[文章编号] 1003－4684(2026)01-0069-07

基于二阶空间兼容性度量的点云配准方法

申 镇，靳华中

（湖北工业大学计算机学院，湖北 武汉 430068）

[摘 要] 针对基于特征的点云配准算法存在计算量大、耗时长和错误匹配点对难以剔除的问题，提出了一种基于二阶空间兼容性度量的点云配准方法。该方法分为粗配准和精配准两个阶段。在粗配准阶段，采用 Harris-3D 算法获取每幅点云的关键点，计算其快速点特征直方图(FPFH)描述符，完成关键点之间的匹配；接着，通过计算匹配点对的二阶空间兼容性矩阵来剔除错误匹配对，结合奇异值分解法求得初步变换矩阵。在精细配阶段，采用 k 维树(kd-tree)加速的 ICP 算法计算最终变换矩阵，完成点云配准。实验结果表明，相较于常用的基于特征的点云配准算法，所提方法耗时更短、精度更高，并且能够有效抑制误匹配对配准精度的影响。

[关键词] 计算机视觉；点云配准；关键点提取；空间兼容性；迭代最近点

[中图分类号] TP391 [文献标识码] A

近年来，随着三维扫描技术的快速发展，各种各样的三维点云数据采集设备应运而生。由于现场数据采集过程会受到外界环境因素的限制，三维扫描仪一次扫描只能获取物体表面的部分点云信息。要想获取点云全局信息，则需要进行多站点、多次测量，最终通过点云配准技术实现。点云配准是一种将不同视角的多片点云向同一坐标系转换的技术[1]。可根据数据采集设备的不同，将点云配准分为同源点云配准和跨源点云配准[2]。若采用单一类型的传感器进行数据采集，则为同源点云配准；反之，若采用不同类型的传感器采集数据，则为跨源点云配准。本文方法应用领域为同源点云配准范畴。

点云配准研究应用领域广泛，涉及三维重建[3-4]、目标识别[5-6]和姿态估计[7-8]等方面。在诸多点云配准算法中，应用最广泛的是 Besl 等提出的迭代最近点[9](ICP)算法，该算法受限于点云初始位姿以及迭代过程中对应关系的建立。基于特征的点云配准方法不同于 ICP 算法及其变体，其并没有用点云中全部的点进行配准，而是选取点云中一部分具有特征性的点进行配准，进而避免了 ICP 算法及其变体对初始位姿的依赖。文献[10]利用点云法向量距离提取关键点，并在过程中采用近邻搜索算法对关键点进行稀疏唯一化处理，有效避免了关键点分布集中和区分度低的问题。但后续利用随机采用一致性[11](random sample consensus，RANSAC)剔除错误匹配对的迭代过程需要大量且重复地解算变换模型参数，较为耗时；文献[12]利用内部形态描述[13](intrinsic shape signatures，ISS)算法提取特征点，再分别用方向直方图描述符[14](signatureof histogram of orientation，SHOT)和余弦相似度对特征点进行描述和匹配，最后采用 RANSAC 算法剔除错误匹配对并完成粗配准。该算法面对数据量大、重叠率较低的点云数据仍具有鲁棒性，其同样在利用 RANSAC 算法剔除错误匹配对这一步较为耗时；文献[15]同样利用 ISS 算法提取关键点并计算其二进制方向直方图描述子，再根据汉明距离匹配对应点，最后利用 RANSAC 算法剔除错误匹配对并完成点云粗配准。该算法对 SHOT 描述子进行二进制编码，此举提高了配准效率，弥补了 RANSAC 算法用时长的缺陷。

上述文献在错误匹配对剔除阶段多采用 RANSAC 算法，RANSAC 算法需要进行大量的随机采样和模型拟合操作，计算复杂度较高，并且 RANSAC 算法受限于迭代次数和距离阈值，若参数设置不恰当，则会出现错误匹配对无法剔除的情况。

针对基于特征的点云配准算法存在计算量大、耗时长和错误匹配点对难以剔除的问题，本文提出一种基于二阶空间兼容性度量的点云配准方法。首先，利用 Harris 算法提取点云角点信息作为关键点；然后，利用 FPFH 算法对关键点进行特征描述

[收稿日期] 2023－07－20

[基金项目] 大学生创新创业训练计划项目(S201910500074)

[第一作者] 申 镇(1998－)，男，黑龙江虎林人，湖北工业大学硕士研究生，研究方向为计算机视觉。

[通信作者] 靳华中(1973－)，男，湖北洪湖人，湖北工业大学副教授，研究方向为计算机视觉。

和初步匹配；接着，经过有限次匹配对之间欧式距离的计算，得到二阶空间兼容性矩阵并据此剔除错误匹配对，结合奇异值分解法计算两幅点云粗配准变换矩阵；最后，借助 k 维树加速的 ICP 算法完成点云精配准工作。

1 算法总述

点云配准技术一般分为粗配准和精配准两个阶段[16]。粗配准目的在于减少待配准的两幅点云之间的旋转平移误差，为精配准提供良好的初始位姿。精配准的目的则是进一步减少点云配准的误差，提高配准精度。本文所提出的算法流程如图 1 所示。

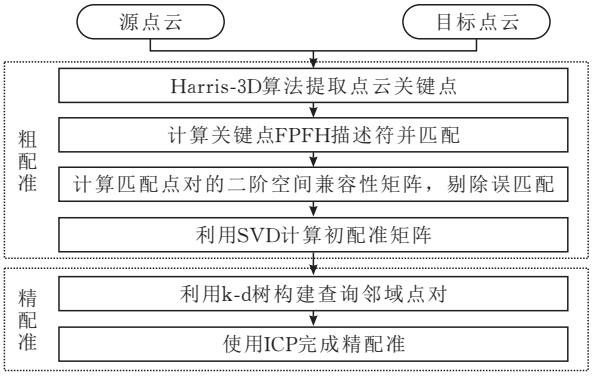


图 1 点云配准流程

针对源点云和目标点云这两幅数据，首先利用 Harris-3D 算法提取两幅点云的角点；然后利用 FPFH 算法对角点进行特征描述和初步匹配；随后借助二阶空间兼容性度量[16]的方法计算角点匹配对的二阶空间兼容矩阵，根据矩阵描述来剔除错误匹配对；结合奇异值分解法求解初步变换矩阵。最后，利用 k 维树加速的 ICP 算法求解最终变换矩阵。

2 粗配准

2.1 角点提取算法

关键点提取既是粗配准阶段的关键一步，也是后续配准工作开展的前提和基础。只有提取到一定数量的关键点，并结合其 FPFH 描述子才能计算初步变换矩阵。

Harris 算法于 1988 年由 HARRIS 和 STEPHEN 提出，Harris-3D[17]算法则是其在三维空间上的推广。针对点云上某一点 P 构建二次曲面 $f(x,y,z)=0$，沿着 x,y,z 三个方向移动 u,v,w 个单位分别得到 x',y',z'，在三维空间邻域 $\boldsymbol{\Omega}$ 范围内构建损失函数，可描述为：

$$E(u,v,w)=\sum_{x,y,z\in\boldsymbol{\Omega}}[f(x',y',z')-f(x,y,z)]^2 \quad (1)$$

常采取主成分分析法来计算点 P 的单位法向量 $\boldsymbol{n}=[n_x,n_y,n_z]^{\mathrm{T}}$，采用一阶平面 $ax+by+cz+d=0$ 近似拟合二次曲面，如图 2 所示。

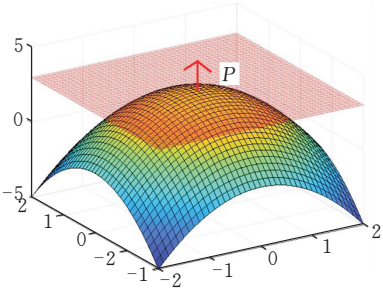


图 2 一阶平面近似拟合二次曲面

其中 $a=n_x$，$b=n_y$，$c=n_z$，这样一来 $f(x',y',z')$ 则可表示为 $a(x+u)+b(y+v)+c(z+w)+d$。而移动后的点到一阶近似平面的距离可表示为：

$$\mathrm{dis}(P',\mathrm{plane})=\frac{a(x+u)+b(y+v)+c(z+w)+d}{\sqrt{a^2+b^2+c^2}} \quad (2)$$

其中，$\sqrt{a^2+b^2+c^2}=\sqrt{n_x^2+n_y^2+n_z^2}=1$，所以 $f(x+u,y+v,z+w)$ 表示的是移动后的点到一阶近似平面的距离，损失函数刻画的则是移动后的点到原曲面的距离的一阶近似值。用泰勒公式对 $f(x+u,y+v,z+w)$ 进行一阶展开得到 $f(x,y,z)+\frac{\partial f}{\partial x}u+\frac{\partial f}{\partial y}v+\frac{\partial f}{\partial z}w$，那么损失函数可以表达为：

$$E(u,v,w)=[u,v,w]\boldsymbol{M}\begin{bmatrix}u\\v\\w\end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\boldsymbol{M}=\sum_{x,y,z\in\Omega}\begin{bmatrix}n_x^2 & n_xn_y & n_xn_z\\ n_xn_y & n_y^2 & n_yn_z\\ n_xn_z & n_yn_z & n_z^2\end{bmatrix} \quad (4)$$

矩阵 $\boldsymbol{M}$ 为点 P 法向量构成的协方差矩阵，该协方差矩阵特征值 $\lambda_1>\lambda_2>\lambda_3$。定义响应函数 $R=\lambda_3$，当 R 大于设定阈值时，则判定点 P 周围区域为角点区域。其含义说明当最小的特征值 λ_3 都比较大时，表明点 P 沿着 x,y,z 三个方向移动一定距离均产生较大的变化，那么该区域可判定为角点区域。

2.2 FPFH 特征描述和特征匹配

快速点特征直方图[18](fast point feature histogram，FPFH)算法能够快速地提取 Harris 角点局部特征的描述符。FPFH 算法是在点特征直方图[19](point feature histogram，PFH)算法基础上提出的一种改进算法。

PFH 算法基于以下两点：其一，特征描述子不会因为点云平移或旋转而改变；其二，可通过特征点周围区域法向量的变化来描述周围区域几何信息，PFH 算法描述如下：

1)设点 P_q 为查询点。构建以 P_q 为中心，r 为半径的球形邻域 Ω，如图 3 所示。区域内共搜索到 k 个邻近点。

2) P_q 分别与 k 个近邻点组成点对，k 个近邻点之间再相互组成点对。在图 3 中，P_q 分别与 P_{k1}，P_{k2}，P_{k3}，P_{k4}，P_{k5} 组成点对，P_{k1}，P_{k2}，P_{k3}，P_{k4}，P_{k5} 之间两两组成点对。每组点对内部构建局部坐标系 uvw，如图 4 所示。以 P_q 和 P_{k1} 组成的点对为例，$\boldsymbol{n}_1$、$\boldsymbol{n}_2$ 分别代表 P_q 和 P_{k1} 的法向量，通过标量三元组 (α,φ,θ) 来描述法向量 $\boldsymbol{n}_1$ 与 $\boldsymbol{n}_2$ 之间的差异，具体描述如下：

$$\begin{cases}\alpha = n_2 \cdot v \\ \varphi = u \cdot \dfrac{p_q - p_{k1}}{\| p_q - p_{k1} \|_2} \\ \theta = \arctan(w \cdot n_2, u \cdot n_2)\end{cases} \tag{5}$$

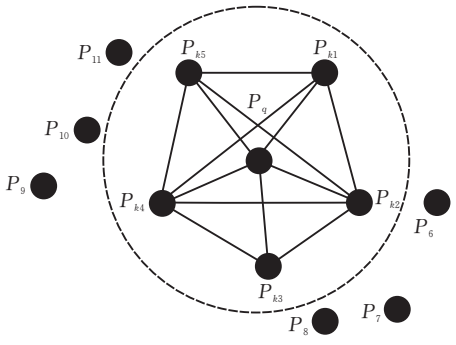


图 3　PFH 计算原理

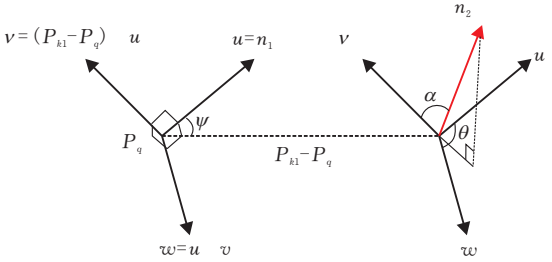


图 4　局部坐标系

3) P_q 有 k 个近邻点，则需计算 k^2 个标量三元组 (α,φ,θ)。构建 $\alpha\varphi\theta$ 坐标系，将三维空间划分为 B^3 个小网格。视三元组为三维坐标并将其向三维网格空间投票，然后将每个小网格摊平，最终得到长度为 B^3 的向量，其构成了查询点 P_q 的特征直方图。

快速点特征直方图(fast point feature histogram，FPFH)算法建立在简化点特征直方图(simplified point feature histogram，SPFH)算法的基础上。如图 5 所示，SPFH 算法首先在半径为 r 的球形区域 Ω 内，计算查询点 P_q 与周围近邻点的三元组 (α,φ,θ)；接着，构建三个长度为 B 直方图来记录 α、φ 和 θ，最终相加得到长度为 $3B$ 的简化点特征直方图(simplified point feature histogram，SPFH)。

基于上述过程，FPFH 算法步骤如下：首先，计算查询点 P_q 的 SPFH；接着，计算 k 个近邻点的 SPFH；然后，FPFH 为查询点的 SPFH 和周围近邻点的 SPFH 加权平均之和，如图 5 所示，计算过两次 SPFH 的点对之间做加粗处理；最终，FPFH 算法得到长度为 $3B$ 且有三个明显尖峰的特征直方图。

$$\mathrm{FPFH}(P_q) = \mathrm{SPFH}(P_q) + \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}\frac{1}{\| P_q - P_k \|_2} \cdot \mathrm{SPHF}(P_k) \tag{6}$$

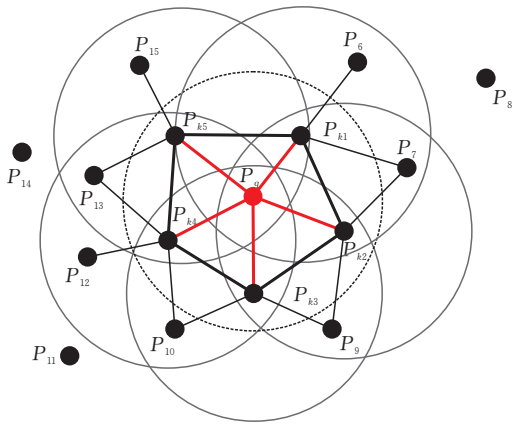


图 5　FPFH 计算原理

2.3　二阶空间兼容性矩阵

经过 Harris-3D 角点提取和 FPFH 描述后，将得到若干对匹配对。一方面，由于 Harris-3D 算法需要人工设置角点响应阈值，过程中容易提取到伪角点或者遗漏真实角点。另一方面，错误的匹配也存在 FPFH 描述相似的情况。因此，需要利用空间兼容性描述对若干匹配对进行筛选。

空间兼容性的原理基于以下事实：1)刚体变换的距离一致性，即空间中任意两点经过刚体变换(只发生平移或旋转的变换)后间距不变；2)如果两组匹配对之间距离差越小，其空间兼容性越高。

在后续的表述中，分别将正确匹配对和错误匹配对称为内点和外点。理论上，内点之间的空间距离差为 0，两者一阶空间兼容性趋近 1。如图 6 所示，展示了两幅点云之间的匹配关系，用绿色连线 C_1、C_2、C_4、C_6 和 C_7 表示内点，用红色连线 C_3 和 C_5 表示外点。

匹配对之间的二阶空间兼容性描述建立在其一阶空间兼容性描述的基础之上。不妨用 sc_{ij} 来表示第 i 组匹配对和第 j 组匹配对一阶空间兼容性，描述如下：

$$sc_{ij} = \frac{2}{1+\exp(d(P_i - P_j) - d(Q_i - Q_j))} \tag{7}$$

其中，$d(P_i - P_j)$ 表示 P_i 和 P_j 两点间的欧式距

离，$d(Q_i - Q_j)$ 表示 Q_i 和 Q_j 两点间的欧式距离。

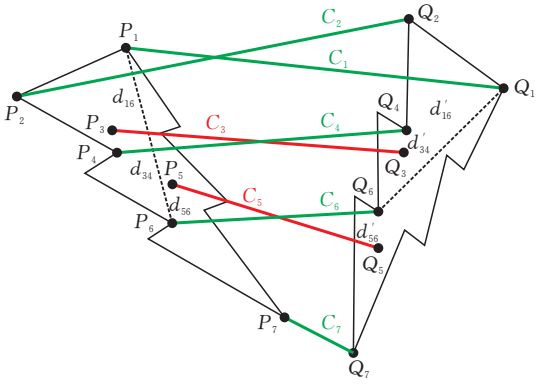


图 6 二阶空间兼容矩阵原理

由此构建一阶空间兼容性矩阵 sc，描述如下：

$$sc = \begin{bmatrix} sc_{11} & sc_{12} & sc_{13} & sc_{14} & sc_{15} & sc_{16} & sc_{17} \\ . & sc_{22} & sc_{23} & sc_{24} & sc_{25} & sc_{26} & sc_{27} \\ . & . & sc_{33} & sc_{34} & sc_{35} & sc_{36} & sc_{37} \\ . & . & . & sc_{44} & sc_{45} & sc_{46} & sc_{47} \\ . & . & . & . & sc_{55} & sc_{56} & sc_{57} \\ . & . & . & . & . & sc_{66} & sc_{67} \\ sc_{71} & . & . & . & . & . & sc_{77} \end{bmatrix} \tag{8}$$

一阶空间兼容性矩阵 sc 为实对称矩阵且对角线元素为 0。然而，仅通过一阶空间兼容性描述作为考量，仍会出现外点和内点空间兼容的情况，从而无法剔除外点。例如，根据一阶空间兼容描述，外点 C_3 和内点 C_4 之间以及外点 C_5 和内点 C_6 之间均表现出空间兼容性。由此，为解决一阶空间兼容性描述模糊的问题，引入了二阶空间兼容性矩阵[22]。首先，通过阈值 λ 将一阶空间兼容性矩阵 sc 的内部元素进行划分，得到二值化后的一阶空间兼容性矩阵 SC，矩阵内部元素的描述如下：

$$SC_{ij} = \begin{cases} 1, sc_{ij} > \lambda \\ 0, sc_{ij} \leqslant \lambda \end{cases} \tag{9}$$

$$SC = \begin{bmatrix} SC_{11} & SC_{12} & SC_{13} & SC_{14} & SC_{15} & SC_{16} & SC_{17} \\ . & SC_{22} & SC_{23} & SC_{24} & SC_{25} & SC_{26} & SC_{27} \\ . & . & SC_{33} & SC_{34} & SC_{35} & SC_{36} & SC_{37} \\ . & . & . & SC_{44} & SC_{45} & SC_{46} & SC_{47} \\ . & . & . & . & SC_{55} & SC_{56} & SC_{57} \\ . & . & . & . & . & SC_{66} & SC_{67} \\ SC_{71} & . & . & . & . & . & SC_{77} \end{bmatrix} \tag{10}$$

在上述工作的基础上，构建二阶空间兼容性矩阵：若第 i 组匹配对和第 j 组匹配对是一阶空间兼容的，则 $SC_{ij} = 1$。计算与它们共同兼容的匹配对的个数，并将其作为它们二阶空间兼容性的描述。由此，得到二阶空间兼容性矩阵 SC^2，其内部元素描述如下：

$$SC_{ij}^2 = SC_{ij} \cdot \sum_{k=1}^{N} (SC_{ik} \cdot SC_{kj}) \tag{11}$$

$$SC^2 = \begin{bmatrix} SC_{11}^2 & SC_{12}^2 & SC_{13}^2 & SC_{14}^2 & SC_{15}^2 & SC_{16}^2 & SC_{17}^2 \\ . & SC_{22}^2 & SC_{23}^2 & SC_{24}^2 & SC_{25}^2 & SC_{26}^2 & SC_{27}^2 \\ . & . & SC_{33}^2 & SC_{34}^2 & SC_{35}^2 & SC_{36}^2 & SC_{37}^2 \\ . & . & . & SC_{44}^2 & SC_{45}^2 & SC_{46}^2 & SC_{47}^2 \\ . & . & . & . & SC_{55}^2 & SC_{56}^2 & SC_{57}^2 \\ . & . & . & . & . & SC_{66}^2 & SC_{67}^2 \\ SC_{71}^2 & . & . & . & . & . & SC_{77}^2 \end{bmatrix} \tag{12}$$

由于内点之间是相互兼容的，任意两个内点之间的空间兼容性描述至少为所有匹配对中内点的个数（自身这两个匹配对除外），而内点和外点之间不具备这样的性质。尽管外点 C_3 和内点 C_4 之间以及外点 C_5 和内点 C_6 之间呈现出一阶空间的兼容性，但通过二阶空间兼容性可有效抑制这种情况，将内点与外点区分开。

3 精配准

经过二阶空间兼容性矩阵剔除错误匹配对（外点）后得到正确匹配对，利用奇异值分解法（singular value decomposition，SVD）计算粗配准结果，为了进一步提高配准精度，在此基础上采用 K 维树加速的 ICP 算法进行精配准。K 维树是一种用于划分三维空间的数据结构。传统 ICP 算法在重复迭代搜索最近近邻点的过程效率较低，采用 K 维树进行搜索对应点可以有效提高搜索效率。经过粗配准坐标变换的源点云 P' 和目标点云 Q 作为输入点云进行 ICP 精配准算法，具体步骤如下：

1）待配准点云 P' 所有点 p_i，在目标点云 Q 中利用 K 维树搜索最近的对应点 q_i，组成对应点对。

2）通过最小二乘法迭代计算最优变换，使得对应点对间均方误差最小，描述如下：

$$(\boldsymbol{R}, \boldsymbol{t}) = \arg\min \sum_{i=1}^{n} \| \boldsymbol{R} \cdot p_i + \boldsymbol{t} - q_i \|^2 \tag{13}$$

3）利用奇异值分解法解算旋转矩阵 $\boldsymbol{R}$ 和平移矢量 $\boldsymbol{t}$，将旋转矩阵和平移矢量作用于待配准点云 P'，同时设定误差阈值 ε 和最大迭代次数 $N_{\max}$，计算前后两次点云距离误差，若满足阈值条件或者达到最大迭代次数，则输出最终变换矩阵 $\boldsymbol{T}$。

4 实验分析

为了验证所提配准算法在速度和精度两个维度的性能，采用斯坦福 3D 扫描模型库中的兔子（Bunny）、恐龙（Dino）和马（Horse）模型开展实验。该模型库由斯坦福大学计算机图形学实验室发布，本实验涉及到的三种点云模型均通过 Cyber ware 3030 MS 扫描仪获得，使得它们在几何形状、分辨率等方面具有一定的相似性，故属于同源域点云配准范畴。

实验环境描述如下:Inter(R) Core(TM)i5-8250U CPU、RAM 8.00G、Ubuntu18.04、PCL1.8.1、Cmake 编译工具和 C++编程语言。

4.1　配准实验

基于特征的点云配准实验通常要经过特征提取、特征描述、特征匹配三个阶段。首先,分别读取源点云和目标点云,利用 Harris-3D 算法提取两幅点云的关键点,再借助 FPFH 算法对关键点进行特征描述和初步匹配,实验详细数据如表 1 所示。初步匹配对的二阶空间兼容性矩阵和正确匹配对个数如表 2 所示。

表 1　实验数据详情

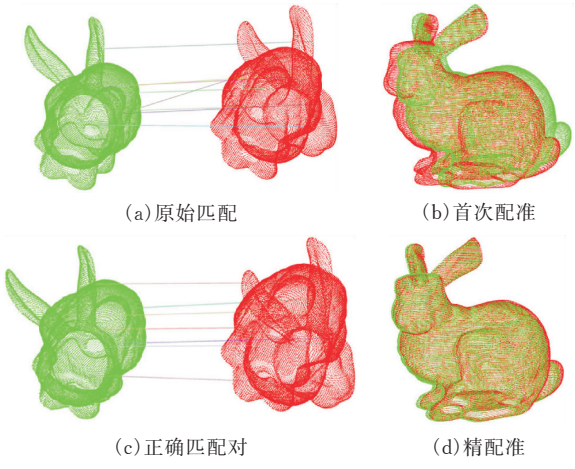
数目/个	兔子	恐龙	马
源点云	35947	23982	48485
目标点云	35947	23982	48485
源点云角点	35	37	32
目标角点	35	43	20
匹配对	8	16	10

表 2　各模型的二阶空间兼容性矩阵

	兔子	恐龙	马
二阶空间兼容性矩阵	$\begin{bmatrix}0&5&5&5&5&5&5&0\\5&0&5&5&5&5&5&0\\5&5&0&5&5&5&5&0\\5&5&5&0&5&5&5&0\\5&5&5&5&0&5&5&0\\5&5&5&5&5&0&5&0\\5&5&5&5&5&5&0&0\\0&0&0&0&0&0&0&0\end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix}0&0&11&10&9&9&11&0&11&11&11&11&0&10&11&11\\0&0&0&0&0&0&0&0&0&0&0&0&0&0&0&0\\11&0&0&10&9&9&11&0&11&11&11&11&0&10&11&11\\10&0&10&0&0&9&10&0&10&10&10&10&0&9&10&10\\9&0&9&0&0&0&9&0&9&9&9&9&0&9&9&9\\9&0&9&9&0&0&9&0&9&9&9&9&0&0&9&9\\11&0&11&10&9&9&0&0&11&11&11&11&0&10&11&11\\0&0&0&0&0&0&0&0&0&0&0&0&0&0&0&0\\11&0&11&10&9&9&11&0&0&11&11&11&0&10&11&11\\11&0&11&10&9&9&11&0&11&0&11&11&0&10&11&11\\11&0&11&10&9&9&11&0&11&11&0&11&0&10&11&11\\11&0&11&10&9&9&11&0&11&11&11&0&0&10&11&11\\0&0&0&0&0&0&0&0&0&0&0&0&0&0&0&0\\10&0&10&9&9&9&10&0&10&10&10&10&0&0&10&10\\11&0&11&10&9&9&11&0&11&11&11&11&0&10&0&11\\11&0&11&10&9&9&11&0&11&11&11&11&0&10&11&0\end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix}0&0&6&6&6&0&6&6&6&6\\0&0&0&0&0&0&0&0&0&0\\6&0&0&6&6&0&6&6&6&6\\6&0&6&0&6&0&6&6&6&6\\6&0&6&6&0&0&6&6&6&6\\0&0&0&0&0&0&0&0&0&0\\6&0&6&6&6&0&0&6&6&6\\6&0&6&6&6&0&6&0&6&6\\6&0&6&6&6&0&6&6&0&6\\6&0&6&6&6&0&6&6&6&0\end{bmatrix}$
经过剔除误匹配对后的匹配对数目	7	13	8

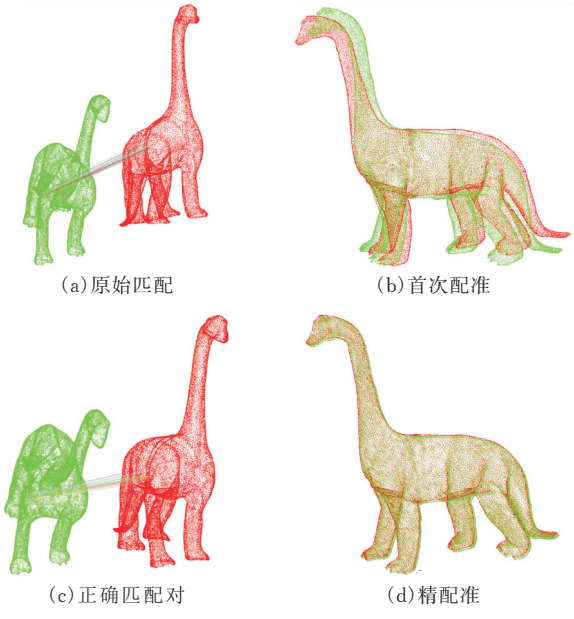
基于上述实验数据,兔子(Bunny)模型的配准过程如图 7 所示。图 7a 展示了两幅点云经过 Harris 特征提取、FPFH 特征描述和匹配的结果。从俯视的角度观察兔子模型匹配结果,可明显发现存在一对错误的匹配对;图 7b 是没有剔除这一错误匹配对的配准结果,两幅点云配准误差较大;图 7c 展示了剔除外点后的匹配对;图 7d 展示了在保留正确匹配对的基础上结合 Kd-ICP 算法的配准结果,明显发现两幅点云重合度更高,有效抑制了外点对配准精度的影响。

将相同的实验思路应用于恐龙模型和马模型,其配准过程分别如图 8 和图 9 所示。



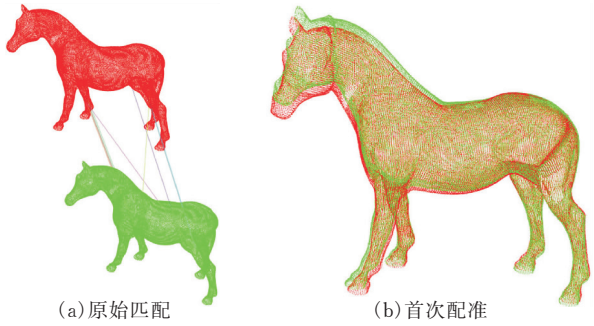
(a)原始匹配　(b)首次配准　(c)正确匹配对　(d)精配准

图 7　兔子点云模型配准过程

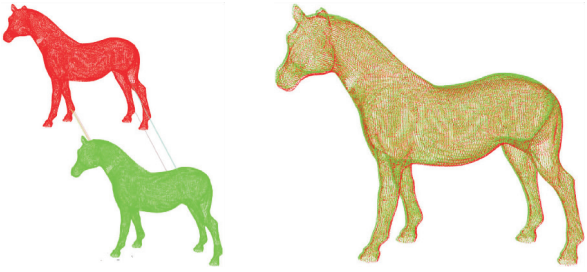


(a)原始匹配　(b)首次配准　(c)正确匹配对　(d)精配准

图 8　恐龙模型点云配准过程



(a)原始匹配　(b)首次配准



(c)正确匹配对 (d)精配准

图 9 马模型点云配准结果

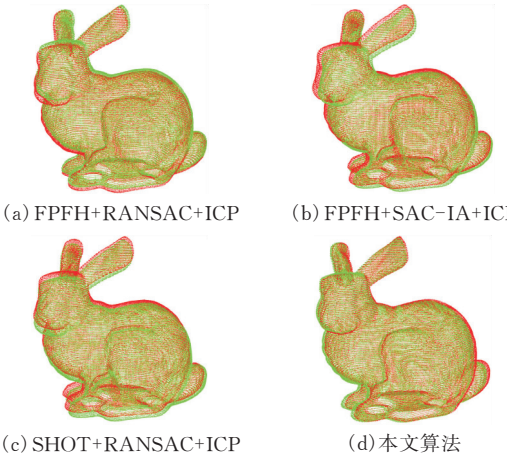
4.2 对比分析

为验证本文算法有效性和合理性,引入均方误差作为点云配准优劣的评价指标。均方误差刻画两片点云空间距离的接近程度,该指标越小说明重合程度和配准精度越高。均方误差

$$R_{MS}=\sqrt{\sum_{i}^{N}\left\|Tp_i-q_i\right\|^2/N} \tag{14}$$

式中:T 为最终求得旋转平移矩阵;p_i 和 q_i 分别代表源点云和目标点云中的点。

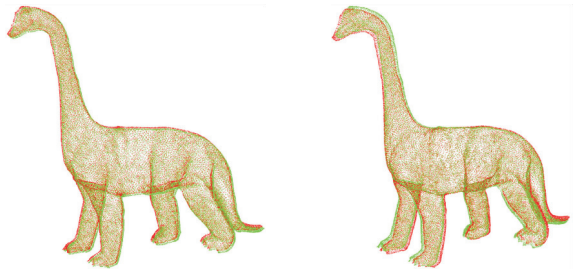
将本文算法与 FPFH+RANSAC+ICP、FPFH+SAC-IA+ICP、SHOT+RANSAC+ICP 的实验结果进行对比,如图 10、图 11 和图 12 所示。传统的 RANSAC 算法和 SAC-IA 算法中存在大量的随机采样和模型拟合操作,计算效率较低,并且 RANSAC 算法受限于迭代次数和距离阈值,若参数设置不恰当,则会出现错误匹配对无法剔除的情况,需要不断进行调整和优化。因此本文算法在配准用时和配准精度上均具有明显优势。



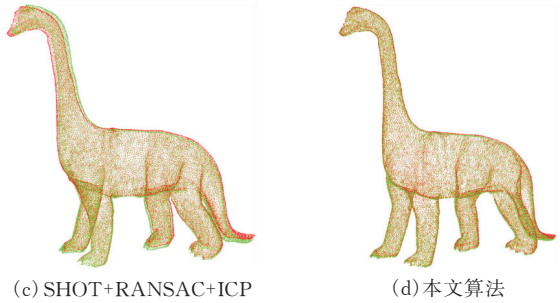
(a) FPFH+RANSAC+ICP (b) FPFH+SAC-IA+ICP

(c) SHOT+RANSAC+ICP (d)本文算法

图 10 兔子模型各算法对比

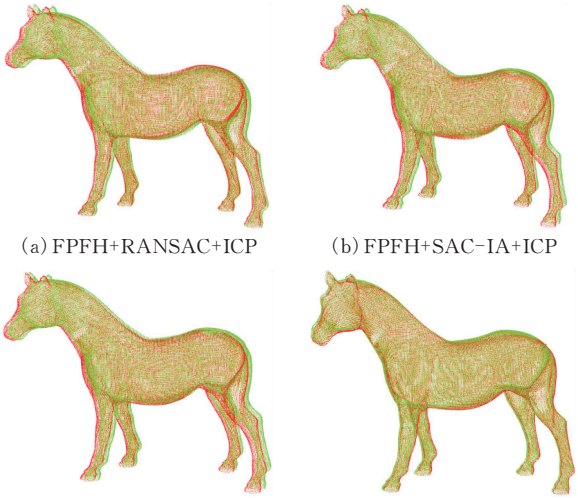


(a) FPFH+RANSAC+ICP (b) FPFH+SAC-IA+ICP



(c) SHOT+RANSAC+ICP (d)本文算法

图 11 恐龙模型各算法对比



(a) FPFH+RANSAC+ICP (b) FPFH+SAC-IA+ICP

(c) SHOT+RANSAC+ICP (d)本文算法

图 12 马模型各算法对比

在兔子模型实验中,本文算法相较于 FPFH+SAC-IA+ICP 在速度上和精度上分别提高了 70.37% 和 56.88%;另外,相较于 FPFH+RANSAC+ICP 在速度和精度上分别提高了 46.04% 和 68.96%;相较于 SHOT+RANSAC+ICP 在速度和精度上分别提高了 54.16% 和 66.95%。兔子、恐龙和马三种模型的详细实验数据参考表 3 所示。

表 3 各算法评价指标对比

算法	兔子		恐龙		马	
	耗时/s	R_{MS}/m	耗时/s	R_{MS}/m	耗时/s	R_{MS}/m
FPFH+RANSAC+ICP	18.72	9.89×10^{-5}	43.28	8.55×10^{-4}	31.36	0.31×10^{-4}
FPFH+SAC-IA+ICP	34.09	7.12×10^{-5}	30.91	8.21×10^{-4}	21.07	0.49×10^{-4}
SHOT+RANSAC+ICP	22.04	9.29×10^{-5}	21.42	4.31×10^{-4}	26.30	8.12×10^{-5}
本文算法	10.10	3.07×10^{-5}	17.89	1.59×10^{-4}	15.89	1.85×10^{-5}

5　结束语

本文提出一种基于二阶空间兼容性度量的点云配准方法,解决了 ICP 算法会因为两幅点云初始位姿相差过大而导致无法收敛至全局最优解的问题。通过粗配准算法为 ICP 算法提供了良好的初始位姿,首先借助 Harris3D+FPFH 算法能够有效提取点云特征点并获取初步匹配对;接着,采用二阶空间兼容性矩阵有效抑制了外点对粗配准精度的影响;最终结合 K 维树查询临近点的方式进一步提高 ICP 算法精配准的速度。实验结果表明,本文算法在速度和精度两方面均有提升,为基于特征的点云配准工作中有效抑制外点的部分提供新思路。

[参 考 文 献]

[1] 蒋悦,黄宏光,舒勤.高维正交子空间映射的尺度点云配准算法[J].光学学报, 2019,39(03): 290-300.

[2] HUANG X, MEI G, ZHANG J, et al. A comprehensive survey on point cloud registration[J]. arXiv preprint arXiv:2103.02690, 2021:1-17.

[3] YANG T, YE J, ZHOU S, et al. 3D reconstruction method for tree seedlings based on point cloud self-registration[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022(200): 107210.

[4] LI Z, SHAN J. RANSAC-based multi primitive building reconstruction from 3D point clouds[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2022 (185): 247-260.

[5] TAN B, MA Z, ZHU X, et al. 3d object detection for multi-frame 4d automotive millimeter-wave radar point cloud[J]. IEEE Sensors Journal, 2023,23(11):11125-11138.

[6] LI J, LI R, LI J, et al. Dual-view 3d object recognition and detection via lidar point cloud and camera image [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2022, 150: 103999.

[7] XU Y, JUNG C, CHANG Y. Head pose estimation using deep neural networks and 3D point clouds[J]. Pattern Recognition, 2022, 121: 108210.

[8] KADAM P, ZHOU Q, LIU S, et al. Pcrp: Unsupervised point cloud object retrieval and pose estimation [C]. 2022 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2022: 1596-1600.

[9] BESL P J, MCKAY N D. Method for registration of 3-D shapes[C]// Sensor fusion IV: control paradigms and data structures. Spie, 1992, 1611: 586-606.

[10] 彭真,吕远健,渠超.基于关键点提取与优化迭代最近点的点云配准[J].激光与光电子学进展,2020, 57(06): 68-79.

[11] 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.

[12] 李宇翔,郭际明,潘尚毅.一种基于 ISS-SHOT 特征的点云配准算法[J].测绘通报,2020(4): 21-26.

[13] ZHONG Y. Intrinsic shape signatures: A shape descriptor for 3D object recognition[C].2009 IEEE 12th international conference on computer vision workshops, ICCV Workshops. IEEE, 2009.

[14] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C].2005 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (CVPR'05). IEEE, 2005.

[15] 王帅帅, 柏艳红, 王银.基于 ISS-BSHOT 特征的 ICP 点云配准方法[J]. 扬州大学学报(自然科学版), 2022, 25(06): 50-55.

[16] CHEN Z, SUN K, YANG F, et al. Sc2-pcr: A second order spatial compatibility for efficient and robust point cloud registration[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022.

[17] SIPIRAN I, BUSTOS B. Harris 3D: a robust extension of the Harris operator for interest point detection on 3D meshes[J]. The Visual Computer, 2011, 27: 963-976.

[18] 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.

[19] 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, Nice, France, 2008.

(下转第 83 页)