引文格式：田金鑫,肖潇,李春华. 基于车载LiDAR点云的城市道路边界提取[J]. 地理空间信息, 2026, 24(4):103-108. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.04.021

基于车载LiDAR点云的城市道路边界提取

田金鑫，肖　潇，李春华
（成都市勘察测绘研究院，四川 成都 610081）

摘　要：车载LiDAR凭借其高效的三维数据采集能力，在城市三维建模领域中扮演重要角色。然而，在基于车载LiDAR点云的城市道路边界提取过程中，常遭遇路边障碍物（如车辆、行人）的阻碍，导致伪边界点的出现和边界线的不连续。为解决此难题，引入了高程标准差作为约束条件，提出一种基于车载LiDAR点云的道路边界提取方法。首先，设计数据预处理方案，包括点云的分段、地面点的滤波以及扫描线分离。其次，构建连续窗口，并结合扫描线双向移动窗口法和高差、夹角及高程标准差的约束条件，实现候选路坎点的有效筛选，并通过DBSCAN算法进行聚类去噪处理，确保路坎边界的连续性和准确性。最后，针对边界上的断点问题，深入探索累计曲率与距离信息的结合，精确识别了路口位置，并运用二次多项式曲线连接断点，构建了高精度的道路边界数学参数模型。实验数据表明，在复杂多变的城市遮挡场景下，该方法依然能够实现超过80%的边界提取精度，验证了其高效与实用的价值。

关键词：车载LiDAR；点云滤波；道路边界提取；路口检测；扫描线
中图分类号：P231　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）04-0103-06

Urban Road Boundary Extraction Based on Vehicle-mounted LiDAR Point Clouds

TIAN Jinxin, XIAO Xiao, LI Chunhua
(Chengdu Institute of Survey & Investigation, Chengdu 610081, China)

Abstract: The vehicle-mounted LiDAR plays a pivotal role in the field of urban 3D modeling due to its efficient 3D data acquisition capabilities. However, in the process of urban road boundary extraction based on vehicle-mounted LiDAR point clouds, obstacles along the roadside, such as vehicles and pedestrians, often pose challenges, leading to the emergence of false boundary points and discontinuities in boundary lines. To tackle this issue, we introduced the elevation standard deviation as a constraint and proposed a road boundary extraction method based on vehicle-mounted LiDAR point clouds. Firstly, we designed a data preprocessing scheme, encompassing point cloud segmentation, ground point filtering, and scanline separation. Secondly, we constructed a continuous window, and in conjunction with the bidirectional moving window method for scanlines and constraints involving elevation differences, angles, and elevation standard deviations, achieved effective screening of candidate curb points. Subsequently, we employed the DBSCAN algorithm for clustering and denoising to ensure the continuity and accuracy of curb boundaries. Lastly, to address breakpoint issues on the boundaries, we conducted a combined analysis of cumulative curvature and distance information, enabling precise identification of intersection locations, and utilized a quadratic polynomial curve to connect these breakpoints, resulting in the construction of a high-precision mathematical parameter model for road boundaries. Experimental data demonstrate that, even in complex and variable urban occlusion scenarios, the proposed method achieves over 80% boundary extraction accuracy, validating its efficiency and practical value.

Key words: vehicle-mounted LiDAR, point cloud filtering, road boundary extraction, intersection detection, scan line

当前道路边界点云提取策略主要有四类：一是点云栅格化方法，将点云数据转化为栅格图像，结合图像处理技术与道路特征分析判断道路边界位置。该方法在处理遮挡时，遮挡物投影易干扰格网属性判断，影响精度，且精度过分依赖栅格划分尺度[1-2]。二是基于聚类分析的提取方法，通过聚合相似属性的点形成点簇，再利用道路区域特征进行处理。以聚类簇为处理单元提高了抗噪声能力，但面对复杂场景如车辆与行人遮挡时效果受限，处理流程效率也有待优化[3-5]。三是基于机器学习方法，核心是构建道路样本数据库供模型学习分类，后深度学习模型如UNet、CNN崛起，该方法自学能力强、适应性广，但性能依赖充足高质量数据样本[6-8]。四是基于扫描线方法，利用扫描线结合多种空间几何信息构建约束模型提取边界，针对非标准数据有多种解决方案，这些在无遮挡环境下精确度和效率高，但操作复杂，复杂参数设置易引入

项目来源：四川省测绘地理信息协会科技开放基金资助项目（CCX202416）。
第一作者简介：田金鑫（1981—），硕士，高级工程师，从事轨道交通测量、变形监测工作，E-mail：tongjiust@126.com。

误差，且遮挡严重时可能误判边界[9-14]。综上，遮挡问题是车载LiDAR点云道路边界提取的核心难题，本文提出基于高程标准差约束的过滤策略，过滤遮挡产生的伪路坎点，以实现更高精度的边界提取。

1 研究方法

本文深入分析了路坎区域空间模型的独特特征，研究始于数据预处理，该步骤包括点云分段、地面点滤波以及扫描线分离。随后，根据设置的多种约束条件，实现候选路坎点的提取，并通过DBSCAN聚类算法有效去除数据噪声。最后，借助累加曲率值计算和高精度的距离测量手段，精确检测得到路口位置，并利用二次多项式曲线拟合方法对边界进行拟合处理。本文总体技术路线如图1所示。

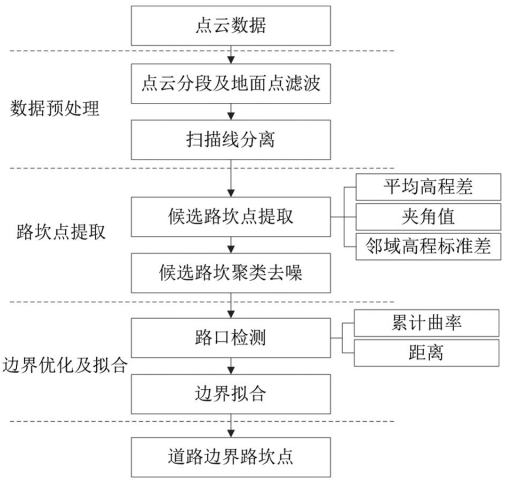


图1 本文总体技术路线

1.1 数据预处理

在基于车载LiDAR点云的道路边界提取中，数据预处理阶段尤为关键，包括点云数据分段、地面点滤波以及扫描线分离。

1.1.1 点云分段及地面点滤波

针对车载LiDAR采集的海量道路数据，本文提出分段处理方案，旨在提升数据处理效率，降低算法运算负荷。当前，点云滤波方法有高程滤波、坡度滤波及不规则三角网滤波等，但这些方法在稳定性、兼容性和识别精度上表现不佳。因此，本文着重关注种子点选取的精确性和空间定位的准确性，并增加点云处理范围的限制条件。具体措施为：

1）点云处理范围限制。为提升点云处理效率，选取地面以上、以下特定区域的点云数据进行滤波。

2）点云数据格网化。根据点云场景最大建筑物尺寸 S，科学规划格网系统，为种子点的识别提供力支持，将 S 确定为格网边长，点云覆盖区域 x 、 y 方向的格网数 m 、 n 分别表示为：

$$\begin{cases} m=\mathrm{int}\left(\dfrac{x_{\max}-x_{\min}}{S}\right)+1 \\ n=\mathrm{int}\left(\dfrac{y_{\max}-y_{\min}}{S}\right)+1 \end{cases} \tag{1}$$

式中，int( )为取整； $x_{\min}$ 、 $y_{\min}$ 、 $x_{\max}$ 、 $y_{\max}$ 为点云中 x 、 y 方向最小值与最大值。格网行数 L 与列数 C 分别为：

$$\begin{cases} L=\mathrm{lnt}(\dfrac{x-x_{\min}}{S})+1 \\ C=\mathrm{int}(\dfrac{y-y_{\min}}{S})+1 \end{cases} \tag{2}$$

式中， x 、 y 为激光点坐标。

3）种子点确定。在网格中，依据激光点数量的预设阈值得到初筛种子点O。随后，利用城市道路地面激光点高程相对稳定的特性，通过对比种子点高程标准差 SH 与预设阈值判定地面点。如果 SH 小于阈值，则将O判定为地面种子点，若种子点不满足条件，则种子点高程为：

$$\sum_{i=1}^{8}H=\frac{\left|H_1-H_0\right|+\left|H_2-H_0\right|+\cdots\left|H_8-H_0\right|}{8} \tag{3}$$

式中， H_0 为格网初筛种子点高程； H_1~H_8 为邻近8个格网种子点高程。

4）初始稀疏不规则三角网（triangulated irregular network，TIN）构建。采取双重手段保证三角形的标准构型，确保每个三角形的外接圆区域无其他点，同时优化三角形的内角分布。

5）地面点提取。根据滤波参数，加密基准三角网，以点 $\mathrm{O}(x_0,y_0,z_0)$ 至基准三角网的垂距 d 为长度滤波参数，结合角度滤波参数 θ_1 、 θ_2 、 θ_3 ，以确定能够哪些点能够用于三角网加密，滤波参数的计算公式为：

$$d=\frac{\left|ax_0+by_0+cz_0+d\right|}{\sqrt{a^2+b^2+c^2}} \tag{4}$$

$$\theta_i=\arcsin\frac{d}{S_{Oi}},i=1,2,3 \tag{5}$$

$$S_{Oi}=\sqrt{(x_{Oi}-x_O)^2+(y_{Oi}-y_O)^2+(y_{Oi}-y_O)^2} \tag{6}$$

式中， S_{Oi} 为点O与顶点间距；（ x_{Oi} ， y_{Oi} ， z_{Oi} ），是顶点坐标。

针对复杂山地地形，通过灵活调整角度滤波参数阈值的范围，不能设置过小，防止地面点的误剔除；而在平坦地区，阈值则需要设置很小。通过控制这些滤波参数，能够有效地从数据中分离出细长建筑物、

低矮植被等非地面要素，进而实现地面点的筛选与聚合。地面点提取时，首先对每个激光点所在三角形的几何属性及其滤波参数进行分析，若其不满足设定的阈值要求，则视为非地面点；否则，则确认为有效地面点，并整合至最终的地面点数据集中。

1.1.2　扫描线分离

扫描线序列紧密相连，按照激光点返回的次序无缝拼接成一条连续的点序列，本研究的核心在于利用扫描线提升道路边界点提取精度。针对点云数据的无序性，首先重新排列地面点，恢复其自然扫描顺序，从而构建出有序的扫描线集合。在滤波后的地面点基础上，依据相邻点间距跳跃提取扫描线。

考虑到车载LiDAR的特性，当扫描路径上无障碍物反射时，自然形成扫描线的断裂。因此，根据道路的实际宽度特性，设定一个突变距离阈值 d_{th}。在遍历点云数据的过程中，若相邻两点 P_i 与 P_{i+1} 的距离 d_i 超过 d_{th}，将 P_i 视为当前扫描线终止点，P_{i+1} 则视为新扫描线的起始点，同时记录下这两个关键节点。此过程不仅精确定义了每条扫描线的范围，还完整地收集了其上的所有点。相邻点的距离为：

$$d_i=\sqrt{\left(X_{i+1}-X_i\right)^2+\left(Y_{i+1}-Y_i\right)^2+\left(Z_{i+1}-Z_i\right)^2} \tag{7}$$

式中，$\left(X_i, Y_i, Z_i\right)$、$\left(X_{i+1},\ Y_{i+1},\ Z_{i+1}\right)$ 为当前点与相邻点坐标；车辆前进方向为 Y。

1.2　路坎点提取

为了精确界定路坎与路面的几何界限，在扫描线上设置相邻移动双窗口，分析双窗口内点集高度差均值、夹角值及邻域高程标准差。其中，将邻域高程标准差作为核心识别标志，有效削弱了动态环境要素（如车辆、行人）对道路边界提取精度的不利影响。

1.2.1　候选路坎点提取

当任一窗口内的点集达到平均高差、夹角值及高程标准差阈值时，窗口停止滑动，并将当前点视为候选路坎点进行记录。此外，为了确保分析结果的准确性，设定滑动窗口的大小，需确保窗口内点的高度变化范围控制在0.2 m以内。

基于平均高差分析，初步检测出候选路坎点，利用夹角值分析手段，对候选路坎点集合进行优化，以提升路坎点选择的准确性。采用高程标准差手段识别伪路坎点，此外，通过扫描线的双向搜索，减少道路两侧非路坎因素的干扰。

1）平均高程差。分析扫描线上2个窗口内的点云数据，利用它们间的高程差 ΔZ 作为候选路坎点的主要依据。理想状态下 ΔZ 值接近0；而真实路坎处，ΔZ 值则需符合由路坎高度标准（10~20 cm）界定的阈值范围 $\Delta h_1 \sim \Delta h_2$：

$$\begin{cases}\Delta Z=\left|H_{w1_\text{mean}}-H_{w2_\text{mean}}\right| \\ \Delta h_1<\Delta Z<\Delta h_2\end{cases} \tag{8}$$

式中，H_{w1_mean}、H_{w2_mean} 为窗口1、2内点云平均高程；Δh_1、Δh_2 为最小、最大高差阈值；n 为窗口内包含点云的数目。

2）夹角值。面对扫描线上点位置变动引发的窗口方向自然调整，包含路坎、路面、排水沟等多种地形，引入窗口方向向量 $\overrightarrow{\text{vetor}}$ 的概念，并通过公式（9）计算每个窗口的方向向量 $\overrightarrow{\text{vetor}}$、窗口间的夹角angle。通过此方法区分地形特征：路面平面夹角接近180°，排水沟小于且接近180°，而路坎处夹角小于180°。考虑到路坎高度的多样性，选取较大角度阈值，以增强对不同地形的适应性：

$$\begin{cases}\overrightarrow{\text{vetor}}=\dfrac{1}{n-1}\left(\sum\left(x_k-x_i\right),\sum\left(y_k-y_i\right)\right) \\ \text{angle}=\arccos\left(\dfrac{\overrightarrow{\text{vetor}_1}\cdot\overrightarrow{\text{vetor}_2}}{\left|\overrightarrow{\text{vetor}_1}\right|\cdot\left|\overrightarrow{\text{vetor}_2}\right|}\right) \\ \text{angle}<\Delta\theta\end{cases} \tag{9}$$

式中，x_k、y_k 为窗口内点坐标；$k\in[1,\cdots,n-1]$；x_i、y_i 为当前待定点坐标；$\Delta\theta$ 为夹角阈值；n 为窗口大小。

3）邻域高程标准差。为了降低车辆底部、车轮、行人等障碍物产生的伪路坎点干扰，采用邻域高程标准差分析进行过滤。这些障碍物在点云数据中造成显著的高度波动与不规则分布，尤其是车身与路面间隙、车轮及行人底部区域的复杂形态。通过计算窗口内点集的高程标准差，能够有效识别并排除遮挡造成的伪点。

遮挡区域因点云分布的杂乱无章和高程的显著变化，表现出较高的标准差值；相反，路坎区域则凭借点云的紧密排列和高程的相对稳定，表现出较低的标准差。界定扫描线上某点的邻域范围，即其两侧特定区间 $[P_{w1}, P_{w2}]$ 内的点集 S，利用公式（10）计算出该点邻域的高程标准差 V，并将其与基于道路遮挡特性、实验校准设定的阈值 V_{th}（介于0.01~0.04之间）进行比对。若 V 值低于 V_{th}，则判断该点为候选路坎点，并对其进行标记和记录。

$$\begin{cases} \text{Mean}=\dfrac{\sum\left(Z_{i-n+1},\cdots,Z_i,\cdots,Z_{i+n-1}\right)}{2n-1} \\ V=\sqrt{\dfrac{\left(Z_{i-n+1}-\text{Mean}\right)^2+\cdots+\left(Z_i-\text{Mean}\right)^2+\cdots+\left(Z_{i-n+1}-\text{Mean}\right)^2}{2n-1}} \\ S=\left\{P_{w1},P_{w2}\right\}=\left\{P_{i-n+1},\cdots,P_i,\cdots,P_{i+n-1}\right\} \\ V<V_{th} \end{cases} \tag{10}$$

式中，P_i、Z_i为待定点坐标与高程；$[Z_{i-n+1},\cdots,Z_i,\cdots,Z_{i+n-1}]$为待定点邻域点集$S$中点高程。

1.2.2 候选路坎聚类去噪

引入DBSCAN聚类算法用于候选路坎点集中的噪声识别与消除，首先，选取一个初始种子点，在设定的搜索半径内搜索并整合相邻点，形成聚类簇。随后，通过迭代过程，不断更新种子点，直至所有候选路坎点均被准确分配到各自的簇中。设定一个簇内最小点数阈值Minpts，用于识别点数未达到Minpts标准的簇，视为噪声予以清除。

1.3 边界优化及拟合

经过预处理、候选路坎点筛选及聚类去噪等步骤后，得到在连续性和精确度方面均有显著改善的路坎点云数据。然而，车辆与行人的遮挡可能会给道路边界带来断裂，影响边界线的完整性和连贯性。针对此问题，首先分析断点处的局部曲率及距离属性，若这些特征超出预设的阈值范围，则将该断点视为路口，保持其独立存在；若未超出，则视为遮挡所致，进行合并连接以恢复边界的连续性。最终，采用二次多项式曲线拟合技术，对边界点进行拟合，确保道路边界的平滑性。

1.3.1 路口检测

本文在边界拟合前，增加路口位置检测的步骤，提升边界定位的精度。基于路口的几何特性，如边界间距离的显著变化及路口前后边界线的自然弧形轮廓，本文在文献[15]提出的窗口内曲率累加算法基础上，改进了搜索方式，通过分析断点前后边界局部范围的曲率特征及添加距离条件，实现了对路口位置的检测。具体步骤为：

1）完成密度聚类后，每个聚类群对应着一串连续的边界点，断点成为边界分段的标识。如图2所示，针对每个断点，在其两侧边界各划定一个等面积的局部范围W_1和W_2，范围大小Th_size根据边界弯曲位置的点数设定。利用公式（11）计算出W_1和W_2区域内所有点的曲率累加值S_1、S_2：

$$\begin{cases} \beta=\dfrac{\left|x'y''-x''y'\right|}{\left(x'^2+y'^2\right)^{3/2}} \\ S_i=\sum\limits_{j\in Wi}\beta_i \end{cases} \tag{11}$$

式中，W_i为局部范围点W_1、W_2；x'、y'为x、y一阶偏导；x''、y''为x、y二阶偏导。

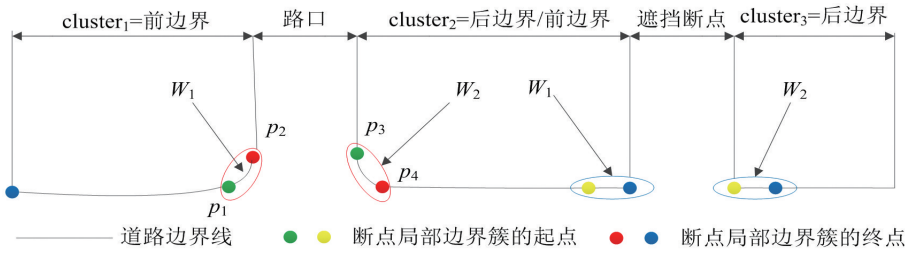


图2 路口检测方法示意图

2）计算断点两边界簇cluster$_{1、2}$在W_1和W_2范围内，终点p_2与起点p_3之间的欧氏距离d。

3）设定曲率阈值Th_kappa和距离阈值Th_dist作为双重判据。仅当S_1和S_2和距离d均大于阈值，将该断点标记为路口位置。直线曲率近似为0，路口处边界线明显呈现出弯曲形态，导致曲率的显著变化，因此需要设定较高的曲率阈值。

另外，设定的距离阈值应高于居住区道路设计的最低宽度标准，即设定在3 m以上。

1.3.2 边界拟合

在边界检测结束后，获得的边界离散坐标点成为后续深入分析的基础。除路口位置外，通过二次多项式曲线拟合，将离散的坐标点拟合为一条连贯且精确的边界线，据此构建了严谨的数学模型。为了直观展示各步骤处理流程，特意选取一个包含车辆遮挡特征的典型“Y”型路口作为案例，得到每一步处理结果。

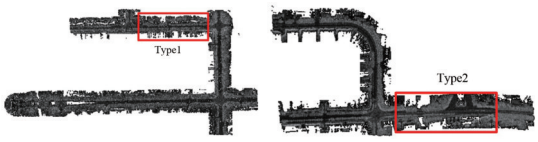
2 实验结果及分析

2.1 实验数据

SSW车载LiDAR在采集高质量点云数据和高清晰度街景图像方面表现出色。在实验区域内布置了激光标志点，通过点云精度检测，将实际坐标与点云数据中的坐标信息逐一进行比对。检测结果验证了该系统的高精度性能，其水平方向、垂直方向精度分别为

4.4 、4.7 cm。为了对本文提出道路边界提取方法的性能进行检验，选取2组不同类型实验数据集，分别命名为路段1、2，如图3所示。这些数据集覆盖了城市场景的各个地形、地物，从高层建筑物到路灯等基础设施，再到动态变化的车辆与行人。各路段点云数据量分别为2 674万个、1 638万个，所有数据均按照ply格式存储，详细记录了每个点的三维坐标、反射率、回波强度等关键属性。

高密度且富含信息的数据集，清晰地反映了道路的基本几何特征，精确地捕捉了地形的变化，平均坡度稳定在约2%的水平。其中，路段1通过模拟多种复杂的道路场景，如“T”型交叉路口、“十”型交叉路口、直角弯道、道路宽度变化等，表现出多样性和复杂性；路段2为城市次干道，道路宽度较窄，点云数据密度更大。



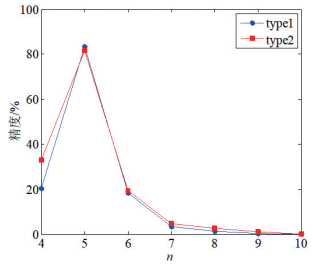
a 路段1　　b 路段2

图3　实验区点云数据

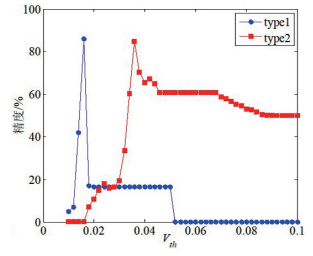
2.2　实验过程和结果

本文方法道路边界提取的关键在于移动窗口大小 n 与高程标准差阈值 V_{th}。为了评估不同参数组合的效果，从路段1和路段2实验数据集中均提取1段具有代表性的70 m区间作为样本，分别命名为type1、type2。在确保数据与其他属性相同的基础上，进行深入的对比分析，分析结果如图4所示。通过对数据特征进行深入分析，发现路坎区域点云数量大约为4~10个，同时需将窗口内点云高差控制在0.2 m以内。因此，将移动窗口的大小设定在4~10之间，确定不同窗口大小与边界提取精度的关系。关于高程标准差阈值，其实际设定依据道路的遮挡情况，实验结果显示，高程标准差阈值设定在0.01~0.04 m的范围内，效果最佳。进一步分析表明，对于type1这类遮蔽较为严重的场景，阈值设定在0.01~0.03 m之间存在峰值；而对于type2这类遮蔽较轻的场景，则阈值在0.03~0.04 m之间存在峰值，因此需根据实际遮蔽情况灵活调整高程标准差阈值。

为了提升边界提取精度，对路段1、路段2进行分段处理，其中将路段1分为6段，将路段2分为3段。基于每段道路的特征，实施定制化的阈值调整策略。为了全面、科学评估实验结果，构建一个综合评价体系，该体系包括道路总长度、左边界长度、右边界长度、宽度，实验结果如图5所示。

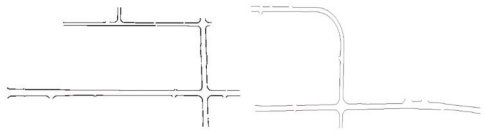


a 移动窗口大小对比



b 标准差阈值对比

图4　窗口大小、标准差阈值与精度之间的关系



a 路段1　　b 路段2

图5　道路边界提取结果

2.3　结果分析对比

借助CloudCompare软件对路坎点提取的准确性进行验证，统计正确提取（TP）、错误提取（FP）及未被提取（FN）的路坎长度，采用准确度（p）、完整度（r）和精度（q）评价实验结果，计算公式为：

$$\begin{cases} p = \dfrac{TP}{TP+FP} \\ r = \dfrac{TP}{TP+FN} \\ q = \dfrac{TP}{TP+FP+FN} \end{cases} \tag{12}$$

式中，TP 、FP 、FN 均为左右边界长度总和。

为体现本文道路提取算法在解决遮挡问题中的性能，选取type1、type2数据集进行实验，精度评估如表1所示，与文献[13]、文献[14]方法的实验结果进行对比如图6、7所示。图中存在遮挡物被错误识别为道路边界的情况。

表1　实验结果精度对比

评定准则/%	方法	type1	type2
准确度 p	文献[13]方法	77.82	88.59
	文献[14]方法	88.38	90.42
	本文方法	94.38	95.56
完整度 r	文献[13]方法	84.04	86.55
	文献[14]方法	81.51	82.23
	本文方法	90.37	94.31
精度 q	文献[13]方法	67.36	78.54
	文献[14]方法	73.08	76.27
	本文方法	89.88	90.35



a 本文方法　b 文献[13]方法　c 文献[14]方法

图6　type1数据集边界点提取结果



a 本文方法　b 文献[13]方法　c 文献[14]方法

图7　type2数据集边界点提取结果

通过以上对比得知，文献[13]、文献[14]在应对遮挡问题时均存在较高的错误率，在一定程度上削弱了它们的提取性能。文献[13]采用扫描线最大间隔端点法检测路坎，虽然计算效率高，但在遮挡条件下容易将遮挡物误判为道路边界。文献[14]利用扫描线双窗口内的高程与角度特征提取路坎，但由于遮挡物（车辆、行人）与路坎在几何特征上的相似性，导致区分过程复杂且易混淆。相较之下，本文引入的高程标准差约束方法展现了更好的性能，能够更加有效地排除遮挡物对道路边界提取过程的干扰，从而提升提取结果的准确性和稳定性。

3　结　语

本文依托车载LiDAR，提出一种自动化的道路边界检测方法。该方法工作流程主要包括3个部分，一是数据预处理，包括点云数据分段、地面点的滤波及扫描线分离，二是路坎点提取，利用多约束条件与聚类去噪技术，提取出路坎点，三是边界优化与拟合，包括复杂遮挡条件下的边界拟合。实验结果显示，本文方法在道路边界提取任务中取得较高的精度，得出的关键结论有：

1）为保障提取效率与精度，采用基于相邻点间距跳跃方法构建的扫描线，提升了阈值设定的稳定性及速率。

2）针对车辆、行人遮挡引发的伪边界点问题，本文方法采用高程标准差作为约束条件，显著降低了误判率，提升了边界提取精度。

3）在完成边界提取后，针对路口、断点等复杂区域的边界处理，需借助曲率、距离等实现精确识别与细致调整，确保最终边界的完整性与准确性。

然而，虽然本文采用了高程标准差约束条件，但对于严重遮挡情况（如密集车流）的处理效果仍需进一步验证；此外，在路口、断点等复杂区域的边界处理仍需要人工干预或后处理，自动化程度有待提高。

参考文献

[1] 王越,石森,文琳,等. 车载移动测量技术在市政道路调查中的应用[J]. 地理空间信息,2024,22(6):89-93

[2] 方莉娜,卢丽靖,赵志远,等. 车载激光点云道路边界提取的Snake方法[J]. 测绘学报,2020,49(11):1438-1450

[3] Jaakkola A, Hyyppä J, Hyyppä H, et al. Retrieval Algorithms for Road Surface Modelling Using Laser-based Mobile Mapping[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2008, 8(9): 5238-5249

[4] 马新江,刘如飞,蔡永宁,等. 一种基于路缘特征的点云道路边界提取方法[J]. 遥感信息,2019,34(2):80-85

[5] Zai D W, Li J, Guo Y L, et al. 3D Road Boundary Extraction from Mobile Laser Scanning Data Via Supervoxels and Graph Cuts[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2017,19(3):802- 813

[6] Varney N M,Asari V K. Volumetrie Features for Object Region Classification in 3D LiDAR Point Clouds[C]//2014 IEEE Applied Imagery Pattern Recognition Workshop (AIPR). IEEE,2014:1-6

[7] 罗海峰,方莉娜,陈崇成. 车载激光扫描数据路坎点云提取方法[J]. 地球信息科学学报,2017,19(7):861-871

[8] Wen C L,You C B,Wu H,et al. Recovery of Urban 3Droad Boundary Via Multi-source Data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2019,156:184-201

[9] 续东,柳景斌,花向红,等. 道路空间特征与测量距离相结合的LiDAR道路边界点提取算法[J]. 测绘学报,2021,50(11):1534-1545

[10] Huang J,Choudhury P K,Yin S,et al. Real- time Road Curb and Lane Detection for Autonomous Driving Using LiDAR Point Clouds[J]. IEEE Access,2021,9:144940-144951

[11] Guan H Y, Li J, Yu Y T, et al. Automated Road Information Extraction from Mobile Laser Scanning Data[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(1):194-205

[12] 熊伟成,杨必胜,董震. 面向车载激光扫描数据的道路目标精细化鲁棒提取[J]. 地球信息科学学报,2016,18(3):376-385

[13] 马茜芮,沈月千,黄腾. 顾及相邻点序号差的路面点云自动提取方法研究[J]. 南京信息工程大学学报(自然科学版),2021,13(6):661-668

[14] 赵焱. 基于车载LiDAR数据的高精地图道路要素提取[D]. 武汉:武汉大学,2020

[15] 方莉娜,王康. 基于车载激光点云的道路交叉口检测与识别[J]. 南京信息工程大学学报(自然科学版),2021,13(6):635-644