

激光雷达点云配准技术研究

周朝¹, 乔耀军¹, 杨爱英²

(1. 北京邮电大学, 信息与通信工程学院, 北京 100876;

2. 北京理工大学, 光电学院, 北京 100081)

摘要: 激光雷达 (LiDAR) 是三维定位、导航、建图和自动驾驶领域的重要传感器, 点云配准技术是对激光雷达点云数据进行处理时不可缺少的重要前序步骤。本文对激光雷达点云配准领域常用的方法进行了研究, 并按照不同的分类标准对其间的联系进行了比较和总结。随后, 将众多方法按照处理基元的不同划分为基于点基元、几何基元以及体素基元的方法这三类, 对不同类别方法的基本原理和标准算法流程进行了提炼, 对其中的部分重要模块进行介绍和分析, 并针对各类方法进行了优缺点分析和对比。最后, 对点云配准算法开发中的重要问题——配准评价体系展开了深入分析, 并对点云配准方法未来可能的改进方向进行了展望。

关键词: 激光雷达; 三维定位; 点云配准

中图分类号: TP24

A research on LiDAR point cloud registration technology

ZHOU Zhao¹, QIAO Yaojun¹, YANG Aiying²

(1. School of Information and Communication Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876;

2. School of Optics and Photonics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081)

Abstract: LiDAR is an important sensor in the fields of three-dimensional positioning, navigation, mapping and autonomous driving. Point cloud registration technology is an indispensable and important pre-step for processing point cloud data of LiDAR. This article studies the commonly used methods in the field of LiDAR point cloud registration, and summarizes the connections between them according to different classification standards. Subsequently, according to the different processing primitives, a lot of methods are divided into point primitives, geometric primitives and voxel primitives based method families. The basic theory and standard algorithm procedures of different families of methods are refined, part of the important modules are introduced and analyzed, and the advantages and disadvantages of various methods are analyzed and compared. Finally, an important issue in the exploration of the point cloud registration algorithm, the registration evaluation system is analyzed in depth, and the possible future improvement directions of the point cloud registration method are prospected.

Key words: LiDAR; Three dimensional positioning; Point cloud registration

0 引言

近年来, 随着激光雷达定位精度的显著提升以及制造成本的降低, 激光雷达已经成为三维定位、导航、建图场景以及机器人、自动驾驶领域中最重要传感器之一^[1-4]。激光雷达作为一种遥感设备, 能够精确地对场景中的物体表面进行三维描述, 提供海量点云数据以表示场景中物体在特定坐标系下的三维坐标。点云配准技术是多种激光雷达应用的数据处理中不可缺少的前序环节^[5-6]。首先, 由于目前的激光雷达采集范围有限, 只能对特定场景有

作者简介: 周朝 (1997-), 男, 硕士。主要研究方向: 激光雷达相关技术

通信联系人: 乔耀军 (1972-), 男, 教授, 博士生导师。主要研究方向: 光纤通信系统与网络. E-mail: qiao@bupt.edu.cn

限范围内的物体进行点云表示。当工程需要对宏大场景进行三维建模时，需要将多个空间位置采集得到的、属于各自坐标系的点云数据融合到同一个世界坐标系下。其次，由于激光的遮挡特性，激光雷达只能获取到正对其采集方向的场景物体点云，无法对物体表面进行完整三维描述。在这两种情况下，均需要将多个位置采集得到的点云数据进行拼接，来获取对宏大场景的全面描述或特定物体表面的全方位描述。点云配准技术通过输入两帧待配准的点云数据以及若干辅助信息，来解算两帧点云的两个坐标系之间的刚性变换矩阵，从而达到统一坐标系，融合点云的最终目标。点云配准技术使得大规模、无死角场景三维建模成为可能^[6-7]。

国内外对激光雷达点云配准技术的研究已经进行了数十年，其中很多方法具有较好的性能，并已被证明能够在对应场景下取得较好的配准效果^[8-20]。按照不同的分类依据，可以将大量的点云配准方法划分为多个类别。根据转换矩阵解算时所依赖的基元不同，点云配准方法可划归为基于点基元的方法、基于几何基元的方法以及基于体素基元的方法三大类，基于不同基元的方法在算法框架上有本质的区别，但又存在一定相似性。按照配准的目的或者阶段不同，可以分为粗配准和精配准两种类型的方法^[21]，其中粗配准方法主要用于解决较大初始转换误差条件下配准矩阵的粗搜寻问题，精配准方法主要用于解决较小初始转换误差条件下配准矩阵的高精度优化问题。按照背景点云的特性不同，可分为结构化场景、非结构化场景^[5]，或是高重合区域、低重合区域下适用的方法^[22]，不同点云特性需要适配不同的配准算法。按照是否有辅助数据划分，可分为仅有雷达点云信息以及有其他传感器信息辅助两类方法^[23]，其中常见的辅助传感器包括相机、惯性测量单元、GPS等。按照是否需要人工辅助划分，可分为无需标靶的方法以及需要人工标靶的方法^[21]。使用标靶辅助配准能够提高配准的鲁棒性，但增加了工程实践中的操作复杂度。

本文依据转换矩阵解算时所依赖的基元不同对点云配准方法进行分类，分别介绍了每一类方法中的若干常用算法，并对其基本原理、算法框架进行了提炼，对其中的部分模块进行了阐述。紧接着，对各类方法进行优缺点分析，并从算法精度、效率、鲁棒性以及实现难度等多个角度对其进行了比较。随后，本文对配准研究中涉及到的关键问题——配准评价体系进行了深入分析，列出了目前主流的几类评价标准。最后，分析了当前点云配准领域的未来发展方向。本文对点云配准领域的发展现状和基础理论进行了思考和总结，对需要在此领域展开研究的读者有一定的参考价值。

1 问题描述

点云配准需要解决的问题如下所述。首先，输入两帧采集自不同空间位置、待配准的点云数据，分别记为源点云 $X^s = \{\mathbf{x}_i^s\}$ 和目标点云 $X^t = \{\mathbf{x}_j^t\}$ 。其中， \mathbf{x}_i^s 和 \mathbf{x}_j^t 是点空间坐标的齐次坐标表示。由于源点云和目标点云所属坐标系不同，分别属于以各自采集点为坐标原点的空间坐标系，需要通过配准算法寻找合适的旋转矩阵 $\mathbf{R}(3 \times 3)$ 和平移向量 $\mathbf{t}(3 \times 1)$ ，使

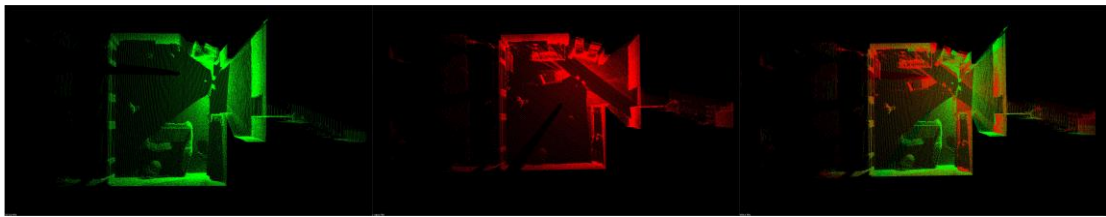
得源点云中的每一个点可以通过 \mathbf{R} 和 \mathbf{t} 进行式 (1) 的刚性变换, 从而转换到目标点云所属坐标系下, 完成两帧点云的坐标统一。

$$\mathbf{x}_i^{s'} = \mathbf{R} \times \mathbf{x}_i^s + \mathbf{t} \quad (1)$$

80 \mathbf{R} 和 \mathbf{t} 通常被写在一起, 称为转换矩阵 \mathbf{T} :

$$\mathbf{T} = \begin{pmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

点云配准的一个效果示意如图 1 所示。源点云和目标点云经过配准后, 统一到了相同的坐标系下, 完成点云的融合。



85 **图 1** 点云配准效果示意图。左-源点云; 中-目标点云; 右-合并后点云

Fig.1 An example of point cloud registration. Left - source point cloud; Medium - target point cloud; Right - merged point cloud

2 点云配准方法归纳

90 本文将激光雷达点云配准方法按照转换矩阵解算时所依赖的基元不同来进行分类, 主要可分为三大类: 基于点基元的配准方法、基于几何基元的配准方法以及基于体素基元的配准方法。对于不同的基元, 配准算法在进行转换矩阵解算时将采用不同的策略, 且整体算法流程将随着基元不同而存在显著的差别。点基元是最基础的基元, 其直接继承自点云的原始数据表示形式, 几何基元和体素基元是在点的基础上通过算法抽象出来的高级基元。下面将对三类算法进行详细描述。

95

2.1 基于点基元的配准方法

100 基于点基元的方法将始终围绕三维坐标“点”这一基本元素来执行配准算法。由于点云是激光雷达数据的生成和表示形式, 空间坐标点可直接从点云中提取或采样得到, 而无需进一步的抽取算法, 是最基础、最简洁的基元形式。该类方法通常首先在源点云和目标点云间建立若干个对应点对, 随后使用诸如奇异值分解 (SVD) 等的优化方法对转换矩阵进行解算^[24]。

105 基于点基元的配准方法通常遵循如图 2 所示的标准流程。首先, 输入两帧待配准的点云, 即源点云和目标点云, 然后分别对两帧点云进行预处理、关键点提取, 此时可以得到两帧点云中若干关键点的空间坐标表示。随后, 对每个点使用特定算法计算其特征向量, 依据得到的特征向量, 对两帧点云中的所有关键点进行特征对比、配对, 得到若干对应点对。点云间

对应点对的一个示例如图 3 所示，一对正确的对应点对通常对应于真实环境中的同一物体表面点。最后，基于这些对应点对使用数学方法计算转换矩阵，此时即得到了可输出的转换矩阵。有时由于指定了特殊的特征匹配策略，在特征匹配后可得到多种点的对应关系组合，对应多个转换矩阵结果。此时还需要再对多个转换矩阵结果基于一定的指标进行评价、选优，以选出最合适的结果进行输出。

110

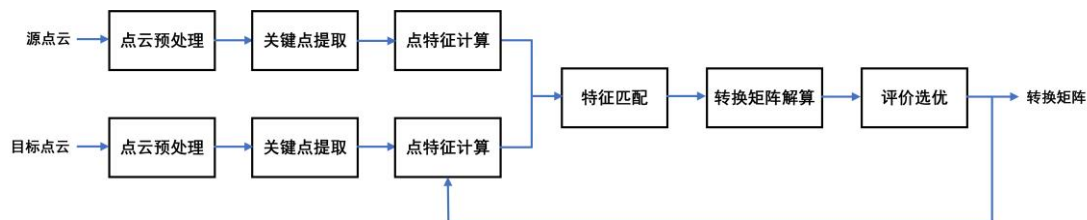


图 2 基于点基元方法的基本流程框架

Fig.2 Basic process framework of point primitive based method

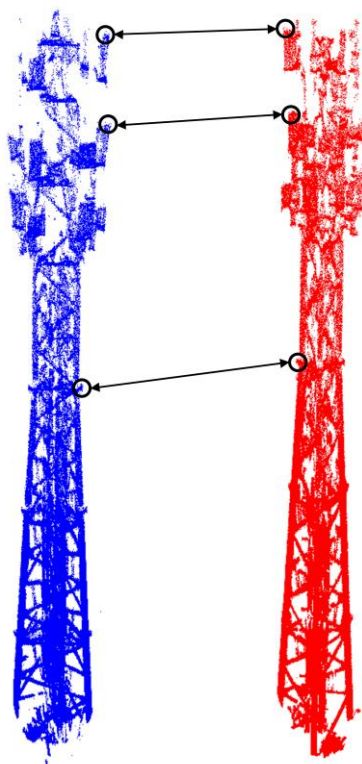


图 3 基于点基元的对应点对示例

Fig.3 An example of corresponding point pairs based on point primitive

115

很多经典的点云配准算法都是基于点基元的方法。ICP 及其变种算法是最为常用的基于点的精配准算法^[8-11]。在 ICP 算法中，关键点的特征向量即为点自身的三维空间坐标，因此，在进行点对应关系建立时，对于源点云中的一个点，在目标点云中与之“欧氏距离最近”的点即为在特征描述上与之最相近的点，可被算法构建为一对对应点对。由于这种最近优先法则，ICP 类算法只适用于精配准场景。基于特征描述子的配准算法也是典型的点基元方法^[12-15]。与 ICP 不同的是，使用特征描述子的方法通过设定不同的算法来计算点特征，对每个

120

125 点的特征向量进行不同的描述, 这些描述通常能够代表该点的邻域空间特性、表面几何特性
或是在全局点云中的地位。常用的特征描述子有 CIF、PFH 等。值得注意的是, ICP 的特征
计算方式是“几何可变的”, 也即特征对点的描述性会随着点的平移、旋转而发生变化。在
这种情况下, 可能需要不断迭代进行从特征计算到评价选优的步骤, 直到最终结果收敛于局
部最优。

130 可见, 特征计算是此类算法中的关键步骤之一。对点特征的精准描述有助于在源点云和
目标点云间构建正确的点对应关系, 而正确的对应关系有助于计算出合理的转换矩阵。但是,
在场景点云稀疏、待配准点云重合区域较小或场景重复性较高的情况下, 难以正确地对点进
行特征描述, 或是难以对这些点基于特征进行正确配对, 算法效果将显著恶化。为了排除错
误的点对应关系, 很多算法在特征匹配步骤采用了随机采样的思想^[14], 在大量的对应点对
135 关系中随机选出三对或多对进行转换矩阵解算, 并多次重复此选择、计算的步骤, 最后对得
到的大量转换矩阵结果使用特定的评价指标进行优选。在这种情况下, 评价优选步骤中的评
价算法变得十分重要, 正确的评价算法有助于从大量候选矩阵中选出合理的最终转换矩阵结
果。

140 2.2 基于几何基元的配准方法

基于几何基元的配准方法使用语义更强的几何基元, 例如线段、平面等作为转换矩阵解
算的依据, 在一些场景下具有更强的鲁棒性。特别地, 如今很多基于激光雷达的应用构建在
人造结构化场景中, 该类场景由于场景特征大量重复, 基于点基元的配准方法无法获取具有
代表性的点特征描述, 基于几何基元的方法则能够在此类场景下表现出较好的配准效果^[22]。

145 最基本的几何基元包括直线(线段)和平面, 很多算法首先结合点云分割算法提取出场
景中显著的直线或平面, 随后依据直线和平面建立对应关系, 解算转换矩阵。更高级的几何
基元包括球体、柱体等^[23]。该类方法的基本算法流程如图 4 所示。可见其总体流程与基于
点基元的方法有类似之处, 但在部分步骤存在区别。首先, 该类算法需要在点云预处理完成
后分别对源点云和目标点云中的几何基元进行提取和筛选。其次, 几何基元的匹配算法, 以
150 及基于几何基元的转换矩阵解算方式与点基元也存在明显的区别。

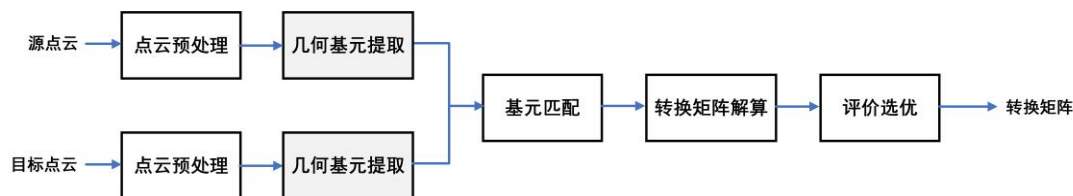


图 4 基于几何基元方法的基本流程框架

Fig.4 Basic process framework of geometric primitive based method

155 由于结构化场景中存在大量的建筑物墙体, 场景平面大量存在, 结构化场景中的配准很
多采用了基于平面基元的配准算法^[25-26]。场景平面基元提取结果的一个示例如图 5 所示, 其
中不同颜色的点云表示所提取到的不同平面。很多配准方法聚焦平面元素, 并在不同场景下

取得了较好的效果。在基于平面基元的算法中，从场景中提取平面是一个必须的前序步骤，所保留平面的质量、平面提取的准确度直接决定了算法最终输出结果的精度。常用的平面提取算法包括随机采样一致性^[27]、生长区域^[28]以及三维霍夫变换^[29]算法。此外，对平面基元匹配策略的设计也颇具技巧性，一些算法依据平面的法向量、空间位置、质心位置等来建立平面之间的对应关系，且由于对应关系的模糊性，很多算法通常会保留较多组平面对应结果，并在后续算法流程中从中进行优选^[21]。在转换矩阵解算阶段，基于平面元素的 SVD 法是最常用的方法，除此之外还有很多其他迭代或非迭代式的方法^[30]。评价、优选步骤与基于点基元的流程相似。

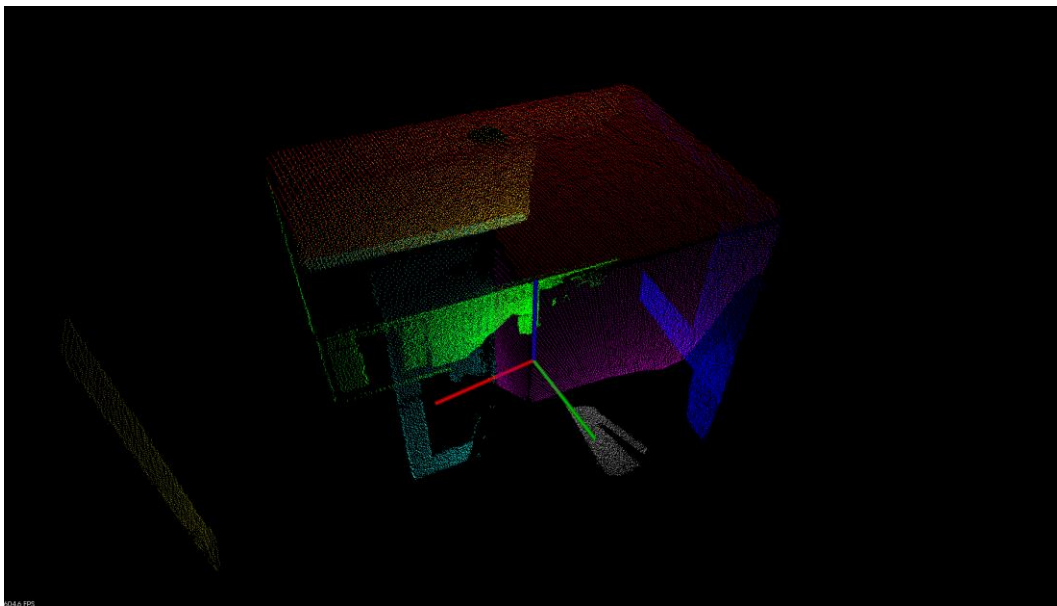


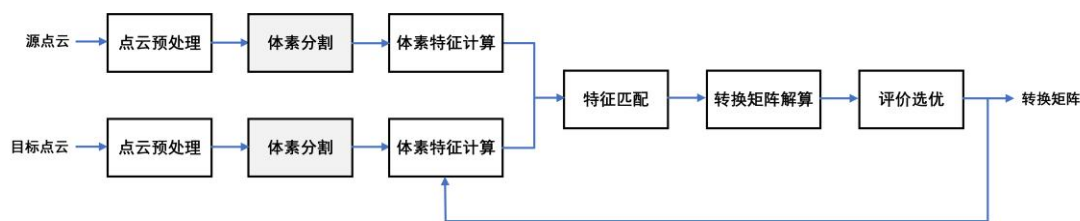
图 5 点云平面基元提取示例

Fig.5 An example of plane primitive extraction from point cloud

基于几何基元的配准方法也可用于非结构化场景中，此时需要人工添加标靶为场景提供结构元素。当背景点云效果较差，基于点基元的方法鲁棒性不足时，此类采用人工标靶结合几何基元的方法是一种可靠的配准手段。

2.3 基于体素基元的配准方法

体素基元是一种更为抽象的基元。不同于几何基元的提取，体素基元的提取具有确定性，往往是将整体点云进行规整的体素分割而得到。其流程如图 6 所示。从总体流程上来说，基于体素基元的方法与基于几何基元的方法较为相似，通过体素基元进行特征描述、特征匹配和转换矩阵解算。



180

图6 基于体素基元方法的基本流程框架

Fig.6 Basic process framework of voxel primitive based method

185

最为常用的基于体素基元的配准方法是正态分布变换（NDT）及其变种^[16-18]。NDT 算法首先对待配准的两帧点云进行体素网格划分，将每一个体素看作一个独立的点云，使用正态分布拟合其中点的空间分布特性。随后，NDT 简单地采用空间位置作为源点云和目标点云之间体素对于关系建立的依据，此做法与 ICP 类似。最后，算法根据若干对应体素的空间分布特性，解算转换矩阵，使得转换后所有分布的相似度达到最高。由于体素化的存在，该类算法往往相较基于点基元的方法具有更高的运行效率。

190

3 方法对比

本文将目前常用的配准方法按照基元的不同分为三大类：基于点基元、几何基元以及体素基元的配准方法。不同类别的方法以各自的基元为算法展开的核心，完成基元提取、特征计算、匹配以及转换矩阵解算等步骤。

195

基于点基元的方法采用三维坐标点作为算法展开的核心，基元容易获得且较为直观，避免了因更高级的基元提取时引入的误差影响最终结果，算法流程相对简单。很多经典算法属于此类算法，该类算法在理论上已经有了长足的发展，算法理论体系较为成熟。一般来说，该类算法对场景的特性没有显性的要求，在各种场景下的通用性较强。但是，在背景点云较为稀疏或是场景特征重复性较高时，算法对点的特征描述可能会存在较大误差或难以引导点的正确匹配，导致算法鲁棒性下降。

200

基于几何基元的方法采用了语义更明晰的基元表示形式，因此需要首先对场景中的几何元素进行提取，更适用于规整几何结构较多的结构化场景。在几何元素充足且易于提取的环境中，该类方法输出的配准结果精度较高，比起基于点的方法具有更高的精度和鲁棒性。但是，在非结构化场景或几何元素不充足的条件下，算法将很容易运行失败。且该类方法的运行结果依赖于对几何元素描述的正确性和参数提取的精度，当几何元素提取环节出现问题，将会给算法引入额外误差。

205

基于体素基元的方法简单地采用体素这种表示形式，同基于点基元的方法一样，具有场景迁移性和通用性，且体素的提取是直接、简单、确定的。同时，基于体素基元的方法比起点基元的方法很大程度减少了基元的数量，在提升算法运行效率的同时，能够排除个别错误点对算法的影响，提高了算法运行的鲁棒性。但是，相比起基于几何基元的方法，此类方

210

法选取的基元缺乏明确的特征，算法精度相对较低。

215 不同类别方法在不同方面的定性比较情况可见表 1。总体来说，不同类别的方法具有不同的适用场景，在工程应用中需要根据场景的实际情况来选用不同的方法，以此来充分发挥不同类别方法的优点。若配准场景为室内、市区建筑场景这类结构化场景，可优先采用基于几何基元的方法；若场景不具有较强的结构性，但背景点云稠密，纹理特征明显、丰富，可采用基于点基元的方法，否则，可尝试采用基于体素基元的方法。需要说明的是，同一类别内的不同算法也可能存在很大的效果差异，例如基于点基元的 ICP 类算法和特征描述子类算法，分别用于解决精配准和粗配准问题，在实际工程应用时也要注意区分。

表 1 不同类别点云配准方法对比

220 Tab.1 Comparison of different point cloud registration methods

	基于点基元的方法	基于几何基元的方法	基于体素基元的方法
最终配准精度	较高	高	一般
算法运行时间	较长	一般	一般
是否需要结构化场景	否	是	否
收敛成功率	一般	较高	一般
实现复杂度	一般	高	较高
基础理论	成熟	不成熟	不成熟

4 评价体系

225 对配准算法的研究需要对算法的配准精度进行量化分析，才能较为直观地对不同算法进行对比。然而，由于物理条件的限制，现实中转换矩阵的基准值通常难以获得。最为直接的基准值获取方式是使用测距精度比激光雷达更高的测绘仪器，对不同位置雷达测点之间的旋转、平移值进行测量。但是，这种测量方式需要较为昂贵的测绘仪器，较为专业的测绘知识和繁琐的测量过程，对于普通算法开发者而言条件难以满足。因此，有研究者共享了附带配准基准值的数据集^[31]，其他配准算法开发人员可直接在此公共数据集下测试自己算法的性能，并与其他算法进行横向比较，这种使用公共数据集的形式已经成为一种主流的配准算法量化评估方式^[5]。但是，公共数据集中存在的场景类别有限，当需要验证算法在某一特殊工程场景下的配准精度时，通常需要采用其他类型的量化指标或评估模式。常见的几种配准精度评估策略有：

230 (1) 通过人工标靶法进行评估。在场景中放置若干容易识别的球形标靶，并在源点云和目标点云中分别识别并求解出这些球形标靶的球心坐标。由于这些球心的对应关系已知，只要保证球心坐标的解算精度足够高，则此时可以通过这些球心的对应关系求出足够接近真实值的转换矩阵，可将其作为基准值来评估算法效果。

(2) 通过手动配准+ICP 进行评估。转换矩阵基准值还可以使用手动配准后得到的粗配

准结果，再经过 ICP 算法优化后输出的精配准结果来替代。采用此方案时，可以人为观察 ICP 最终结果的收敛效果，若观察到 ICP 算法正确收敛，配准结果较好，则可将其作为参考的基准值。

240

(3) 通过点云重合度进行评估。点云重合度的计算方法如下：对于目标点云中的每一个点，寻找其在源点云通过转换矩阵转换后的坐标系中与之距离最近的一个点，若其与该点的欧氏距离小于阈值，则记为一个重合点。最终统计重合点的总数，即为点云重合度。点云重合度表征了配准后两帧点云的重合程度，一定程度上能够表征点云配准的精度。在相同两帧点云的情况下，若一种算法得到的转换矩阵的点云重合度结果大于另一种算法，则可证明该算法配准精度更高。但需要注意的是，该评估方法只适用于重合区域较大的两帧点云。

245

(4) 通过软件对场景进行仿真。可使用仿真软件对该特定场景进行建模，因为仿真中可以直接对雷达间的刚性变换基准值进行设置，因此可以直接据此基准值来进行误差评估。但是，仿真得到的场景环境和真实环境通常存在较大差异，使用该方法评估得到的结果往往可信度不够高。

250

通常来说，带有高精度基准值的公共数据集是对配准算法进行评估和对比的最佳方式。此外，通过一些已知的、精度较高的配准算法求得的转换矩阵一定程度上也可以作为基准值的替代值，但此类基准值自身也存在一定误差，可能会对结果的评估产生一定的影响，且无法用于评估精度量级比自身更高的配准算法。

255

5 结论

本文对激光雷达点云配准领域的发展现状进行了总结，并对现有方法进行了研究和归纳。首先，依据配准所依赖基元的不同，本文将众多方法分类为三大类：基于点基元的方法、基于几何基元的方法和基于体素基元的方法，分别介绍了不同类型方法的基本原理和算法流程框架，列出了典型的常用算法，并对其部分重要模块进行了说明。其次，对不同类别的算法进行了优缺点分析和对比，并对配准领域的评价体系进行了阐述。

260

总体来说，点云配准应该依据不同的场景特性来选择对应的方法，以抓住该场景最显著的特征，发挥该方法最大的优点，获取最佳的配准效果。各类方法的侧重点有所不同，经过了多年的发展，均取得了较大突破，但在算法精度、鲁棒性和特征描述准确性等方面仍存在可优化的空间。特别地，基于几何基元的方法由于受限于场景，目前对其展开的研究还较少，且该类算法框架相对宽松，扩展性较强，仍具有较大的探索和优化空间。针对目前的研究现状，点云配准领域几个未来的研究突破口可能包括：

265

- (1) 基于几何基元的方法可开发出更多基元种类，或结合利用多种基元类型；
- (2) 结合深度学习算法，对各类基元的特征进行深层挖掘，以获得更优质的特征描述；
- (3) 在缺少基准值的情况下，对配准评估的可靠标准进行进一步探索。

270

[参考文献] (References)

- [1] 李鑫慧, 郭蓬, 臧晨, 等. 激光雷达技术研究现状及其应用[J]. 汽车电器, 2019, 5: 4-6.
- [2] 危双丰, 庞帆, 刘振彬, 等. 基于激光雷达的同时定位与地图构建方法综述[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(2): 327-332.
- [3] 王金强, 黄航, 郅朋, 等. 自动驾驶发展与关键技术综述[J]. 电子技术应用, 2019, 45(6): 28-36.
- [4] 黄洪宇, 陈崇成, 邹杰, 等. 基于地面激光雷达点云数据的单木三维建模综述[J]. 林业科学, 2013, 49(4): 123-130.
- [5] 宗文鹏, 李广云, 李明磊, 等. 激光扫描匹配方法研究综述[J]. 中国光学, 2018, 11(6): 17.
- [6] 蒋荣华. 地面三维激光扫描点云配准研究综述[J]. 科技创新与生产力, 2016 (12): 80-83.
- [7] 代凯, 申棋仁, 吴官朴, 等. 基于激光雷达的 SLAM 和融合定位方法综述[J]. 汽车文摘, 2021.
- [8] Besl P J, McKay N D. Method for registration of 3-D shapes[C]. Sensor fusion IV: control paradigms and data structures. International Society for Optics and Photonics, 1992, 1611: 586-606.
- [9] Chen Y, Medioni G. Object modelling by registration of multiple range images[J]. Image and vision computing, 1992, 10(3): 145-155.
- [10] Segal A, Haehnel D, Thrun S. Generalized-icp[C]. Robotics: science and systems. 2009, 2(4): 435.
- [11] Censi A. An ICP variant using a point-to-line metric[C]. 2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Ieee, 2008: 19-25.
- [12] Nakamura T, Tashita Y. Congruence transformation invariant feature descriptor for robust 2D scan matching[C]. 2013 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. IEEE, 2013: 1648-1653.
- [13] Rusu R B, Blodow N, Marton Z C, et al. Aligning point cloud views using persistent feature histograms[C]. 2008 IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems. IEEE, 2008: 3384-3391.
- [14] Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C]. 2009 IEEE international conference on robotics and automation. IEEE, 2009: 3212-3217.
- [15] Shu L, Xu H, Huang M. High-speed and accurate laser scan matching using classified features[C]. 2013 IEEE International Symposium on Robotic and Sensors Environments (ROSE). IEEE, 2013: 61-66.
- [16] 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.
- [17] Magnusson M. The three-dimensional normal-distributions transform: an efficient representation for registration, surface analysis, and loop detection[D]. Örebro universitet, 2009.
- [18] Stoyanov T, Magnusson M, Andreasson H, et al. Fast and accurate scan registration through minimization of the distance between compact 3D NDT representations[J]. The International Journal of Robotics Research, 2012, 31(12): 1377-1393.
- [19] Zezhong X, Jilin L, Zhiyu X. Scan matching based on CLS relationships[C]. IEEE International Conference on Robotics, Intelligent Systems and Signal Processing, 2003. Proceedings. 2003. IEEE, 2003, 1: 99-104.
- [20] Mazuran M, Amigoni F. Matching line segment scans with mutual compatibility constraints[C]. 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2014: 4298-4303.
- [21] Zong W, Li M, Zhou Y, et al. A fast and accurate planar-feature-based global scan registration method[J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(24): 12333-12345.
- [22] Chen S, Nan L, Xia R, et al. PLADE: A plane-based descriptor for point cloud registration with small overlap[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 58(4): 2530-2540.
- [23] 王瑞岩. 计算机视觉中相机标定及点云配准技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2015.
- [24] Arun K S, Huang T S, Blostein S D. Least-squares fitting of two 3-D point sets[J]. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1987 (5): 698-700.
- [25] Favre K, Pressigout M, Marchand E, et al. A Plane-based Approach for Indoor Point Clouds Registration[C]. 2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). IEEE, 2021: 7072-7079.
- [26] Sanchez J, Denis F, Checchin P, et al. Global registration of 3D LiDAR point clouds based on scene features: Application to structured environments[J]. Remote Sensing, 2017, 9(10): 1014.
- [27] Schnabel R, Wahl R, Klein R. Efficient RANSAC for point - cloud shape detection[C]. Computer graphics forum. Oxford, UK: Blackwell Publishing Ltd, 2007, 26(2): 214-226.
- [28] Poppinga J, Vaskevicius N, Birk A, et al. Fast plane detection and polygonalization in noisy 3D range images[C]. 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2008: 3378-3383.
- [29] Xu Y, Boerner R, Yao W, et al. Automated coarse registration of point clouds in 3d urban scenes using voxel based plane constraint[J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2017, 4: 185.
- [30] Khoshelham K. Closed-form solutions for estimating a rigid motion from plane correspondences extracted from point clouds[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 114: 78-91.
- [31] Pomerleau F, Liu M, Colas F, et al. Challenging data sets for point cloud registration algorithms[J]. The International Journal of Robotics Research, 2012, 31(14): 1705-1711.