

文章编号 1004-924X(2025)20-3315-16

自适应采样与几何-空间特征融合的点云配准

张 伟^{1,2*}, 方 麒^{1,2}, 曾志龙^{1,2}, 桂 冠^{1,2}, 宋 杰^{1,2}, 廉文波^{1,2},
胡小亮^{1,2}, 王生怀^{1,2}, 王 宸^{1,2}

(1. 湖北汽车工业学院 汽车智能制造学院, 湖北 十堰 442002;

2. 湖北中程科技产业技术研究院有限公司, 湖北 十堰 442003)

摘要: 针对点云配准在三维重建应用场景中的挑战, 传统局部特征描述方法往往因有效特征点不足、几何描述能力弱及匹配鲁棒性差导致配准失败。针对这一问题, 提出一种自适应采样与几何-空间特征融合的配准算法。首先, 通过自适应密度体素化与最近邻替换降采样方法, 解决低重叠率两片点云的尺寸差异与密度分布不均衡问题, 并在此过程中完成高效降采样; 然后, 通过单次 KD 树搜索高效计算法向量, 并设计基于邻域点数与线性度约束的筛选机制, 对筛选后的特征点融合几何-空间特征描述符, 克服传统方法计算冗余和描述能力不足的问题; 最后, 提出基于直方图相似度的双向对应匹配获取可靠对应关系, 并结合 RANSAC 配准方法, 实现低重叠率点云的高精度鲁棒配准。本文算法基于公开数据集, 并结合真实数据对本文算法进行验证。实验表明本文提出的算法在匹配误差上较传统 ISS+3DSC+K4PCS, ISS+FPFH+RANSAC 和 TOLDI+RANSAC 方法分别平均减少了 51.14%, 64.16%, 78%, 且在成功配准的对比算法中运行效率最高, 综合来看具有较好的表现。

关 键 词: 点云配准; 低重叠率; 特征融合; 三维重建

中图分类号: TP394.1; TH691.9 **文献标识码:** A

doi: 10.37188/OPE.20253320.3315 **CSTR:** 32169.14.OPE.20253320.3315

Point cloud registration using adaptive sampling and geometric-spatial feature fusion

ZHANG Wei^{1,2*}, FANG Qi^{1,2}, ZENG Zhilong^{1,2}, GUI Guan^{1,2}, SONG Jie^{1,2}, LIAN Wenbo^{1,2},
HU Xiaoliang^{1,2}, WANG Shenghuai^{1,2}, WANG Chen^{1,2}

(1. School of Automotive Intelligent Manufacturing, Hubei University of Automotive Technology,
Shiyan 442002, China;

2. Hubei Zhongcheng Technology Industry Technique Academy Co. Ltd, Shiyan 442003, China)

* Corresponding author, E-mail: zhangwei7766@163.com

Abstract: Point cloud registration in 3D reconstruction scenarios faces significant challenges, as traditional local feature descriptors often fail due to insufficient keypoints, weak geometric descriptiveness, and poor matching robustness. To address these issues, this study proposed an adaptive sampling and geometry-spatial feature fusion algorithm. First, adaptive density-based voxelization followed by nearest-neighbor

收稿日期: 2025-06-05; **修订日期:** 2025-07-04.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 52405590, No. 52475557, No. 51475150); 国家科技重大专项 (No. 2018ZX04027001)

downsampling was proposed to address size and density imbalances between low-overlap point cloud pairs while achieving efficient data reduction. Next, surface normals were computed via KD-tree search, and a filtering mechanism incorporating neighborhood point count and linearity constraints was employed to identify salient keypoints. These selected points were subsequently encoded using fused geometry-spatial descriptors to overcome the redundancy and weak descriptiveness of conventional methods. Finally, a bidirectional correspondence approach based on histogram similarity identified reliable point matches, which were then refined through RANSAC to attain robust, high-precision registration under low-overlap conditions. The algorithm was validated on public benchmarks and real-world datasets. Experimental results demonstrate that our method reduces average matching error by 51.14%, 64.16%, and 78% compared to ISS+3DSC+K4PCS, ISS+FPFH+RANSAC, and TOLDI+RANSAC, respectively. Additionally, our approach achieves the highest runtime efficiency among all compared methods, evidencing superior accuracy, adaptability, and robustness.

Key words: point cloud registration; low overlap; feature fusion; 3D reconstruction

1 引言

随着数字化与智能化在工业应用中的快速推进,催生了客观世界三维信息高精度数字化表达的核心需求。三维重建技术作为关键技术,为数字化三维模型的构建提供了基础性支撑^[1],在农林^[2]、建筑^[3]、工业^[4]等领域都有广泛的应用。

条纹投影轮廓术是当前广泛应用于高精度三维数据获取的主流技术之一。其通过投影结构光条纹并计算相位信息还原物体表面形貌^[5]。该技术发展迅速,拥有多种测量方法,如傅里叶变换轮廓术^[6](Fourier Transform Profilometry, FTP)及其变体窗口傅里叶变换^[7]、小波变换^[8]等,通过投影单一正弦条纹,采用傅里叶变换提取相位信息获取轮廓信息,但单条纹局限于测量表面几何变化不剧烈、反射性能较好的物体。因此,有学者通过调整获取条纹图案的数量及方法,以提高测量能力和质量。使用三个或更多个具有已知相移的条纹图案进行相位计算的方法被称为相位测量轮廓术^[9](Phase Measurement Profilometry, PMP),但此方法对噪声及物体表面材料敏感且相位展开易出错。基于经验模式分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)的轮廓术^[10]利用信号处理方法提取相位信息,将采集到的条纹图像通过EMD分解为一系列固有模态函数,其中主频成分用于恢复物体表面相位分布,此方法能自适应分离噪声和背景干扰,但计算复杂且实时性不足。

除了调整捕获条纹图的数量及方法外,还有学者对投射的条纹进行了处理。相位差轮廓术^[11](Phase Differencing Profilometry, PDP)通过投射不同频率或方向的相移条纹,利用相位差提取高度信息。调制度测量轮廓术^[12](Modulation Measuring Profilometry, MMP)则通过调制条纹的强度分布并进行分析,以获取高度信息。这两种方法虽然有效解决了相位模糊问题,但都对噪声敏感,PDP增加了系统复杂度,而MMP的测量精度有限。莫尔轮廓术^[13](Moiré Profilometry)及阴影莫尔轮廓术^[14](Shadow Moiré Profilometry)通过投射叠加参考条纹及其变化形成的莫尔条纹来获取高度信息。该方法实现简单、条纹对比度高,但难以处理复杂曲面,精度较低且易受噪声干扰。其变体计算莫尔轮廓术^[15](Computer-Generated Moiré Profilometry, CGMP)在传统莫尔方法的基础上,利用计算机生成参考条纹并与实际采集的条纹图像进行数字化叠加,得到计算莫尔条纹。CGMP具有更高的灵活性和稳定性,但计算复杂度较高。以上方法无法适用于动态测量场景,基于视频投影的轮廓术^[16]利用视频投影仪投影动态条纹序列,可以实现对物体表面的快速动态测量,但精度与稳定性较差。

但这些方法计算相位多采用反正切函数,造成结果被截断于 $(-\pi, \pi]$ 之间,因此必须借助相位展开方法恢复真实相位信息。

根据相位展开的计算方法不同,当前传统相位展开算法可以分为以下几大类:空间相位展开

(Spatial Phase Unwrapping, SPU)、时间相位展开(Temporal Phase Unwrapping, TPU)和其他相位展开方法^[17]。SPU方法主要思想是基于相邻像素相位值的比较,判断加减 2π 来消除相位跳变,从而使相邻像素点的相位差保持在 $(-\pi, \pi]$ 范围内。典型方法如质量导向型相位展开^[18](Quality-guided Phase Unwrapping, QGPU)及其改进算法^[19-21],确定高、低质量区域后按质量从高到低路径进行相位展开,限制低质量区域相位展开误差的传播,但此类算法在处理不连续性问题时存在一定局限性。枝切型相位展开^[22](Branch-Cut Phase Unwrapping, BCPU)通过识别残差点、设置分支切割线连接,并阻止路径穿越切割线以避免误差传播,但易产生错误枝切线且计算复杂,有学者对此进行研究改善^[23-24]。菱形型^[25]和帘式^[26]SPU等则通过特定几何路径或区域方式展开,提高了在特定场景下的鲁棒性,但普适性不足。多锚双向抑制型^[27]SPU在展开中引入多个锚点,并采用双向传播机制,有效抑制了误差累积,但实现较为复杂。

TPU按照时间顺序引入多频或多编码条纹,利用不同频率相位之间的关系实现全局相位展开,避免了SPU中误差逐点传播的问题。典型方法如数字编码类:二进制编码^[28](Binary Coding)、格雷码^[29](Gray Code)、多级编码^[30](Multi-level Coding)TPU等。这些方法基于离散数字逻辑,使用有限状态的数字符号序列进行编码,每个像素通过数字状态组合确定绝对位置。由于格雷码具有差错率低的优势,许多学者对其进行了研究,提出了互补格雷码^[31]、自校正格雷码^[32]、移动格雷码^[33]和错位格雷码^[34]等改进方法。基于格雷码的相位展开具有较高的鲁棒性和抗噪声能力,且在效率方面也有一定改善。模拟编码如条纹幅度编码^[35](Fringe Amplitude Encoding)、相位编码^[36](Phase Coding)、相移编码^[37](Phase Shift Coding)TPU等基于连续信号调制,在模拟载波信号中嵌入位置编码信息,通过信号处理技术提取编码,此类算法对获得的相位质量要求较高。复用编码如相移编码分复用^[38](Phase Shift Coding Division Multiplexing)、码字空分复用^[39](Codewords Space Division Multiplexing)TPU等基于信息复用技术,在有限的

图像资源中同时传输多种编码信息,通过空分复用技术分离和解码,此类方法算法复杂,对硬件要求高。多频方法类:外差多频^[40](Heterodyne Multi-frequency)、分层多频^[41](Hierarchical Multi-frequency)TPU则利用不同频率条纹的相位关系来确定绝对相位,通过频率组合消除相位模糊度。此类方法在合理选择频率上,学者们进行了研究与改进^[42-43]。总的来说,多频相位展开在图案效率、精度和相位展开范围方面优于基于格雷码的相位展开。多频相位展开也具有较好的鲁棒性,但是在条纹图案数目上仍然有提升的空间。

完整的条纹投影轮廓术流程中,物体表面高度差异会编码到条纹图中,使其发生形变。从变形条纹中解调得到的相位数据直接关联着物体高度信息。对于任意投影系统,相位与高度之间均存在特定的数学映射^[44]。通过系统标定实验确定该映射模型的参数后,即可将相位值转换为对应的高度值,生成仅包含 z 坐标的深度图像。为获取完整三维坐标,还需建立相位与 x, y 坐标的映射关系,三者共同构成相位到三维空间的完整转换模型,从而获取物体的三维点云数据。

三维点云配准技术因其在数据融合中的核心作用,在文化遗产保护(对文物进行三维重建数字化保存文物)^[45]、医学(对骨骼心脏等三维重建便于医生观察分析)^[46]、航空航天(航天器自主导航至空间站)^[47]、农业(精确检测农作物生长情况及发现病虫害区域)^[48]以及制造业(将扫描得到的大型构件与CAD模型进行高精度配准检测误差)^[49]等领域均展现出关键应用价值。在实际应用中,为获取物体完整的三维信息,需要通过多视角采集点云并进行配准,此时点云配准的准确性对三维重建后模型的完整性至关重要^[50]。然而,复杂几何结构、遮挡、视角差异等因素常导致获取的点云数据存在较低的重叠区域,显著提升配准难度,对算法精度与鲁棒性提出更高要求。

点云配准算法最具开创性也最经典的算法是Besl^[51]等提出的迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)算法,ICP算法主要分为两个阶段:首先根据点的距离找到对应点对,再根据对应点对找到变换矩阵。该算法在点云完全重叠时表现优异,但在部分重叠场景下容易出现配准错

误。针对这一问题,Chetverikov^[52]等提出了裁剪迭代最近点(Trimmed ICP, TrICP)算法,具体通过引入重叠率逐步修剪距离较大的匹配点对来寻找最优解,有效实现了低重叠率的点云配准,但需要人工估计重叠率且计算速度慢。在此基础上,Jianmin Dong^[53]提出了LieTrICP算法,通过融合 TrICP 算法的特征匹配机制和李群表示的几何建模优势,提高了低重叠率点云配准的精确性和稳定性。李鑫^[54]等提出的改进 TrICP 算法通过动态筛选高贡献点对和斜率特征提取,实现了重叠率自动计算,并有效减少计算量与配准误差。刘广源^[55]提出基于变长最小截断二乘的 VSLTS-ICP 算法,提升了低重叠率点云配准精度与稳定性,但效率偏低。余永维^[56]等提出了一种基于匹配点对加权优化的改进点云配准算法,其先通过改进体素降采样筛选真实点,而后采用改进 Sigmoid 函数动态抑制错误匹配点对,在低重叠和噪声场景下精度更高且效率更优。以上算法基于点对之间距离关系一定程度上解决了低重叠率配准的效率和准确性,但需要点云有较好的初始位姿。因此需要采用点云粗配准以获得较好的初始位姿。

点云粗配准任务已吸引相关领域学者开展系统性、广泛的研究。常见实现策略涵盖两类思路:基于统计概率模型以及基于局部特征描述的粗配准算法。第一类通过统计点的概率分布来进行点云匹配,从而实现配准,典型代表算法为 Magnusson^[57]等在 2007 年提出的用于三维点云配准的 NDT,通过将点云空间划分为网格并构建正态分布模型,迭代求解源点云经过变换后落入目标网格的概率总和最大的变换矩阵实现点云对齐。还有许多学者基于此算法进行改进,例如 3DMNDT^[58],CSNDT^[59],MI-NDT^[60]等。上述算法在处理三维点云中存在大量的冗余信息或重叠区域较少的情况下仍面临配准效率瓶颈,易出现配准失败以及配准精度较低等问题。同时,现有许多点云特征描述符对噪声、遮挡等异常情况具有较高的鲁棒性,成功配准仅需要少量可靠的点对关系。因此,许多学者也因此对基于局部特征描述的粗配准算法进行了相应研究。

经典的如 Körtgen^[61]等提出的 3D 形状上下文描述子(3D shape context, 3DSC)、Rusu^[62]等提

出来的快速点特征直方图(Fast Point Feature Histograms, FPFH)及 Salti^[63]等提出方向特征直方图(Signature of Histograms of Orientation, SHOT)。上述特征描述子算法通过结合 RANSAC^[64],4PCS^[65]等算法有效实现点云粗配准,如文献^[66-68]。此外针对特征描述符的构建方式,业内学者进行大量研究以提高配准的鲁棒性。Feng^[69]等提出一种局部点特征直方图(Local Point Feature Histogram, LPFH),该描述符通过描述局部区域的点密度、法向量角度和曲率特征来区分点对关系,结合 RANSAC 粗配准实现点云配准,提高了配准精度但效率较低。同样的,He^[70]等提出利用 DCA 描述符进行点云配准,此描述符描述了局部区域的平均距离、曲率变化和法线夹角特征,也结合 RANSAC 实现点云配准。Yue^[71]等在点对特征(Point-Pair Feature)基础上引入邻域信息提出局部点对信息(Local Point-Pair Feature, LPPF),包括主点与邻点的距离、法线夹角,以及邻点的次级邻域统计均值。通过几何一致性和 RANSAC 剔除误匹配点实现粗配准。林森^[72]等提出应用邻域点信息描述与匹配(Neighborhood point information Description and Matching, NDM)的点云配准方法,首先通过点的曲率变化、测量角度和特征值性质提取特征点,再计算改进的法向量夹角、点密度和曲率值构建多尺度矩阵描述符获取匹配点对进行刚性变换矩阵计算。上述算法通常只用到一种类型的特征即几何特征,虽然此类特征提高了局部配准精度,但对于点云重叠率较低的情况容易有许多错误的点对关系,此时降低了低重叠率点云配准的鲁棒性。

针对现有基于局部特征描述的粗配准算法在处理低重叠率点云配准时存在的关键技术难点和挑战,包括:(1)传统降采样策略无法适应待配准两点云尺寸和密度不一致的问题,容易丢失原始点云的细小特征信息;(2)单一几何特征描述能力不足,在低重叠率场景下难以提供足够的区分度,导致配准精度不高、鲁棒性较差;(3)特征匹配过程中存在大量错误匹配点对,严重影响配准效果和算法稳定性。为解决上述技术难点,本文在降采样策略、特征描述符编码和对应点特征匹配方式三个核心模块进行了创新性优化设计,提出了

一种自适应采样与几何-空间特征融合的配准算法。具体创新点包括:采用改进的自适应降采样算法对原始点云数据进行预处理,解决低重叠率情况下传统降采样算法的局限性;提出几何-空间特征融合描述符直方图,通过多特征信息融合提升特征描述能力和鲁棒性;最后通过基于直方图相似度的双向对应关系匹配筛选匹配点对,进一步提高配准鲁棒性,结合基于RANSAC点云粗配准算法,实现高精度的点云粗配准。

2 点云的粗配准

2.1 改进体素降采样算法

由于点云数据通常较为庞大且存在噪声干扰,直接采用原点云进行特征提取与配准处理,不仅会降低计算效率,还可能因离群点干扰导致后续算法精度下降,因此需要对原点云进行预处理。常用的点云降采样方法有随机降采样、均匀降采样和体素降采样。随机降采样是在原点云中随机删除点,此方法计算速度快但非常容易丢失点云局部特征。而体素降采样相较于均匀降采样能更好地保留点云的几何结构,因此通常采用体素降采样进行预处理。

传统体素降采样是将点云划分为边长为 L 的多个均匀三维体素网格,对于每个体素网格采用点云重心近似表示体素内点集,由此来实现点云降采样。但此方法存在以下两个问题:由于低重叠率点云数据,常存在尺寸差异和密度不一致的问题,而体素通常是经验设定的,无法根据点云模型的尺寸和密度选择合适的体素大小;该体素重心不一定是原点云中的点,有失原点云的细小特征。

针对以上问题,本文对体素降采样算法进行改进,以适应低重叠率的情况。具体设计如下:

(1)首先对于体素大小 L 的选取,计算整体点云的最小包围盒尺寸(长 D 、宽 W 、高 H),体素大小应随着包围盒整体尺寸变化,避免对大范围点云使用过小的体素,导致开销过高;避免对小范围点云使用过大的体素,导致丢失较多特征。

$$L_{\text{bbox}} = \alpha \times \max(D, W, H). \quad (1)$$

考虑整体点云尺寸的同时,增加点云密度这一考虑因素,使体素更加适应不同种类点云。设定一个目标值 $n_{\min}$,保证每个体素至少包含 $n_{\min}$

个点。点云密度 ρ 通过点云总数 N 和包围盒体积 V_{bbox} 计算所得,得到适合密度的体素大小 L_d :

$$\rho = \frac{N}{V_{\text{bbox}}}, \quad (2)$$

$$L_d = \left(\frac{n_{\min}}{\rho} \right)^{\frac{1}{3}}. \quad (3)$$

结合两者取加权平均,取调节因子 λ 得:

$$L = \lambda L_{\text{bbox}} + (1 - \lambda) L_d. \quad (4)$$

(2)针对体素滤波后通常不是原始点云的点来表示滤波后的点云,考虑离体素重心点 $p_c(x_c, y_c, z_c)$ 最近的原始点代替这个小的体素的点云数据。

$$p_c(x_c, y_c, z_c) = \left(\sum_{i=0}^{n_v} x_i / n_v, \sum_{i=0}^{n_v} y_i / n_v, \sum_{i=0}^{n_v} z_i / n_v \right), \quad (5)$$

其中: n_v 为体素内的点云个数, (x_i, y_i, z_i) 代表体素内每个点云的坐标,选取最靠近体素重心坐标的数据点保留下来代替体素内所有点,保存至体素采样点集 P_v 。

基于上述自适应体素化设计方案,通过综合分析源点云与目标点云的尺寸及密度特征,可获取对应的体素边长参数。考虑到源点云和目标点云自适应体素边长参数的差异性,本研究选取它们体素边长的较小值并向下取整两位有效数字作为我们需要的体素边长参数,最后得到降采样后的点集。具体算法流程图如图1所示。

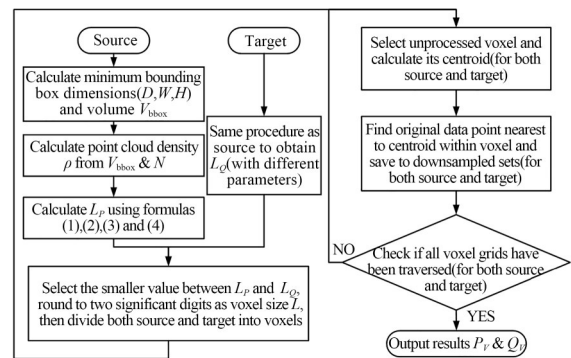


图1 改进体素降采样算法流程图

Fig. 1 Improved voxel downsampling algorithm flowchart

2.2 几何-空间特征融合描述符直方图编码方法

FPFH是由Radu Bogdan Rusu等人提出的一种鲁棒的多维特征描述子,利用点云法线描述

局部邻域几何特征,是目前效率最高的局部描述符之一,具有很强的实用性^[73]。但经典 FPFH 算法存在以下问题:首先该算法经过三次邻域搜索(法向量的一次搜索及点邻域特征的两次搜索)导致效率较低;其次将所有点进行了特征计算,在低重叠率场景下,很多不可靠的点也参与了特征计算导致效率及精度降低;再次 FPFH 特征因为只对局部几何结构进行高精度刻画,缺失空间信息特征导致描述能力不足。针对这两个问题,本文特征描述符直方图编码方法主要设计如下:

考虑采用特征计算半径来进行一次近邻点的搜索,减少了搜索的计算量^[74]。其次,本文算法通过邻域点数量和局部特征的线性度将不可靠的点排除在特征描述之外,减少计算量的同时也提高了特征描述的准确性。最后,由于杨佳琪提出的 TOLDI 算法凭借其独特的特征构建机制,具有良好区分性、高效和高鲁棒性的空间特征描述能力,因此考虑融合 TOLDI 所提出的空间特征提高低重叠率场景下特征描述符的描述能力^[75]。具体设计如图 2 所示。

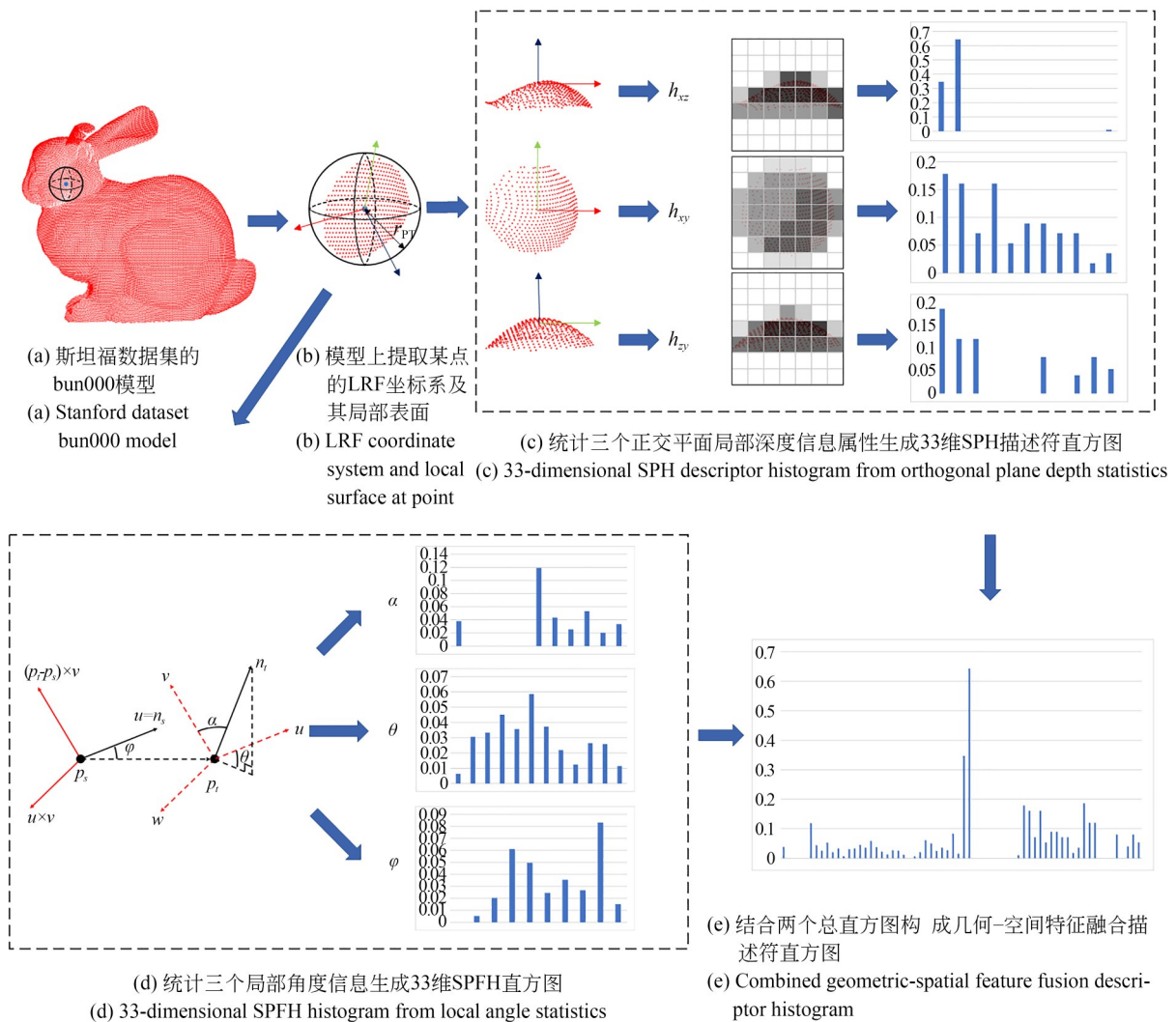


图 2 融合局部深度特征和几何角度特征的描述符

Fig. 2 Local depth and geometric angle feature fusion descriptor

2.2.1 kd-tree 近邻搜索的邻域阈值过滤与子集法向量估计优化

在点云预处理后,对处理后的点云采用一次

kd-tree 搜索策略,搜索半径选择 r_{FT} (如图 3 所示),即仅对每个点进行一次近邻点搜索并重复使用结果。再根据局部点数量消除边界点或邻

域信息不丰富的点。基于 $r_{\text{normal}} < r_{\text{FT}}$, 对进行法向量估计的点从第一次近邻搜索的输出中进行下采样获取小于 r_{normal} 范围内的邻域点进行法线估计, 根据局部特征线性度 l (见公式(7)) 消除邻域特征过于极端的点 (如平面、边缘)。

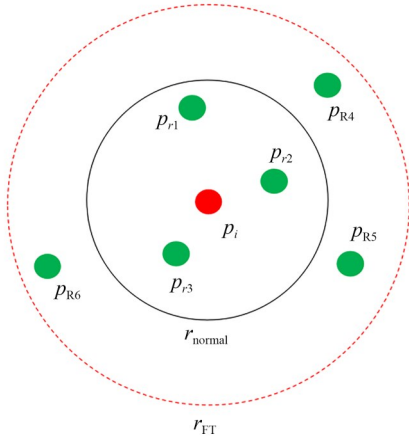


图 3 法向量和特征计算的范围

Fig. 3 Normal vector and feature computation range

(1) 对于预处理后点云 P 中任意一点 p , 以 r_{FT} 为半径, 找寻 p 点的每一个近邻点 p_i , 记为集合 $P_R = \{p_1, p_2, \dots, p_k\}$, 记录下每一个 p_i 点的索引及点 p 与点 p_i 之间的欧几里德距离。

(2) 由于不同视角获取的点云数据存在遮挡等影响, 会导致局部邻域点数量不足以准确描述点局部特征如图 4 所示。为此设定一个判定条件如果 $k < n$ (n 为设定的邻域点数量的阈值), 则此 p 点不参与特征计算。

(3) 在集合 P_R 中筛选出 r_{normal} 范围内的子集

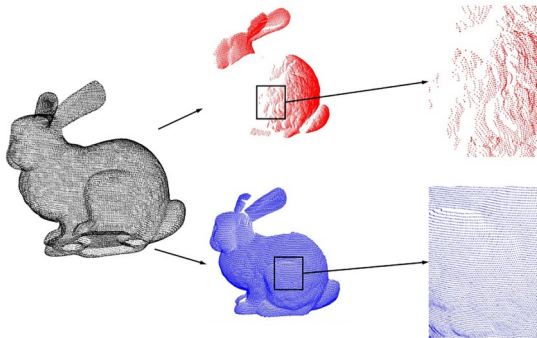


图 4 不同视角获取的点云数据点局部信息

Fig. 4 Point cloud local information from multiple view-points

点 $P_r = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 其中 $m < k$ 。对局部邻域点执行主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 能够有效描述 p 点邻域点的分布特征。通过构建协方差矩阵如公式(6), 可计算出三个特征值 ($\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$), 这些特征值反映了数据在不同维度上的变化程度。随后, 将特征值按升序排列 $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \lambda_3$, 并建立线性度估计公式:

$$\text{Cov}(P_r) = \begin{bmatrix} p_1^z - \bar{p}^z \\ \vdots \\ p_m^z - \bar{p}^z \end{bmatrix}^T \cdot \begin{bmatrix} p_1^z - \bar{p}^z \\ \vdots \\ p_m^z - \bar{p}^z \end{bmatrix}, \quad (6)$$

$$l = \frac{\lambda_3 - \lambda_2}{\lambda_3}. \quad (7)$$

(4) 需要注意的是当局部特征线性度 l 过高过低, 都会对特征描述造成影响^[76]。于是设定两个线性度阈值 τ_{max} 和 τ_{min} 用于排除线性度过高或过低的点。同时记住所有符合条件的 p 点构成计算特征描述符的点集 $P_c = \{p_1, p_2, \dots, p_s\}$, 同时对此集合 P_c 中每一点处求得的最小特征值 λ_1 对应的特征向量作为该点的法向量。

2.2.2 几何-空间特征的计算与融合策略

首先关于本文提到的几何、空间特征计算方式都是基于局部参考坐标系 (Local Reference, LRF) 构建, 因此先计算特征点的 LRF, 然后再计算几何-空间融合特征。

(1) 根据式(6)计算得到的最小特征值对应的特征向量 n_p 作为 p 点的法向量, 并根据以下公式消除符号二义性, 据此确定 z 轴的方向:

$$z(p) = \begin{cases} n_p, & \text{if } n_p \cdot \sum_{i=1}^k p_i p \geq 0 \\ -n_p, & \text{if } n_p \cdot \sum_{i=1}^k p_i p < 0 \end{cases}. \quad (8)$$

(2) 然后基于 z 轴计算 x 轴, 设点 p 处由 z 轴定义的切平面为 L , p_i 为 p 点邻域点集 P_R 中的某一点, 将 pp_i 投影在 L 平面上, 得到 p_i 的投影向量:

$$v_i = pp_i - (pp_i \cdot z(p)) \cdot z(p). \quad (9)$$

将所有邻域点的投影向量根据两个距离权重加权融合为一个向量:

$$x(p) = \frac{\sum_{i=1}^k \omega_{i1} \omega_{i2} v_i}{\left\| \sum_{i=1}^k \omega_{i1} \omega_{i2} v_i \right\|_2}, \quad (10)$$

其中, ω_{i1} 和 ω_{i2} 分别是关联 p_i 到 p 和到 L 的两个距离权重:

$$\omega_{i1} = (r - \|p - p_i\|)^2, \quad (11)$$

$$\omega_{i2} = (pp_i \cdot z(p))^2. \quad (12)$$

(3) 将 x 轴和 z 轴叉乘求得 y 轴:

$$y(p) = x(p) \times z(p). \quad (13)$$

(4) 参考 FPFH 特征中 SPFH (Simple Point Feature Histograms) 特征的计算方式, 根据 LRF 计算中 p 点与邻域点集 P_R 中的每一点的三个角度特征值 α, φ 和 θ , 用来描述物体的几何特征:

$$\begin{cases} \alpha = x(p) \cdot n_i \\ \varphi = \frac{(p_i - p)}{\|p_i - p\|_2} \cdot z(p) \\ \theta = \arctan(y(p) \cdot n_i, z(p) \cdot n_i) \end{cases}, \quad (14)$$

其中, n_i 为 p_i 对应的法向量。将以上三个特征分别统计成直方图, 根据角度特征值的取值范围将每个直方图分为 11 个分区, 统计落在各个区间内的特征值数量, 最后将三个直方图连接起来, 得到了对于点 p 的一个 3×11 维的几何特征向量。

(5) 将 P_R 变换至 LRF 下, 记变换后的邻域点集合为 $P'_R = \{p'_1, p'_2, \dots, p'_k\}$, 集合中每一点在 LRF 中的坐标可表示为:

$$p'_i = [p_i^x, p_i^y, p_i^z], \quad (15)$$

其中, p_i^x, p_i^y, p_i^z 分别为 p_i 在 LRF 下的 x, y, z 坐标, 其公式为:

$$\begin{cases} p_i^x = pp_i \cdot x(p) \\ p_i^y = pp_i \cdot y(p) \\ p_i^z = pp_i \cdot z(p) \end{cases} \quad (16)$$

(6) 将得到的 p 点局部深度特征统计至深度直方图。TOLDI 直接采用局部深度结构信息投影至二维图像上, 这一做法虽然具有简单的计算方式且保留了真实的细节, 但会导致得到的结果维度过大, 且如果存在噪声的情况下特征描述的鲁棒性会略有降低, 后续处理过程中会需要更多的计算量才能得到点对的对应关系。

由于映射函数可以将实际物体的空间坐标精确地转换为图像中的像素坐标, 且通常被用于将复杂结构数据如高维特征映射到低维空间^[77]。为使后续计算效率更高、维度更适合融合几何特征、具有更强的抗噪能力的同时不丢失太多深度特征的细节, 本文采用映射函数将 P'_R 的深度信息映射到二维图像网格 $I(M \times M)$ 上, 此方法有

效捕捉了的 p 点附近的特征信息, 同时降低了维度提高了计算效率。保证维度相同的情况下归一化深度特征至 $[0, 1]$ 。具体来说, 该映射过程包含三个关键步骤: 首先确定 LRF 坐标系下邻域点的坐标范围, 因为搜索半径为 r_{FT} , LRF 中邻域点的坐标范围在 $[-r_{FT}, r_{FT}]$ 。其次考虑图像坐标系的特性, 其原点 $(0, 0)$ 在左上角, 右下角为 $(M-1, M-1)$, 需要将 LRF 中 p'_i 点的坐标映射至 $[0, M-1]$ 内。最后设计归一化映射函数实现空间转换。映射至 xy 平面设计的映射函数具体步骤如下: 将 $[-r_{FT}, r_{FT}]$ 归一化至 $[-1, 1]$:

$$p_i^{u_s} = \frac{p_i^u}{r_{FT}}, \quad (17)$$

其中, $p_i^{u_s}$ 表示归一化后的邻域点 xy 平面下的坐标分量, 后续将 $[-1, 1]$ 映射到 $[0, M-1]$:

$$p_i^{u_{mg}} = \left(\frac{p_i^{u_s} + 1}{2} \right) \cdot (M-1), \quad (18)$$

其中, $p_i^{u_{mg}}$ 表示映射后对应的二维像素坐标, 简化取整后得到映射函数:

$$I(p_i^u) = \left\lfloor \left(\frac{p_i^u}{2} \times 0.5 + 0.5 \right) \times M \right\rfloor, \quad (19)$$

其中: $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整操作, 因为映射至 xy 平面, 此处 p_i^u 分别为 p_i^x, p_i^y , 深度值定义为 $|p_i^z|$ 。映射至 yz, xz 平面同理。

(7) 获得对应的深度图后, 将深度特征形成一个 $3 \times B$ 维直方图, 因为几何特征直方图为 33 维, 此处 B 取值为 11。构建深度直方图步骤如下: 首先统计每一个像素网格内的深度值, 找出最小深度值 $d_{\min}$ 和最大深度值 $d_{\max}$ 。对于每一个有效的深度值 d , 计算其落入的 bin:

$$\text{bin}(d) = \left\lfloor \frac{d - d_{\min}}{d_{\max} - d_{\min}} \times B \right\rfloor. \quad (20)$$

对深度直方图归一化, 使其和为 1:

$$h_{uv}^j = \frac{\text{count}_j}{N_{\text{valid}}}, \quad (21)$$

其中: count_j 是落入第 j 个 bin 的深度值数量, N_{valid} 代表有效深度值的总数。空间特征直方图 (Spatial Feature Histogram, SFH) 由三个正交平面的深度直方图拼接而成, 形成 33 维的特征向量:

$$\text{SFH} = \{h_{xy}^1, \dots, h_{xy}^{11}, h_{yz}^1, \dots, h_{yz}^{11}, h_{xz}^1, \dots, h_{xz}^{11}\}. \quad (22)$$

(8) 对于 P_c 中任意一点 p_j , 由此计算所得的空间特征记为 $F_{\text{SFH}}(p_j)$, 几何特征记为

$F_{\text{SPFH}}(p_j)$ 。由于它们对应的特征维度均为维度不高的 33 维,且这两种描述的特征不相同,所以简单的串联融合就可以很大程度地突出特征。其特征融合直方图如图 5 所示,连接方式如图 6 所示。

$$F_{\text{fused}}(p_j)=[F_{\text{SPFH}}(p_j), F_{\text{SFH}}(p_j)]=[\alpha, \varphi, \theta, h_{xy}, h_{yz}, h_{xz}], \quad (23)$$

其中: $F_{\text{SPFH}}(p_j)=[\alpha, \varphi, \theta]$ 中的 α, φ, θ 为三个 11 维的角度特征向量, $F_{\text{SFH}}(p_j)=[h_{xy}, h_{yz}, h_{xz}]$ 中的 h_{xy}, h_{yz}, h_{xz} 为三个 11 维的三个正交平面的深度特征向量, $[\cdot, \cdot]$ 表示将两个特征向量按顺序连接, $F_{\text{fused}}(p_j)$ 代表融合几何和空间特征串联后的特征向量维度为 66 维。

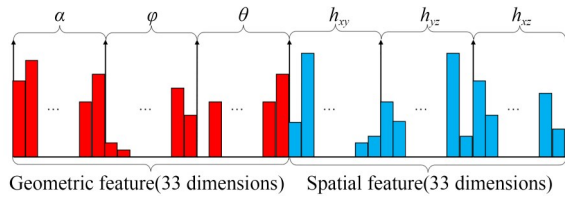


图 5 几何-空间特征融合描述符直方图

Fig. 5 Geometric-spatial feature fusion descriptor histogram

2.2.3 基于 RANSAC 的点云粗配准

在对源点云与目标点云中所有符合条件的点进行特征描述符计算之后,根据描述符直方图的相似度进行匹配。具体来说,假设源点云与目标点云中所有符合条件的点的集合分别为 P_c 和 P_t ,对其每一个点计算特征获得其对应的直方图,对于 P_c 中的一点 p_a ,其对应特征直方图为 d_a ,在 P_t 中搜索特征距离最近的直方图 d_b ,其对应点为 p_b ,记录下 (p_a, p_b) 的索引和特征 (d_a, d_b) 之间的距离大小。同时对于 P_t 中点 p_b ,在 P_c 中找寻特征距离最近的点记为 p_c ,若 p_c 与 p_a 是同一点,则保留此对应关系索引。除此之外,设定一个特征距离阈值 ϵ_d ,滤除特征距离大于 ϵ_d 的对应关系。

在获取源点云和目标点云的对应关系之后,可以根据对应关系估算两片点云间的刚性变换矩阵。RANSAC 通过随机采样和一致性验证机制,能够在大量离群点的情况下仍能找到正确的变换关系同时克服陷入局部最小值的情况,且 RANSAC 只需要找到足够数量的内点对应即可估计变换,而不要求所有点都有对应关系,因此

能够很好地处理部分重叠的情况。对此采用基于 RANSAC 点云粗配准算法。

3 实验与分析

为了校验本文粗配准算法的效果,本实验采用斯坦福数据集中不同视角的 Bunny 和 Dragon 模型:bunny000 和 bunny090,dragon000 和 dragon048。

对比的主要方法是 ISS+3DSC+K4PCS^[78], ISS+FPFH+RANSAC^[79],TOLDI+RANSAC 粗配准算法。同时将本文算法应用到衬氟视镜(如图 6)数据,测试其在工业零件三维重建上的实际应用能力。实验硬件环境搭建于配备 AMD Ryzen 5 5600G 处理器(16 GB 内存)的计算机上,采用 C++ 语言在 Visual studio 2019 开发平台和 PCL 1.12.0 版本库的环境下,实现了基于几何-空间特征融合的点云粗配准过程。



图 6 衬氟视镜实物

Fig. 6 Fluorine-lined sight glass specimen

3.1 评价指标

本研究采用三维空间坐标偏差的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)作为精度量化指标,如式(24),同时以算法运行耗时作为效率评估基准:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|p_i - q_i\|_2}, \quad (24)$$

其中: n 表示有效对应点对的数量, $\|p_i - q_i\|_2$ 表示计算点 p_i 和 q_i 坐标差向量的 L2 范数,即计算两点间欧氏距离。 $RMSE$ 表示所有有效对应点对之间距离的“平均”大小。 $RMSE$ 值越小,说明配准精度越高,两个点云重叠得越好。值越大,说明点云之间未对齐的点对越多,距离越大。

3.2 实验中采用的三维点云数据采集系统

该系统由两台分辨率为 $4\,024 \times 3\,036$ 的 CMOS 工业数字相机(大恒 MER2-1220-32U3M/C 型)与一台分辨率为 $1\,280 \times 800$ 的 DLP 投影仪(奥图码 W318ST)组成。实际如图 7 所示,通过结构光投影系统投影正弦条纹图案,采用三频外差法进行相位展开,最终解算获得点云数据。



图 7 双目结构光三维重建系统

Fig. 7 Binocular structured light 3D reconstruction system

3.3 配准实验结果分析

为验证本文算法对点云部分重叠配准工作的适用性,本文采取具有不同重叠率的点云配准

实验,红色为源点云,蓝色为目标点云,点云之间只存在刚性变换。为保证配准精度,减少耗时,Bunny,Dragon,衬氟视镜均采用本文降采样算法分别均匀采样至 $6\,000 \sim 10\,000$ 点。配准效果如图 8 所示(彩图见期刊电子版)。

由图 8 可知本文算法的重叠区域配准最准确且比较均匀,其次则是 ISS+3DSC+K4PCS 组合方法,综合三个点云数据配准效果图来看,该方法也展现出了较好的配准性能。然而,其余算法均出现了配准失败的问题,体现为点云数据无法正确对齐,存在明显的偏移和错位现象。这一结果充分说明本文设计的基于自适应采样与特征融合的点云粗配准算法对于低重叠场景下的配准问题具有显著的鲁棒性和稳定性。在低重叠率条件下,本文算法通过结合自适应采样策略和多特征融合机制,有效提取了低重叠区域的关键几何信息,增强了特征描述的判别性和匹配的准确性,从而能够在复杂场景中依然保持良好的配准效果。

为更直观地展示本算法的优越性,表 1 列出了各算法在配准过程中的量化指标比较,包括配准精度、计算时间两个关键性能参数。从量化结果可以清晰地看出,本文算法在各项指标上均表现出明显优势,尤其是在低重叠场景中的鲁棒性方面更为突出,进一步验证了算法设计的有效性和先进性。

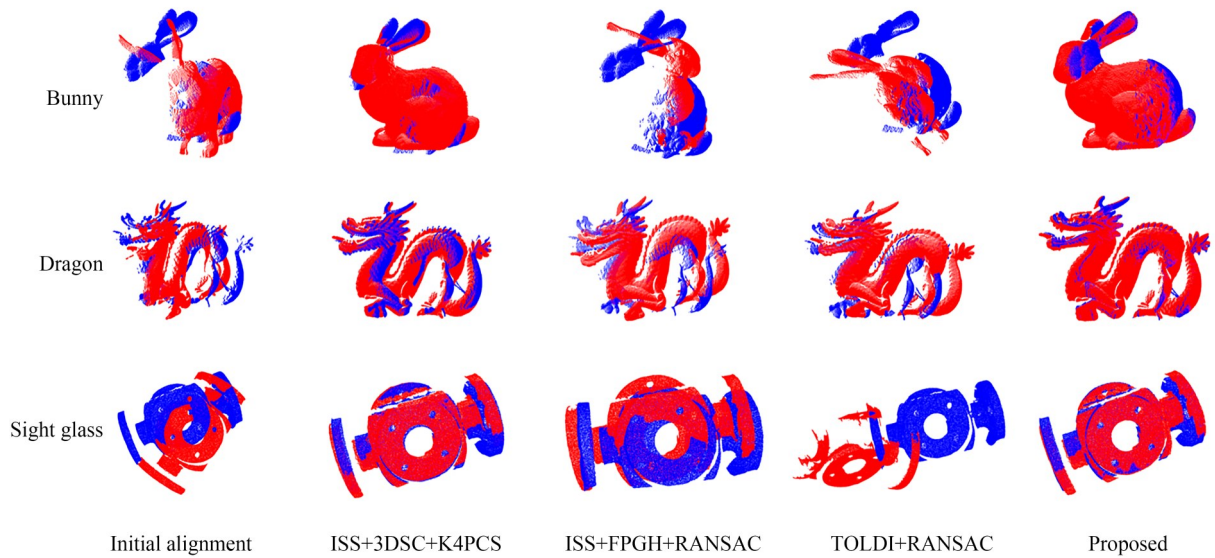


图 8 Bunny,Dragon 和衬氟视镜在不同算法下的粗配准结果

Fig. 8 Coarse registration results for Bunny, Dragon, and sight glass using various algorithms

表 1 不同方法下的 Bunny,Dragon 和衬氟视镜粗配准精度及效率
Tab. 1 Comparison of registration accuracy and efficiency across methods

Point cloud	Algorithm	RMSE (<i>x</i>)/mm	RMSE (<i>y</i>)/mm	RMSE (<i>z</i>)/mm	RMSE/mm	Time/s
Source: Bunny000 Target: Bunny090	ISS+3DSC+K4PCS	1.65	1.39	2.53	3.33	4.82
	ISS+FPFH+RANSAC	2.24	1.33	1.56	3.04	1.21
	TOLDI+RANSAC	2.29	3.39	1.05	4.22	8.92
	Proposed	0.44	0.27	0.41	0.66	2.56
Source: Dargon000 Target: Dargon048	ISS+3DSC+K4PCS	0.74	0.61	1.36	1.66	3.69
	ISS+FPFH+RANSAC	1.18	0.66	1.49	2.01	1.02
	TOLDI+RANSAC	2.57	1.09	3.06	4.14	8.24
	Proposed	0.32	0.42	0.69	0.87	2.73
Source: Sight Glass 0° Target: Sight Glass 45°	ISS+3DSC+K4PCS	0.31	0.32	0.68	0.81	3.41
	ISS+FPFH+RANSAC	0.41	0.38	1.31	1.42	1.26
	TOLDI+RANSAC	1.31	1.22	1.02	2.06	7.91
	Proposed	0.29	0.24	0.47	0.61	2.37

从表 1 可知:所提改进的基于点云特征融合的点云粗配准算法匹配误差比 ISS+3DSC+K4PCS, ISS+FPFH+RANSAC, TOLDI+RANSAC 分别平均减少了 51.14%,64.16%,78%,在总时间上只低于 FPFH 算法,这是因为本文采取部分措施如减少邻域点搜索次数、根据线性度和邻域点数量筛选策略,这显著地提高了算法效率。

4 结 论

本文主要构建了一套在低重叠率环境下实现精度较高、效率较好的点云粗配准的算法框架。首先,针对低重叠率数据中传统体素降采样的两大缺陷,提出一种改进体素降采样算法,能依据点云最小包围盒尺寸及密度,自适应调整体素大小,同时通过最近邻替换确保采样点为原点云中的真实点,从而更好地保留局部特征信息。其次,设计出一种几何-空间特征融合描述符直方图编码方法,具体提出将几何角度特征与空间深度特征进行融合,改进空间深度特征维度以适应融合特征直方图,以提高低重叠率下描述能力。然后通过计算特征直方图相似性来筛选双向匹配的点对,同时设定特征距离阈值排除不可靠的点对关系,通过更可靠的点对关系再基于 RANSAC 粗配准算法实现较为准确的粗配准。

最后,在对 Bunny,Dragon 及实际工业产品(衬氟视镜)的点云数据集上,实验表明本文算法在匹配误差上较传统 ISS+3DSC+K4PCS, ISS+FPFH+RANSAC 和 TOLDI+RANSAC 方法分别平均减少了 51.14%,64.16%,78%,且在成功配准的对比算法中运行效率最高,综合来看具有较好的表现。实验表明本文方法在低重叠场景下具有较好的粗配准效果,能够为后续点云的精配准阶段提供足够良好的位姿,使得精配准的精度更高。

作者贡献声明:

- 张 伟:明确研究主题内容、方案设计,论文修订编辑;
- 方 麒:论文构思和初稿撰写、数据管理、实验结果验证及可视化呈现;
- 曾志龙:实验数据收集整理;
- 桂 冠:提供实验资源,辅助实验;
- 宋 杰:提供实验资源,辅助实验;
- 廉文波:帮助编辑写作,论文校对;
- 胡小亮:审阅稿件,提出修改意见;
- 王生怀:协调资源管理、研究支持,对论文提出了修改意见;
- 王 宸:获取基金资助,审阅稿件,提出修改意见。

参考文献:

- [1] 王琛. 三维重建中的点云配准算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2023.
WANG C. *Research on Point Cloud Registration Algorithm in 3D Reconstruction* [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2023. (in Chinese)
- [2] YU S W, LIU X A, TAN Q Q, *et al.* Sensors, systems and algorithms of 3D reconstruction for smart agriculture and precision farming: a review [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 224: 109229.
- [3] LUO H T, ZHANG J M, LIU X F, *et al.* Large-scale 3D reconstruction from multi-view imagery: a comprehensive review [J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(5): 773.
- [4] LONG C, FANG C, LI Z M, *et al.* Reconstruction of 3-D CAD model of workpiece with internal defect based on industry CT image [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 5009811.
- [5] TAKEDA M, MUTOH K. Fourier transform profilometry for the automatic measurement of 3-D object shapes [J]. *Applied Optics*, 1983, 22 (24): 3977.
- [6] SU X Y, CHEN W J. Fourier transform profilometry: a review [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2001, 35(5): 263-284.
- [7] QIAN K M. Applications of windowed Fourier fringe analysis in optical measurement: a review [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2015, 66: 67-73.
- [8] GDEISAT M A, BURTON D R, LALOR M J. Spatial carrier fringe pattern demodulation by use of a two-dimensional continuous wavelet transform [J]. *Applied Optics*, 2006, 45(34): 8722-8732.
- [9] ZUO C, FENG S J, HUANG L, *et al.* Phase shifting algorithms for fringe projection profilometry: a review [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2018, 109: 23-59.
- [10] LI S K, SU X Y, CHEN W J, *et al.* Eliminating the zero spectrum in Fourier transform profilometry using empirical mode decomposition [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2009, 26 (5): 1195-1201.
- [11] WEI Z M, CAO Y P, WU H T, *et al.* Dynamic phase-differencing profilometry with number-theoretical phase unwrapping and interleaved projection [J]. *Optics Express*, 2024, 32 (11): 19578-19593.
- [12] SU L, SU X, LI W, *et al.* Application of modulation measurement profilometry to objects with surface holes [J]. *Applied Optics*, 1999, 38 (7): 1153-1158.
- [13] ZHANG H C, CAO Y P, LI H M, *et al.* Real-time computer-generated frequency-carrier Moiré profilometry with three-frequency heterodyne temporal phase unwrapping [J]. *Optics & Laser Technology*, 2023, 161: 109201.
- [14] JIN L H. Shadow moiré' profilometry using the phase-shifting method [J]. *Optical Engineering*, 2000, 39(8): 2119.
- [15] LI C M, CAO Y P, CHEN C, *et al.* Computer-generated moiré profilometry [J]. *Optics Express*, 2017, 25(22): 26815-26824.
- [16] GUO H W, HE H T, CHEN M Y. Gamma correction for digital fringe projection profilometry [J]. *Applied Optics*, 2004, 43(14): 2906-2914.
- [17] 张宗华, 李雁玲, 高峰, 等. 面向结构光三维测量的相位展开技术综述(特邀) [J]. *红外与激光工程*, 2023, 52(8): 23-45.
ZHANG Z H, LI Y L, GAO F, *et al.* Phase unwrapping technology for structured light three-dimensional measurement: a review(invited) [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2023, 52(8): 23-45. (in Chinese)
- [18] ASUNDI A, ZHOU W S. Fast phase-unwrapping algorithm based on a gray-scale mask and flood fill [J]. *Applied Optics*, 1998, 37(23): 5416-5420.
- [19] ZHANG S, LI X L, YAU S T. Multilevel quality-guided phase unwrapping algorithm for real-time three-dimensional shape reconstruction [J]. *Applied Optics*, 2007, 46(1): 50-57.
- [20] QIAN K M, GAO W J, WANG H X. Windowed Fourier-filtered and quality-guided phase-unwrapping algorithm [J]. *Applied Optics*, 2008, 47 (29): 5420-5428.
- [21] AREVALILLO-HERRAEZ M, VILLATORO F R, GDEISAT M A. A robust and simple measure for quality-guided 2D phase unwrapping algorithms [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(6): 2601-2609.
- [22] GOLDSTEIN R M, ZEBKER H A, WERNER C L. Satellite radar interferometry: Two-dimen-

- sional phase unwrapping [J]. *Radio Science*, 1988, 23(4): 713-720.
- [23] DE SOUZA J C, OLIVEIRA M E, DOS SANTOS P A M. Branch-cut algorithm for optical phase unwrapping [J]. *Optics Letters*, 2015, 40 (15): 3456-3459.
- [24] CHANG L, YANG Z C, GUO Y M, *et al.* Application of improved branch-cut algorithm in dynamic 3D reconstruction [J]. *Electric Measurement Technology*, 2024, 44(9): 22-25.
- [25] WEN B W, JUN H S, LI H Y, *et al.* A phase unwrapping algorithm for image processing of interferogram [J]. *Journal of Applied Optics*, 2011, 32 (1): 70-74.
- [26] XU C, CAO Y P, WU H T, *et al.* Curtain-type phase unwrapping algorithm [J]. *Optical Engineering*, 2022, 61(4): 044103-044103.
- [27] ZHANG Y, CAO Y P, WU H T, *et al.* Spatial phase unwrapping algorithm based on multi-anchors bidirectional location and suppression [J]. *Optical Engineering*, 2024, 63: 014101.
- [28] TALEBI R, JOHNSON J, ABDEL-DAYEM A. Binary code pattern unwrapping technique in fringe projection method [C]. *Proceedings of the International Conference on Image Processing, Computer Vision, and Pattern Recognition (IPCV). The Steering Committee of The World Congress in Computer Science, Computer Engineering and Applied Computing (WorldComp)*, 2013: 1.
- [29] SANSONI G, CAROCCI M, RODELLA R. Three-dimensional vision based on a combination of gray-code and phase-shift light projection: analysis and compensation of the systematic errors [J]. *Applied Optics*, 1999, 38(31): 6565-6573.
- [30] ALSABHANY A A, RIDZUAN F, AZNI A H. The adaptive multi-level phase coding method in audio steganography [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 129291-129306.
- [31] ZHANG Q C, SU X Y, XIANG L Q, *et al.* 3-D shape measurement based on complementary Gray-code light [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2012, 50(4): 574-579.
- [32] ZHENG D L, DA F P. Self-correction phase unwrapping method based on Gray-code light [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2012, 50 (8): 1130-1139.
- [33] WU Z J, GUO W B, ZHANG Q C. High-speed three-dimensional shape measurement based on shifting Gray-code light [J]. *Optics Express*, 2019, 27(16): 22631-22644.
- [34] LU L, WU Z, ZHANG Q. Dynamic three-dimensional shape measurement method based on misaligned gray code [J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(5): 0512005.
- [35] WANG J, CAO Y P, WU H T, *et al.* Absolute phase retrieval based on fringe amplitude encoding without any additional auxiliary pattern [J]. *Optics Express*, 2023, 31(25): 41952-41966.
- [36] ZHENG D L, DA F P. Phase coding method for absolute phase retrieval with a large number of codewords [J]. *Optics Express*, 2012, 20 (22): 24139-24150.
- [37] AN H H, CAO Y P, LI H M, *et al.* Temporal phase unwrapping based on unequal phase-shifting code [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2023, 32: 1432-1441.
- [38] WU F, CAO Y P, AN H H, *et al.* Dynamic three-dimensional reconstruction with phase shift coding division multiplexing [J]. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2024, 379: 115847.
- [39] WU H T, CAO Y P, DAI Y B, *et al.* Ultra-fast 3D imaging by a big codewords space division multiplexing binary coding [J]. *Optics Letters*, 2023, 48(11): 2793-2796.
- [40] LOU X P, LV N G, SUN P, *et al.* Heterodyne multi-frequency method for 3D profile measurement [C]. *Fourth International Seminar on Modern Cutting and Measurement Engineering. Beijing, China*. SPIE, 2010.
- [41] LI J L, SU H J, SU X Y. Two-frequency grating used in phase-measuring profilometry [J]. *Applied Optics*, 1997, 36(1): 277-280.
- [42] ZHAO H, ZHANG C W. Phase Unwrapping algorithm based on double-frequency fringe projection and fringe background [C]. *The International Conference on Photonics and Optical Engineering (icPOE 2014). Xi'an, China*. SPIE, 2015.
- [43] ZHANG M L, CHEN Q, TAO T Y, *et al.* Robust and efficient multi-frequency temporal phase unwrapping: optimal fringe frequency and pattern sequence selection [J]. *Optics Express*, 2017, 25 (17): 20381-20400.
- [44] 殷永凯, 张宗华, 刘晓利, 等. 条纹投影轮廓术系统模型与标定综述 [J]. *红外与激光工程*, 2020,

- 49(3): 127-144.
- YIN Y K, ZHANG Z H, LIU X L, *et al.* Review of the system model and calibration for fringe projection profilometry[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2020, 49(3): 127-144. (in Chinese)
- [45] SHANOER M M, ABED F M. Evaluate 3D laser point clouds registration for cultural heritage documentation[J]. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 2018, 21(3): 295-304.
- [46] WANG Y N, SUN Y, GAN K X, *et al.* Bone marrow sparing oriented multi-model image registration in cervical cancer radiotherapy[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2023, 166: 107581.
- [47] 王润. 基于点云配准的大型航天器表面巡检相对导航技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2021.
- WANG R. *Research on Relative Navigation Technology of Large Spacecraft Surface Inspection Based on Point Cloud Registration*[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2021. (in Chinese)
- [48] ZHOU S Z, KANG F, LI W B, *et al.* Point cloud registration for agriculture and forestry crops based on calibration balls using Kinect V2[J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2020, 13(1): 198-205.
- [49] 张月红, 郑联语, 赵雄, 等. 面向大型异形筒类薄壁件的双工位位加工系统及方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2025, 31(2): 438-451.
- ZHANG Y H, ZHENG L Y, ZHAO X, *et al.* Double-station locating-machining system and method for large special-shaped cylindrical thin-walled parts[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2025, 31(2): 438-451. (in Chinese)
- [50] 王景隆, 曹益平, 李城梦, 等. 一种具有宽松约束的相位—高度映射算法[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2020, 52(5): 58-65.
- WANG J L, CAO Y P, LI C M, *et al.* Phase-to-height mapping algorithm with loose constraints[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2020, 52(5): 58-65. (in Chinese)
- [51] BESL P J, MCKAY N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2): 239-256.
- [52] CHETVERIKOV D, SVIRKO D, STEPANOV D, *et al.* The trimmed iterative closest point algorithm[C]. *2002 International Conference on Pattern Recognition. August 11-15, 2002, Quebec City, QC, Canada*. IEEE, 2002: 545-548.
- [53] DONG J M, PENG Y X, YING S H, *et al.* LieTrICP: an improvement of trimmed iterative closest point algorithm[J]. *Neurocomputing*, 2014, 140: 67-76.
- [54] 李鑫, 莫思特, 黄华, 等. 自动计算重叠度的多源点云配准方法[J]. *红外与激光工程*, 2021, 50(12): 270-278.
- LI X, MO S T, HUANG H, *et al.* Multi-source point cloud registration method based on automatically calculating overlap[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(12): 270-278. (in Chinese)
- [55] LIU G Y, ZHANG A J. Low-overlap point cloud registration algorithm based on variable-length least trimmed squares[C]. *Third International Conference on Signal Image Processing and Communication (ICSIPC 2023). May 26-28, 2023, Kunming, China*. SPIE, 2023: 658-663.
- [56] 余永维, 王康, 杜柳青, 等. 点云模型的匹配点对优化配准[J]. *光学精密工程*, 2023, 31(4): 503-516.
- YU Y W, WANG K, DU L Q, *et al.* Matching point pair optimization registration method for point cloud model[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2023, 31(4): 503-516. (in Chinese)
- [57] 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.
- [58] ZHU J H, MU J X, YAN C B, *et al.* 3DMNDT: 3D multi-view registration method based on the normal distributions transform[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2024, 21(1): 488-501.
- [59] LIU H B, TANG Y L, WANG H J. Robust and fast point cloud registration for robot localization based on DBSCAN clustering and adaptive segmentation[J]. *Sensors*, 2024, 24(24): 7889.
- [60] SHEN Y Q, ZHANG B L, WANG J G, *et al.* MI-NDT: multiscale iterative normal distribution transform for registering large-scale outdoor scans[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 5705513.

- [61] KÖRTGEN M, PARK G J, NOVOTNI M, *et al.* 3D shape matching with 3D shape contexts [C]. *The 7th Central European Seminar on Computer Graphics. Slovakia: Budmerice*, 2003, 3: 5-17.
- [62] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration [C]. *2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation. May 12-17, 2009, Kobe, Japan*. IEEE, 2009: 3212-3217.
- [63] SALTI S, TOMBARI F, DI STEFANO L. SHOT: Unique signatures of histograms for surface and texture description [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2014, 125: 251-264.
- [64] CHEN C S, HUNG Y P, CHENG J B. RANSAC-based DARCES: a new approach to fast automatic registration of partially overlapping range images [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1999, 21(11): 1229-1234.
- [65] AIGER D, MITRA N J, COHEN-OR D. 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration [C]. *ACM SIGGRAPH 2008 papers. Los Angeles California*. ACM, 2008.
- [66] 张瑾贤, 吴晓峰, 叶才铭, 等. 一种基于点云场景分割与改进配准算法的物体位姿估计方法 [J]. *机械工程学报*, 2023, 59(22): 176-185.
- ZHANG J X, WU X F, YE C M, *et al.* Object pose estimation method based on point cloud scene segmentation and improved registration [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2023, 59(22): 176-185. (in Chinese)
- [67] 单馨平, 苏建强, 刘利强, 等. 基于双约束特征提取的三维激光雷达点云ICP配准算法 [J]. *应用激光*, 2025, 45(1): 143-152.
- SHAN X P, SU J Q, LIU L Q, *et al.* A 3D LiDAR point cloud ICP registration algorithm based on dual-constraint feature extraction [J]. *Applied Laser*, 2025, 45(1): 143-152. (in Chinese)
- [68] 钱梁梁, 聂闻, 张昊晟, 等. 融合体素特征的鲁棒点云配准方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2025, 62(4): 243-251.
- QIAN L L, NIE W, ZHANG H S, *et al.* Robust point cloud registration method with voxel feature fusion [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2025, 62(4): 243-251. (in Chinese)
- [69] FENG X L, TAN T R, YUAN Y Z, *et al.* *Aligning Point Clouds with An Effective Local Feature Descriptor* [M]. *Cyberspace Data and Intelligence, and Cyber-Living, Syndrome, and Health*. Singapore: Springer Singapore, 2019: 241-255.
- [70] HE Y, YANG J, HOU X M, *et al.* ICP registration with DCA descriptor for 3D point clouds [J]. *Optics Express*, 2021, 29(13): 20423-20439.
- [71] YUE X F, LIU Z Y, ZHU J, *et al.* Coarse-fine point cloud registration based on local point-pair features and the iterative closest point algorithm [J]. *Applied Intelligence*, 2022, 52(11): 12569-12583.
- [72] 林森, 张强. 应用邻域点信息描述与匹配的点云配准 [J]. *光学精密工程*, 2022, 30(8): 984-997.
- LIN S, ZHANG Q. Point cloud registration using neighborhood point information description and matching [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2022, 30(8): 984-997. (in Chinese)
- [73] 史泽鹏. 融合形状与纹理的点云配准技术研究 [D]. 太原: 中北大学, 2023.
- SHI Z P. *Research on Point Cloud Registration Technology Combining Shape and Texture* [D]. Taiyuan: North University of China, 2023. (in Chinese)
- [74] LIM H, KIM D, SHIN G, *et al.* KISS-matcher: fast and robust point cloud registration revisited [C]. *2025 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). May 19-23, 2025, Atlanta, GA, USA*. IEEE, 2025: 11104-11111.
- [75] 杨佳琪. 点云局部特征描述与匹配研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
- YANG J Q. *Study on Local Feature Description and Matching of Point Cloud* [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019. (in Chinese)
- [76] 李晋儒, 王晋, 郭松涛, 等. 基于自适应局部邻域条件下的点云匹配 [J]. *光学精密工程*, 2024, 32(10): 1606-1621.
- LI J R, WANG J, GUO S T, *et al.* Point cloud matching algorithm based on adaptive local neighborhood conditions [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2024, 32(10): 1606-1621. (in Chinese)
- [77] JEON Y, KIM J, YU S M, *et al.* A novel interpretable fusion analytic framework for investigating func-

- tional brain connectivity differences in cognitive impairments [J]. *arXiv preprint arXiv*: 2401.09028, 2024.
- [78] 王一, 张鑫森, 王莹, 等. 基于 ISS-3DSC 特征的点云配准方法[J]. 中国测试, 2025, 51(2): 62-67, 80.
- WANG Y, ZHANG X M, WANG Y, *et al.* Point cloud registration method based on ISS-3DSC characteristics [J]. *China Measurement & Test*, 2025, 51(2): 62-67, 80. (in Chinese)
- [79] 李岩, 张子毅, 王建柱. 基于特征点提取的 RANSAC-ICP 三维点云配准方法[J]. 山东大学学报(工学版), 2024, 54(5): 144-154.
- LI Y, ZHANG Z Y, WANG J Z. RANSAC-ICP 3D point cloud registration method based on feature point extraction[J]. *Journal of Shandong University (Engineering Science)*, 2024, 54(5): 144-154. (in Chinese)

作者简介:



张 伟(1977—),男,安徽亳州人,博士,教授,硕士生导师,2014年于华中科技大学获得博士学位,主要从事精密机械、精密测量、视觉测量等方面研究。E-mail:zhangw_jx@huat.edu.cn

作者简介:



方 麒(1998—),男,湖北武汉人,硕士研究生,2020年于武汉华夏理工学院获得学士学位,主要从事三维点云数据处理、点云配准等方面研究。E-mail:202211079@huat.edu.cn