·激光雷达感知与自动驾驶多模态3D目标检测技术专题·

基于地面拟合与DBSCAN聚类的激光点云去噪算法研究

吴纪刚[1] 周星宇[2] 李鹏[2]

（1.北京吉恩智车科技有限公司，北京 100080；2.中国公路车辆机械有限公司，北京 100013）

【摘要】针对传统激光雷达难以精准滤除扬水扬尘、高反膨胀串扰噪点，且大尺度离群点滤除效果不佳等问题，提出一种基于地面拟合与基于密度的空间聚类（DBSCAN）的激光点云去噪算法。结合地面点云分割、改进的DBSCAN以及三维边界框估计方法获得噪点的初始位置信息，利用噪点的几何特征与物理特征标记并滤除噪点。试验结果表明：扬尘扬水场景中，去噪后的倒角距离（CD）从0.037 4 m降至0.019 8 m，点到网格（P2M）距离从0.158 m降至0.088 m，点云整体几何偏差显著减小且与真实表面拟合度提升；针对复杂点云数据的处理任务，相较于传统DBSCAN算法，优化后的DBSCAN聚类时间开销仅为6 ms，计算效率约提升77.8%，有效解决了传统激光雷达点云去噪算法在大尺度下离群点滤除效果不佳的问题。

主题词：三维边界框估计　点云去噪　地面点云分割　DBSCAN聚类

中图分类号：U495　　**文献标志码：**A　　**DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20250184

Laser Point Cloud Denoising Algorithm Based on Ground Fitting and DBSCAN Clustering

Wu Jigang[1], Zhou Xingyu[2], Li Peng[2]

（1. Beijing Gene Intelligent Car Technology Co., Ltd., Beijing 100080; 2. China Highway Vehicle & Machinery Co., Ltd., Beijing 100013）

【**Abstract**】To address the challenges faced by conventional lidar systems in accurately filtering out water spray and dust, highly reflective expansion crosstalk noise, and the suboptimal removal of large-scale outliers, a laser point cloud denoising algorithm based on ground fitting and Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) is proposed. Initial noise location information is obtained through ground point cloud segmentation, an enhanced DBSCAN algorithm, and a three-dimensional bounding box estimation method. Noise is then marked and filtered out based on its geometric and physical characteristics. The experimental results demonstrate that in dust and water spray scenarios, the noise-reduced Chamfer Distance (CD) decreases from 0.037 4 m to 0.019 8 m, while the Point-to-Mesh (P2M) distance reduces from 0.158 m to 0.088 m. The overall geometric deviation of the point cloud is significantly diminished, with improved conformity to the true surface. For processing complex point cloud data, the optimised DBSCAN clustering achieves a computational time of merely 6 ms compared to the conventional DBSCAN algorithm, representing a 77.8% improvement in computational efficiency. This effectively resolves the suboptimal outlier filtering performance of traditional laser point cloud denoising algorithms at large scales.

Key words: 3D bounding box estimation, Point cloud denoising, Ground point cloud segmentation, DBSCAN clustering

【引用格式】吴纪刚, 周星宇, 李鹏. 基于地面拟合与DBSCAN聚类的激光点云去噪算法研究[J]. 汽车技术, 2026(2): 48-55.

WU J G, ZHOU X Y, LI P. Laser Point Cloud Denoising Algorithm Based on Ground Fitting and DBSCAN Clustering[J]. Automobile Technology, 2026(2): 48-55.

1 前言

激光扫描技术广泛应用于无人驾驶、模型三维重建等领域[1-4]，但因复杂工况下环境扬尘、扬水较多，易导致点云数据产生大量噪点，严重影响后续的特征提取和特征匹配[5-6]，进而影响三维目标检测结果或点云地图构建效果。因此，原始点云的滤波降噪对于获得精确的点云数据至关重要。

在滤波类算法方面，Fleishman等[7]通过融合空间域与值域的权重，保持几何特征的同时实现了良好的平滑去噪效果，但面对自动驾驶场景中密度不均的无序点云时鲁棒性不足，难以应对扬尘、扬水类动态分布的噪点。赵凯等[8]基于体素栅格化改进基于密度的空间聚类（Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise，DBSCAN）算法，通过降低数据维度提升聚类速度，有效滤除孤立离群点，但未考虑点云的物理特征，无法区分高反串扰噪点与真实目标点云，且在大尺度场景下参数敏感性较高，易出现聚类过度或不足等问题。李仁忠等[9]通过直通滤波、统计滤波等多步骤串联实现综合去噪，适用于通用场景的粗处理，但算法流程繁琐且参数依赖人工经验调整，在复杂环境中泛化性较差，难以满足自动驾驶的实时感知需求。

在聚类与多特征类算法方面，曹雄等[10]利用色差信息实现聚类去噪，但其依赖点云的颜色特征输入，无法用于无颜色信息的激光雷达数据，对因高反射率导致颜色失真噪点的识别精度较低。曹爽等[11]提出基于特征选择的双边滤波算法，虽缓解了传统双边滤波的过度光顺问题，但仍依赖局部邻域特征计算，对高反串扰类的噪点识别能力有限。

在深度学习类方法中，Charles等[12]结合深度学习与霍夫变换，在结构化场景中表现出较强的特征学习能力，但模型训练需要大量标注数据，且推理过程耗时较长，难以满足自动驾驶的实时性要求。同时，对扬尘扬水、高反串扰类低样本、非结构化噪点的适配性较差。苏本跃等[13]提出K-means聚类结合曲率估计方法，通过欧氏距离与曲率判断噪点的位置，对密集型噪点有一定过滤效果，但对动态分布的噪点泛化能力不足，其计算复杂度随点云的规模增大而显著上升。

目前，现有算法多聚焦于通用型离群点滤除，在复杂室外场景中，针对扬尘、扬水的动态分散特性、高反膨胀串扰噪点的强反射干扰特性，缺乏专项的识别与滤除机制，且在大尺度场景下难以兼顾去噪精度与实时性。因此，本文提出基于地面拟合与DBSCAN的激光点云去噪算法，通过地面点云分割、改进DBSCAN聚类与三维边界框估计实现噪点初步定位；融合几何与反射强度特征构建4维DBSCAN聚类，以强化高反串扰噪点的识别；同时，引入自适应参数调整机制适配大尺度场景，并采用二维图像化策略降低时间复杂度，保障其实时性。

2 地面点云分割

由于地面点云会对地面的物体点云聚类造成干扰，且扬尘、扬水的噪点识别依据聚类中心距地面的高度信息，故需对点云进行路面分割处理。本文采用改进的基于随机采样一致（Random Sample Consensus，RANSAC）的地面拟合算法进行路面分割。

2.1 地面候选点筛选

传统的地面候选点筛选依赖于雷达的安装高度参数，获得初始地面高度信息后，相同高度范围内提取地面候选点，具体流程如图1所示。

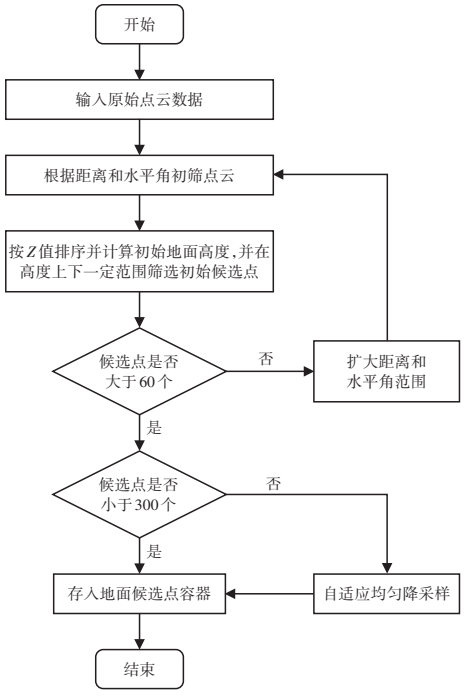


图1 筛选地面候选点流程

为了提升拟合效果，该阶段进行如下优化：

a. 将新增点云水平角范围作为筛选条件，选择车辆正前方(-30°,30°)的候选点点云，从而避免在上坡或高架场景中，下方非目标水平面误检测为地面。

b. 在激光雷达坐标系下，沿竖直方向对点云进行排序，排除Z值极小的离群点，计算剩余点云中Z值所处最低区间内各点云的平均值，以该均值为初始地面高度，将该高度附近一定范围内的点云作为地面候选点，避免对雷达安装高度参数的依赖。

c. 为了保证平面拟合稳定性，避免因点云过少导致误分割，当地面候选点少于60个时，判定当前候选点数量不足，需在原有基础上扩大点云搜索的距离阈值，且重新检索水平角度，补充有效的地面特征点。

d. 考虑到点云空间分布均匀性，防止候选点过多导致过拟合或局部区域主导拟合，当地面候选点超过300个时，需对点云进行自适应均匀降采样处理。

在点云的降采样中，将候选点数量除以阈值，并取整作为采样间隔，避免相邻选取点距离过近，从而提升

平面拟合的准确性。

2.2 地面拟合及分割

传统地面拟合方法通过在候选点中随机选取3个非共线点，拟合平面方程：

$$Ax + By + Cz + D = 0 \tag{1}$$

式中：(x, y, z)为激光雷达坐标系的点云坐标，A、B、C为地面法向量分量，D为平面截距。

该方法拟合稳定性较差，若候选点中混入噪点或杂质，易导致拟合平面偏移；且3个非共线点构建的空间代表性有限，相同场景下多次拟合，平面参数偏差较大，难以匹配地面真实情况。

由于地面拟合效果受激光雷达的固有噪声和随机离群点影响，故本文使用20个地面候选点构建超定方程：

$$\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n & y_n & z_n & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A \\ B \\ C \\ D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \tag{2}$$

式中：A、B、C、D为平面参数。

上述超定方程为$\boldsymbol{AX} = 0$形式，对$\boldsymbol{A}$进行奇异值分解后的最小特征值对应的特征向量为$\boldsymbol{A} = \boldsymbol{UDV}^{\mathrm{T}}$。其中，$\boldsymbol{U}$、$\boldsymbol{V}$为奇异值分解中的正交矩阵，$\boldsymbol{D}$为对角矩阵。该方程最小二乘意义下的解为$\boldsymbol{V}$最后一列的列向量。

分别使用传统方法与本文方法对地面点云进行分割，效果如图2所示。改进后的地面点云分割算法能够更准确地拟合出地面，缓解了传统地面分割算法的误分割和少分割问题。

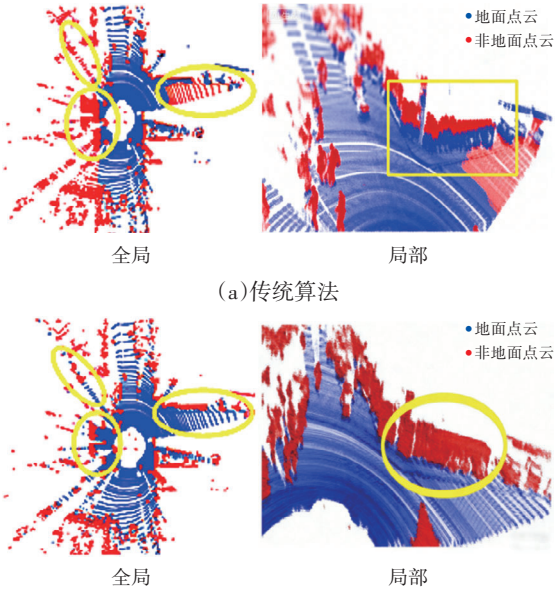


图2 点云分割效果对比

3 改进的四维DBSCAN聚类

3.1 传统DBSCAN聚类方法与优化

DBSCAN是一种典型的基于密度的空间聚类算法[14]，包含2个重要参数：领域半径$\varepsilon_{\mathrm{distance}}$和领域内最少数据点的数量$P_{\mathrm{min}}$。该算法计算方式如图3所示，对于任何一个核心点$p$，在$\varepsilon_{\mathrm{distance}}$内的全部备选点可视为一个簇，计算该范围内各候选点的数量，并判断是否大于P_{min}，若满足条件，则将其加入当前簇并继续扩展，直至该簇不再被扩大。而无法归于任何一个簇的点位视为离群点。

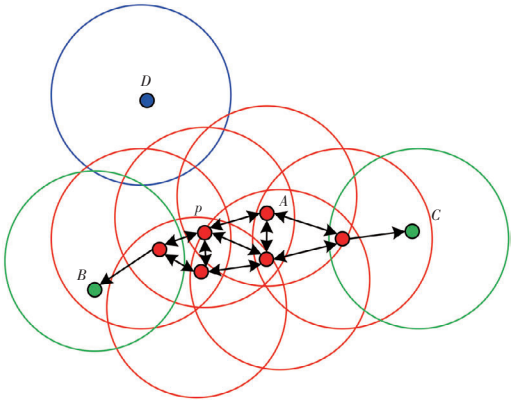


图3 DBSCAN算法示意

传统聚类算法采用固定距离阈值，易导致数据点分布不均、点位紊乱、聚类误差大等问题。当点云的数据量较大，簇运算的计算资源消耗大幅增加，实时性较差。为此，本文综合考虑了激光雷达扫描点与障碍物的欧式距离、雷达的扫描分辨率，提出改进4维DBSCAN聚类算法，实现自适应聚类阈值模型。具体过程为：

a. 基于欧式距离计算自适应邻域半径ε_i，聚类区域与激光雷达的欧式距离越远，邻域半径越大：

$$\varepsilon_i = \frac{L_i}{180}\sqrt{\alpha^2 + \beta^2}\left(\frac{P_{\mathrm{min}}}{4} + \xi\right) \tag{3}$$

式中：α、β分别为核心点与激光雷达垂直、水平方向的角度，L_i为第i个点与激光雷达的距离，ξ为补偿系数。

b. 使用K维树[15](K-Dimensional Tree，KD-Tree)空间检索的点云聚类运算进行分割，增加计算方式的实时性，降低计算复杂度、缩短计算时间。其中，基于KD-Tree的存储和查找能将算法时间复杂度由n^2降为$O(n\cdot \log n)$。

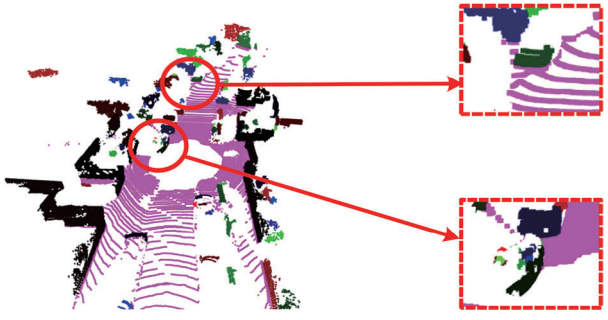
c. 基于传统三维空间DBSCAN聚类算法增加强度维度$I_{\mathrm{intensity}}$，对点云进行密度聚类。在初始化核心点的选取条件中引入强度判断，增强算法对扬水、扬尘类和高反射区域类的聚类准确性。

使用KITTI数据集的真实道路环境进行聚类分析，

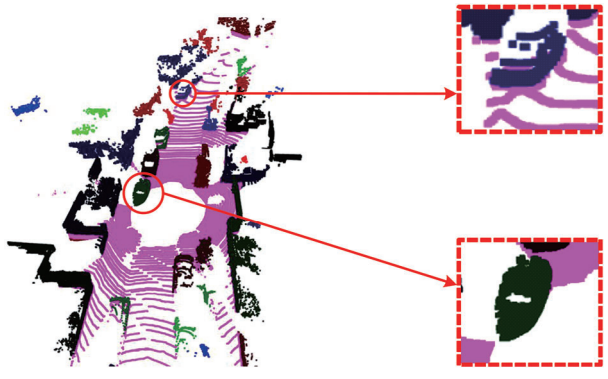
结果如图4所示。当自车前方目标较小、距离较远时，点云数据逐渐稀疏，由于传统DBSCAN方法的初始参数及距离阈值均为固定值，导致聚类结果准确度较低。优化后的4维DBSCAN聚类算法可根据目标障碍物的相对距离获得自适应邻域范围半径，在远距离和复杂室外环境下可聚类出车辆、行人等物体。相较于传统算法，优化后聚类算法的时间开销由27 ms降至6 ms，计算效率约提升77.8%。



（a）道路环境



（b）优化前



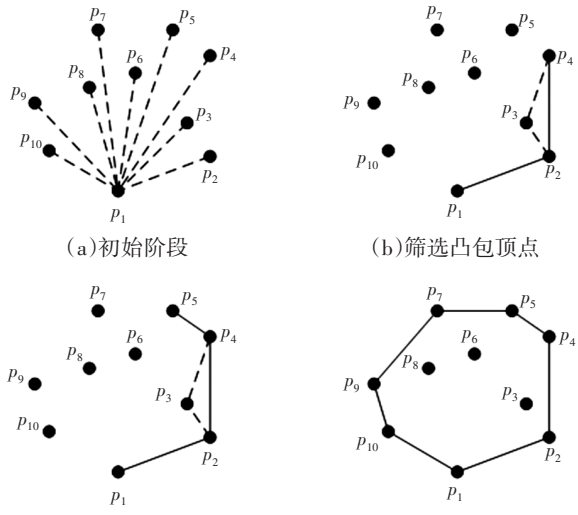
（c）优化后

图4　聚类优化效果

3.2　基于图形包络的三维边界框估计

为了精准地表示障碍物的特征信息，需要构建基于图形包络的三维边界框估计模型。本文采用时间复杂度低、计算量小的Graham扫描法，其基本思路如图5所示。该方法以最下方的点为基准，将所有点按极角排序，再用栈筛选顶点，不断弹出导致右转的点，最终将栈中剩余的点连接成凸包。

完成凸包构建后，采用高效的旋转卡壳算法[16]进一步确认障碍物点云的最小矩形边框，即凸多边形的最小面积外接矩形，该矩形的长、宽为障碍物的平面尺寸，通过最大、最小点云簇的高度差得到障碍物的高度，最终实现对障碍物点云的三维边界框估计，最终实现障碍物点云的三维边界框估计，如图6所示。



（a）初始阶段　（b）筛选凸包顶点　（c）调整顶点　（d）完成凸包构建

图5　Graham扫描法原理



图6　基于图形包络的三维边界框估计示意

4　点云噪点处理

通过四维DBSCAN聚类与三维边界框估计，得到2种属性聚类结果：扬尘、扬水噪点候选类和高反射点类。其中，对于扬尘、扬水噪点的候选簇，需计算其聚类边界框内点集的几何特征（如点云密度、分布形态）与物理特征（如反射强度分布），并进行综合判断；对于高反膨胀串扰噪点，则需要在高反射率点簇的上、下邻域空间内进行针对性检索与识别。由于二者在反射强度特征、空间分布位置上存在显著差异，可根据该特征进行定向滤除，从而提升识别准确率与分离效率，降低噪点误判、漏判的概率。

4.1　扬尘、扬水噪点检测与滤除

当道路灰尘或积水过多时，汽车的侧面和尾部会产生大量扬尘和扬水。前文以扬尘、扬水的低反射率点（反射强度低于20）为核心点，利用优化后的4维DBSCAN聚类算法得到噪点候选类，并估计了聚类结果

的三维框。扬尘、扬水类噪点具体特征包括：

a. 扬尘、扬水噪点聚类框的几何中心与地面的欧式距离常小于0.25 m，前文已拟合出地平面方程，聚类得到几何中心到地面的欧式距离为 $d = \frac{|Ax + By + Cz + D|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}}$。

b. 在扬尘、扬水噪点聚类框中，反射强度低于20的点云占比超过90%，反射强度高于100的点云占比低于1%。

c. 扬尘、扬水噪点主要由车辆行驶引起，所以在激光雷达坐标系下，x方向或y方向聚类的方差明显大于z方向的方差。其中，一个聚类簇中的点云协方差为 $\boldsymbol{C} = \begin{bmatrix} c(x,x) & c(x,y) & c(x,z) \\ c(y,x) & c(y,y) & c(y,z) \\ c(z,x) & c(z,y) & c(z,z) \end{bmatrix}$。本文预设阈值$\varepsilon_{\text{div}} = 1.8$，扬尘、扬水噪点聚类簇中点云方差需要满足 $\frac{c(x,x)}{c(z,z)} \geqslant \varepsilon_{\text{div}}$ 或 $\frac{c(y,y)}{c(z,z)} \geqslant \varepsilon_{\text{div}}$。

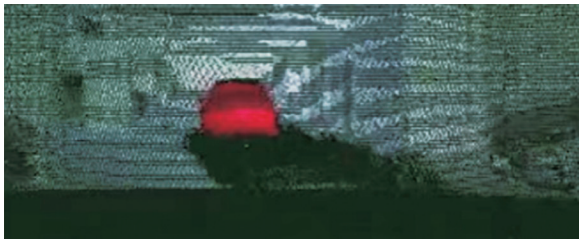
d. 由于扬尘、扬水噪点间存在一定间隙，导致噪点点云的粗糙度明显大于一般物体。

粗糙度为一簇点云的各点与其聚类几何中心的欧式距离组成的一维向量数据的平滑程度。平滑程度越低，粗糙度越大。

计算聚类三维框中各激光点到聚类几何中心的欧式距离，并存放在一维数组中。对该一维数组进行滑窗平滑滤波，得到 $p_k = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_{k-i} + x_{k+i}) + x_k}{2n + 1}$，其中，$x_{k-i}$为第$(k - i)$个数据，$n = 2$为滑动窗口半径内的点云数量。通过平滑后数组和原始数组计算差值数组，并以该数组的标准差表征聚类点云粗糙度，则第i个聚类簇的粗糙度为 $S_i = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{n}(d_k - \bar{d})^2}{n - 1}}$，其中，$d_k$为差值数组的第$k$个元素，$\bar{d}$为差值数组的均值。粗糙度大于预设阈值$S_{\text{roughness}} = 0.1$的点云簇可标记为扬尘、扬水噪点簇。

本文选择倒角距离（Chamfer Distance，CD）、点到网格（Point-to-Mesh，P2M）距离作为评价指标，通过对比去噪前、后点云与地面真实点云（Ground Truth，GT）的几何偏差评估去噪效果。其中，CD通过计算两组点云间双向最近邻欧氏距离的平均值，反映点云整体空间分布的贴合程度，其值越小，表明去噪后点云与真实场景的几何一致性越好；P2M通过将GT点云重建为三维网格模型，计算待评价点云与该网格的最短距离的均值，表征点云与真实物体表面的局部贴合精度，其值越小，表明噪点滤除越彻底，有效点云的表面贴合度越高。

在车库场景下，扬尘、扬水噪点的检测效果如图7所示。原始点云中汽车尾后方产生大量扬尘、扬水噪点，且未经过任何检测标记处理。经噪点检测算法处理后，车尾的扬尘、扬水噪点已全部被标记为暗红色，反映出算法对目标噪点的识别效果较好。



（a）原始点云



（b）噪点检测

图7　噪点检测算法处理结果

分析图7可知，去噪后CD与P2M距离均显著下降，其中，CD由0.037 4 m降至0.019 8 m，P2M由0.158 m降至0.088 m。这源于本文对该情况针对性所提出的去噪方案设计：一方面，通过改进RANSAC地面拟合法精准分割地面点云，为扬尘扬水噪点的高度特征判定提供可靠基准，再结合融合三维空间与反射强度信息的4维DBSCAN聚类算法，快速锁定低反射率的扬尘扬水噪点候选簇；另一方面，从聚类框中心高度、反射强度占比、方差特性及粗糙度等多维度构建筛选准则，精准识别并定向滤除扬尘、扬水噪点，有效剔除离散分布的干扰点，从而降低点云与GT的整体几何偏差。同时，在噪点滤除过程中，通过自适应参数调整与KD-Tree空间检索，保障有效点云的位置完整性，避免有效信息丢失，提升去噪后点云与GT表面的贴合度，最终实现点云质量的实质性优化，有效解决了传统激光雷达点云去噪算法在大尺度下离群点滤除效果不佳的问题。

4.2　高反膨胀串扰噪点检测与滤除

在近距离条件下，高反板的上、下方均存在通道间的光学串扰，雷达覆水后该现象更加明显。随着雷达使用时间积累，所受污染加重，串扰也愈发严重，不同距离下高反板点云效果如图8所示。

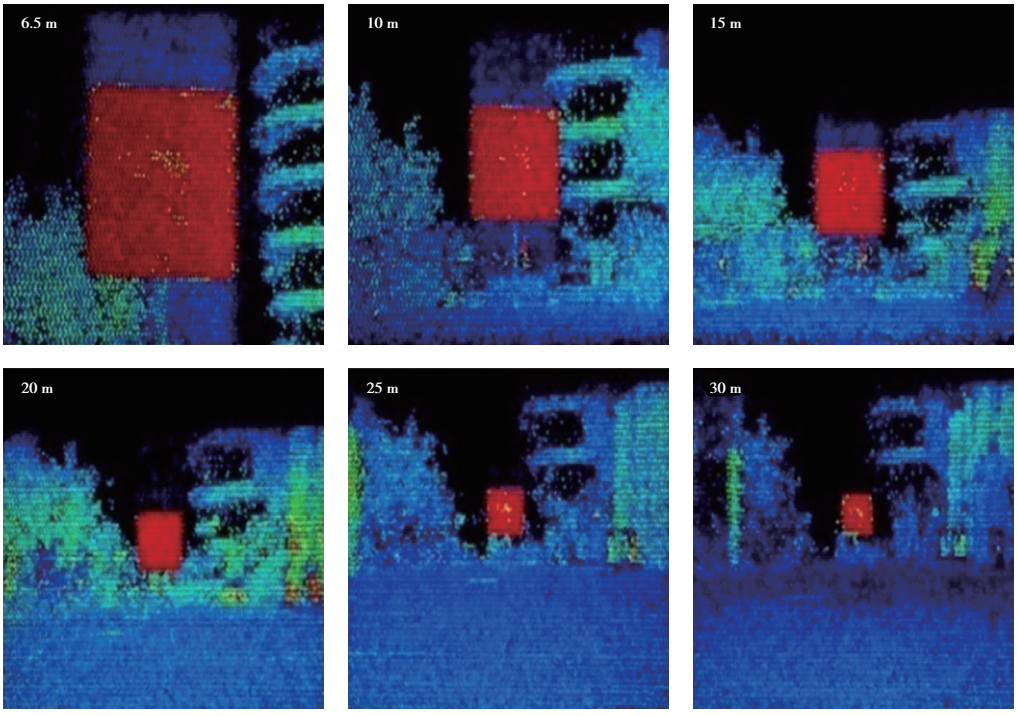


图8　不同距离下高反板点云效果

前文以高反射率点（反射强度不低于255）为核心点，通过优化后的4维DBSCAN聚类算法得到高反射率物体类。为了确定串扰噪点的位置，可使用点云级图像处理方法，将三维点云投影至二维像素平面，检测高反膨胀点。依据点云编号信息将其排列为$M\times N$矩阵，矩阵中各元素为点云的强度和距离，即每帧3D的点云可映射为2张$M\times N$的二维图像。

考虑到三维高反类框投影至二维平面后，可能存在部分高反点框漏选或重叠现象。采用深度优先搜索的区域标记算法，将二维空间中相邻4通道的高反射率点云标记为同类，并从“0”开始对各联通区域递增式设置标签，标记结果如图9所示。

1	1	0	0	2	2	0	0
0	1	1	0	2	2	2	0
0	0	0	0	2	2	0	0
3	3	3	0	0	0	4	4
3	3	3	0	0	4	4	4
0	0	0	0	0	0	0	0
5	5	5	5	5	0	6	6

图9　标记后的二维联通区域示意

得到带有标签的高反区域后，采用2个一维数组L_{top}和L_{bottom}记录区域的上、下边界。2个数组的第一个元素分别记录左、右边界的x坐标，后续元素依次为目标区域各列的上、下边界y坐标，如图10所示。同时，L_{top}和L_{bottom}也是上串扰噪点区域的下边界和下串扰噪点区域的上边界。

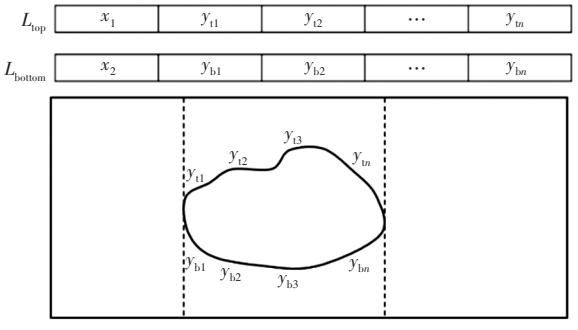


图10　高反区域边界示意

在二维图像中标记高反区域后，需在高反区域的上、下邻域空间（拖尾区域）判断串扰噪点。串扰噪点的几何和物理特征主要包括：

a. 拖尾区域的串扰噪点强度接近零，即：

$$I_p \leqslant I_{\text{t}},\ p \in T_i \tag{4}$$

式中：I_p为p点反射强度，I_{t}为反射强度阈值，T_i为第i个高反区的上、下拖尾区的点云集合。

b. 拖尾区点的距离与高反区接近，即：

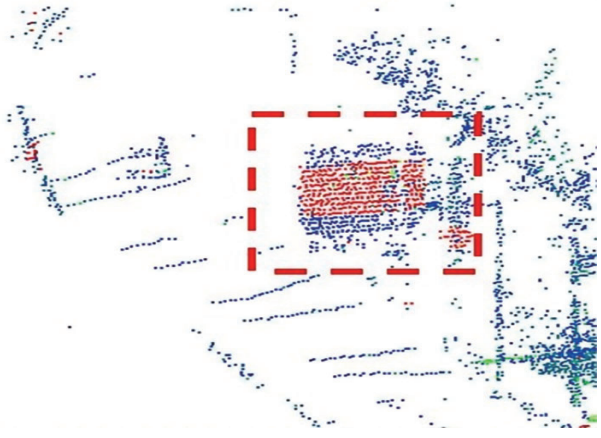
$$|d_p - d_i| < d_{\text{t}},\ p \in T_i \tag{5}$$

式中：d_p为p点与传感器的距离，d_i为第i个高反区域点云的平均距离，d_{t}为距离差阈值。

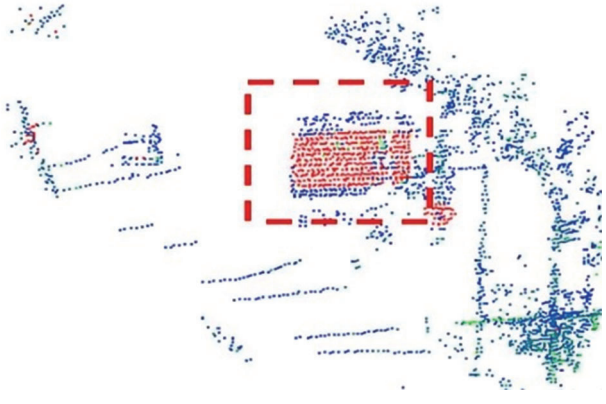
c. 统计拖尾区域中各行的有效点数，若点数递减，则为拖尾串扰噪点。

通过高反膨胀串扰噪点检测算法实现对拖尾区串

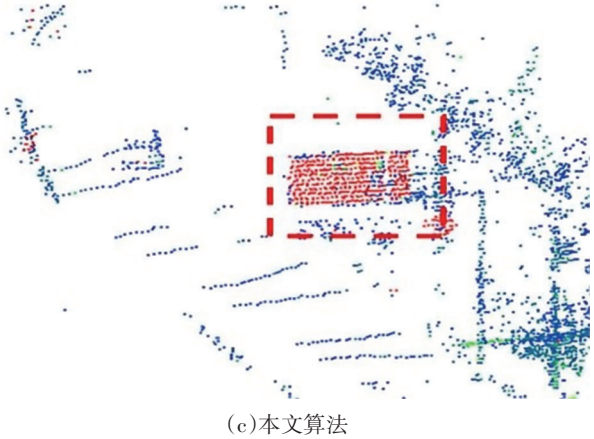
扰噪点的检测和滤除。使用统计学离群点去噪算法和本文算法进行比较测试，结果如图11所示。其中，红色线框标记高反射率区域上、下端的串扰噪点，均由激光雷达通道间的光学串扰产生，与高反主体点云空间连续且距离相近，属于场景特异性噪声。



(a)原始数据



(b)统计学离群点去噪算法



(c)本文算法

图11　不同算法去噪效果对比

分析图11可知，统计学离群点去噪算法处理后的点云数据，依赖单点密度差异筛选离群点，无法识别高反串扰噪点的专属分布特征，因而仅滤除部分孤立噪点，核心区域仍残留大量串扰噪点；本文的高反膨胀串扰噪点滤除算法处理后的点云数据，基本滤除高反板上、下端的串扰噪点，去噪效果明显优于统计学离群点去噪算法。这一优势得益于本文算法的针对性设计：通过4维DBSCAN聚类锁定高反射率点云簇，结合二维投影与深度优先搜索精准标记高反区域，再基于强度、距离、点数分布3类串扰特征完成噪声的定向滤除，实现粘连型串扰噪声与有效点云的精准分离。

5　结束语

本文提出一种融合地面拟合与改进DBSCAN聚类的激光点云去噪方案，通过优化RANSAC地面分割、自适应参数的4维DBSCAN聚类及三维边界框估计锁定目标噪点簇，结合几何-物理特征实现扬尘扬水噪点的定向滤除，采用三维点云的二维投影策略高效检测并剔除高反膨胀串扰噪点。该算法与传统统计学去噪算法的时间开销相近，但能够精准滤除复杂室外场景的2类典型噪点，显著提升点云几何精度与后续应用的可靠性，为自动驾驶中三维重建等领域的点云预处理提供了高效解决方案。

未来，可拓展多源传感器数据融合策略，增强极端天气下算法的鲁棒性，探索其在轻量化硬件平台的部署方案，以适配更多实时感知场景需求。

参　考　文　献

[1] KONOLIGE K, AUGENBRAUN J, DONALDSON N, et al. A Low-Cost Laser Distance Sensor[C]// 2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Pasadena, CA, USA: IEEE, 2008: 3002-3008.

[2] PAREKH D, PODDAR N, RAJPURKAR A, et al. A Review on Autonomous Vehicles: Progress, Methods and Challenges[J]. Electronics, 2022, 11(14).

[3] BILJECKI F. A Scientometric Analysis of Selected Giscience Journals[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2016, 30(7): 1302-1335.

[4] CHARLES R, SU H, KAICHUN M, et al. PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation[C]// 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017: 652-660.

[5] OZYESIL O, VORONINSKI V, BASRI R, et al. A Survey of Structure from Motion[J]. Acta Numerica, 2017, 26: 305-364.

[6] ZHAGN J, SINGH S. LOAM: Lidar Odometry and Mapping in Real-Time[C]// Proceedings of Robotics: Science and Systems. California, USA: RSS, 2014.

[7] FLEISHMAN S, DRORI I, COHEN-OR D. Bilateral Mesh Denoising[J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 950-953.

[8] 赵凯, 徐友春, 李永乐, 等. 基于VG-DBSCAN算法的大场景散乱点云去噪[J]. 光学学报, 2018, 38(10): 370-375.
ZHAO K, XU Y C, LI Y L, et al. Large-Scale Scattered Point-Cloud Denoising Based on VG-DBSCAN Algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(10): 370-375.

[9] 李仁忠, 杨曼, 冉媛, 等. 基于方法库的点云去噪与精简算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(1): 251-257.
LI R Z, YANG M, RAN Y, et al. Point Cloud Denoising and Simplification Algorithm Based on Method Library[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(1): 251-257.

[10] 曹雄, 林兆祥, 宋沙磊, 等. 基于颜色聚类的多光谱激光雷达点云去噪[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(12): 499-506.
CAO X, LIN Z X, SONG S L, et al. Multispectral LiDAR Point Cloud Denoising Based on Color Clustering[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(12): 499-506.

[11] 曹爽, 岳建平, 马文. 基于特征选择的双边滤波点云去噪算法[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2013, 43(增刊2): 351-354.
CAO S, YUE J P, MA W. Bilateral Filtering Denoise Algorithm for Point Cloud Based on Feature Selection[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2013, 43(S2): 351-354.

[12] QI C R, LITANY O, HE K M, et al. Deep Hough Voting for 3D Object Detection in Point Clouds[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Seoul, Korea (South): IEEE, 2019: 9277-9286.

[13] 苏本跃, 马金宇, 彭玉升, 等. 基于K-means聚类的RGBD点云去噪和精简算法[J]. 系统仿真学报, 2016, 28(10): 2329-2334+2341.
SU B Y, MA J Y, PENG Y S, et al. Algorithm for RGBD Point Cloud Denoising and Simplification Based on K-means Clustering[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(10): 2329-2334+2341.

[14] ESTER M, KRIEGEL H P, SANDER J, et al. A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise[C]// Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Portland, Oregon, USA: AAAI Press, 1996.

[15] LI S H, WANG J X, LIANG Z Q, et al. Tree Point Clouds Registration Using an Improved ICP Algorithm Based on KD-Tree[C]// 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). Beijing, China: IEEE, 2016: 4545-4548.

[16] TOUSSAINT G. Solving Geometric Problems with the Rotating Calipers[C]// Proceedings of Mediterranean Electrotechnical Conference. Athens, Greece: IEEE, 1983.

（责任编辑　瑞　秋）
修改稿收到日期为2025年5月1日。

《汽车工程师》征稿启事

《汽车工程师》于1974年创刊，是由中国第一汽车集团有限公司主管、中国第一汽车股份有限公司主办的国内外公开发行的汽车应用技术类学术期刊，为RCCSE中国准核心学术期刊、CACJ中国应用型扩展期刊，被哥白尼精选数据库、EBSCO学术数据库、欧洲学术出版中心（EuroPub）数据库、J-Gate数据库收录。

《汽车工程师》以报道汽车产品设计领域的技术研究成果为主，专注于技术开发与应用层面的创新成果，提供汽车设计创新解决方案。《汽车工程师》将把握电动化、智能化、网联化、共享化的汽车技术主流发展趋势，努力吸收优质稿源，为我国汽车工程技术创新能力提升贡献力量。重点征稿方向包括：锂离子电池与新体系电池、动力电池热管理与热失控、燃料电池及其关键零部件、车用电机及其控制器、自动驾驶汽车环境感知与感知融合、自动驾驶汽车定位与建图、自动驾驶汽车测试、人工驾驶-无人驾驶车辆混行条件下的自动驾驶控制、智能线控底盘、一体化底盘、功能安全和预期功能安全。

热忱欢迎汽车行业的专家学者不吝赐稿，反映国家重点扶持项目、自然科学基金项目和其他重点项目等研究成果的稿件将优先发表，我们期待与您共同践行“把论文写在祖国大地上”的指示精神，为强大中国汽车工业作贡献！

本刊使用协同采编系统处理稿件，请登陆期刊网站注册后投稿，投稿要求见本刊网站中“下载中心”栏目的作者指南，网址：http://tjqc.cbpt.cnki.net。

《汽车工程师》编辑部