

文章编号 1004-924X(2025)13-2136-17

点云法向量与曲率关键特征配准

纪珍辰^{1,2,3}, 艾宏旭^{1,2,3}, 韩 圆^{1,3}, 姚家琦^{1,3}, 李有治¹, 王艳秋^{1,3},
郑 福^{1,3}, 王文杰², 孙志斌^{1,3*}

(1. 中国科学院 国家空间科学中心, 北京 100190;
2. 华北电力大学, 北京 102206;
3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要:针对复杂特征目标的点云配准问题,提出了点云法向量与曲率关键特征配准方法。通过主成分分析法计算不同邻域半径下的曲率来选择关键点,对初始点云数据进行降采样。对于每个关键点,采用由 4 个法向量和 3 个曲率组成的七维特征描述符,该描述符研究了法向量夹角及曲率特征。分析了源点云与目标点云关键点特征描述符之间的相似性,通过欧氏最小距离和次小距离比值法确定源点云与目标点云的初始对应关系,采用随机一致性算法剔除错误对应关系降低误匹配。为实现高精度配准,采用迭代最近点算法进行精细配准,计算变换矩阵并定量化研究配准误差。实验结果表明,复杂目标的特征提取与配准的均方根误差达到了 3.32 mm,并且在 0~50°配准实验中平均误差增量为 0.33 mm/(°),通过对比说明本文提出的方法在复杂目标大角度配准方面稳定性更高。空间卫星目标的特征提取与配准实验的均方根误差为 2.71 mm, Y 方向姿态角误差为 0.427°,该方法也可以应用到空间目标位姿测量与配准方面,具有更广泛的应用价值。

关键词:点云配准;复杂目标;法向量;曲率;误差分析

中图分类号:TP391 文献标识码:A

doi:10.37188/OPE.20253313.2136 CSTR:32169.14.OPE.20253313.2136

Key feature registration of point cloud normal vector and curvature

Ji Zhenchen^{1,2,3}, Ai Hongxu^{1,2,3}, Han Yuan^{1,3}, Yao Jiaqi^{1,3}, Li Youzhi¹, Wang Yanqiu^{1,3},
Zheng Fu^{1,3}, Wang Wenjie², Sun Zhibin^{1,3*}

(1. National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
2. North China Electric Power University, Beijing 102206, China;
3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

* Corresponding author, E-mail: zbsun@nssc.ac.cn

Abstract: To address the challenge of point cloud registration for complex feature targets, a method leveraging point cloud normal vectors and curvature key features is proposed. Principal component analysis is utilized to compute curvature across varying neighborhood radii, facilitating effective key point selection

收稿日期:2025-04-01;修订日期:2025-06-04.

基金项目:国家重点研发计划资助项目(No. 2023YFC2604900, No. 2023YFC2604904, No. 2023YFF0719800, No. 2016YFE0131500);中国科学院科学仪器发展计划资助项目(No. YJKYYQ20190008)

and initial point cloud downsampling. For each key point, a seven-dimensional feature descriptor is constructed, comprising four normal vectors and three curvature values, thereby encapsulating both angular relationships among normal vectors and curvature characteristics. Similarity between key point descriptors of source and target point clouds is assessed, and correspondences are initially established based on the ratio of the Euclidean minimum distance to the sub-minimum distance. The Random Sample Consensus (RANSAC) algorithm is subsequently employed to eliminate incorrect correspondences and reduce mismatches. High-precision registration is achieved via the Iterative Closest Point (ICP) algorithm, enabling computation of the transformation matrix and quantitative evaluation of registration error. Experimental results demonstrate a root mean square error (RMSE) of 3.32 mm in feature extraction and registration for complex targets, with an average error increment of 0.33 mm/(°) within a 0-50° registration range. Comparative experiments confirm the superior robustness of the proposed method in large-angle registration of complex targets. Specifically, for space satellite targets, the RMSE of feature extraction and registration is 2.71 mm, accompanied by a Y-direction attitude angle error of 0.427°. The proposed method effectively supports pose estimation and registration of space targets, indicating broad potential for practical applications.

Key words: point cloud registration; complex target; normal vector; curvature; error analysis

1 引言

点云作为典型的三维模型,其优势在于能从多个视角捕捉到完整形状的目标,但受限于测量方法和硬件性能,直接采集的点云存在噪声信号大、数据精度低和采集时间长的问题。近年来,随着计算机视觉、图像处理硬件及人工智能技术的飞速发展,研究人员在现有三维点云测量技术基础上,发展并应用了多种重构算法,使得三维点云测量技术在测量精度、速度和适应性等方面取得了显著突破。2023年,游前等^[1]在傅里叶变换轮廓术^[2](Fourier Transform Profilometry, FTP)的基础上,提出一种改进Goldstein枝切法的傅里叶变换轮廓术,通过计算最短枝切线实现高精度三维点云重建。Srinivasan^[3]将相位信息应用于三维点云重建提出了相位测量轮廓术(Phase Measurement Profilometry, PMP);随后,王思远等^[4]应用优化条纹周期和任意步数相移算法,提出基于光流像素匹配的扫描显微相位测量轮廓术,在模拟工业流水线场景中,将三维测量误差降低至0.008 mm。在铁路场景中,马茹钰^[5]将莫尔轮廓术应用于铁路中轮轨三维轮廓的重建。该方法最早由Takasaki^[6]提出,从莫尔条纹中提取物体的相位信息,可实现轮轨高精度三维重建。随着三维点云应用场景日趋复杂,对测量

精度和速度都提出了较高要求,研究人员发展了一系列计算莫尔轮廓术(Computer-Generated Moiré Profilometry, CGMP)的衍生方法^[7-8]。王林溪等^[9]提出的实时计算莫尔轮廓术可以直接在对准处进行即时的三维重建,实现对工件进行实时差异性检测。调制度轮廓术^[10](Modulation Measuring Profilometry, MMP)通过计算投影到被测物体表面的正、余弦条纹调制度来获得物体的三维形貌^[11]。陆泳屹等^[12]提出一种结合相移与焦移法的调制度轮廓术改进方法,通过循环投影三步相移条纹并利用相邻焦距调制度近似计算,能在减少数据量的同时保持测量精度。Wei等^[13]提出了一种动态相位差分轮廓术(Dynamic phase-differencing profilometry, DPDP),结合数论时间相位展开(NT-TPU)算法和五基交错投影(PIP)策略,通过最少三个相移条纹直接解析相位差,显著提升了计算效率、稳定性和重建比,在高速三维测量中有较强的应用前景。为满足水下高阻力环境中高帧频三维扫描测量的需求,刘博^[14]等提出了一种连续三维线激光扫描(Laser Scanning Profilometry, LSP)系统,提高了高阻力环境中的扫描帧频。飞行时间法(Time of Flight, TOF)通过计算光在空气中的飞行时间来测量三维目标的距离,从而直接获取场景目标的三维点云数据。侯飞^[15]对飞行时

间深度相机的镜头畸变和深度测量误差进行了校正并实现了对三维场景目标的快速点云数据提取。

三维点云配准因其简洁性、灵活性和计算便捷性在计算机三维视觉^[16]、复杂特征目标配准^[17-18]、空间交会对接^[19]和在轨服务^[20]等领域得到了广泛的应用。在实际应用中,点云配准的准确性对三维重建后模型的完整性至关重要^[21],但传统方法因其操作繁琐、精度不高和缺乏自动化而限制了其普及过程。目前,点云配准方法主要归纳为四类:基于特征匹配的配准、基于统计学的刚体变换配准、基于迭代最小化误差的配准^[22]和基于深度学习的配准。

基于特征匹配的配准方法依赖于从源点云和目标点云中选取共有的特征信息,以建立点与点之间的对应关系,并据此计算坐标变换。这一方法的成功关键在于特征选取的有效性。Rusu等^[23]提出点特征直方图(Point Feature Histogram, PFH)方法,以直方图的形式描述点云特征。后来,该团队又提出快速点特征直方图(Fast Point Feature Histogram, FPFH)的方法^[24],后者与前者方法相比,数据量明显减少,大大加快了计算速度。韩一菲^[25]等提出以一种基于FPFH和法向量的改进点云配准算法,对于初始位置相差较大的情况有较好的配准效果。LOWE^[26]首次提出尺度不变特征变换(scale invariant feature transform, SIFT)算法,可用于在物体或场景的不同视图之间进行可靠的匹配。针对SIFT方法提取特征点数量较少和误匹配的问题,丁国绅等^[27]提出用高光谱图像重构图像尺度空间,有效剔除了误匹配,提升了算法的实用性能。基于特征的配准算法因其高可靠性得到了广泛应用,但在图像中存在相似的特征点时,基于特征的图像配准方法可能会出现误匹配的情况,从而影响配准的精度。

基于统计学的刚体变换配准方法通过离散化变换空间并构建配准误差评价函数,利用优化算法确定最优匹配。荆路等^[28]提出了结合采样一致性初始配准(Sample Consensus Initial Alignment, SAC-IA)与正态分布变换(Normal Distri-

butions Transform, NDT)相结合的方法,提高了配准速度。Arun等^[29]开发了基于多尺度 k 均值的NDT方法,有效解决了传统NDT方法中单尺度限制的问题。范强等^[30]开发了融合3D-Harris关键点检测和FPFH特征描述的3D-NDT配准新方法,有效提升了传统3D-NDT配准的性能,该方法在迭代步骤较少的情况下,对噪声的敏感度较低。

迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)及其改进算法是迭代最小化误差的核心方法。Besl等^[31]首次提出了ICP方法,该方法通过反复匹配两组点云中的最近邻点进行迭代优化,以最小化欧氏距离来确定最佳转换参数。然而,ICP方法在目标点云与源点云接近对齐时才有效,且配准速度较慢,运算过程很容易出现局部最优解的问题。Li等^[32]以重叠率、角度、距离和噪声作为ICP的影响因素,并使用4个数据集评估了点对点 and 点对点ICP的有效性、稳定性、准确性和效率。程瑶等^[33]采用基于EPNP(Efficient Perspective-n-Point)和ICP算法的相机位姿估计方案,通过EPNP算法完成点云重构和单视角点云粗配准,ICP算法完成重构场景和单视角点云的精配准得到目标的位姿估计。桑旦等^[34]针对传统ICP算法存在的问题,将迭代系数和法线特征约束引入传统的ICP算法中提高配准效率。尽管这些优化不断增强了ICP算法的实用性,但它们并未减少噪声对配准结果的影响,且对初始位置的接近性要求依旧存在,因此在实际应用中,ICP方法通常作为进一步的精配准步骤。

深度学习技术发展迅速,卷积神经网络在图像表示、特征提取等方面显示出独特优势^[35]。针对部分基于深度学习的光学遥感图像配准模型配准精度较低、用时较长的问题,王伟等^[36]提出了一种结合注意力块和残差网络的配准方法。Yuan等^[37]提出了深度高斯混合配准(Deep GMR)方法,通过将两个高斯混合概率分布之间的 k L-散度最小化来明确地利用概率配准范式。苟宸等^[38]提出了一种复杂空心涡轮叶片点云快速配准方法,基于深度学习对源点云和目标点云提取多级特征,并在特征之间进行信息交换,使

得在无需注意力机制的前提下,两个点云输入的全局特征能够聚焦于相同部分。尽管深度学习在点云配准任务中展现出了强大的性能和潜力,但其在数据依赖性、对噪声和异常值的敏感性、硬件要求等方面仍存在一些局限性。

点云配准中,选取代表性关键点往往会使配准过程更高效且能简化对应关系;设计独特的特征描述符有助于更好地描述关键点几何特征,如利用法向量和曲率来构成不同维度的特征描述符;确定对应关系是配准过程中关键的一步,包括寻找对应关系以及优化过程。目前的配准方法在抗噪性和精度等方面都存在一定缺陷,并且对于复杂目标的配准效果欠佳。由于复杂目标点云数目大、特征较多、初始位置差异明显等因素,本文依赖点云的法向量和曲率信息,开发了多曲率阈值的关键点提取、点云法向量与曲率计

算关键特征的描述方法,对具有复杂几何特征目标的描述更准确,可应用于结构复杂的空间非合作目标的姿态测量等方面。

2 原 理

在几何特征的点云配准方法中,特征信息的选取和对应关系的确定是关键过程。更好的特征信息选取和更准确的对应关系确定,配准结果会更精确,配准速度更快。本文方法可概括为4部分:基于多曲率阈值选择关键点;不同邻域半径下法向量与曲率特征描述符计算;由两点间欧氏最小距离和次小距离之比寻找点间对应关系;随机一致性算法(Random Sample Consensus, RANSAC)优化对应关系;迭代最近点算法(Iterative Closest Point, ICP)精配准与误差分析,流程如图1所示。

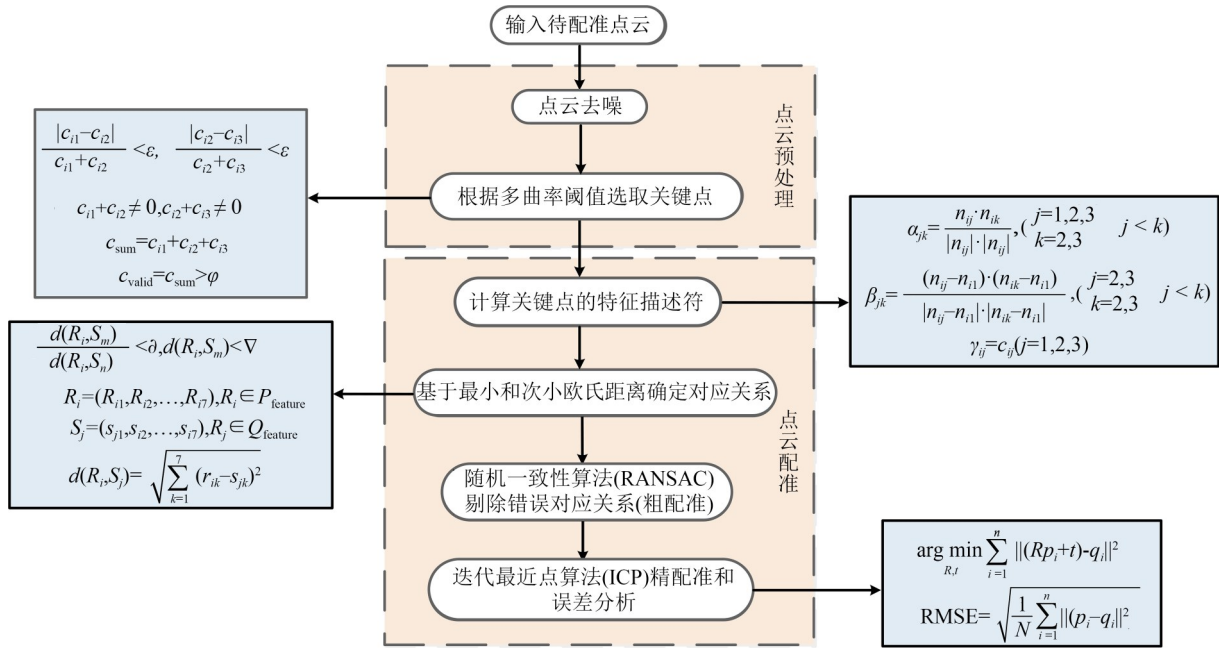


图1 几何特征的点云配准算法流程

Fig. 1 Flowchart of point cloud registration algorithm for geometric feature

2.1 联合多曲率阈值选择关键点

关键点是一些特征明显、识别性强、数量少的特殊点。针对复杂目标点云数量大的这一特点,配准工作开始前,进行关键点的选取不仅为后续操作减小计算量,还能为特征鲜明的区域提高配准的精确性。

2.1.1 主成分分析法计算法向量和曲率

根据主成分分析法(Principal Components Analysis, PCA)来估计待配准点云的法向量和曲率。PCA的原理是利用正交性质将可能存在相关性的变量变换为非线性相关的变量,主成分即为变换后的变量^[32]。分析中,一些较小的主成

分会被舍弃以减少计算量。

计算每个点的协方差矩阵,然后计算协方差矩阵的特征值和特征向量,每个点的法向量为协方差矩阵的最小特征值所对应的特征向量^[39]。对于点 p , 3×3 协方差矩阵 E 计算如下:

$$E = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (p_i - \bar{p}) \cdot (p_i - \bar{p})^T, \quad (1)$$

$$E \cdot n_j = \lambda_j \cdot n_j, j \in \{1, 2, 3\}. \quad (2)$$

以点 p 为例, k 是在点 p 处以 r 为半径搜索到的邻域内点的个数, p_i 是点 p 邻域中的点, $\bar{p}$ 是该邻域的质心, λ_j 是协方差矩阵的特征值, n_j 是根据特征值 λ_j 求得的特征向量, n_1, n_2 和 n_3 是3个主向量,点 p_i 的法向量为最小特征值 λ_1 所对应的特征向量 n_1 。

点 p 在其邻域中的曲率为:

$$c = \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3}. \quad (3)$$

2.1.2 多曲率阈值提取关键点

计算不同邻域半径 $r, 2r, 3r$ 下的曲率 c_1, c_2, c_3 ,并为曲率设置阈值约束从而选取关键点,如式(4)所示。如果曲率约束均小于阈值则视为关键点,如果曲率约束大于或等于阈值则被视为噪声点。不同邻域半径下的曲率表示该区域的弯曲程度不同。联合多邻域半径下的曲率能更好地表示该区域的变化程度。

由以上步骤可以得到待配准点云关键点集 $P_{\text{key}} = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im}\}$ 和目标点云关键点集 $Q_{\text{key}} = \{p_{j1}, p_{j2}, \dots, p_{jn}\}$, m 和 n 分别表示 P_{key} 和 Q_{key} 中关键点的数量。

$$\begin{aligned} \frac{|c_{i1} - c_{i2}|}{c_{i1} + c_{i2}} < \epsilon, \frac{|c_{i2} - c_{i3}|}{c_{i2} + c_{i3}} < \epsilon, \\ c_{i1} + c_{i2} \neq 0, c_{i2} + c_{i3} \neq 0. \end{aligned} \quad (4)$$

2.1.3 关键点优化

使用上述方法进行关键点选取难免会存在一定的误差,所以通过对曲率之和设置阈值从而实现关键点的优化,如下:

$$c_{\text{sum}} = c_{i1} + c_{i2} + c_{i3}, c_{\text{valid}} = c_{\text{sum}} > \varphi, \quad (5)$$

其中 c_{sum} 是三个邻域半径下的曲率之和,它综合了点在不同尺度下的曲率特征。如果一个点在多个尺度上都有较高的曲率,说明它可能是一个

重要的几何特征点(如角点、边缘点等)。通过与阈值 φ 进行比较,筛选出 c_{valid} ,即曲率之和大于 φ 的点。这些点被认为是高质量的关键点,而那些曲率小于或等于 φ 的点则被认为是噪声点。对关键点进行优化,目的是保留在多个尺度上具有显著几何特征的点,从而提高关键点检测的准确性和稳定性。

2.2 不同邻域半径下法向量与曲率特征描述符计算

首先,采用以上多曲率阈值的分析方法来选取源点云和目标点云中的关键点。其次,对这些关键点的特征进行提取,并利用特征相似度来匹配源点云和目标点云。因此,关键点的特征描述符计算是完成配准工作的重要前提。通过分析不同尺度的法向量和曲率位置关系,可以获取关键点的局部信息。

对于关键点集 P_{key} 或 Q_{key} 中的任意点 p ,通过不同邻域半径的计算得到多尺度法向量和曲率的差异,提出基于这些差异来计算关键点特征描述符的方法。如图2所示,关键点的特征描述符可结合三个邻域半径下的法向量和曲率来表示。

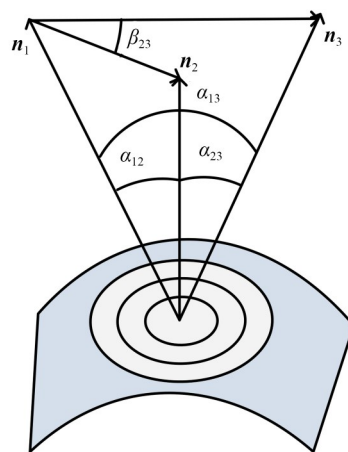


图2 关键点特征描述符

Fig. 2 Key point feature descriptor

2.2.1 法向量之间夹角

使用在不同邻域半径下获得的3个法向量之间的夹角作为关键点的特征之一。在关键点选取阶段,得到了每个点在3个不同邻域下的法向

量 n_{i1} , n_{i2} 和 n_{i3} 。形成特征描述符的第一部分:3 个角度偏差 α_{jk} 如下:

$$\alpha_{jk} = \frac{n_{ij} \cdot n_{ik}}{|n_{ij}| \cdot |n_{ik}|}, \begin{pmatrix} j=1, 2, 3 \\ k=2, 3 \end{pmatrix} j < k. \quad (6)$$

2.2.2 法向量差值之间夹角

对于某一关键点 p , 在 $n_{i2} - n_{i1}$ 和 $n_{i3} - n_{i1}$ 之间有一个角度差 β_{23} , 表示三维空间中法向量的变化, 特征描述符的第二部分: 角度差值的偏差如下:

$$\beta_{jk} = \frac{(n_{ij} - n_{i1}) \cdot (n_{ik} - n_{i1})}{|n_{ij} - n_{i1}| \cdot |n_{ik} - n_{i1}|}, \begin{pmatrix} j=2, 3 \\ k=3 \end{pmatrix} j < k. \quad (7)$$

2.2.3 关键点的曲率

曲率表示局部曲面上点的弯曲程度, 由不同邻域半径计算出的曲率偏差代表了点周围局部曲面的特征。 $P - \text{key}_i$ 3 个邻域下存在 3 个不同的曲率 c_1, c_2 和 c_3 :

$$\gamma_j = c_{ij} (j=1, 2, 3). \quad (8)$$

综合以上三部分, 每个关键点可以生成一个七维特征描述符, 用来表示该关键点局部区域特性。通过以上公式可以计算出 P_{key} 和 Q_{key} 中两个关键点集中每个关键点的特征描述符 P_{feature} 和 Q_{feature} :

$$P_{\text{feature}}/Q_{\text{feature}} = \begin{bmatrix} \alpha_{jk}, \begin{pmatrix} j=1, 2, 3 \\ k=2, 3 \end{pmatrix} j < k \\ \beta_{jk}, \begin{pmatrix} j=2, 3 \\ k=3 \end{pmatrix} j < k \\ \gamma_j (j=1, 2, 3) \end{bmatrix}. \quad (9)$$

2.2.4 特征描述符归一化处理

由于三个部分的特征描述符是通过不同方法计算出来的, 所以在数值上存在一定差异。为使特征描述符具有相同的表达效果, 对每一维的数值进行归一化处理是很有必要的。对于 P_{key} 中某一关键点 p_i 的特征描述符 α_{jk} , 计算其最大值 $\max(\alpha_{jk})$ 和最小值 $\min(\alpha_{jk})$, 并根据式(10)进行归一化处理, 同理 β_{jk} 和 γ_j 也做相应处理。

$$\alpha'_{jk} = [\alpha_{ij} - \min(\alpha_{ij})] / [\max(\alpha_{ij}) - \min(\alpha_{ij})]. \quad (10)$$

2.3 计算点间对应关系

点云配准是一个通过寻找两片点云间的变

换参数来实现对齐的过程。这一过程依赖于点云中对应点的精确匹配, 这些点在两个数据集的重叠区域中具有相似特征。对应性是指在待配准点云和目标点云中, 对应点之间的关联关系是通过比较关键点特征描述符的相似度来确定的。因此, 本文根据关键点特征描述符之间欧氏距离计算出最小距离与次小距离来确定初始对应关系, 再通过随机一致性算法剔除错误的对应关系, 最后由 ICP 精配准确定最优对应关系。

2.3.1 两点间欧氏最小距离和次小距离之比寻找点间对应关系

如果根据数据相似性直接从 P_{feature} 和 Q_{feature} 两个特征描述符集合寻找对应关系, 不可避免会存在一对多或多对一的对应关系, 这不是可靠的对应关系确定形式。所以, 提出最小距离和次小距离比值法来确定初始对应关系, 为距离比值设置阈值, 满足阈值约束的对应点被认为是一组对应关系, 约束条件如下:

$$\frac{d(R_i, S_m)}{d(R_i, S_n)} < \partial, d(R_i, S_m) < \nabla, \quad (11)$$

其中:

$$\begin{aligned} R_i &= (r_{i1}, r_{i2} \cdots r_{i7}), R_i \in P_{\text{feature}} \\ S_j &= (s_{j1}, s_{j2}, \cdots, s_{j7}), S_j \in Q_{\text{feature}}, \end{aligned} \quad (12)$$

$$d(R_i, S_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^7 (r_{ik} - s_{jk})^2}$$

其中: S_m 为其与 R_i 的欧氏距离最小值, S_n 为其与 R_i 的欧氏距离次小值, 欧氏距离最小值与次小值的比值阈值用 ∂ 表示; ∇ 为欧氏距离最小阈值。通过式(11)从 P_{feature} 和 Q_{feature} 中选取较为精确的对应点, 其中 P_{feature} 为关键目标点, Q_{feature} 为关键源点, 最后构建源点集 M 和目标点集 N 的映射关系, 并形成初始对应关系集合 C 。

2.3.2 随机抽样一致性算法优化

在点云配准的初步阶段, 尽管通过特征相似性确定了大致的点间对应关系, 但噪声和非重叠区域的影响可能导致许多错误的匹配。为了提高变换矩阵计算的准确性, 本文采用 RANSAC 算法来剔除这些错误的匹配点对, 作为粗配准的结果, 为精配准提供初始位姿。该算法流程如图 3 所示。

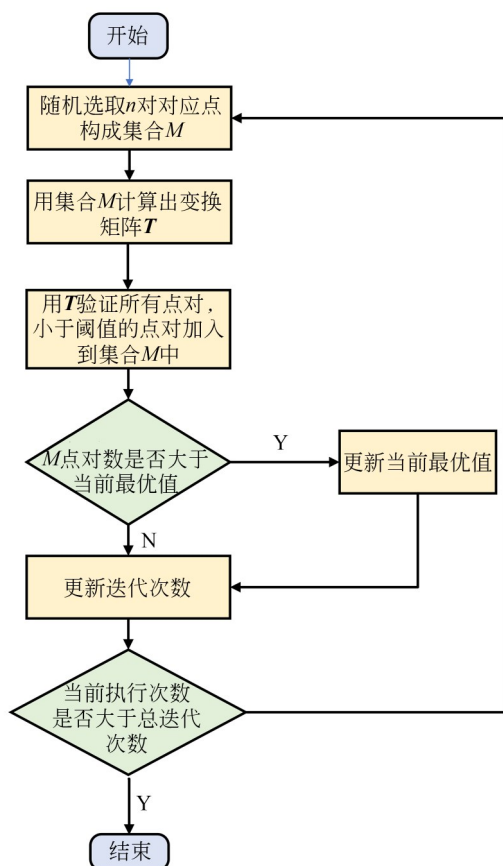


图3 RANSAC算法流程

Fig. 3 Flowchart of RANSAC algorithm

2.4 迭代最近点算法精配准和误差分析

经过以上对应关系的确定以及随机一致性算法优化对应关系的过程,配准工作已大致完成,为保证最终结果的准确性,采用迭代最近点算法进行精确配准。

2.4.1 迭代最近点算法

ICP算法在解决三维点云配准问题时的应用过程可以简单描述为以下过程:设想存在一对点云集合分别标记为源点云集 $P_i(i=1, 2, \dots, n)$ 与目标点云集 $Q_i(i=1, 2, \dots, n)$,两组数据均源于同一实体对象的不同扫描部分且在各自的数据集中包含着一部分相互重叠的点^[40]。两片点云间存在特定的平移与旋转关联,其作用在于将源点云集的空间位置精确调整到与目标点云集的坐标系相匹配,达成两者最大程度地契合对齐。该算法的流程如图4所示。

2.4.2 奇异值分解法计算变换矩阵

RANSAC和ICP中都要得到变换矩阵,奇

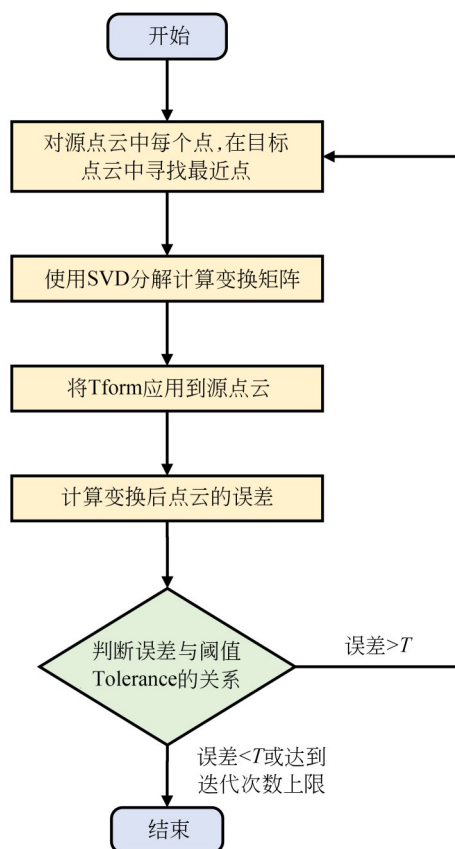


图4 ICP算法流程

Fig. 4 Flowchart of ICP algorithm

异值分解(Single Value Decomposition, SVD)分解用来计算变换矩阵,找到对应关系的目的是计算变换矩阵(即,旋转矩阵和平移矩阵)。获得旋转矩阵 R 和平移矩阵 T 的方法是通过最终对应点的协方差矩阵应用奇异值分解法。首先,计算点集 M 和 N 的质心,得到:

$$C_m = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k p_{mi}, \quad (13)$$

$$C_n = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k p_{ni}, \quad (14)$$

其中 k 是对应点的数量, $p_{mi} \in M, p_{ni} \in N$ 。构造 3×3 的矩阵 E ,如下:

$$E = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (p_{mi} - C_m)(p_{ni} - C_n). \quad (15)$$

矩阵 U 和 V 通过求解方程 $E = U\Lambda V^T$ 获得,其中, Λ 是由 E 的特征值形成的对角矩阵,取 $X = UV^T$ 。变换矩阵由 R 和 T 组成,即:

$$R = X, \quad T = C_n - RC_m, \quad (16)$$

$$R_T = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} & T_1 \\ R_{21} & R_{22} & R_{23} & T_2 \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} & T_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (17)$$

其中 R_T 是两点云间的刚体变换矩阵。通过刚体变换将多视角点云数据进行融合,得到完整的物体模型。

2.4.3 误差分析

在 ICP 算法中,误差分析是评估配准质量的重要步骤。误差通常用于衡量源点云和目标点云之间的对齐程度,并在迭代过程中作为收敛条件。首先定义源点云和目标点云,其中源点云是待配准的点集,目标点云是参考点集。对于源点云中的每一个点,计算该点与目标点云中所有点之间的欧氏距离,即两点在三维空间中的直线距离。通过遍历比较所有距离值,找到距离最小的目标点作为当前源点的最近邻点。ICP 的误差通常定义为对应点对之间的距离的均方根误差,即:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|p_i - q_i\|^2}, \quad (18)$$

其中: N 是对应点对的数量, p_i 是源点云中的第 i 个点, q_i 是目标点云中与 p_i 对应的最近点, $\|p_i - q_i\|$ 是点 p_i 和点 q_i 之间的欧氏距离。RMSE 越小,配准误差越小,精度越高。

3 配准实验与数据分析

在算法验证阶段,采用 3 组实验来验证提出方法对于复杂目标的适用性,包括 3 组不同对象关键点提取对比实验,复杂目标的特征提取与配准实验,以及空间卫星目标的特征提取与配准实验。最后对高斯噪声的抑制性进行了分析,并在每个配准实验中进行误差分析。

3.1 三组不同对象关键点提取实验对比

关键点提取实验选取了斯坦福大学的点云数据集进行验证,分别是 Bunny, Dragon 和 Happy。图 5 展示了 3 组点云原始数据,从图中可以观察到,初始难以突出有效的特征点,直接进行配准存在较多冗余点。通过对每个数据点计算三个不同邻域半径下的曲率,并为曲率设定约束条件,以识别出局部变化显著的点,这些点被称

为关键点。

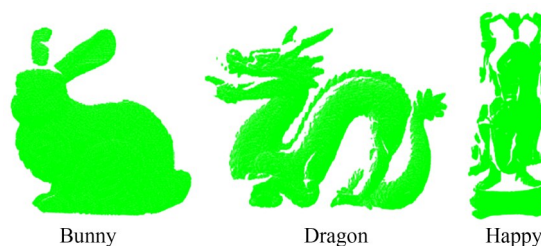


图 5 原始点云

Fig. 5 Initial point cloud

这些关键点主要分布在具有“边缘”或者“沟壑”等特征鲜明的区域。关键点选取效果如图 6 所示,图中清晰地展示了如何有效地从复杂的点云数据中选取关键点。图 7 给出了三类模型的关键点数量变化与邻域半径和阈值约束的曲线关系。从中可以看出,点云数量随阈值 ϵ 的增大而增大,也随邻域半径 r 的变化而变化,然而关键点数量随邻域半径变化不大,趋于平稳。这说明阈值 ϵ 要比邻域半径 r 对关键点的影响更大。所以选择合适的约束阈值才能在减小计算量的基础上最大程度地保留点云特征。如图 8 所示,在 $r=0.003$ 时, ϵ 值逐渐增大,进行多组对比实验。发现阈值 ϵ 过小提取的关键点过少,在阈值 ϵ 过大条件下出现了关键点冗余的现象。综合以上实验结果得出,在 $r=0.003$, $\epsilon=0.6$ 时关键点的提取效果最好。

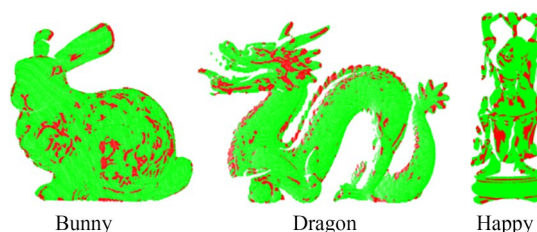


图 6 关键点选取效果

Fig. 6 Key point extraction effect

具体实验数据见表 1, Bunny 的点云数据优化率为 14.47%, Dragon 的点云数据优化率为 15.43%, Happy 的点云数据优化率为 19.26%。实验结果说明,这些关键点的数量减少,而且在空间分布上呈现出规律性,主要集中在点云的边缘和特征明显的区域,如沟壑、弧形区域等。这

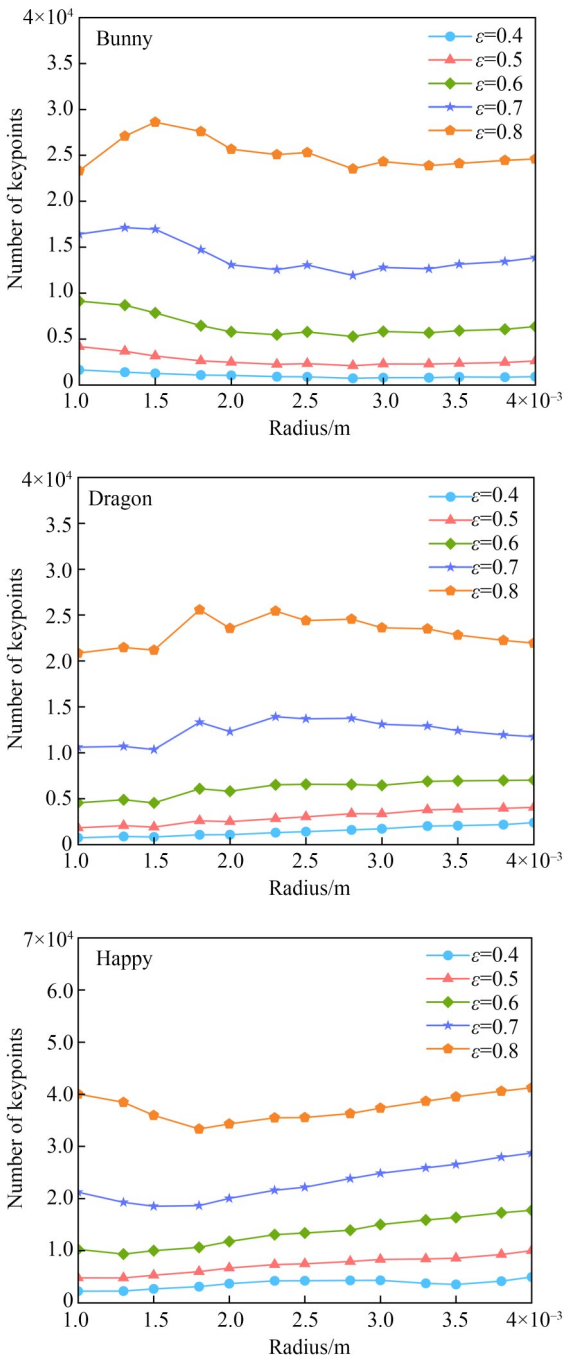


图 7 关键点数量与邻域半径和阈值的关系
Fig. 7 Relationship between number of key points and radius and threshold

种选取方法提高了配准的效率,不仅减少了数据量,还提高了配准精度,因为关键点提供了更稳定和可靠的匹配特征。

以 Bunny 为例,在 $r=0.003, \epsilon=0.6$ 时,随机选取 100 个关键点和非关键点的曲率值,如图 9 所示。从图中可以看出,非关键点的曲率起伏

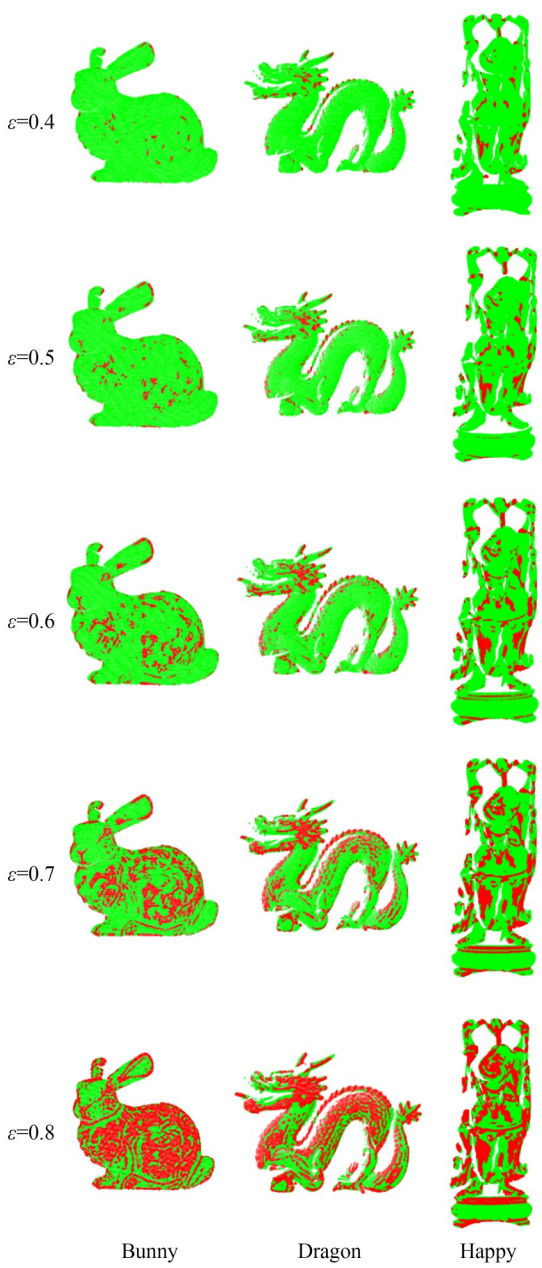


图 8 不同阈值下关键点选取效果
Fig. 8 Select effect of key points under different threshold

表 1 关键点提取结果			
Tab. 1 Key points extract parameters and results			
模型	点云数量	关键点数量	优化率 (%)
Bunny	40 256	5 825	14. 47
Dragon	41 841	6 458	15. 43
Happy	78 056	15 035	19. 26

变化不大,而关键点的曲率起伏变化较大,说明本算法选取的关键点能更好的描述目标特征。对于平滑区域,即曲率变化不大的位置,可以选

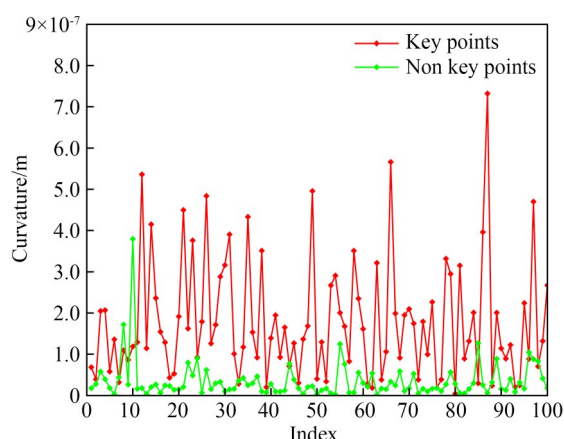


图 9 关键点和非关键点曲率对比

Fig. 9 Curvature comparison between key points and non-key points

取较少的关键点来描述特征;而对于起伏变化较大的区域,即曲率变化较大的位置,可以选取较多的关键点来描述特征。

3.2 复杂目标的特征提取与配准实验

以复杂目标为研究目标,选择具有一定形状

变化且特征复杂,但不反光、不镂空,将实验对象目标确定为中国科学院大学雁栖湖校区——雕塑《李佩先生》,如图 10(a)所示:对其进行 0~50° 的点云数据采集,以约 5° 为一个阶段变化,每组连续拍摄 5 张点云,共拍摄了 10 组 50 份点云数据。然后进行数据处理得到重建的三维场景,并进行误差分析。在配准过程中,首先使用统计滤波对采集到的点云数据进行了噪声滤除,再进行下采样操作以提高数据的质量并减少计算量。如图 10(b)所示:每幅图中最左侧,绿色部分是经过统计滤波处理后的点云;中间的蓝色部分是经过加法处理后的点云;最右侧,红色部分是经过系统滤波处理之后的点云;可以发现,每部分图中的蓝色部分比绿色部分的轮廓更加清晰,这就是使用加法原理去掉无关噪声之后的效果;红色部分与蓝色部分对比雕塑细节更加清晰,面部细节更加丰富。在经过前面的去噪处理之后,对所处理过的点云进行下采样处理,将点云数据进行稀疏处理,如图 10(c)所示(彩图见期刊电子版)。

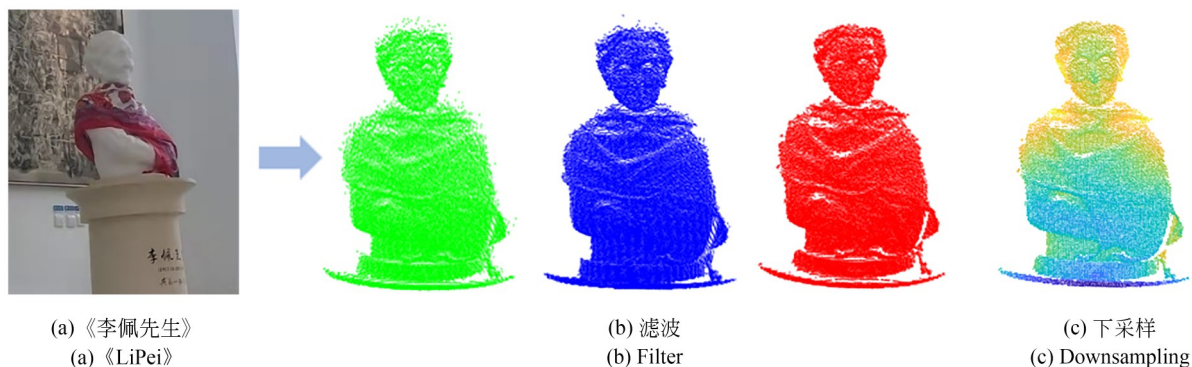


图 10 点云处理效果

Fig. 10 Point cloud processing effect

随后,应用本文提出的点云法向量曲率关键特征的配准方法,进行关键点的选取、计算七维特征描述符、寻找对应关系、RANSAC 优化、ICP 精配准以及误差分析过程。0° 和 5° 视角下的关键点提取效果如图 11 所示,关键点分布于各个特征区域,该方法达到了减小计算量且保留关键特征的目的。0~50° 下每个梯度的关键点数量以及优化率如表 2 所示。图 12(a)为初步确定的对应关系,大部分点对已经匹配到一起,但仍存在一些错误的对应关系;图 12(b)展示了经过 RANSAC 优化后的对应关系,可明显看出,此过程剔除了

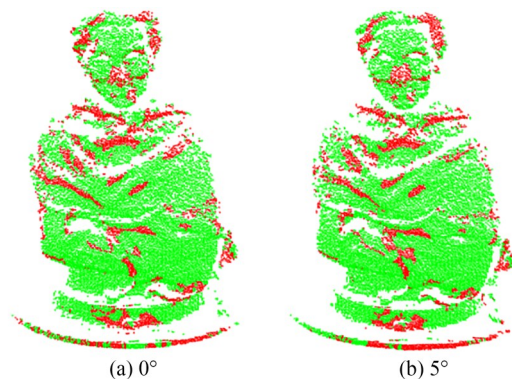


图 11 关键点提取效果

Fig. 11 Key point extraction effect

部分斜线对应关系,即错误对应关系。每组实验的对应关系优化过程曲线如图 13 所示, RANSAC 优化算法的对应关系数量与初始对应关系数量趋势保持一致,但数量上明显减少。

表 2 关键点数量统计

Tab. 2 Statistics of key point quantity

Number	Points cloud	Key points	Rate/%
0°	17 035	4 045	23.75
5°	16 724	3 724	22.27
10°	16 552	3 695	22.32
15°	21 318	6 091	28.57
20°	16 110	3 737	23.20
25°	15 948	3 481	21.83
30°	15 779	3 601	22.82
35°	15 616	3 690	23.63
40°	16 174	3 883	24.01
45°	15 811	3 361	21.26
50°	15 087	3 631	24.07

对 0~50°每隔 5°的点云数据都与 0°的点云数据进行了配准实验,配准均方根误差变化如图 14 所示,共计 10 组实验。RANSAC 优化后平均每度误差增量为 0.40 mm,ICP 精配准后平均每度误差增量为 0.33 mm,图中误差随角度的变化趋势平缓,证明本方法在大角度复杂目标的配准需求下表现出良好的稳定性。以 0°和 5°点云配准为例,图 15(a)为 RANSAC 优化后的融合效果,两幅点云较好地融合在一起,但重叠区域集中在右侧区域,仅右侧配准效果较好,均方根误差为 3.62 mm。故考虑 ICP 精配准的融合效果,如图 15(b)所示,精配准后两种颜色的点云平均分布于各个区域,配准效果更优,且均方根误差为 3.32 mm,具体配准参数见表 3。实验表明,本文提出的法向量曲率关键特征配准方法在大数据量的复杂目标点云配准工作中发挥了重要作用。

为了验证本文算法的精确性,记录了本文提出算法的配准误差和时间,并与 GO-ICP(Globally Optimal Iterative Closest Point)、NDT(Normal Distributions Transform)和 Feature+RANSAC 方法进行了对比。其中,GO-ICP 的配准方法虽保持了一定的精度,但计算速度较慢;NDT 的方法对初始姿态要求较低,所以能在较短时间内保

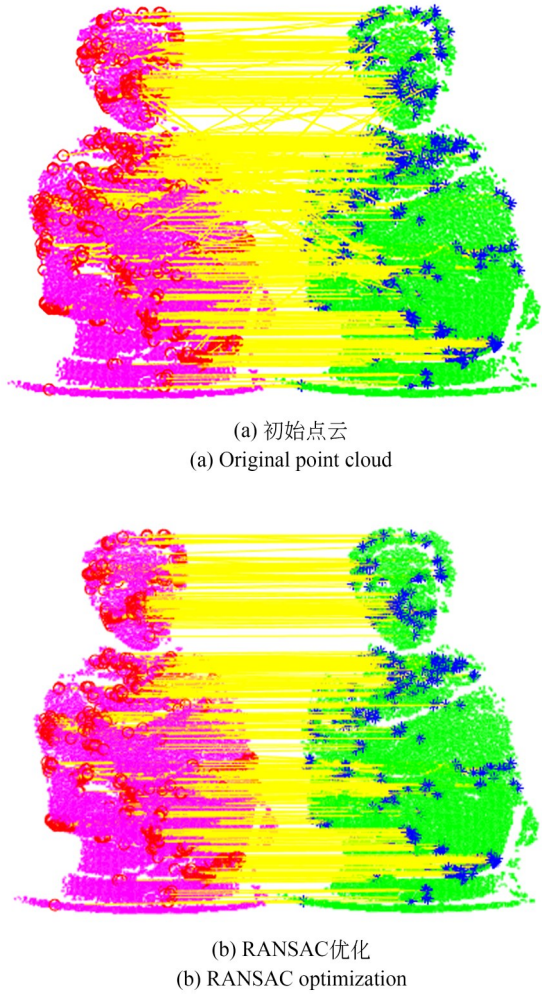


图 12 对应关系优化过程

Fig. 12 Correspondence optimization process

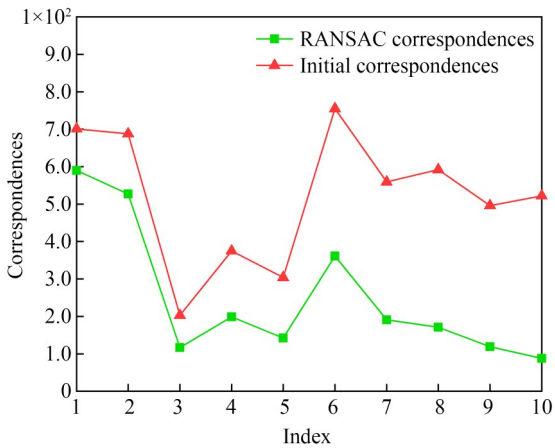


图 13 对应关系优化曲线

Fig. 13 Correspondence optimization curve

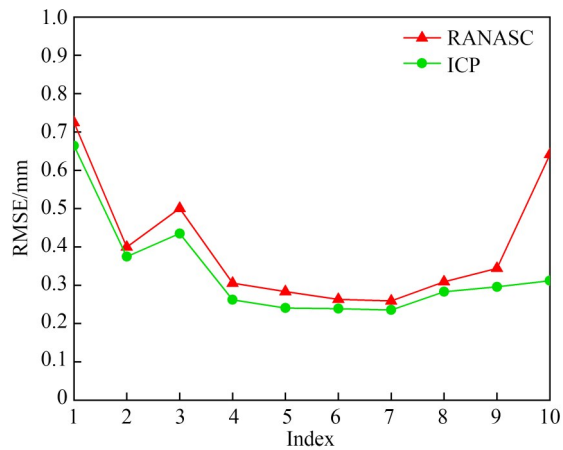


图 14 均方根误差变化曲线
Fig. 14 Curve of root mean square error variation

持一定的精度,但在某些复杂场景下,仍然可能陷入局部最优解的问题;Feature+RANSAC 是一种借助关键点进行粗配准的方法,往往需要进行精配准提高精度,并且 RANSAC 配准具有不稳定性。

表 4 列举了小角度和大角度配准情况下的均方根误差和配准时间,由对比数据可知:本文提出的方法在配准精度和时间上均优于 GO-ICP 方法;与 NDT 和 Feature+RANSAC 方法相比,虽计算时间稍有增加,但配准精度各提升了 52.37% 和 80.58%。在大角度配准情况下,本文

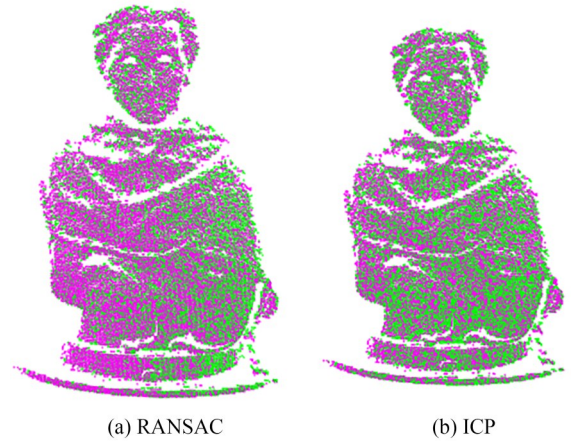


图 15 配准融合效果
Fig. 15 Registration and fusion effect

表 3 配准参数								
Tab. 3 Registration parameters								
Count	C_1	C_2	Transformation matrix					
17 035	701	590	1.00	0	0.09	0		
			0	1.00	0	0		
16 724			−0.09	0	1.00	0		
			111.3	1.46	2.11	1		

注: * C_1 =Correspondence 1; C_2 =Correspondence 2

方法表现出更显著的优势,相较于另外 3 种方法,配准精度提高约 51%。

表 4 配准数据对比
Tab. 4 Registration data comparison

Model	GO-ICP		NDT		Feature+RANSAC		Ours	
	RMSE/mm	Time/s	RMSE/mm	Time/s	RMSE/mm	Time/s	RMSE/mm	Time/s
Mr. LiPei(0°—5°)	6.66	23.36	6.97	1.50	17.10	5.33	3.32	6.01
Mr. LiPei(0°—50°)	33.50	19.61	31.57	1.70	29.93	6.42	15.59	7.23

3.3 空间卫星目标的特征提取与配准实验

为了验证本文提出的点云法向量与曲率关键特征配准方法在空间复杂环境下的表现,利用飞行时间(ToF)相机对 1:35 的北斗卫星模型进行数据采集。TOF 相机成像是根据测量光在空间中传播的时间信息,计算探测器像元到场景的振幅信息和深度信息,两者组合可得到三维图像。ToF 相机主要由 LED 照明光源和基于 TOF 的阵列探测器两个部分组成,如图 16 所示。其中,LED 照明光源主要用于发射光,波长在

(850±30) nm 之间,ToF 阵列探测器则用于接收被摄场景的反射光的位置、强度、时间和相位等信息。工作时,LED 发出连续或脉冲光信号,这个光信号通常是对人眼安全的红外波段的激光或者发光二极管发出的光,通过光学扩束器后照射在目标物体上并反射,聚光透镜将反射的光聚集,最终接收探测器接收反射光。

通过这种高精度测量技术,可以获得卫星表面的三维点云数据。如图 17(a)所示,场景图清晰地显示了实验环境以及目标姿态;通过直通滤

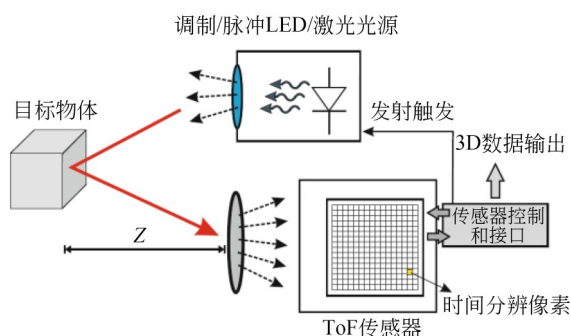
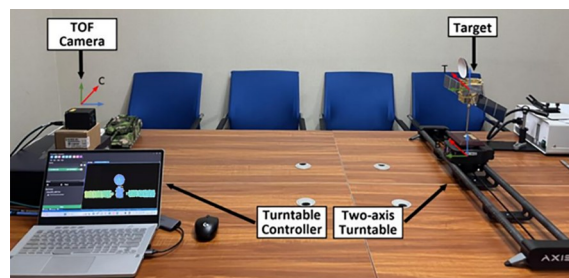


图 16 飞行时间三维面阵探测系统原理示意图

Fig. 16 Principle diagram of time-of-flight three-dimensional area array detection system

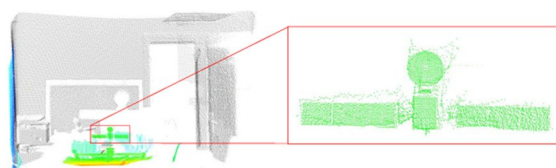
波提取出来的点云数据如图 17(b)所示,接下来使用统计滤波来去除点云噪声,确保后续操作使用的是高质量的点云数据,如图 17(c)。预处理后的这些点云数据不仅包含卫星的几何信息,而且包含丰富的表面特征,这对点云配准算法的精度和稳定性提出了更高的要求。

将 $Y=0^\circ$ 和 $Y=1^\circ$ 的卫星目标进行上述配准操作,融合效果如图 18 所示,并进行对比实验,如表 5 所示。根据数据可知:本文提出的方法 Y 方向姿态角测量误差为 0.427° ,配准均方根误差为 2.71 mm ,在姿态角误差和配准误差均优于其他三种方法。这表明本文提出的配准方法对空间环境下的卫星目标点云数据仍然可以表现出良好的稳定性,满足在轨空间飞行器的需求,可以



(a) 场景

(a) Scene



(b) 直通滤波处理

(b) Direct filtering processing



(c) 统计滤波处理

(c) Statistical filtering processing

图 17 三维点云重建对象

Fig. 17 Three-dimensional at point cloud reconstruction object

应用到空间目标位姿测量与配准方面。

表 5 配准数据对比

Tab. 5 Registration data comparison

配准方法	旋转误差/ $^\circ$			RMSE/mm	Time/s
	X	Y	Z		
F+R	-2.739	-6.190	-29.66	54.84	3.67
GO-ICP	0.002	-1.007	0.049	3.28	2.27
NDT	0.002	-1.002	0	3.66	5.60
Ours	0.176	0.427	-0.071	2.71	4.19

*F+R=Feature+RANSAC

3.4 点云高斯噪声抑制分析

点云配准的抗噪性对于确保配准结果的准确性、提高系统稳定性,以及扩展点云技术的应用范围至关重要。通过严格的抗噪性测试,可以

提高点云配准技术在各种实际应用中的有效性和可靠性。为了验证本文提出算法在抗噪方面的优越性,在北斗卫星点云数据中添加了噪声标准差为 1 的高斯噪声,如图 19(a)所示。使用点

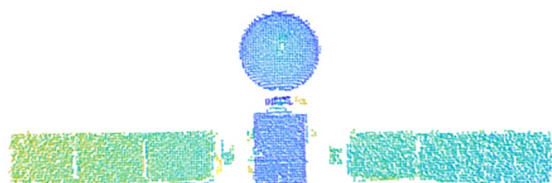
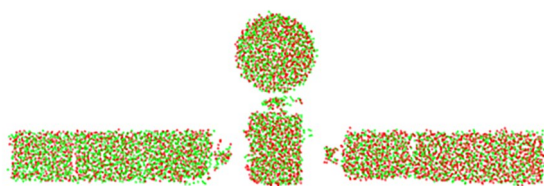


图 18 配准结果

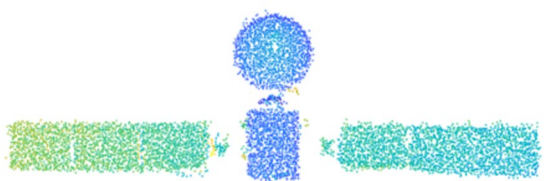
Fig. 18 Registration fusion results

云法向量与曲率关键特征配准方法的结果如图 19(b)所示,添加高斯噪声后,姿态角测量误差为 0.42° ,配准均方根误差为 2.88 mm。控制高斯噪声标准差在 0.1~1 内变化,设计 10 组实验验证不同标准差下的姿态角误差和配准误差,如图 20 所示。可以看出,配准效果相较于无噪声时变化不大,Y 方向姿态角的平均误差为 0.42° ,与无噪声时相比误差范围控制在 0.01° 内,配准平均误差为 2.77 mm,与无噪声时相比误差范围控制在 0.1 mm 内。因此,该方法具有良好的抗噪声性能。



(a) 添加噪声的初始点云

(a) Add noise to the initial point cloud



(b) 添加高斯噪声的配准结果

(b) Registration result with added Gaussian noise

图 19 抗噪性测试

Fig. 19 Noise resistance test

4 结 论

三维点云配准工作作为复杂空间目标位姿测量的关键技术,可以提供物体相对于参考坐标系的位置和姿态,为复杂目标姿态估计以及空间在轨服务等领域带来了实用性价值。本文提出

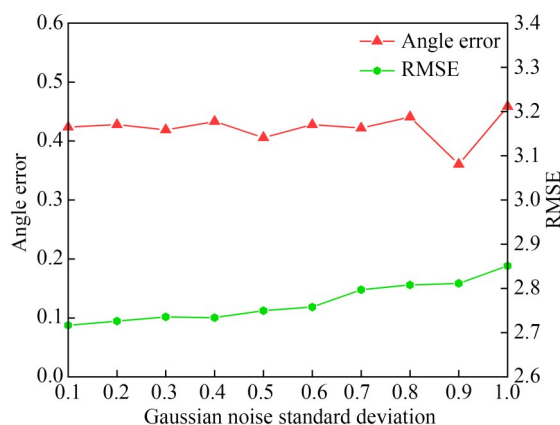


图 20 不同高斯噪声水平下的姿态角和配准误差

Fig. 20 Angle and registration error at different Gaussian noise levels

了法向量曲率关键特征配准方法,并进行了 3 个阶段的实验和噪声分析,对提出的方法进行了有效验证。通过计算具有 3 个不同邻域半径内的法向量和曲率,依据曲率阈值选取关键点并为每个关键点生成了基于法向量和曲率的七维特征描述符。该算法在设计上仅计算关键点的特征描述符,因此大大减小了数据量,加快了计算速度。通过比较关键点的特征描述子最小距离与次小距离的比值,建立了点间对应关系,这一步骤是本方法的核心。此外,通过 RANSAC 算法去除错误对应关系。最后增加 ICP 进行精确配准,从而确保了全局配准的精度。复杂对象的特征提取与配准实验的均方根误差为 3.32 mm,并且在 $0\sim 50^\circ$ 下配准实验的平均误差增量为 $0.33\text{ mm}/(^\circ)$,相比于 GO-ICP, NDT 等方法,精度提升大于 50%;空间卫星目标的特征提取与配准实验的均方根误差为 2.71 mm, Y 方向的姿态估计误差为 0.427° 。添加高斯噪声的空间目标配准实验的平均误差为 2.77 mm, Y 方向的姿态角平均误差为 0.42° ,误差波动小于 0.1 mm。本文提出的配准方法过程简单,大大减小了计算的压力,针对复杂特征目标、大角度姿态变化目标以及空间环境下的卫星目标,配准效果显著,在人工智能、航空航天等领域具有广阔的应用前景。

作者贡献声明:

纪珍辰:测试方案提出,实验设计和论文撰写;

艾宏旭:实验系统搭建;
韩圆:实验指导;
姚家琦:实验数据采集;
李有治:论文编辑修改;

王艳秋:论文审核;
郑福:实验设备管理;
王文杰:论文指导;
孙志斌:提供资源,论文指导。

参考文献:

- [1] 游前,翁慧,赵江,等. 基于改进 Goldstein 枝切法的傅里叶变换轮廓术[J]. 光学学报, 2023, 43(5): 0507001.
YOU Q, WENG H, ZHAO J, *et al.* Fourier transform profilometry based on improved Goldstein branch-cut algorithm [J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(5): 0507001. (in Chinese)
- [2] TAKEDA M, INA H, KOBAYASHI S. Fourier-transform method of fringe-pattern analysis for computer-based topography and interferometry[J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1982, 72(1): 156.
- [3] SRINIVASAN V, LIU H C, HALIOUA M. Automated phase-measuring profilometry of 3-D diffuse objects[J]. *Applied Optics*, 1984, 23(18): 3105.
- [4] 王思远,刘元坤,于馨. 基于光流像素匹配的扫描显微相位测量轮廓术[J]. 光电工程, 2024, 51(11): 38-48.
WANG S Y, LIU Y K, YU X. A scanning micro phase measuring profilometry based on optical flow pixel matching [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2024, 51(11): 38-48. (in Chinese)
- [5] 马茹钰. 基于莫尔轮廓术的铁路轮轨三维廓形重建方法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2022.
MA R Y. *Three-Dimensional Profile Reconstruction of Railway Wheel-Rail Based on Moiré Topography*[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2022. (in Chinese)
- [6] TAKASAKI H. Moiré topography [J]. *Applied Optics*, 1970, 9(6): 1467.
- [7] 曹益平,张鹤晨. 计算莫尔轮廓术及其发展动态[J]. 光学与光电技术, 2023, 21(5): 1-23.
CAO Y P, ZHANG H CH. Computer-generated moiré profilometry and its development trends [J]. *Optics & Optoelectronic Technology*, 2023, 21(5): 1-23. (in Chinese)
- [8] ZHANG H C, CAO Y P, LI H M, *et al.* Spatial computer-generated moiré profilometry [J]. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2024, 367: 115054.
- [9] 王林溪,曹益平. 基于计算莫尔轮廓术的实时三维差异性特征检测[J]. 光学与光电技术, 2023, 21(1): 13-20.
WANG L X, CAO Y P. Real-time 3D difference feature detection based on computer-generated moiré profilometry [J]. *Optics & Optoelectronic Technology*, 2023, 21(1): 13-20. (in Chinese)
- [10] 苏礼坤,苏显渝,李万松,等. 基于调制度测量的三维轮廓术[J]. 光学学报, 1999, 19(9): 1257-1262.
SU L K, SU X Y, LI W S, *et al.* 3-D profilometry based on modulation measurement [J]. *Acta Optica Sinica*, 1999, 19(9): 1257-1262. (in Chinese)
- [11] 宋俊尧. 基于调制度测量轮廓术的三维数字图像相关方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2022.
SONG J Y. *Research on 3d Digital Image Correlation Method Based on Modulation Measuring Profilometry*[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2022. (in Chinese)
- [12] 陆泳屹,钟敏,赵旭,等. 相移与焦移法在调制度测量轮廓术中的应用[J]. 光学学报, 2022, 42(15): 1512004.
LU Y Y, ZHONG M, ZHAO X, *et al.* Application of phase-shifting and focal-switching method in modulation measurement profilometry [J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(15): 1512004. (in Chinese)
- [13] 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.
- [14] 刘博,吴国俊. 一种连续线激光主动三维扫描系统及扫描方法: CN119756224A[P]. 2025-04-04.
LIU BO, WU G J. Continuous line laser active 3D scanning system and scanning Method: CN119756224A[P]. 2025-04-04. (in Chinese)
- [15] 侯飞. 基于飞行时间的三维目标点云提取和重建研究[D]. 北京: 中国科学院国家空间科学中心, 2019.
HOU F. *Research on 3D Target Point Cloud Extraction and Reconstruction Based on Flight Time*

- [D]. Beijing: National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences, 2019. (in Chinese)
- [16] YUAN X H, MAHARJAN A. Non-rigid point set registration: recent trends and challenges [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2023, 56(6): 4859-4891.
- [17] 沈晨, 薛龙, 李万祺, 等. 基于KD-ICP算法的机器人拆解目标三维点云配准方法[J]. *科学技术与工程*, 2024, 24(21): 9025-9032.
SHEN CH, XUE L, LI W Q, *et al.* 3D point cloud registration method for robot dismantling targets based on KD-ICP algorithm[J]. *Science Technology and Engineering*, 2024, 24(21): 9025-9032. (in Chinese)
- [18] 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)
- [19] 马帅, 冯欣, 孔宁, 等. 空间交会对接机构综述及发展展望[J]. *火箭推进*, 2022, 48(3): 1-15.
MA SH, FENG X, KONG N, *et al.* Review and development prospect of space rendezvous and docking mechanism[J]. *Journal of Rocket Propulsion*, 2022, 48(3): 1-15. (in Chinese)
- [20] 颜坤. 基于双目视觉的空间非合作目标姿态测量技术研究[D]. 成都: 中国科学院光电技术研究所, 2018.
YAN K. *Research on Pose Measurement of Space non Cooperative Target Based on Binocular Vision* [D]. Chengdu: Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, 2018. (in Chinese)
- [21] GUO F, ZHENG W B, LIAN G F, *et al.* A point cloud registration method based on multiple-local-feature matching [J]. *Optik*, 2023, 295: 171511.
- [22] 陆军, 彭仲涛, 夏桂华. 点云多法向量邻域特征配准算法[J]. *光电子·激光*, 2015, 26(4): 780-787.
LU J, PENG ZH T, XIA G H. Point cloud registration algorithm based on neighborhood features of multi-scale normal vectors[J]. *Journal of Optoelectronics·Laser*, 2015, 26(4): 780-787. (in Chinese)
- [23] RUSU R B, MARTON Z C, NICO B, *et al.* Persistent point feature histograms for 3d point clouds [J]. *Intelligent Autonomous Systems*, 2008, 10: 119-128.
- [24] 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. IEEE, 2009: 3212-3217.
- [25] 韩一菲, 杨紫鸾, 郑福, 等. 基于FPFH和法向量的改进点云配准算法[J]. *半导体光电*, 2021, 42(4): 579-584.
HAN Y F, YANG Z Q, ZHENG F, *et al.* Improved point cloud registration algorithm based on FPFH and normal vector[J]. *Semiconductor Optoelectronics*, 2021, 42(4): 579-584. (in Chinese)
- [26] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [27] 丁国绅, 乔延利, 易维宁, 等. 基于光谱图像空间的改进SIFT特征提取与匹配[J]. *北京理工大学学报*, 2022, 42(2): 192-199.
DING G SH, QIAO Y L, YI W N, *et al.* Improved SIFT feature extraction and matching based on spectral image space [J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2022, 42(2): 192-199. (in Chinese)
- [28] 荆路, 武斌, 李先帅. 基于SAC-IA和NDT融合的点云配准方法[J]. *大地测量与地球动力学*, 2021, 41(4): 378-381.
JING L, WU B, LI X SH. Point cloud registration method based on SAC-IA and NDT fusion [J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2021, 41(4): 378-381. (in Chinese)
- [29] DAS A, WASLANDER S L. Scan registration with multi-scale k-means normal distributions transform [C]. 2012 *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. October 7-12, 2012. Vilamoura-Algarve, Portugal. IEEE, 2012: 2705-2710.
- [30] 范强, 刘鹏, 杨俊, 等. 基于3D-Harris与FPFH改进的3D-NDT配准算法[J]. *图学学报*, 2020, 41(4): 567-575.
FAN Q, LIU P, YANG J, *et al.* Improved 3D-NDT point cloud registration algorithm based on 3D-Harris and FPFH [J]. *Journal of Graphics*, 2020, 41(4): 567-575. (Chinese)

- [31] 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.
- [32] LI P, WANG R S, WANG Y X, *et al.* Evaluation of the ICP algorithm in 3D point cloud registration[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 68030-68048.
- [33] 程瑶, 吴哲滔, 石肖伊, 等. 基于双目结构光周视扫描的 3D 件三维重构与位姿估计研究[J]. *光学精密工程*, 2025, 33(2): 337-347.
CHENG Y, WU ZH T, SHI X Y, *et al.* Research of 3D reconstruction and position estimation of 3D pieces based on binocular structured light peripheral scanning[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2025, 33(2): 337-347. (in Chinese)
- [34] 桑旦, 潘恺. 基于 SIFT 点的改进 ICP 点云自动配准算法研究[J]. *地理空间信息*, 2025, 23(4): 12-15, 24.
SANG D, PAN K. Research on improved ICP point cloud automatic registration algorithm based on SIFT points [J]. *Geospatial Information*, 2025, 23(4): 12-15, 24. (in Chinese)
- [35] 陈建明, 曾祥津, 钟丽云, 等. 基于深度学习的图像配准方法研究进展[J]. *量子电子学报*, 2022, 39(6): 899-926.
CHEN J M, ZENG X J, ZHONG L Y, *et al.* Research progress of image registration methods based on deep learning [J]. *Chinese Journal of Quantum Electronics*, 2022, 39(6): 899-926. (in Chinese)
- [36] 王伟, 陈颖, 王嘉浩, 等. 基于注意力和特征融合的光学遥感图像配准[J]. *激光杂志*, 2023, 44(5): 174-181.
WANG W, CHEN Y, WANG J H, *et al.* Optical remote sensing image registration based on attention and feature fusion [J]. *Laser Journal*, 2023, 44(5): 174-181. (in Chinese)
- [37] YUAN W T, ECKART B, KIM K, *et al.* DeepGMR: learning latent Gaussian mixture models for registration [C]. *Computer Vision-ECCV 2020. Cham: Springer International Publishing*, 2020: 733-750.
- [38] 苟宸, 廖晓波, 李通, 等. 复杂空心涡轮叶片点云快速配准[J]. *光学精密工程*, 2025, 33(5): 829-838.
GOU CH, LIAO X B, LI T, *et al.* Fast registration of point cloud of complex hollow turbine blade [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2025, 33(5): 829-838. (in Chinese)
- [39] 袁夏, 李捷, 陈正兵, 等. 三维彩色点云点特征描述方法: CN103985149A[P]. 2014-08-13.
YUAN X, LI J, CHEN ZH B *et al.* Three-dimensional color point cloud point feature description method: CN103985149B, 2014-08-13. (in Chinese)
- [40] 侯震. 影像组学在食管癌和头颈癌放射治疗中的应用研究[D]. 南京: 东南大学, 2019.
HOU ZH. *Application Research of Radiomics in Radiotherapy of Esophageal Cancer and Head and Neck Cancer*[D]. Nanjing: Southeast University, 2019. (in Chinese)

作者简介:



纪珍辰(2000—),男,天津人,硕士研究生,主要研究方向为非合作目标位姿估计与三维点云配准。E-mail: 13312003416@163.com

通讯作者:



孙志斌(1978—),男,山西运城人,博士,研究员,博士生导师,主要研究方向为信息光电子学与空间科学仪器技术。E-mail: zbsun@nssc.ac.cn