汽车发动机罩点云配准方法研究

古田 杨博 董佳慧 姜涛 杨小杰 任文晓

（中国第一汽车股份有限公司，长春 130011）

摘要：汽车发动机罩的点云配准精度直接影响装配间隙、密封性能与碰撞安全性。针对传统配准方法在处理发动机罩点云时存在曲面配准误差大、配准精度低、效率差的问题，利用改进的体素滤波进行预处理，并提出一种基于特征融合与广义迭代最近点（GICP）的混合配准方法。该方法首先通过曲率特征提取与快速点特征直方图（FPFH）描述子实现粗配准，然后结合GICP算法实现精配准。以3种车型的发动机罩点云进行配准试验，在每种车型30组的数据集上平均配准误差为15.11 mm，平均耗时为9.3 s，较对照算法具有更高的配准精度和更好的运算性能，并且针对不完整、带有孔洞的点云配准效果依然较好，验证了算法具有较强的鲁棒性。

关键词：点云配准 汽车发动机罩 点云特征直方图 随机采样一致性 广义迭代最近点

中图分类号：TH164 **文献标志码：**B **DOI:** 10.19710/J.cnki.1003-8817.20250179

Point Cloud Alignment Method Based on Contour Cloud

Gu Tian, Yang Bo, Dong Jiahui, Jiang Tao, Yang Xiaojie, Ren Wenxiao

(China FAW Group Co., Ltd., Changchun 130011)

Abstract: As a critical functional component of the vehicle body, the automobile engine hood's point cloud registration accuracy directly impacts the assembly gap, sealing performance, and collision safety. To address the limitations of traditional registration methods in handling engine hood point clouds—such as large surface registration errors, low precision, and poor efficiency—this paper employs an improved voxel filtering approach for preprocessing and proposes a hybrid registration method based on feature fusion and GICP. The method first performs coarse registration through curvature feature extraction and FPFH descriptors, followed by fine registration using the GICP algorithm. Experimental results demonstrate that our approach achieves an average registration error of 15.11 mm with an average processing time of 9.3 s on a dataset containing 30 engine hood point clouds, showing higher registration accuracy and better computational performance compared to baseline algorithms. This study provides a novel approach for high-precision registration of complex curved surfaces in automotive panels.

Key words: Point cloud registration, Automotive engine hood, FPFH, SAC-IA, GICP

1 前言

在汽车制造领域，发动机罩作为车身覆盖件的核心部件，其三维曲面精度直接影响整车的空气动力学性能、密封性及外观质量。随着工业自动化与智能制造技术的发展，基于点云数据的非接触式测量技术（如激光扫描、结构光测量）已成为发动机罩三维检测与逆向建模的关键手段。点云配准作为后续几何建模、偏差分析的前置步骤，其核心目标是将不同视角、不同坐标系下的点云数据对齐到统一空间基准，为后续精度分析与曲面重构提供可靠数据。

然而，发动机罩的复杂自由曲面特征（如大曲率过渡区域、棱线特征、翻边结构）给点云配准带来了多重挑战：

a. 几何复杂性：曲面包含平面、圆柱面、双曲面等多种几何元素，迭代最近点算法（Iterated Closest Points，ICP）等基于点到点距离的传统配准算法在

作者简介：古田（1986—），男，工程师，硕士学位，研究方向为汽车尺寸工程数字化。

参考文献引用格式：

古田，杨博，董佳慧，等. 汽车发动机罩点云配准方法研究[J]. 汽车工艺与材料，2026(4): 17-25.

GU T, YANG B, DONG J H, et al. Point Cloud Alignment Method Based on Contour Cloud[J]. Automobile Technology & Material, 2026(4): 17-25.

曲率变化剧烈区域易产生误匹配。

b. 噪声与数据稀疏性：扫描过程中受环境光、被测表面反光特性影响，点云数据存在噪声点与数据缺失，导致特征提取不完整。

c. 初始位姿敏感性：发动机罩多视角扫描数据的初始位姿差异较大，传统ICP算法需依赖良好的初始对齐，否则易陷入局部最优解，造成配准失败。

现有点云配准方法主要分为基于特征的粗配准与基于迭代优化的精配准2类。快速点特征直方图（Fast Point Feature Histograms，FPFH）、方向直方图描述子（Signature of Histograms of Orientations，SHOT）等基于特征的方法通过提取点云局部几何特征（曲率、法向量、直方图特征）建立对应关系，利用随机样本一致算法（Random Sample Consensus，RANSAC）等鲁棒估计算法求解初始变换矩阵，能够在一定程度上降低对初始位姿的依赖，但特征描述子的计算复杂度较高，且在特征分布均匀区域（如发动机罩大面积平缓曲面）易出现特征误匹配。基于迭代的精配准方法（如ICP及其改进算法）通过最小化点集间的距离误差实现精确对齐，但其配准精度与效率受限于对应点搜索策略与误差度量模型，在复杂曲面配准中常因错误对应点的引入导致迭代收敛速度慢或陷入局部极小值。

针对发动机罩点云的典型特征与配准难点，现有研究多集中于单一算法改进，如改进ICP的对应点搜索策略或引入几何约束，缺乏对复杂曲面特征融合与多阶段配准策略的系统性研究。本文面向发动机罩精密检测需求，提出一种融合曲率特征筛选、FPFH描述子匹配与点面误差优化的混合配准方法，以期通过改进的体素滤波进行点云数据精简，利用FPFH描述子结合随机采样一致性（Sample Consensus Initial Alignment，SAC-IA）算法实现鲁棒粗配准，并通过引入法向量约束的点面距离度量模型改进ICP算法，提升精配准阶段的收敛精度与速度，最后利用实际发动机罩点云数据进行试验验证。

2 点云模型的特征提取

2.1 改进的体素滤波

通过激光扫描设备实测获得的发动机罩外表面点云数据可包含上百万个点，引入过多点参与运算会给后续重建与配准工作带来困难。体素滤波算法能够进行向下采样减少点云数量。

随机采样[1]是常用的采样方法，Pomerleau[2]使用固定数量点随机采样而不是固定比例，以保证不同规模的点云采样得到相同数量的点云，但其结果并不均匀，采样结果的不均匀性与原点云一致。体素降采样[3]将点云划分至n个空间三维体素网格，计算每个体素的重心$P_j\{j=1,2,\cdots,n\}$，该体素内的所有点重心P_j表示，以达到均匀降采样的目的。

$$P_j(x,y,z)=\left(\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}x_i,\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}y_i,\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}z_i\right) \quad (1)$$

$$P_j=\arg\min\left\|P_j-P_i\right\| \quad (2)$$

式中：m为第n个体素中的点云数量。

但该方法降采样获得的点云并非原有的点，而是计算得到的重心，会增加点云配准的误差。文中提出改进体素降采样算法，利用公式查找降采样后的每个P_j在原点云中的最近邻点$P_i\{i=1,2,3,\cdots,N_p\}$并将其替换，这样采样获得的点仍属于原点云，且避免了随机采样的不均匀。在此基础上采用固定点云数量采样，使不同点云能采样得到相同数量的点云，以保证算法的速度和算法间的可比性。

发动机罩点云经此降采样算法处理之后由数百万个三坐标点减少为几千个点，且不损失发动机罩的局部特征。

2.2 快速点特征直方图特征

点特征直方图（Point Feature Histograms，PFH）由Rusu[4]等提出，旨在通过目标点与其邻域点之间的几何关系，生成能够表征点云局部结构的特征描述子，其核心在于通过分析点云的局部几何特性捕捉点云的形状信息。在PFH算法中，对于目标点P_q，首先确定其K近邻点集$N(P_q)$，计算目标点与邻域内每个点P_k（$P_k\in N(P_q)$）之间的多种几何关系参数，包括两点之间的空间距离、法线向量的夹角、法线与两点连线的夹角等。这些参数能够细致刻画点云局部区域内点与点之间的相对位置和方向关系。然后，将这些几何参数量化到多个区间，统计每个区间内的点对数量，从而构建出一个特征直方图。该直方图反映了

目标点及其邻域点之间几何关系的分布情况，最终生成一个用于描述目标点局部几何特征的向量。PFH算法能够较为全面地描述点云的局部几何信息，但其计算复杂度较高，时间复杂度为$O(nk^2)$，其中n为点云中点的数量，k为近邻点数量。这使得在处理发动机罩大规模点云数据时，PFH的计算效率较低。

鉴于PFH算法在计算效率上的不足，Rusu[4]等进一步提出了FPFH算法，以在保证一定精度的同时大幅提升计算效率，满足大规模点云处理的需求。FPFH算法是对PFH算法的高效近似，它通过2个关键优化来降低计算复杂度，如图1所示为目标点的特征计算影响区域变化情况：其一，采用重心加权近似策略，不再计算每个点对所有邻域点的关系，而是仅计算目标点与邻域点的直接关系，同时将邻域点的PFH特征通过重心加权融合到目标点，避免了全邻域点对的穷举计算，显著减少了计算量；其二，利用K维树（K-Dimensional Tree）或八叉树进行快速近邻搜索，并结合体素降采样减少计算量，进一步提升算法的运行效率，将时间复杂度降至$O(nk)$。

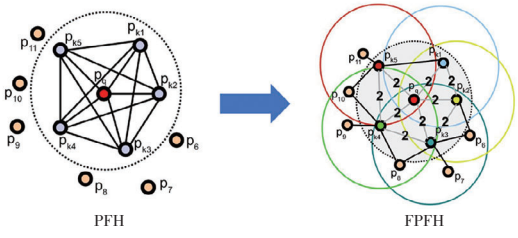


图1　目标点的影响区域（PFH和FPFH）

在具体实现中，FPFH同样以目标点P_q的K近邻点集$N(P_q)$为基础，构建反映点云局部几何结构的直方图。它同样关注目标点与邻域点的空间距离、法线夹角和相对位置关系。如图2所示为目标点P_{s1}和P_{s2}近邻点之间的空间特征关系，计算出3个特征值(θ,α,ϕ)描述两点之间的空间几何特征。

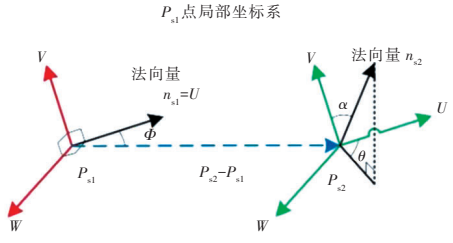


图2　两点之间的特征描述

$$\begin{cases} U = n_{s1} \\ V = (P_{s1} - P_{s2}) \times U \\ W = U \times V \end{cases}$$

$$V = \frac{P_{s1} - P_{s2}}{\|P_{s1} - P_{s2}\|} \times U \tag{3}$$

$$\begin{cases} \alpha = V \cdot n_{s1} \\ \phi = U \cdot \dfrac{P_{s1} - P_{s2}}{d} \\ \theta = \arctan(W \cdot n_{s1},\quad U \times n_{s1}) \end{cases}$$

式中：d为两点之间的欧氏距离，U、V、W为中间变量。

将这些参数量化到多个区间，统计每个区间内的点对数量，形成简化点特征直方图（Simple Point Feature Histograms, SPFH），与PFH不同的是，SPFH通过对邻域内所有点对的贡献进行加权（距离越近的点权重越高），计算出目标点P_{s1}的最终直方图，即FPFH，最终生成一个33维的特征向量，实现对局部几何结构的紧凑且高效的表示。

$$\mathrm{FPFH}(P_q) = \mathrm{SPFH}(P_q) + \sum_{i=1}^{k} \frac{1}{w_k} \mathrm{SPFH}(P_k) \tag{4}$$

式中：w_k为根据近邻点距离来度量的权重。

轮廓点云中某一点的特征直方图如图3所示，横坐标轴表示由每个特征值11个子区间拼接成的33个分布区间，纵坐标轴表示特征值在每个区间上的比率，由此表示点云中每个点与近邻点之间的空间几何关系。

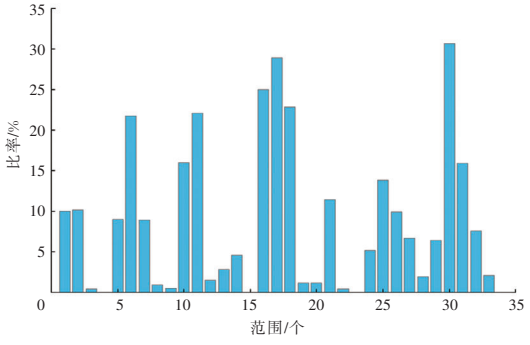


图3　发动机罩的点云特征直方图（FPFH）

FPFH算法凭借其在精度与效率之间的良好平衡，成为点云处理领域广泛应用的特征描述算法，在点云配准、目标识别、三维重建等任务中发挥着重要作用，尤其适用于汽车零部件配准等对大规模点云数据处理有实时性要求的工业场景。

3 点云配准

利用上述快速点云特征直方图算法计算出汽车发动机罩点云的特征后，使用本文提出的基于融合特征SAC-IA加广义迭代最近点（Generalized Iterative Closest Point，GICP）的混合配准方法进行配准。首先采用粗配准方法，SAC-IA算法[5]可在2片待配准的轮廓点云中计算出2片点云的粗略旋转平移变换矩阵，为精配准提供较为可靠的初值，从而克服精配准GICP算法[6]容易陷入局部最优解的缺点，GICP算法可以将上一步的结果加以优化，得到2片点云精确的刚体变换矩阵。

3.1 SAC-IA粗配准

SAC-IA算法的核心思想为在目标点云P和模板点云Q的特征中搜寻到多组特征相似的点集，并以其中配准误差最小的一批点对作为匹配点对，最后求出两片点云在粗配准过程中的最优旋转平移变换矩阵。该算法可以设定最大迭代次数$n_{\max}$、匹配点对数s和随机采样点的最小距离$d_{\min}$来调节配准效果，其具体流程如图4所示。

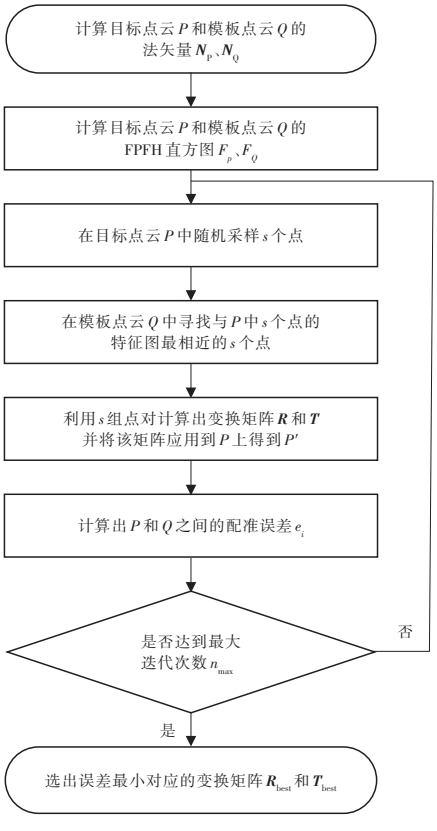


图4 SAC-IA配准流程[7]

SAC-IA配准流程具体内容如下：

a. 利用上述法矢量估计算法和FPFH算法能分别计算得到目标点云P和模板点云Q对应的法矢量信息$\boldsymbol{N}_P$、$\boldsymbol{N}_Q$和特征直方图F_P、F_Q。

b. 在目标点云P中随机采样s个点，为尽量保证所采样的点具有不同的FPFH特征，采样点两两之间的距离应大于预先给定最小距离阈值$d_{\min}$。

c. 在模板点云Q中查找与目标点云P中采样点具有相似FPFH特征的一个或多个点，从这些相似点中随机选取一个点作为点云P在目标点云Q中的一一对应点。

d. 计算对应点之间的刚体变换矩阵，然后通过求解对应点变换后的“距离误差和”函数来判断当前配准变换的质量，此处的距离误差$D(e_i)$和函数多使用Huber罚函数表示：

$$D(e_i)=\begin{cases}\dfrac{1}{2}e_i^2 & \|e_i\|\leqslant t_e\\ \dfrac{1}{2}t_e(2\|e_i\|-t_e) & \|e_i\|>t_e\end{cases} \tag{5}$$

式中：t_e为一预先给定值，e_i为第i组对应点变换后的距离差。

上述配准的最终目的是在所有变换中找到一组最优的变换，使误差函数$D(e_i)$的值最小。

e. 当误差函数$D(e_i)$的值最小或者达到最大迭代次数时的变换即为最终的配准变换矩阵$\boldsymbol{R}_{\text{best}}$、$\boldsymbol{T}_{\text{best}}$，进一步可得到目标点云$P$变换后的点云$P'$，否则，继续重复步骤b~d。

3.2 GICP精配准

3.2.1 传统ICP算法基本原理

迭代最近点（Iterative Closest Point, ICP）算法[8]是点云配准的经典方法，其核心思想是通过迭代优化实现原点云与目标点云的空间对齐。算法流程主要包含以下步骤：

a. 建立点对应关系。对于目标点云P中的每个点p_i，在模板点云Q中寻找欧氏距离最近的点q_i作为对应点，从而形成对应点对集合C。

b. 定义误差函数。以最小化对应点对间的距离平方和为目标，误差函数为：

$$E(T)=\frac{1}{N}\sum_{(p_i,q_i)\in C}\|q_j-(\boldsymbol{R}p_i+\boldsymbol{t})\|^2 \tag{6}$$

式中：$\boldsymbol{T}=(R,t)$为待求解的刚体变换矩阵，N为对应

点对数量;R为旋转矩阵;t为平移矩阵。

c.优化变换参数。通过奇异值分解(Singular Value Decomposition,SVD)求解最优旋转和平移矩阵。

d.迭代更新直至收敛。尽管ICP算法在理想初始条件下具有较高精度,但其存在三方面局限性:对初始位姿敏感,易陷入局部最优;严格依赖点对点精确匹配,对噪声和离群点鲁棒性差;仅适用于刚性变换场景,难以处理非刚性形变。

然而,传统ICP算法在处理发动机罩复杂曲面点云时存在明显缺陷:仅基于点的位置信息计算距离,忽略了曲面法向量的方向一致性,在曲率变化区域易产生“点到边”“点到面”等误匹配;算法对初始位姿敏感,若初始变换误差较大,极易陷入局部最优解,导致配准失败。

3.2.2　GICP算法的改进原理

为克服传统ICP算法的局限性,GICP算法应运而生。GICP通过引入法向量约束和点面距离度量,显著提升了复杂曲面点云的配准精度,其核心改进体现在以下方面:

a.将点云匹配问题转化为概率密度估计问题,假设目标点云是由模板点云经变换后叠加高斯噪声生成,从而建立似然函数:

$$p(Q|P,R,t)=\prod_{i=1}^{N}N\left(q_i|Rp_i+t,\Sigma\right) \tag{7}$$

式中:Σ为噪声协方差矩阵。

b.在优化过程中引入正则化项$\lambda\Omega(R,t)$,通过调节权重系数平衡数据保真度与变换场平滑性。

c.GICP采用优化的迭代策略:在初始迭代阶段,对原始点云进行非均匀下采样,降低计算复杂度,快速逼近全局最优解;根据点云曲率自动调整对应点对的权重,对高曲率区域点(如棱线点)赋予更高权重,避免平缓曲面点主导误差优化过程;同时监控变换矩阵的旋转角度变化量和平移变化量,当两者均小于预设阈值时提前终止迭代,从而在保证精度的前提下提高算法效率。

这种改进机制使GICP具备以下优势:

a.通过协方差矩阵自适应调整距离度量尺度,提升对噪声的鲁棒性。

b.支持非刚性变换模型,可处理弹性形变场景。

c.结合全局优化策略有效缓解局部收敛问题。

d.提高收敛速度,增加计算效率,更适合发动机罩一类数据量大的点云配准。

3.3　配准误差和配准耗时分析

配准完成后,采用均方根误差(Root Mean Square Error,RMSE)和配准耗时评价配准的精度和速度。RMSE越小,代表配准的精度越高,TM越小,配准速度越快。

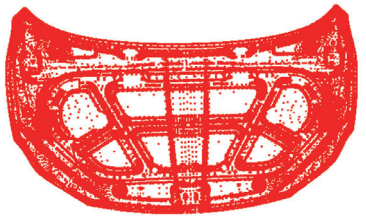
RMSE表示对应匹配点之间的欧氏距离,其计算公式为:

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{m}(X_i-\hat{X}_i)^2}{m}} \tag{8}$$

式中:m为对应点对的数量;X_i为配准后对应点之间欧氏距离;$\hat{X}_i$为对应点之间欧氏距离的真值,理想状态下,完全配准后$\hat{X}_i$为0。

4　仿真试验验证

本文对3种车型的汽车发动机罩模板点云和目标点云进行配准试验,在配置Intel Core i7-12650H CPU @ 2.30 GHz处理器的计算机上完成,在Visual Studio 2022软件中借助PCL开源点云处理三方库进行点云配准试验。发动机罩的模板点云模型包含约20万个三坐标点,目标点云模型包含约200万个三坐标点,分别如图5~图7所示。



(a)模板点云

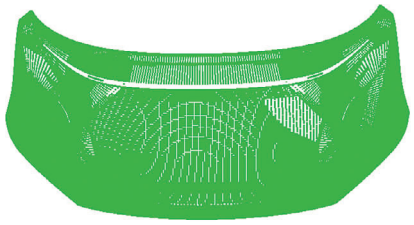


(b)目标点云

图5　车型1原始点云

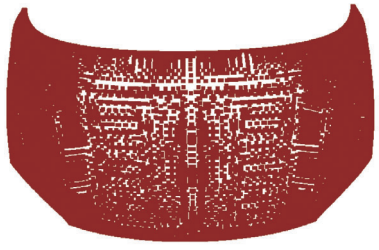


(a)模板点云

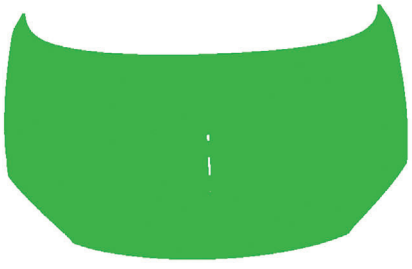


(b)目标点云

图6 车型2原始点云



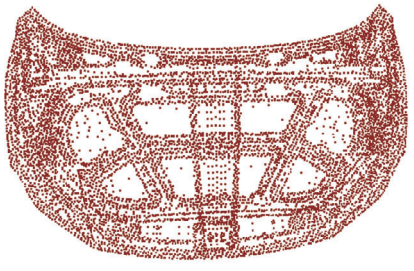
(a)模板点云



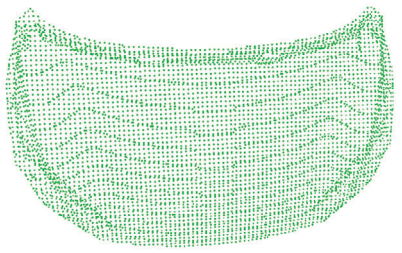
(b)目标点云

图7 车型3原始点云

目标点云采用3D激光扫描设备生成，所以点集的大小取决于相机的分辨率，要采用上文提到改进的体素滤波算法进行下采样，精简点云后点的数量精简到约几千至几万个点，分别如图8~图10所示。

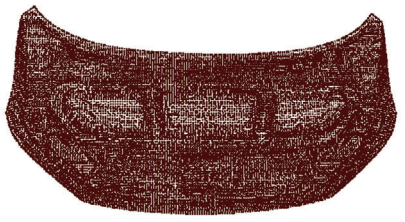


(a)模板点云

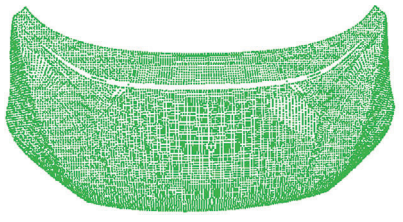


(b)目标点云

图8 车型1降采样点云



(a)模板点云

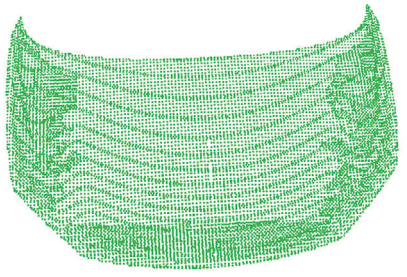


(b)目标点云

图9 车型2降采样点云



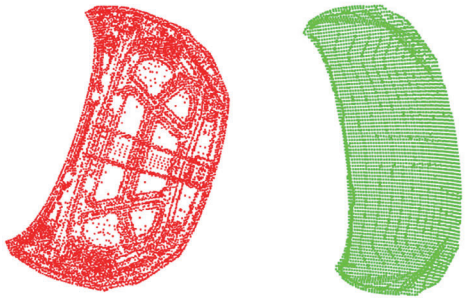
(a)模板点云



(b)目标点云

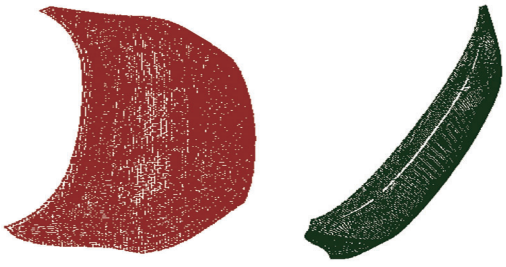
图10 车型3降采样点云

模板点云数据和目标点云数据的初始位置关系如图11~图13所示，其中模板点云数据由CAD模型转换得到，目标点云数据由三维扫描设备扫描实车得到。



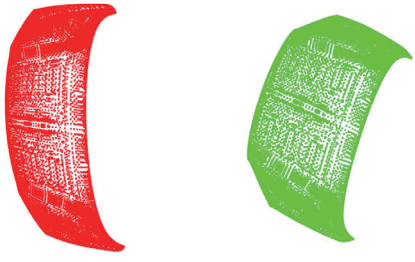
(a)模板点云　　(b)目标点云

图11　车型1点云初始位置



(a)模板点云　　(b)目标点云

图12　车型2点云初始位置



(a)模板点云　　(b)目标点云

图13　车型3点云初始位置

采用2.2和2.3节的方法分别对模板点云和目标点云计算FPFH特征,然后采用3.1节的SAC-IA方法计算法初始变换矩阵,设置迭代次数上限100次,迭代误差阈值10^{-6}进行ICP精配准对齐运算,3种车型发动机罩点云配准结果分别如图14~图16所示。通过结果可知,本文所提出的方法能都够实现汽车发动机罩类汽车零部件点云数据的准确对齐。

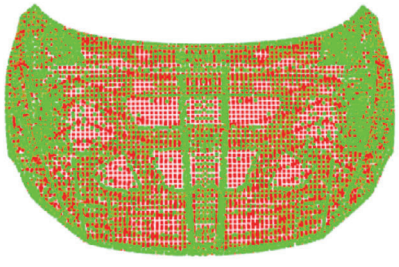


图14　车型1配准结果

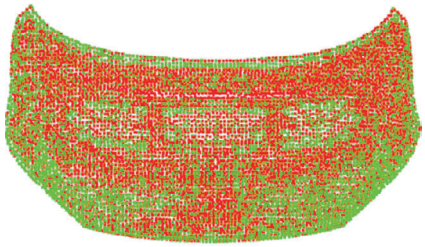


图15　车型2配准结果

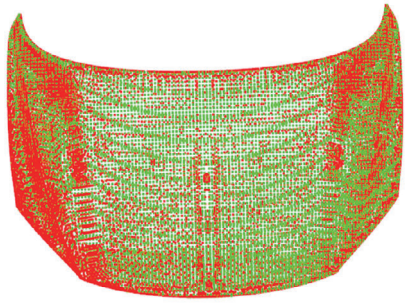
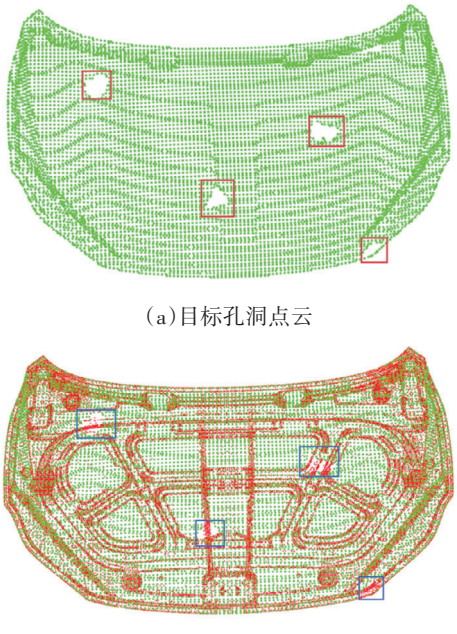


图16　车型3配准结果

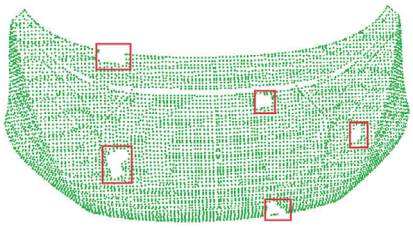
发动机罩目标点云通过3D扫描设备生成时,因为操作不当或者遮挡等原因可能导致发动机罩点云扫描的不完整,有较大孔洞出现时,为了验证此种情况下本文算法的配准效果,分别对3种车型的发动机罩带有孔洞的点云进行配准试验,配准效果分别如图17~图19所示,矩形框为点云的孔洞,孔洞位置随机包括发动机罩中间和边缘位置,且形状不规则。目标点云虽然有孔洞出现,但模板点云依然能与目标点云较好对齐,验证了本文配准算法具有较好的鲁棒性。



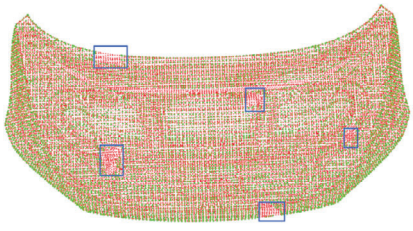
(a)目标孔洞点云

(b)配准结果

图17　车型1孔洞点云配准

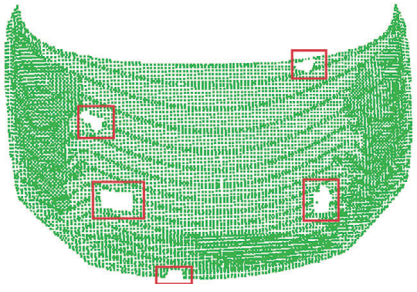


(a)目标孔洞点云

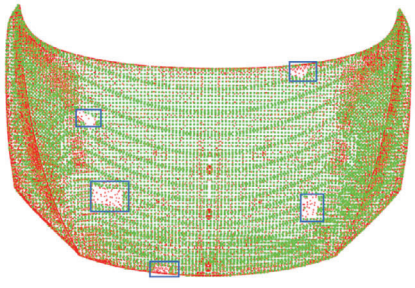


(b)配准结果

图18 车型2孔洞点云配准



(a)目标孔洞点云



(b)配准结果

图19 车型3孔洞点云配准

为验证本文算法对于实测点云数据在配准精度和运算效率上的性能，采用SANSAC-ICP组合配准算法[9]和SANSAC-3D-NDT[10]组合配准算法作为本文算法的对照组，试验分别对3种车型进行，通过同一车型多台不同车辆进行实测结果取均值，算法的均方根误差和耗时参数分别如表1~表3所示。可以得出，RANSAC-NDT组合配准算法运算耗时最长分别为16.2 s、16.7 s、15.5 s，算法的配准精度分别为31.05 mm、33.36 mm、30.63 mm。RANSAC-ICP算法在时间性能上有所提升分别为14.3 s、14.7 s、13.8 s，但最终模型的配准精度有所下降，分别为58.03 mm、59.49 mm、57.66 mm，然而从点云配准结果上看，这2种方法点云均未完全对齐，效果不佳。而本配准运算，减少了算法运算时间，分别为9.3 s、9.8 s和9.1 s，且具有较高的配准精度，分别为15.11 mm、16.17 mm和15.02 mm，从点云配准结果上看，2片点云完全对齐。上述结果表明，本算法的配准性能优于其他2种对比算法，具备性能优势。

表1 车型1 3种配准方法的RMSE和时间

算法	RMSE/mm	时间/s
RANSAC-ICP	58.03	14.3
RANSAC-NDT	31.05	16.2
本文算法	15.11	9.3

表2 车型2 3种配准方法的RMSE和时间

算法	RMSE/mm	时间/s
RANSAC-ICP	59.49	14.7
RANSAC-NDT	33.36	16.7
本文算法	16.17	9.8

表3 车型3 3种配准方法的RMSE和时间

算法	RMSE/mm	时间/s
RANSAC-ICP	57.66	13.8
RANSAC-NDT	30.63	15.5
本文算法	15.02	9.1

5 结束语

本文提出的混合配准方法有效解决了汽车发动机罩点云配准的精度与效率问题，孔洞点云配准结果证明了本文算法有较强的鲁棒性，试验结果表明，本文方法与SANSAC与ICP组合配准算法和SANSAC与3D-NDT组合配准算法相比具有更高的配准精度和更快的配准速度。未来将进一步研究深度学习与传统算法的融合，以提升精度和效率。

参考文献：

[1] 侯高鹏. 基于三维激光扫描的隧道变形点云数据处理方法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2021.

[2] FRANCOIS P, FRANCIS C, ROLAND S. A Review of Point Cloud Registration Algorithms for Mobile Robotics[J].

Foundations & Trends in Robotics, 2015, 4(1): 1-104.

[3] 张彬, 熊传兵. 基于体素下采样和关键点提取的点云自动配准[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(4): 109-117.

[4] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast Point Feature Histograms (FPFH) for 3D Registration[C]// IEEE International Conference on Robotics & Automation. IEEE, 2009: 3212-3217.

[5] RUSU R B, BRADSKI G, THIBAUX R, et al. Fast 3d Recognition and Pose Using the Viewpoint Feature Histogram[C]// 2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2010: 2155-2162.

[6] SEGAL A, HAEHNEL D, THRUN S. Generalized-ICP[M]. Robotics: Science and Systems V. Cambridge, USA: MIT Press, 2009.

[7] 钱帅. 复杂零件三维点云配准技术研究[D]. 天津: 天津科技大学, 2023.

[8] BESL P J, MCKAY H D. A Method for Registration of 3D Shapes[J]. Ieee Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.

[9] 王明, 严飞. 局部距离优化的点云配准算法[J]. 激光杂志, 2023, 44(2): 57-62.

[10] 杨宜林, 李积英, 王燕, 等. 基于 NDT 和特征点检测的点云配准算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(8): 198-204.

AT&M