲁棒;正态分布给出了扫描数据的分段光滑表示,具有连续的一二阶导数,有了该表示,使得将标准的数值优化方法应用于扫描匹配成为可能,导数可解析计算,从而求解更快速和准确。

文献[86]将 2D 的 NDT 方法推广到 3D,提出一种 P2D(Point-to-Distribution)-NDT 扫描匹配方法。该算法首先将参考帧扫描数据划分为小立方体(体素)组成的网格,对于每个体素利用其内部包含的点 $\boldsymbol{q}_{k=1,\cdots,m}$ 计算一个概率密度函数(Probability Density Function,PDF),每个体素内的 PDF 可以视为表面点 $\boldsymbol{x}$ 的生成过程,即点 $\boldsymbol{x}$ 是根据 PDF 表示的分布采样得到的。假设服从 D 维正态分布,则在测得点 $\boldsymbol{x}$ 的似然为:

$$p(x) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2}\sqrt{|\boldsymbol{\Sigma}|}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})\right], \tag{3}$$

其中,$\boldsymbol{\mu}$ 和 $\boldsymbol{\Sigma}$ 表示体素内点的均值向量和协方差矩阵,即:

$$\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{m}\sum_{k=1}^{m}\boldsymbol{q}_k, \tag{4}$$

$$\boldsymbol{\Sigma} = \frac{1}{m-1}\sum_{k=1}^{m}(\boldsymbol{q}_k-\boldsymbol{\mu})(\boldsymbol{q}_k-\boldsymbol{\mu})^{\mathrm{T}}, \tag{5}$$

应用 NDT 进行扫描匹配的目标是寻求位姿变换 $\boldsymbol{T}$,使得变换后当前帧扫描中的点位于参考帧扫描表面的似然最大,即

$$\boldsymbol{T}^* = \underset{T}{\operatorname{argmax}}\,\Psi = \underset{T}{\operatorname{argmax}}\prod_{k=1}^{n}p(\boldsymbol{T}\boldsymbol{p}_i) = \underset{T}{\operatorname{argmin}} -\log\Psi = \underset{T}{\operatorname{argmin}} -\sum_{k=1}^{n}\log p(\boldsymbol{T}\boldsymbol{p}_i). \tag{6}$$

这里的 PDF 不必限定为正态分布，可以选用任意能够恰当表示表面结构且对异常点鲁棒的分布。由于单纯的正态分布对异常点不鲁棒[87]，NDT 算法中采用的 PDF 是正态分布和均匀分布的混合，即

$$\bar{p}(\boldsymbol{x}) = c_1 \exp\left[-\frac{1}{2}(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})^{\mathrm{T}} \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})\right] + c_2 \xi_0, \tag{7}$$

其中，ξ_0 为预期的异常点比例，常数 c_1 和 c_2 使得 $\bar{p}(x)$ 在体素空间内的积分为 1。但为便于计算，又用高斯来近似表示这一分布，详细推导与求解参见文献[88]。P2D-NDT 扫描匹配方法的流程可归纳为如图 3 所示。

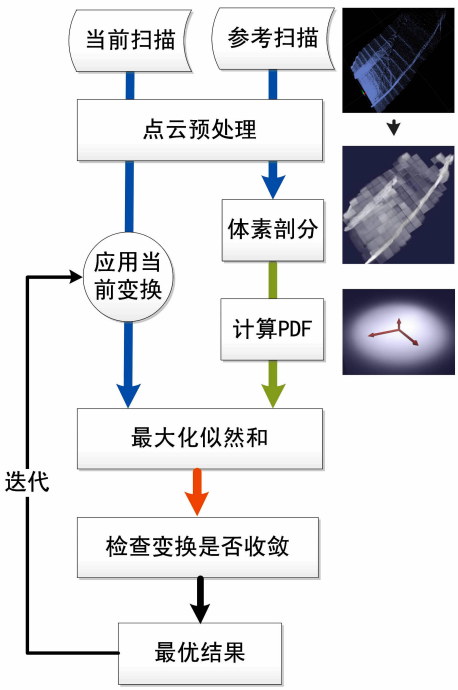

图 3 P2D-NDT 扫描匹配方法流程图

Fig. 3 Pipeline of the P2D-NDT based scan matching method

文献[89]将 P2D-NDT 进一步扩展，对待匹配的两帧扫描数据均用正态分布表示，提出 D2D (Distribution-to-Distribution)-NDT 方法，并且讨论了迭代优化算法初始点的选取以及协方差的估计。由于 D2D-NDT 方法只在 NDT 模型上进行操作，其运行速度比 P2D-NDT 要快得多，但代价是鲁棒性稍差[90]。此外，NDT 还存在多种改进算法，这里不再一一列举。

4.2 其他方法

基于相关或互相关的扫描匹配方法研究相对较多。文献[91]提出的 CCF 方法将 2D 扫描数据转换为统计表示形式，利用角度直方图以及 x、y 直方图间的归一化互相关来实现匹配。文献[92]提出一种新的鲁棒的互相关扫描匹配方法，对于大的平移和旋转也能较好处理，且对环境中的动态目标鲁棒。基于互相关的方法虽然效率高得多，但精度低于 ICP 算法，适用于载体计算能力有限的平台。

文献[4]提出利用广义霍夫变换(Generalized Hough Transform，GHT)得到的粒子分布来近似目标分布，称为 GPM(GHT Particles Matching)，该方法能够应用于非结构化场景，对遮挡鲁棒，在欠约束条件下也能表现良好，执行效率很高。文献[5]和[8]基于计算机视觉中常用的谱技术[93]提出了谱扫描匹配(Spectral Scan Matching，SSM)方法。该方法包括两个步骤：首先，利用谱技术及扫描点间的成对几何关系来确定几何一致的对应；然后，基于 RANSAC 的最小二乘拟合用于位姿变化。该方法无需初始对准，甚至能够用于存在动态目标的场景或扫描点云部分损坏的情况下。

傅里叶梅林变换(Fourier-Mellin Transform，FMT)是广泛用于图像配准领域的一种技术，具有良好的抗噪性，不需要特征提取，但计算代价较高。文献[94]设计了 3 个 1D 匹配向量来描述旋转和平移状态，将 3D 问题转换为 1D 问题。1D 傅里叶变换对于 3 个不同扫描片段执行 3 次，显著降低了计算代价，成功用于 2D 激光扫描匹配。文献[95]提出一种基于普鲁克分析的 2D 扫描匹配方法。文献[96]提出一种基于动态似然场(Dynamic Likelihood Field，DLF)的 2D 扫描匹配算法，作为非线性最小二乘问题，利用高斯牛顿法求解，避免了需要建立明确的数据对应问题。该方法在保证一定精度的同时在计算效率上具有明显的优势。文献[97]提出一种基于高斯场(类似于 NDT 中的正态分布)的 3D 配准准则，该方法的主要思想是采用高斯混合模型同时度量来自两帧扫描的点间的空间距离和点周围的局部表面相似性，在由空间维度和许多属性维度组成的多维

空间中比较点。此外,遗传算法[98]、差分进化算法[99]等元启发式优化算法也被运用到扫描匹配中。

4.3　存在的主要问题和发展趋势

NDT 类方法比 ICP 类算法有更高的效率和更广的收敛域,对于 2D 和 3D 应用已有较为成熟的解决方案,但在缺乏良好初值的情况下,也会陷入局部最优。其他基于数学特性的扫描匹配方法目前仍处于初步探索阶段,大多只适用于 2D 扫描匹配,而且难以在匹配过程中给出其结果的不确定度。但随着激光扫描匹配基础理论的不断发展,将有更多的理论方法引入到扫描匹配中,已有的基于数学性质的 2D 方法将进一步拓展到 3D,对相应方法的可观测性、收敛性及不确定度的研究将进一步发展。

5　激光扫描匹配方法比较与评价

根据前述分析,我们可将典型激光扫描匹配方法的特点总结如表 1 所示。

表 1　典型扫描匹配方法的特点

Tab. 1　Features of typical scan matching methods

特点	ICP 类方法	基于特征的方法	NDT 类方法
是否需要迭代	需要	非必须	需要
是否需要初值	需要	不需要	需要
收敛域	小	/	大
运行速度	慢	快	较快
能否辅助闭环检测	不能	能	能
鲁棒性	较差	较好	好
精度	高,受离群点和噪声影响较大	低,与特征提取精度有关	较高,与体素尺寸密切相关
适用范围	广	结构化场景	广

但激光扫描匹配方法的精度往往难以科学评定,因为难以获得准确的基准值,并且,扫描匹配受众多因素的影响:

(1)LiDAR 有关的因素,如测量噪声、频率、测量范围及视场大小;

(2)与载体有关的因素,如运动速度(包括旋转和平移)、点云重叠度、是否存在其他传感器提供初始值以及初始值的质量;

(3)与环境有关的因素,包括场景类型如室内/室外、结构化/非结构化场景,环境中的动态目标以及遮挡程度。

关于扫描匹配方法评价的早期研究主要关注收敛速度和最终结果的精度[34]。对于精度的评价,平移分量较为简单,直接利用欧式距离即可;而对于旋转分量精度的评价有多种不同方法,文献[100]将 3D 扫描数据与 2D 的位姿真值融合,评价在 2D 空间中进行,通过方位偏差绝对值来评价旋转分量精度,统计量采用标准差和最大误差。文献[101]对 6 种用于 $SO(3)$ 的距离进行了评价,结果表明欧拉角差的范数不是一种距离,而采用单位球上的测地距离更可取。

文献[27]对比了 ICP、GICP 和 NICP 算法。文献[102]研究了匹配算法对于初始不对准的鲁棒性,在收敛域、鲁棒性和配准精度 3 个方面对比了 ICP 和 3D-NDT 方法。结果显示:3D-NDT 方法处理更快,能够从偏离真值较大的初值达到收敛,但可能在初值偏差较小的情况下匹配失败,因而相对来说 ICP 表现更可预见。文献[103]研究了低重叠度对配准算法的敏感度,并用于预测扫描匹配的失败。文献[104]评价了一个局部方法 NDT 和一个全局扫描配准方法 MUMC(Minimally Uncertain Maximum Consensus)。利用仿真进行扫描匹配方法对比也是一种行之有效的方法,如文献[34]利用仿真数据,针对不同的空间约束和传感器噪声对比了 ICP 的变种算法。文献[105]针对室内环境,仿真分析了何种 LiDAR 采用何种扫描匹配方法最优,对比了标准 ICP、CSM、MbICP、PSM 和 2D-NDT 共 5 种算法,并给出了选择建议。

科学方法的一个关键部分是性能测试实验能够被其他研究人员重复实现以便比较不同的结果。通常,文献中进行扫描匹配算法验证时往往选择较为简单的适合相应算法的场景与某一到两种其他方法进行对比,未测试或只测试上述个别因素对扫描匹配的影响;并且,同一算法在不同文献中有不同的实现,这使得多种算法的严格对比难以实现。文献[35]在激光扫描匹配方法评价方面具有里程碑意义,提出了利用公开数据集系统评价 ICP 及其改进算法的首套规范,已成为许多学者评价激光扫描匹配方法的事实标准[90]。此外,该文还开源了一个模块化的 ICP 库,使得在同一框架下对比不同 ICP 改进算法成为可能。

目前,对激光扫描匹配的大规模深入研究仍然较少。文献[90]首次将文献[35]提出的规范用于评价非 ICP 方法,同时指出文献[35]提出的基准存在重大缺陷:首先,来自数据集的可用扫描数据对的选择较少,因而限制其应用于全局扫描匹配方法;其次,所提供的初始偏移往往是不切实际的,而扫描重叠度通常较低,虽然这使得数据集更具挑战性,但限制了其在更符合实际情况下的辨别力。相应地,文献[90]提出了对于扫描匹配评价测试规范[35]的修改建议:

(1)采用固定大小的位姿偏移(如文献[86]),而不是从正态分布中采样得到(即加方差一定的高斯噪声);

(2)提供更多确定可用的扫描对,大量的初始位姿估计只对局部方法有意义,对于不需要初值的全局方法,提供更多的扫描数据对及其真值更为重要。

6 总结与展望

回顾激光扫描匹配方法的发展变化,从最初的基于点的扫描匹配,到基于特征的扫描匹配,再到基于正态分布变换等数学性质的扫描匹配,对扫描数据(即场景的采样)的表示形式越来越高级;新的方法松弛甚至完全脱离了传统方法的假设,使得模型越来越逼近真实情况,从而得到越来越精确、鲁棒的结果;采用由粗到精的“两步法”逐渐成为扫描匹配的标准方案,混合扫描匹配方法能够扬长避短,从而提升系统的可靠性;随着硬件计算能力的提升,一些求解更准确但计算复杂度较高的方法变得可实时运行,加速了场理论、谱技术、智能优化算法等移植到扫描匹配的进程。总的来说,激光扫描匹配已经得到了相当程度的发展,其中 ICP 类方法、基于特征的方法以及 NDT 类方法是目前发展较为成熟、应用相对广泛的代表性解决方案,但仍然存在一些亟待完善和解决的问题,同时也是激光扫描匹配研究的发展方向,可能包括但不限于:

(1)降低扫描匹配旋转分量误差,旋转参数误差往往与平移参数误差在同一量级,但在较远处造成的实际偏差往往很大,使测得的图不准,误差累积后漂移严重;

(2)应对扫描点云运动畸变问题,由于传感器随载体快速运动,扫描点云产生变形难以匹配,尤其是采用低速旋转 3D LiDAR 时[22];

(3)有效处理动态场景中的动态目标,首先是识别和跟踪,然后是如何处理(如采用降权的方式,而不一定是直接剔除的方式);

(4)长期运行而又不闭环情况下如何减小扫描匹配的累积误差,即漂移问题;

(5)寻求新的鲁棒高效的 3D 特征点,包括检测算法和特征描述子;

(6)混合扫描匹配算法,鲁棒于不同的环境条件,如重叠度变化、环境结构性条件变化以及高动态(如大旋转角),可自适应调整参数[67]、切换或有效组合不同方法;

(7)故障监测,即有效预测和检测扫描匹配失败;

(8)运用深度学习等人工智能技术来解决扫描匹配问题[106];

(9)结合语义信息进行扫描匹配(如利用语义信息辅助 ICP 算法中的对应点匹配[107])。

参考文献:

[1] CADENA C,CARLONE L,CARRILLO H,*et al*.. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping:to-

wards the robust-perception age[J]. *IEEE Transactions on Robotics*,2016,32(6):1309-1332.

[2] 林辉灿,吕强,张洋,等.稀疏和稠密的 VSLAM 的研究进展[J].机器人,2016,38(5):621-631.
LIN H C,LV Q,ZHANG Y,*et al*.. The sparse and dense VSLAM:a survey[J]. *ROBOT*,2016,38(5):621-631.(in Chinese)

[3] 梁明杰,闵华清,罗荣华.基于图优化的同时定位与地图创建综述[J].机器人,2013,35(4):500-512.
LIANG M J,MIN H Q,LUO R H. Graph-based SLAM:a survey[J]. *ROBOT*,2013,35(4):500-512.(in Chinese)

[4] CENSI A. Scan matching in a probabilistic framework[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation,2006:2291-2296.

[5] PARK,KIM D H,PARK M,*et al*.. Spectral scan matching for robot pose estimation[J]. *Electronics Letters*,2009,45(21):1076-1077.

[6] RÖWEKÄMPER J,SPRUNK C,TIPALDI G D,*et al*.. On the position accuracy of mobile robot localization based on particle filters combined with scan matching[C]. IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems,2012:3158-3164.

[7] HOUSHIAR H,ELSEBERG J,BORRMANN D,*et al*.. A study of projections for key point based registration of panoramic terrestrial 3D laser scan[J]. *Geo-spatial Information Science*,2015,18(1):11-31.

[8] PARK S,PARK S K. Spectral scan matching and its application to global localization for mobile robots[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation,2010:1361-1366.

[9] LEHTOLA V V,KAARTINEN H,NÜCHTER A,*et al*.. Comparison of the selected state-of-the-art 3D indoor scanning and point cloud generation methods[J]. *Remote Sensing*,2017,9(8):796.

[10] FURUKAWA T,DANTANARAYANA L,ZIGLAR J,*et al*.. Fast global scan matching for high-speed vehicle navigation[C]. IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems,2015:37-42.

[11] YOSHITAKA H,HIROHIKO K,AKIHISA O,*et al*.. Mobile Robot localization and mapping by scan matching using laser reflection intensity of the SOKUIKI sensor[C]. IEEE Conference on Industrial Electronics,2007:3018-3023.

[12] BORRMANN D,ELSEBERG J,KAI L,*et al*.. Globally consistent 3D mapping with scan matching[J]. *Robotics & Autonomous Systems*,2008,56(2):130-142.

[13] MARTINEZ J L,GONZALEZ J,MORALES J,*et al*.. Mobile robot motion estimation by 2D scan matching with genetic and iterative closest point algorithms[J]. *Journal of Field Robotics*,2006,23(1):21-34.

[14] GAO Y,LIU S,ATIA M M,*et al*.. INS/GPS/LiDAR integrated navigation system for urban and indoor environments using hybrid scan matching algorithm[J]. *Sensors*,2015,15(9):23286-23302.

[15] CHEN Y,MEDIONI G. Object modeling by registration of multiple range images[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation,1991:145-155.

[16] BESL P J,MCKAY H D. A method for registration of 3-D shapes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*,1992,14(2):239-256.

[17] LU F,MILIOS E E. Robot Pose Estimation in unknown environments by matching 2D range scans[J]. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*,1997,18(3):249-275.

[18] GUTMANN J S,SCHLEGEL C. AMOS:comparison of scan matching approaches for self-localization in indoor environments[C]. Proceedings of the First Euromicro Workshop on Advanced Mobile Robot,1996:61-67.

[19] COX I J. Blanche-an experiment in guidance and navigation of an autonomous robot vehicle[C]. International Conference on Robotics and Automation,1991,7(2):193-204.

[20] MINGUEZ J,MONTESANO L,LAMIRAUX F. Metric-based iterative closest point scan matching for sensor displacement estimation[J]. *IEEE Transactions on Robotics*,2006,22(5):1047-1054.

[21] CAMPBELL D,WHITTY M,LIM S. Mobile 3D indoor mapping using the continuous normal distributions transform[C]. IEEE International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation,2012:1-9.

[22] BOSSE M C. ATLAS:a framework for large scale automated mapping and localization[D]. Massachusetts Institute of Technology,2004.

[23] CENSI A. An ICP variant using a point-to-line metric[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2008:19-25.

[24] BOSSE M,ZLOT R. Continuous 3D scan-matching with a spinning 2D laser[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation,2009:4244-4251.

[25] 李明磊,李广云,王力,等.采用八叉树体素生长的点云平面提取[J].光学 精密工程,2018,26(1):172-183.
LI M L,LI G Y,WANG L,*et al.*. Planar feature extraction from unorganized point clouds using octree voxel-based region growing[J]. *Opt. Precision Eng.*,2018,26(1):172-183.(in Chinese)

[26] SEGAL A,HAEHNEL D,THRUN S. Generalized-ICP[C]. Robotics:Science and Systems,2009,2(4):435.

[27] SERAFIN J,GRISETTI G. Using augmented measurements to improve the convergence of icp[C]. International Conference on Simulation, Modeling, and Programming for Autonomous Robots. Springer,Cham,2014:566-577.

[28] SERAFIN J,GRISETTI G. NICP:dense normal based point cloud registration[C]. IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems,2015:742-749.

[29] LV J,YUKINORI K,RAVANKAR A A,*et al.*. A solution to estimate robot motion with large rotation by matching laser scans[C]. IEEE Society of Instrument and Control Engineers of Japan,2015:1083-1088.

[30] YANG J,LI H,JIA Y. Go-ICP:solving 3D registration efficiently and globally optimally[C]. IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE Computer Society,2013:1457-1464.

[31] HAN J D,YIN P,HE Y Q,*et al.*. Enhanced ICP for the registration of large-scale 3D environment models: an experimental study[J]. *Sensors*,2016,16(2):228.

[32] HONG S,KO H,KIM J. VICP:velocity updating iterative closest point algorithm[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation,2012:1893-1898.

[33] ALISMAIL H,BAKER L D,BROWNING B. Continuous trajectory estimation for 3D SLAM from actuated lidar[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation,2014:6096-6101.

[34] RUSINKIEWICZ S,LEVOY M. Efficient variants of the ICP algorithm[C]. Proceedings of IEEE International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling,2001:145-152.

[35] POMERLEAU F,COLAS F,SIEGWART R,*et al.*. Comparing ICP variants on real-world data sets[J]. *Autonomous Robots*,2013,34(3):133-148.

[36] GELFAND N,IKEMOTO L,RUSINKIEWICZ S,*et al.*. Geometrically stable sampling for the ICP algorithm[C]. Proceedings of IEEE International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling,2003:260-267.

[37] MONTESANO L,MINGUEZ J,MONTANO L. Probabilistic scan matching for motion estimation in unstructured environments[C]. IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems,2005:3499-3504.

[38] DIOSI A,KLEEMAN L. Laser scan matching in polar coordinates with application to SLAM[C]. IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems,2005:3317-3322.

[39] DIOSI A,KLEEMAN L. Fast laser scan matching using polar coordinates[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2007,26(10):1125-1153.

[40] CAI Z S,HONG B R,LI H. An improved polar scan matching using genetic algorithm[J]. *Information Technology Journal*,2007,6(1):89-95.

[41] CHEN F,CHOPRA I,RAND O. Perimeter-based polar scan matching(PB-PSM) for 2D laser odometry[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*,2015,80(2):231-254.

[42] TSARDOULIAS E,PETROU L. Critical rays scan match SLAM[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*,2013,72 (3-4):441-462.

[43] BONNABEL S,BARCZYK M,GOULETTE F,*et al.*. On the covariance of ICP-based scan-matching techniques[C]. *American Control Conference(ACC)*,2016:5498-5503.

[44] CENSI A. On achievable accuracy for range-finder localization[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation,2007:4170-4175.

[45] OLSON E B. Real-time correlative scan matching[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation,

2009:1233-1239.

[46] ELSEBERG J,MAGNENAT S,SIEGWART R,*et al.*. Comparison on nearest-neigbour-search strategies and implementations for efficient shape registration[J]. *Annual Report of Natural Science & Home Economics Kinjo Gakuin College*,2012,22(3):268-269.

[47] NÜCHTER A,KAI L,HERTZBERG J,*et al.*. 6D SLAM-3D mapping outdoor environments[J]. *Journal of Field Robotics*,2007,24(8-9):699-722.

[48] VERDOJA F,THOMAS D,SUGIMOTO A. Fast 3D point cloud segmentation using supervoxels with geometry and color for 3D scene understanding[C]. IEEE International Conference on Multimedia and Expo. IEEE Computer Society,2017:1285-1290.

[49] JENSFELT P,KRISTENSEN S. Active global localization for a mobile robot using multiple hypothesis tracking[J]. *IEEE Transactions on Robotics & Automation*,2001,17(5):748-760.

[50] NAKAMURA T,TASHITA Y. Congruence transformation invariant feature descriptor for robust 2D scan matching[C]. IEEE International Conference on Systems,Man,and Cybernetics,2014:1648-1653.

[51] NAKAMURA T,WAKITA S. Robust global scan matching method using congruence transformation invariant feature descriptors and a geometric constraint between keypoints[J]. *Transactions of the Society of Instrument & Control Engineers*,2015,51(5):309-318.

[52] TALEGHANI S,SHARBAFI M A,HAGHIGHAT A T,*et al.*. ICE matching, a robust mobile robot localization with application to SLAM[C]. IEEE International Conference on TOOLS with Artificial Intelligence. IEEE Computer Society,2010:186-192.

[53] MOHAMED H A,MOUSSA A M,ELHABIBY M M,*et al.*. Improved real-time scan matching using corner features[C]. ISPRS International Archives of the Photogrammetry,Remote Sensing and Spatial Information Sciences,2016,XLI-B5:533-539.

[54] TIPALDI G D,BRAUN M,ARRAS K O. FLIRT:Interest regions for 2D range data with applications to robot navigation[C]. Experimental Robotics. Springer Berlin Heidelberg,2014:695-710.

[55] TOMBARI F,SALTI S,STEFANO L D. Performance evaluation of 3D keypoint detectors[J]. *International Journal of Computer Vision*,2013,102(1-3):198-220.

[56] GUO Y,BENNAMOUN M,SOHEL F,*et al.*. A comprehensive performance evaluation of 3D local feature descriptors[J]. *International Journal of Computer Vision*,2016,116(1):66-89.

[57] LIU S,ATIA M M,GAO Y,*et al.*. Adaptive covariance estimation method for LiDAR-aided multi-sensor integrated navigation systems[J]. *Micromachines*,2015,6(2):196-215.

[58] SIADAT A,KASKE A,KLAUSMANN S,*et al.*. An optimized segmentation method for a 2D laser-scanner applied to mobile robot navigation[C]. IFAC Proceedings,1997,30(7):149-154.

[59] GRISETTI G,IOCCHI L,NARDI D. Global Hough localization for mobile robots in polygonal environments[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation,2002(1):353-358.

[60] CENSI A,IOCCHI L,GRISETTI G. Scan matching in the Hough domain[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation,2006:2739-2744

[61] ZEZHONG X,JILIN L,ZHIYU X. Scan matching based on CLS relationships[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Robotics,Intelligent Systems and Signal Processing,2003,1:99-104.

[62] MAZURAN M,AMIGONI F. Matching line segment scans with mutual compatibility constraints[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA 2014),2014:4298-4303.

[63] NUÑEZ P,VÁZQUEZ-MART N R,TORO J C D,*et al.*. Natural landmark extraction for mobile robot navigation based on an adaptive curvature estimation[J]. *Robotics & Autonomous Systems*,2008,56(3):247-264.

[64] YUAN X,ZHAO C,TANG Z,*et al.*. Lidar scan-matching for mobile robot localization[J]. *Information Technology Journal*,2010,9(1):27-33.

[65] LI J,ZHONG R,HU Q,*et al.*. Feature-based laser scan matching and its application for indoor mapping[J]. *Sensors*,

2016,16(8):1265.

[66] TOMONO M. A scan matching method using Euclidean invariant signature for global localization and map building[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation,2004. ICRA. IEEE,2004:866-871 Vol. 1.

[67] NOBILI S,SCONA R,CARAVAGNA M,*et al.*. Overlap-based ICP tuning for robust localization of a humanoid robot [C]. Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation,2017:4721-4728.

[68] SERAFIN J,OLSON E,GRISETTI G. Fast and robust 3D feature extraction from sparse point clouds[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems,2016:4105-4112.

[69] ZHANG J,SINGH S. Low-drift and real-time lidar odometry and mapping[J]. *Autonomous Robots*,2017,41(2):401-416.

[70] RUSU R B,BLODOW N,MARTON Z,*et al.*. Aligning point cloud views using persistent feature histograms[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS 2008),Sep. 2008:3384-3391.

[71] RUSU R B,BLODOW N,BEETZ M. Fast point feature histograms(FPFH) for 3D registration[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation,2009:1848-1853.

[72] JIANG J,CHENG J,CHEN X. Registration for 3-D point cloud using angular-invariant feature[J]. *Neurocomputing*, 2009,72(16):3839-3844.

[73] NUÑEZ P,VÁZQUEZMART N R,BANDERA A,*et al.*. Fast laser scan matching approach based on adaptive curvature estimation for mobile robots[J]. *Robotica*,2009,27(3):469-479.

[74] CHONG Z J,QIN B,BANDYOPADHYAY T,*et al.*. Synthetic 2D LIDAR for precise vehicle localization in 3D urban environment[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation,2013:1554-1559.

[75] SHU L,XU H,HUANG M. High-speed and accurate laser scan matching using classified features[C]. IEEE International Symposium on Robotic and Sensors Environments,2014:61-66.

[76] RAMOS F T,FOX D,DURRANT-WHYTE H F. CRF-matching: conditional random fields for feature-based scan matching[C]. Robotics: Science and Systems,2007.

[77] RYU H,WAN K C. Efficient scan matching method using direction distribution[J]. *Electronics Letters*,2015,51(9): 686-688.

[78] SEHGAL A,CERNEA D,MAKAVEEVA M. Real-time scale invariant 3d range point cloud registration[C]. International Conference on Image Analysis and Recognition. Springer-Verlag,2010:220-229.

[79] STEDER B,RUSU R B,KONOLIGE K,*et al.*. NARF:3D range image features for object recognition[C]. Workshop on Defining and Solving Realistic Perception Problems in Personal Robotics at the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems(IROS),2010:44.

[80] OLSON E. M3RSM:many-to-many multi-resolution scan matching[C]. 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA 2015),2015:5815-5821.

[81] RAY R,BANERJI D,NANDY S,*et al.*. Keypoints based laser scan matching-a robust approach[C]. IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics,2012:741-746.

[82] LENAC K,KITANOV A,CUPEC R,*et al.*. Fast planar surface 3D SLAM using LIDAR[J]. *Robotics & Autonomous Systems*,2017,92:197-220.

[83] MOHAMED H,MOUSSA A,ELHABIBY M,*et al.*. A novel real-time reference key frame scan matching method[J]. *Sensors*,2017,17(5):1060-1088.

[84] HUANG X,ZHENG B,MASUDA T,*et al.*. Robust 3D features for matching between distorted range scans captured by moving systems[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society,2014: 2957-2964.

[85] BIBER P,STRA ER W. The normal distributions transform:a new approach to laser scan matching[C]. Proceedings of 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS 2003),2003,3:2743-2748.

[86] MAGNUSSON M,LILIENTHAL A,DUCKETT T. Scan registration for autonomous mining vehicles using 3D-NDT[J]. *Journal of Field Robotics*,2007,24(10):803-827.

[87] BIBER P,FLECK S,STRA ER W. A probabilistic framework for robust and accurate matching of point clouds[C]. Joint Pattern Recognition Symposium. Springer,Berlin,Heidelberg,2004:480-487.

[88] MAGNUSSON M. The three-dimensional normal-distributions transform:an efficient representation for registration, surface analysis, and loop detection[D]. rebro University,2009.

[89] STOYANOV T D,MAGNUSSON M,ANDREASSON H,*et al.*. Fast and accurate scan registration through minimization of the distance between compact 3D NDT representations[J]. *International Journal of Robotics Research*,2012,31(12):1377-1393.

[90] MAGNUSSON M,VASKEVICIUS N,STOYANOV T,*et al.*. Beyond points: Evaluating recent 3D scan-matching algorithms[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation,2015:3631-3637.

[91] WEI G,PUTTKAMER E. A map based on laser scans without geometric interpretation[C]. Intelligent Autonomous Systems,1995,4(2):403-407.

[92] KONECNY J,PRAUZEK M,KROMER P,*et al.*. Novel point-to-point scan matching algorithm based on cross-correlation [J]. *Mobile Information Systems*,2016(15):1-11.

[93] LEORDEANU M,HEBERT M. A spectral technique for correspondence problems using pairwise constraints[C]. IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE Computer Society,2005:1482-1489.

[94] WANG X,JIA Y,XI N,*et al.*. Mobile robot pose estimation using laser scan matching based on Fourier transform[C]. IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics,2014:474-479.

[95] Kim H,Dugarjav B,Lee K H,*et al*. A study on scan matching method using procrustes analysis[C]. International Conference on Control,Automation and Systems,2014:1027-1030.

[96] PEDROSA E,PEREIRA A,LAU N. A scan matching approach to SLAM with a dynamic likelihood field[C]. International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions,2016:35-40.

[97] BOUGHORBEL F,KOSCHAN A,ABIDI B,*et al.*. Gaussian fields:a new criterion for 3D rigid registration[J]. *Pattern Recognition*,2004,37(7):1567-1571.

[98] LENAC K,MUMOLO E,NOLICH M. *Fast Genetic Scan Matching in Mobile Robotics*[M]. Evolutionary Image Analysis and Signal Processing. Springer Berlin Heidelberg,2009:133-152.

[99] KROMER P,KONECNY J,PRAUZEK M. Point-based scan matching by differential evolution[C]. International Conference on Intelligent NETWORKING and Collaborative Systems,2016:215-221.

[100] WULF O,NÜCHTER A,HERTZBERG J,*et al.*. Benchmarking urban six-degree-of-freedom simultaneous localization and mapping[J]. *Journal of Field Robotics*,2008,25(3):148-163.

[101] DU Q H. Metrics for 3D Rotations: Comparison and Analysis[J]. *Journal of Mathematical Imaging & Vision*,2009,35(2):155-164.

[102] MAGNUSSON M,NUCHTER A,LORKEN C,*et al.*. Evaluation of 3D registration reliability and speed-a comparison of ICP and NDT[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation,2009:2263-2268.

[103] PATHAK K,BORRMANN D,ELSEBERG J,*et al.*. Evaluation of the robustness of planar-patches based 3D-registration using marker-based ground-truth in an outdoor urban scenario[C]. Ieee/rsj International Conference on Intelligent Robots and Systems,2010:5725-5730.

[104] PATHAK K,BIRK A,VAŠKEVI ČIUS N,*et al.*. Fast registration based on noisy planes with unknown correspondences for 3-D mapping[J]. *IEEE Transactions on Robotics*,2010,26(3):424-441.

[105] LI Q,M LLER F,WENZEL A,*et al.*. Simulation-based comparison of 2D scan matching algorithms for different rangefinders[C]. 2016 21st International Conference on Methods and Models in Automation and Robotics(MMAR),2016:924-929.

[106] ELBAZ G,AVRAHAM T,FISCHER A. 3D point cloud registration for localization using a deep neural network auto-encoder[C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR 2017),2017:2472-2481.

[107] BEDKOWSKI J M,RÖHLING T. Online 3D LIDAR Monte Carlo localization with GPU acceleration[J]. *Industrial Robot*,2017,44(4).

作者简介：

宗文鹏(1990—)，男，山东济南人，博士研究生，2013 年于西安交通大学获得学士学位，2016 年于信息工程大学获得硕士学位，现为信息工程大学地理空间信息学院博士生，主要从事多传感器组合定位与测图、导航定位与位置服务方面的研究。E-mail：la9881275@163.com

《中国光学》征稿启事

《中国光学》为双月刊，A4 开本；刊号：ISSN 2095-1531/CN 22-1400/O4；国内外公开发行，邮发代号：国内 12-140，国外 BM6782。

- ★ 荷兰 Scopus 数据库
- ★ 美国《乌利希国际期刊指南》
- ★ 美国《化学文献》
- ★ 波兰《哥白尼索引》
- ★ 俄罗斯《文摘杂志》
- ★ 美国工程索引(Ei)数据库
- ★ 美国 ESCI 数据库
- ★ 中国精品科技期刊
- ★ 中国科技核心期刊
- ★ 中国光学学会会刊
- ★ 中国科技论文与引文数据库
- ★ 中国期刊全文数据库
- ★ 万方数字化期刊全文数据库
- ★ 中国科技期刊数据库
- ★ 中国光学期刊网数据库

主要栏目：微纳光学、信息光学、集成光电子、光谱学和光谱仪器、激光技术与应用、光学功能材料、光学设计与工艺、大气与空间光学、光学仪器与测试、综述、前沿动态、产业资讯、科普教学、实验室介绍、自然科学基金项目进展、前沿热点访谈、热点论文等。

发稿类型：学术价值显著、实验数据完整的原创性论文；研究前景广阔，具有实用、推广价值的技术报告；有创新意识，能够反映当前先进水平的阶段性研究简报；对当前学科领域的研究热点和前沿问题的专题报告；以及综合评述国内外光学技术研究现状、发展动态和未来发展趋势的综述性论文。

欢迎投稿、荐稿。

主管单位：中国科学院
主办单位：中国科学院长春光学精密机械与物理研究所
协办单位：激光与物质相互作用国家重点实验室
编辑出版：《中国光学》编辑部
投稿网址：http://chineseoptics.net.cn
邮件地址：chineseoptics@ciomp.ac.cn；zggxcn@126.com
联系电话：0431-86176852；0431-84627061　　传　真：0431-84627061
编辑部地址：长春市东南湖大路 3888 号(130033)