

基于车载激光点云的道路标线提取方法

李维刚*, 樊响, 梅洋, 赵云涛

武汉科技大学冶金自动化与检测技术教育部工程研究中心, 湖北 武汉 430081

摘要 针对自动驾驶领域中的道路标线提取问题, 本文结合道路结构特征和点云回波强度信息, 提出了一种道路标线提取方法。首先, 采用布料模拟滤波算法获取地面点云; 其次, 使用基于法向量的区域生长法提取路面点云; 然后, 采用反距离加权插值法将路面点云投影成强度特征图像, 并将其分割成多个子图像, 利用最大类间方差将子图像分为纯块和杂块, 根据纯块与原始图像灰度均值的相对大小来确定纯块的分割阈值, 根据最大类间方差算法确定杂块的分割阈值; 最后, 经阈值分割、形态学滤波去噪、点云反投影后得到道路标线点云。实际道路的验证结果表明, 所提方法的召回率达到 92.8%, 准确率达到 96.8%, 综合评价指标达到 94.8%, 能提取比较完整的道路标线。

关键词 遥感; 道路标线提取; 移动激光扫描; 强度特征图像; 动态阈值分割

中图分类号 TP75

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL202249.0710001

1 引言

道路标线为驾驶人员提供了丰富的引导信息, 同时也是高级辅助驾驶系统和无人驾驶技术中使用的车道级导航地图的核心要素。随着自动驾驶技术的飞速发展, 道路标线快速、准确的识别提取至关重要^[1]。传统方法采用全站仪测量来获取道路标线信息, 但这类方法的采集效率低、人员耗费大, 无法满足道路标线信息快速获取的需求。不少研究人员尝试从影像中提取道路标线^[2-4], 但提取效果对影像质量的依赖性较大。车载移动激光扫描作为近年来快速发展的高新测绘技术, 能够高效、精准地获取道路及周边地物的三维空间信息和回波强度信息, 为道路标线信息的获取提供了新方法。

道路标线对激光的反射率远高于路面对激光的反射率, 因此, 基于激光点云的道路标线提取主要依赖回波强度信息的差异进行。目前, 从车载激光点云中提取道路标线的方法主要分为两类: 1) 从点云投影成的特征图像中间接提取^[5-10]; 2) 从点云中直接提取^[11-13]。Yao 等^[14]采用基于积分图的自适应阈值分割方法从特征图像中提取道路标线; Kumar

等^[15]和 Guan 等^[16]沿着道路走向将特征图像分成多个区域, 每个区域均计算自适应分割阈值, 从而采用多阈值分割的方法提取道路标线; Yu 等^[17]通过多段阈值分割和空间密度滤波直接从路面点云中提取道路标线; Yang 等^[18]使用高程参数提取路面点, 采用自适应分块法与多阈值法相结合来提取道路标线。为了进一步提高提取精度, Guan 等^[19]提出了一种将基于加权邻域差分直方图的动态阈值法与多尺度张量投票法相结合的方法, 并利用此方法从噪声干扰的 GRF 图像中分割、提取道路标线。除了改进阈值分割方法外, 还有一些学者尝试通过强度校正^[20]或强度去噪^[21]等方法来提升同一类型地物的强度一致性, 增大不同类型地物的强度差异。例如, Cheng 等^[22]采用基于扫描角等级的强度校正和大规模高通滤波对原始点云进行预处理, 然后投影生成强度特征图像, 最后采用最大类间方差(Otsu)阈值分割、邻域计数滤波和区域生长等方法完成道路标线的提取。

上述研究存在的共同难题是车载点云强度分布不均匀, 从而导致分割阈值难以确定。目前所用到的多阈值分割类方法存在分块尺度难以确定的问

收稿日期: 2021-07-12; 修回日期: 2021-08-16; 录用日期: 2021-09-02

基金项目: 国家重点研发计划(2019YFB1310000)、湖北省揭榜制科技项目(2020BED003)、湖北省重点研发计划(2020BAB098)

通信作者: *liweigang.luck@foxmail.com

题:若尺度参数过小,区域内不一定含有道路标线,导致提取到了不必要的噪声;若尺度参数过大,则区域内标线之间的强度差异仍然较大,达不到满意的提取效果。针对上述情况,本文结合道路结构特征和点云回波强度信息,提出了一种基于车载激光点云的道路标线提取算法。

2 道路标线提取算法

本文提出的道路标线提取算法流程如图 1 所示,包括以下三个步骤:

1)地面点云的提取。对原始点云数据使用体素

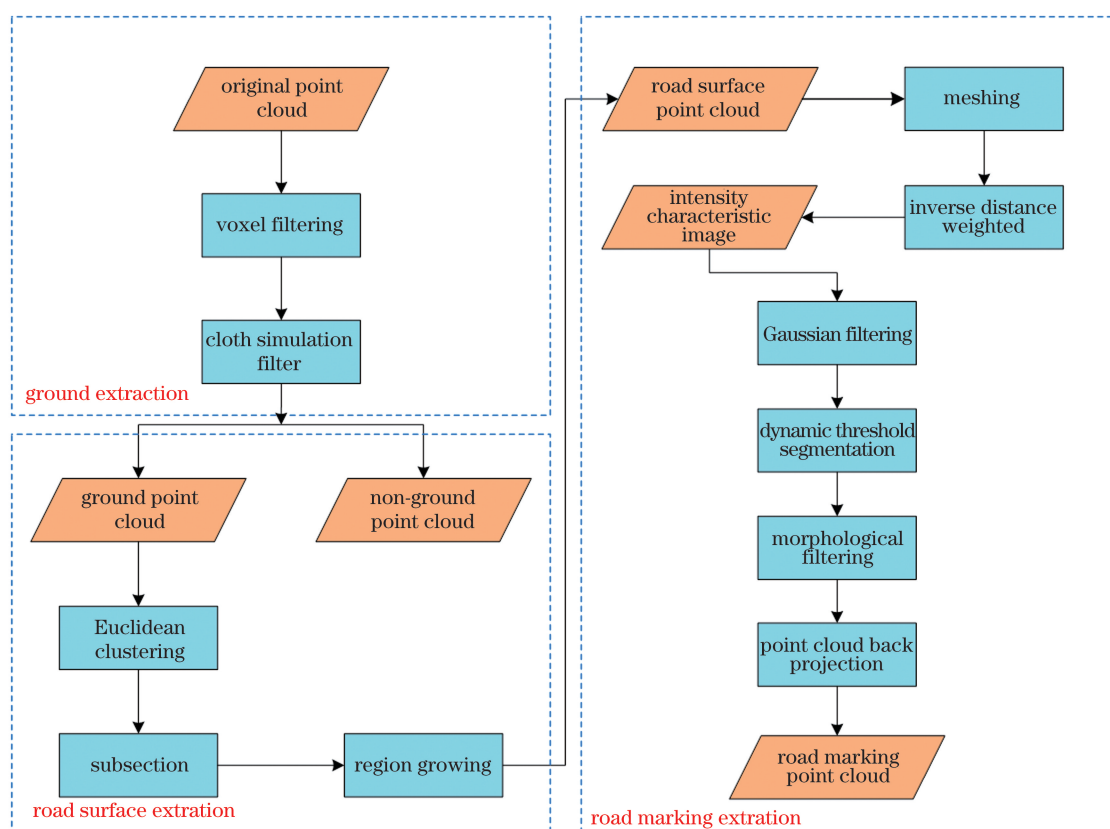


图 1 道路标线提取算法流程

Fig. 1 Road markings extraction algorithm flow

2.1 地面点云的提取

车载移动测量系统采集到的原始点云数据包含道路路面和各类地物信息,直观地展示了所测地物的原貌。但原始点云密度很大,直接处理会影响算法效率。体素滤波具有下采样功能,同时不会破坏点云的几何结构,故本文采用体素滤波对点云进行预处理。

鉴于道路标线的地面属性,为排除无关地物对标线提取的影响,需要对非地面点进行剔除。如图 2 所示,CSF 算法^[23]是一种基于物理过程进行模拟的地面滤波算法。该算法先将激光点云进行翻

滤波进行下采样处理,再采用布料模拟滤波(CSF)算法获取地面点云。

2)路面点云的提取。对地面点云采用欧氏聚类选取最大连通区域点云并进行分段,以法向量夹角为约束条件,采用区域生长法获取路面点云。

3)标线点云的提取。基于路面点云的空间范围和反射强度设置网格,使用反距离加权插值法(IDW)投影生成强度图像,对图像进行高斯滤波去噪后,使用本文提出的动态阈值分割法进行标线的提取;然后使用形态学滤波细化标线,并依据点云与图像的投影关系,反投影得到标线点云。

转,然后用虚拟刚性布料覆盖翻转后的点云;通过分析布料节点与相应激光点之间的相互作用来确定布料节点的位置,从而生成近似的地表形状;最后,通过比较原始激光点与生成的布料曲面之间的距离,就可以实现从点云中提取地面点。布料模拟粒子的位置主要受外部和内部因素驱动,其基本原理如式(1)~(3)所示。

$$m \frac{\partial X(t)}{\partial t^2} = F_{\text{ex}}(X, t) + F_{\text{in}}(X, t), \quad (1)$$

式中: m 为粒子质量,通常设为 1; $X(t)$ 表示布料中的粒子在 t 时刻的位置; $F_{\text{ex}}(X, t)$ 表示外部驱动因

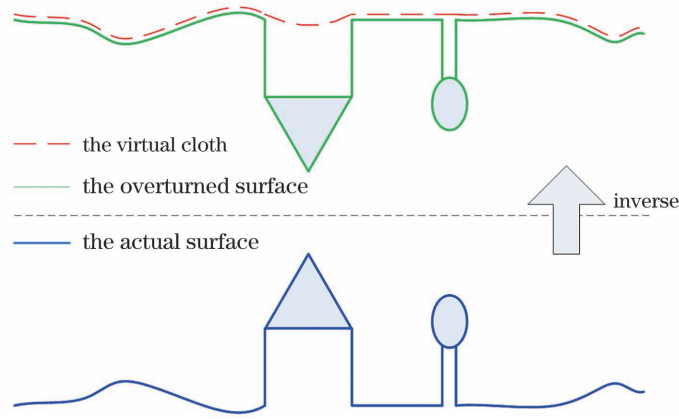


图 2 CSF 算法的原理图

Fig. 2 Schematic of CSF algorithm

素,如重力、碰撞等; $F_{in}(X, t)$ 表示内部驱动因素,如粒子间的内部联系。

外部因素的位移量计算公式为

$$X(t + \Delta t) = 2X(t) - X(t - \Delta t) + \frac{G}{m}\Delta t^2, \quad (2)$$

式中: Δt 为时间步长; G 为常数。内部因素的位移量计算公式为

$$D = \frac{1}{2}b(p_i - p_o) \cdot n, \quad (3)$$

式中: D 为粒子的位移向量;粒子可移动时, $b = 1$,不可移动时, $b = 0$; p_i 和 p_o 是相邻粒子的坐标向量; n 是把点标准化到垂直方向上的单位向量, $n =$

$(0, 0, 1)^T$ 。

2.2 路面点云的提取

CSF 算法提取的地面点云除路面区域外还可能其他平面的点云区域,而路面所在区域一般为最大连通区域,因此可使用欧氏聚类选取最大连通区域。最大连通区域除了包含路面外,还含有路缘石、路边低矮植被等。观察图 3 并结合道路结构特征可知,点云法向量在路面区域分布得比较集中,整体竖直向上,而在道路边缘处与路缘石处的分布存在显著差异,因此可以采用以法向量夹角为约束条件的区域生长算法来分割出路面的点云。

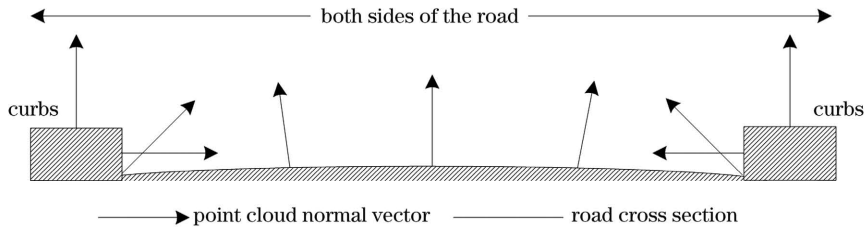


图 3 道路横截面法向量示意图

Fig. 3 Schematic of normal vector of road cross section

法向量是物体表面的重要属性,而三维点云是离散点,无法直接获取点的法向量,所以各点的法向量通常采用局部邻域点拟合切平面的法向量来近似表示。

对于点云中的每个点 $p_i(x_i, y_i, z_i)$,首先通过 KD 树查找 k' 个邻域点,然后根据最小二乘法计算该点的局部拟合平面 P 。平面 P 的数学方程为

$$P(n, d) = \operatorname{argmin} \sum_{n=1}^{k'} (n \cdot p_i - d), \quad (4)$$

式中: n 为平面 P 的法向量; d 为坐标原点到平面 P 的距离; k' 为邻域点个数。

通过求导运算可将求解极值问题转化为协方差

矩阵 C 特征值的分解问题,协方差矩阵 C 的最小特征值对应的特征向量即为该点的法向量。

$$C = \frac{1}{k} \sum_{n=1}^{k'} (p_i - \bar{p}) \cdot (p_i - \bar{p})^T, \quad (5)$$

$$C \cdot v_j = \lambda_j \cdot v_j, j \in \{0, 1, 2\}, \quad (6)$$

式中: \bar{p} 是 k' 个邻域点的三维质心的坐标向量; v_j 是第 j 个特征向量; λ_j 是第 j 个特征值。

针对原始区域生长算法随机选取种子点容易导致过分割且效率低下的问题,在点云分段后,选用曲率最小的点作为起始种子点进行区域生长,最终得到路面点云。本文提出的路面提取算法具体步骤如下:

输入滤波后的地面点云 $\{P\}$;

1) 求出点云 $\{P\}$ 中各点的法向量 $\{N\}$ 与曲率 $\{c\}$;

2) 初始化种子点集 $\{S_c\} = \emptyset$, 将 $\{P\}$ 中曲率最小的点 $P_{c_{\min}}$ 加入 $\{S_c\}$;

3) 从 $\{S_c\}$ 取出一个种子点 P_c , 使用 KD 树查找种子点 P_c 的邻域点集 $\{R\}$;

4) 对于点 $P_i \in \{R\}$, 若点 P_c 的法向量 N_c 与点 P_i 的法向量 N_i 的夹角 θ 小于夹角阈值 θ_{th} , 则将点 P_i 加入符合夹角阈值的点集 $\{R_c\}$ 中;

5) 对于点 $P_i \in \{R_c\}$, 若点 P_i 的曲率 c_i 小于曲率阈值 c_{th} , 则将点 P_i 加入 $\{S_c\}$ 中;

6) 将该种子点 P_c 从 $\{S_c\}$ 中去除, 回到步骤 3), 直至 $\{S_c\}$ 为空集;

7) 将 $\{R_c\}$ 中的点合并为点云 $\{P_r\}$;

输出路面点云 $\{P_r\}$ 。

2.3 道路标线点云的提取

2.3.1 强度特征图像的生成

车载激光点云是离散点云, 点的数量庞大, 直接对

点云进行处理存在索引困难、处理效率低下等问题, 而且路面点云是近似的平面地物, 同一高程方向上只有一个点, 因此将路面点云投影成图像可以有效减少数据量, 提高处理效率, 有利于图像处理算法的使用。

首先, 获取路面点云的范围极值, 然后设置网格尺寸并将整个区域向 XOY 平面投影。投影原理公式为

$$\begin{cases} M = \frac{(p_i^x - X_{\min})}{R} \\ N = \frac{(p_i^y - Y_{\min})}{R} \end{cases}, \quad (7)$$

式中: X_{\min} 和 Y_{\min} 为路面点云在 X、Y 轴上的最小值; R 为网格尺寸; M 和 N 表示第 i 个点投影所在网格的行数和列数。

接着, 采用 IDW 插值法求取每个网格的强度值。针对每个二维网格, 取出该网格以及其相邻网格 (8 个) 中的所有点, 以各点到该网格中心的距离的倒数作为权重, 对各点的强度加权得到该网格的强度特征值。计算公式为

$$d_{(M,N,K)} = \sqrt{\left\{ X_K - \left[X_{\min} + \frac{(2M-1)R}{2} \right]^2 \right\} + \left\{ Y_K - \left[Y_{\min} + \frac{(2N-1)R}{2} \right]^2 \right\}}, \quad (8)$$

$$I_{(M,N)} = \frac{\sum \frac{I_K}{d_{(M,N,K)}}}{\sum \frac{1}{d_{(M,N,K)}}}, \quad (9)$$

式中: $d_{(M,N,K)}$ 为第 K 个点 to 网格 (M,N) 中心的距离; X_K 和 Y_K 为第 K 个点的坐标值; I_K 为第 K 个点的强度值; $I_{(M,N)}$ 为网格 (M,N) 的强度特征值。

最后, 依据式 (10) 将强度值转换成 0~255 区间内的灰度值, 生成强度特征图像。

$$G_{MN} = \frac{256 \times [I_{(M,N)} - I_{\min}]}{I_{\max} - I_{\min}}, \quad (10)$$

式中: I_{\min} 和 I_{\max} 分别为路面点的最小强度值和最大强度值; $I_{(M,N)}$ 为网格 (M,N) 的强度特征值; G_{MN} 为网格 (M,N) 对应的灰度值。

2.3.2 动态阈值分割

在上述生成的路面强度特征图像中, 道路标线与普通路面在反射强度上存在较大差异, 因此可以采用阈值分割来获取道路标线。然而, 反射强度除了与被测物体的材质有关外, 还与激光入射角、激光扫描器到被测物体的距离有关。一般情况下, 反射强度随着入射角和射距的增大而减小, 这会导致路

面点云存在强度分布不均匀的现象。此外, 由于路面点云在 XOY 平面的投影不是规则的矩形, 部分边缘网格内没有点云, 导致生成的图像边缘存在空隙, 该空隙会对阈值分割带来干扰。目前已有的阈值分割方法主要包括全局阈值法和局部阈值法。前者能较好地地区分背景和目标, 但在强度分布不均匀情况下的表现较差; 后者的适应性比全局阈值法广, 但若局部邻域都为背景时, 则会有一部分被误判为目标, 反之亦然, 从而产生新的噪声。

针对上述情况, 本文提出一种新的动态阈值分割算法。首先, 由于投影生成的强度特征图像横跨整条道路, 各处的道路点云存在入射角及射距跨度大、强度分布严重不均匀等问题, 因此, 本文将强度特征图像分割成一定大小的多张子图像, 使每张子图像上的入射角及射距跨度大幅减小, 以有效缓解强度分布不均匀的问题。此外, 为了避免子图像都为路面或者标线而出现误判的情况, 计算每张子图

像的最大类间方差,并据此对子图像进行分类:小于等于阈值 1,为纯块,即子图像中都为路面或者都为标线;大于阈值 1,则为杂块,即同时含有路面和标线等。对于纯块,若其灰度均值大于阈值 2,则为纯标线,否则为纯路面;对于杂块,若其不含有空隙,则直接使用最大类间方差算法计算分割阈值,否则该杂块为路面边界。然后去除图像中的空隙,再对剩余的像素进行灰度均值的计算,从而得到分割阈值。

最大类间方差算法^[24]由大津于 1979 年提出,其利用最大类间方差来确定图像的二值化阈值。最大类间方差算法假设存在阈值 T 将图像像素分为前景 C_1 和背景 C_2 ,这两类像素的均值分别为 m_1 和 m_2 ,图像的全局均值为 m_G ,像素被分为 C_1 和 C_2 的概率分别为 p_{C_1} 和 p_{C_2} ,类间方差 σ^2 可以表示为

$$\sigma^2 = p_{C_1}(m_1 - m_G)^2 + p_{C_2}(m_2 - m_G)^2, \quad (11)$$

其中,

$$m_1 = \frac{1}{\sum_{i=0}^k g_i} \times \sum_{i=0}^k (i \cdot g_i), \quad (12)$$

$$m_2 = \frac{1}{\sum_{i=k+1}^{L-1} g_i} \times \sum_{i=k+1}^{L-1} (i \cdot g_i), \quad (13)$$

式中: k 为阈值; L 为灰度级级数; g_i 表示灰度级为 i 的像素个数。

当 k 遍历 $0 \sim 255$ 时,使类间方差最大的 k 值便是最大类间方差确定的二值化阈值。本文提出的阈值分割算法的具体步骤如下:

输入强度图像 I ;

1) 计算图像 I 中除空像素点以外的所有像素点的灰度均值 u_1 及标准差 σ_1 ;

2) 根据分块尺寸 S 将图像 I 分割成大小为 $S \times S$ 的子图像 I_k ,计算各子图像 I_k 的灰度均值 u_k 及最大类间方差 σ_k^2 ;

3) 若子图像 I_k 的最大类间方差 σ_k^2 大于分类阈值 T_1 ,则将子图像 I_k 加入杂块集合 $\{I_{\text{mix}}\}$,否则将子图像 I_k 加入纯块集合 $\{I_{\text{pure}}\}$;

4) 对于子图像 $I_k \in \{I_{\text{pure}}\}$,若其灰度均值 $u_k > T_2$,则子图像 I_k 的分割阈值 $T_k = 0$,否则分割阈值 $T_k = 255$,其中 $T_2 = u_1 + n \times \sigma_1, n \in [1, 2]$;

5) 对于子图像 $I_k \in \{I_{\text{mix}}\}$,若其不含有空像素点,使用最大类间方差算法计算分割阈值 T_k ,否则,先去除空像素点,然后对剩余像素点计算灰度均值进而得到分割阈值 T_k ;

6) 使用分割阈值 T_k 对子图像 I_k 进行二值

分割;

输出道路标线。

依据上述阈值分割方法可以动态地获取各个子图像的最优阈值,但提取的道路标线中仍含有少量噪声,因此,采用形态学闭操作对标线进行精细化处理,去除噪声并填充道路标线上的坑洞,就可以得到去噪后的标线。最后,根据点云与图像的投影关系反投影即可得到道路标线点云。

3 实验结果与分析

为了评估本文所提算法的性能,选取湖北省武汉市某条长 1.5 km 左右的城市道路进行实验。实验数据通过武汉海达数云技术有限公司的 HiScan-Z 高精度三维激光移动测量系统采集得到,该系统主要由三维激光扫描仪、卫星定位模块、惯性导航装置、里程计、360°全景相机和控制系统集成。采集数据时将测量系统安装在汽车上,同时为避免车速过快导致的激光点云过于稀疏,数据采集过程中的车速控制在 40 km/h 左右。图 4(a)是其中一段点云数据的全景视图,其为典型的城市区域,包含树木、低矮植被、建筑物以及交通指示牌等对象。图 4(b)~(d)为截取的 3 段总长为 230 m 的实验路段。本节给出了所提方法的每一步结果,并讨论了一些参数的最优值。

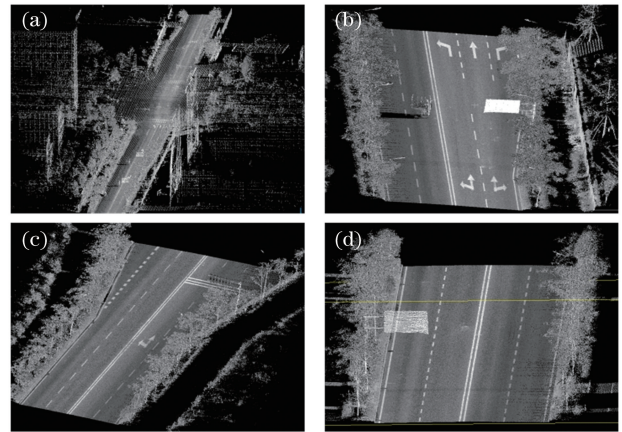


图 4 原始激光点云数据。(a)点云全景视图;(b)实验路段 1;(c)实验路段 2;(d)实验路段 3

Fig. 4 Original laser point cloud data. (a) Point cloud panoramic view; (b) experimental section 1; (c) experimental section 2; (d) experimental section 3

为了定量评价道路标线的提取效果,本课题组利用 CloudCompare 软件手工分割、获取道路标线点云,并选用召回率、准确率、综合评价指标这三个度量指标^[25]对提取效果进行评价。召回率 r 、准确率 p 、综合评价指标 F 的定义分别为

$$r = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}}, \quad (14)$$

$$p = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}}, \quad (15)$$

$$F = 2 \frac{p \cdot r}{p + r}, \quad (16)$$

式中： N_{TP} 代表正确提取的道路标线点数； N_{FN} 代表误提取为道路标线的点数； N_{FP} 代表漏提取的道路标线点数。

3.1 路面点云的提取

图 5(a) 为一段路面的原始点云。首先使用体素滤波对其进行降采样处理, 然后采用 CSF 算法去除非地面点。在设置 CSF 算法的高程阈值时, 由于提取路面的过程需要依赖路缘石, 而路缘石的高度大约为 20 cm, 因此高程阈值需大于 20 cm。图 5(b) 是高程阈值设为 30 cm 时地面点云的提取效果, 树木、建筑物、车辆基本被滤除, 只剩下路面点云和低矮植被等。对提取的地面点云进行欧氏聚类, 选取最大的连通区域进行区域生长, 最终获得的路面点云如图 5(c) 中的黄色区域所示。图 5(d)、(e) 为路面点云的局部特写, 路面点与非路面点刚好以路缘石为界分开, 表明路面点云被精确提取。

3.2 标线点云的提取

在强度特征图像的生成到道路标线的提取过程中, 部分参数的大小和阈值分割方法的选择对最终的提取结果会有较大影响, 下面进行实验分析。

3.2.1 强度图像的生成

在不同的网格尺寸下, 道路标线可呈现出不同的细节, 因此网格尺寸是道路标线提取的关键参数之一。为了评估网格尺寸对道路标线提取性能的敏感性, 在 0.02~0.09 m 范围内选取 8 组网格尺寸进

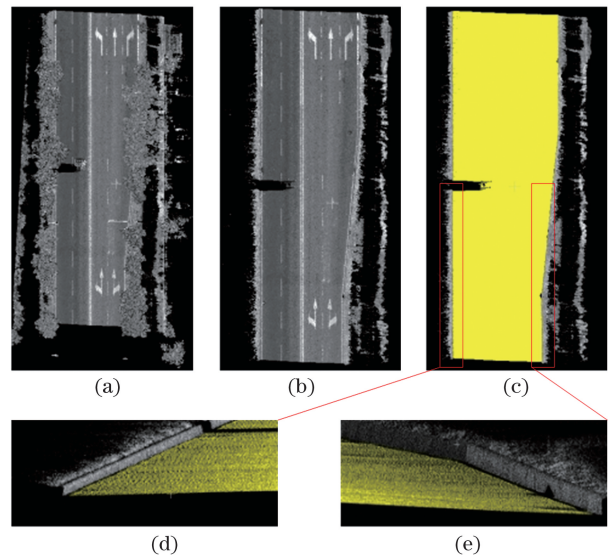


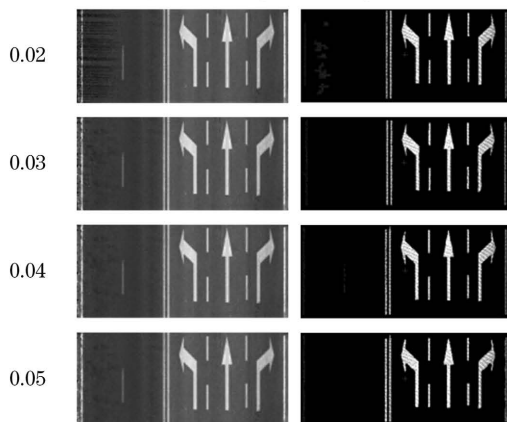
图 5 路面点云提取流程示意图。(a) 原始点云; (b) 地面点云; (c) 路面点云; (d)(e) 路面点云的局部放大图

Fig. 5 Schematics of road surface point cloud extraction process. (a) Original point cloud; (b) ground point cloud; (c) road surface point cloud; (d)(e) partially enlarged views of road surface point cloud

行对比实验。

图 6 为 8 组网格尺寸对应的道路标线的提取结果。可见, 道路标线的清晰程度与网格尺寸的大小成反比: 随着网格尺寸减小, 标线的边缘细节逐渐明显。但当网格尺寸过小时, 如为 0.02 m 时, 左侧路面部分网格内没有点, 生成的图像出现了大量空像素点, 导致提取出大量噪声。另外, 由于标线的最小宽度为 0.15 m, 当网格尺寸大于 0.06 m 时, 网格跨度相对过大, 用来表示标线的网格内会带有较多的路面点, 如网格尺寸为 0.09 m 时, 两条长标线间的路面点都被提取出来。相比之下, 网格尺寸为 0.03~0.05 m 时, 提取的标线噪声少, 细节更明显。

Grid size / m intensity feature images marking extraction results



Grid size / m intensity feature images marking extraction results

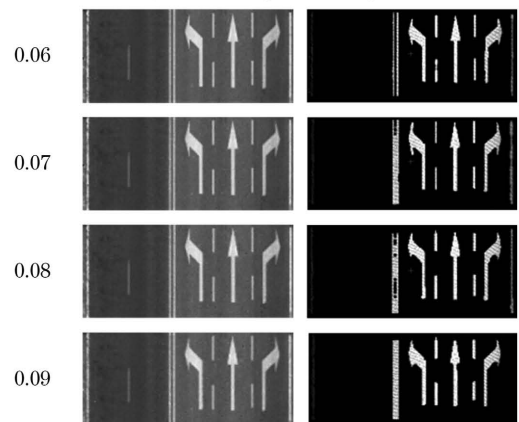


图 6 不同网格尺寸下的标线提取效果图

Fig. 6 Extraction effect diagrams of road marking under different grid sizes

为了更准确地比较网格尺寸对标线提取效果的影响,本课题组计算得到了召回率、准确率和综合评价指标这三项指标,结果如图 7 所示。三项指标均呈先上升后下降的趋势。当网格尺寸小于 0.04 m 时,随着网格尺寸增加,在生成的图像中,路面空像素点逐渐减少,因此生成的噪声点数也逐渐减少,三项指标值呈上升趋势;当网格尺寸大于 0.04 m 时,随着网格尺寸增大,网格跨度逐渐加大,提取的标线中含有的路面点数逐渐增多,使得指标值呈下降趋势。整体上,除了准确率,其他指标都是在网格尺寸为 0.04 m 时最高。因此,本文选择 0.04 m 作为最佳网格尺寸来生成强度特征图像。

3.2.2 动态阈值分割

为了测试本文提出的动态阈值分割方法的性能,将其与最大熵阈值分割法、分块最大熵阈值分割

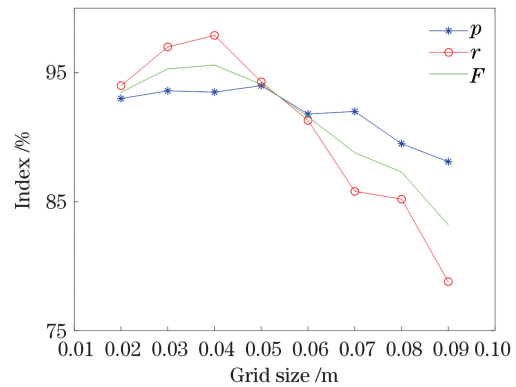


图 7 不同网格尺寸下的标线提取指标

Fig. 7 Index of road marking extraction under different grid sizes

法、自适应阈值分割法^[26]进行比较。图 8 展示了道路点云投影生成的强度特征图以及四种阈值分割方法提取的道路标线结果。

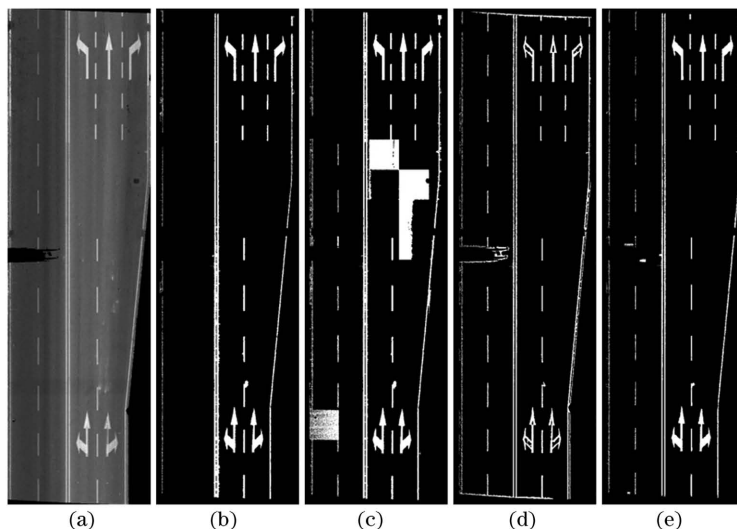


图 8 不同阈值分割方法下的标线提取效果图。(a)强度特征图像;(b)最大熵阈值分割法;(c)分块最大熵阈值分割法;(d)自适应阈值分割法;(e)本文方法

Fig. 8 Effect diagrams of road marking extraction under different threshold segmentation methods. (a) Intensity feature image; (b) maximum entropy threshold segmentation method; (c) block maximum entropy threshold segmentation method; (d) adaptive threshold segmentation method; (e) our method

图 8(b)为使用最大熵阈值分割法获得的分割结果,强度高的右侧标线被完整地识别出来,而强度低的左侧标线没能提取出来。造成上述结果的原因是最大熵阈值分割法是一种全局阈值分割法,而路面强度分布不均匀,同一物体在不同位置处的强度差异较大,难以找到一个全局阈值将所有标线与路面分割开。分块最大熵阈值分割法在最大熵阈值分割法的基础上加入了分块操作,对比图 8(b)可发现强度较弱侧的大部分标线被分块最大熵阈值分割法提取出来,如图 8(c)所示,这说明分块能够有效缓解强度分布不均匀的问题。但当分块尺寸较小、子

图像不含标线时,分割算法仍会对子图像进行阈值计算,而此时的子图像中只有一种物体,阈值分割会将这一种物体分割成两类,导致大量路面被误识别为标线,从而产生如图 8(c)中所示的块状噪声;若分块尺度过大,则子图像中的同一物体强度仍存在较大差异,无法解决强度分布不均匀的问题。图 8(d)为自适应阈值分割方法的分割结果,该方法通过每个像素点周围一定范围内的像素点来计算该点的分割阈值,正常情况下像素点周围含有路面点和标线点时,分割效果较好,如图 8(d)中长短标线的提取完整性很好;但当像素点一定范围内的点都

为路面点或标线点时,根据自适应阈值分割的原理,该像素点始终会被分为同一类点,如图 8(d)中该类像素点都被分为路面点,因此提取的箭头标线内部存在明显缺失。此外,点云投影生成的图像边缘含有大量空像素点,导致道路边缘与空像素的交界处被误判成标线。

图 8(e)为本文动态阈值方法的分割结果。相比之下,本文方法提取的道路标线更加准确和完整,产生的噪声更少。本文所提动态阈值分割方法首先将图像分割成较小的子图像进行处理,减小每张图像中同一物体的强度差异,以此缓解强度分布不均匀的问题;其次,针对阈值分割对象为同一物体时出现的误判问题引入最大类间方差对子图像进行分类,将只含有一类物体的子图像分为纯块,含有多类物体的子图像分为杂块。对于纯块,根据原始图像

的灰度均值和方差确定物体种类,从而避免了将图像中的同一物体分为两类或者将整个物体误判的情况,如图 8(c)中的块状噪声和图 8(d)中的箭头缺失;对于杂块,若其不含有空像素点,则直接使用最大类间方差算法进行分割,否则先去除空像素点再进行阈值计算,从而避免了出现图 8(d)中空像素点对阈值分割结果的影响。

表 1 为四种分割方法下的道路标线提取指标。最大熵阈值分割法由于有一侧标线没有识别出来,所以召回率指标垫底;分块最大熵阈值分割法的提取结果中由于有大量的块状噪声,所以准确率指标偏低,只有 58.3%;自适应阈值分割法的三项指标优于前两者,不过指标数值都没超过 90%;本文方法在召回率、准确率和综合评价指标上都超过了 92%,皆优于其他方法,有较大优势。

表 1 不同阈值分割方法的道路标线识别精度

Table 1 Identification accuracy of road marking under different threshold segmentation methods

Threshold segmentation method	$r / \%$	$p / \%$	$F / \%$
Maximum entropy segmentation	88.5	71.0	78.8
Block maximum entropy threshold	89.5	58.3	70.6
Adaptive threshold	89.2	86.1	87.6
Our method	92.8	96.8	94.8

3.2.3 标线点云的生成

为了检验本文道路标线提取算法的性能,选用图 4(b)~(d)所示三个路段进行道路标线提取实验。图 9 为这三个路段的标线提取结果,图中提取有问题的区域用椭圆框标出。图 9(a)标线形状单一,路宽较小,提取效果最好;图 9(b)存在一个箭头提取不完整

的问题;图 9(c)由于车辆的遮挡,一处标线提取有问题,其余的标线都被正确提取且提取完整性较好。三个路段标线提取的定量结果如表 2 所示,召回率、准确率和综合评价指标都在 90%以上,其中路段 3 的完整性指标高达 98%。总的来说,本文方法提取标线的效果较好,可以提取完整的标线和较少的噪声。

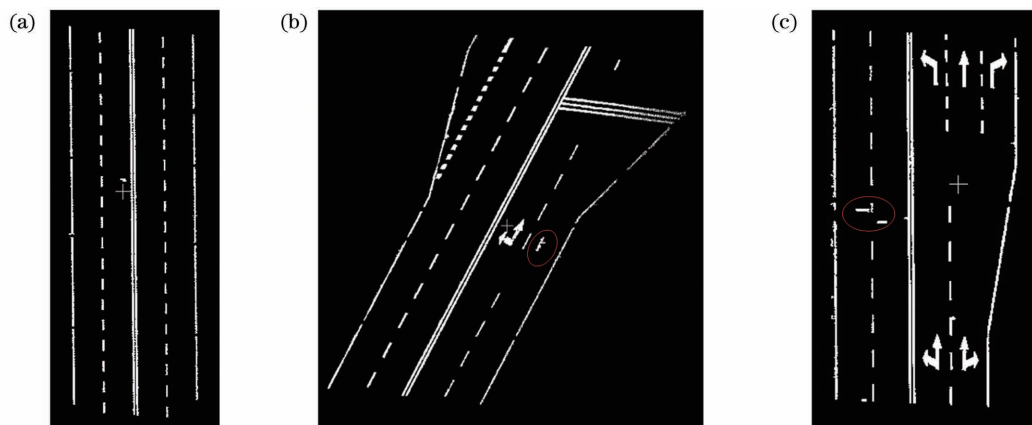


图 9 标线点云的提取结果。(a)路段 3 的提取结果;(b)路段 2 的提取结果;(c)路段 1 的提取结果

Fig. 9 Extraction results of road marking point cloud. (a) Extraction result of section 3; (b) extraction result of section 2; (c) extraction result of section 1

表 2 道路标线的识别精度

Table 2 Identification accuracy of road marking

Section No.	N_{TP}	N_{FN}	N_{FP}	$p / \%$	$r / \%$	$F / \%$
1	130613	10164	4310	96.8	92.8	94.8
2	118743	13254	11691	91.0	90.0	90.5
3	81000	6360	1020	98.8	92.7	95.6

为了进一步验证本文方法的性能,将本文方法与 Yu 等^[17]和 Yao 等^[14]所提方法进行了对比研究。Yu 等所提方法直接从点云中提取道路标线, Yao 等所提方法和本文方法都是从点云生成的二维地理参考特征图像中提取道路标线。对比研究选择的路面点云与不同方法提取的道路标线结果如图 10 所示。

Yao 等所提方法对自适应阈值分割算法的计算公式进行了改进,但当所求像素点周围都为同一物体时仍会出现箭头内部缺失的情况,并且在道路边

缘仍会受到空像素点的影响,从而出现了噪声; Yu 等所提方法将路面点云沿着道路走向进行划分,分别计算分割阈值,所提取的标线较为完整,但由于分块跨度过大,不同位置处标线的磨损程度不一,导致中间的长标线出现了一些噪声点,并且当路面的划分尺寸过小时,若对应的点云都为路面点,仍然会出现大量误判的情况。相比之下,本文所提方法将图像分块,然后依据最大类间方差对纯块和杂块分别进行处理,较好地解决了以上问题,能提取得到比较完整的道路标线。

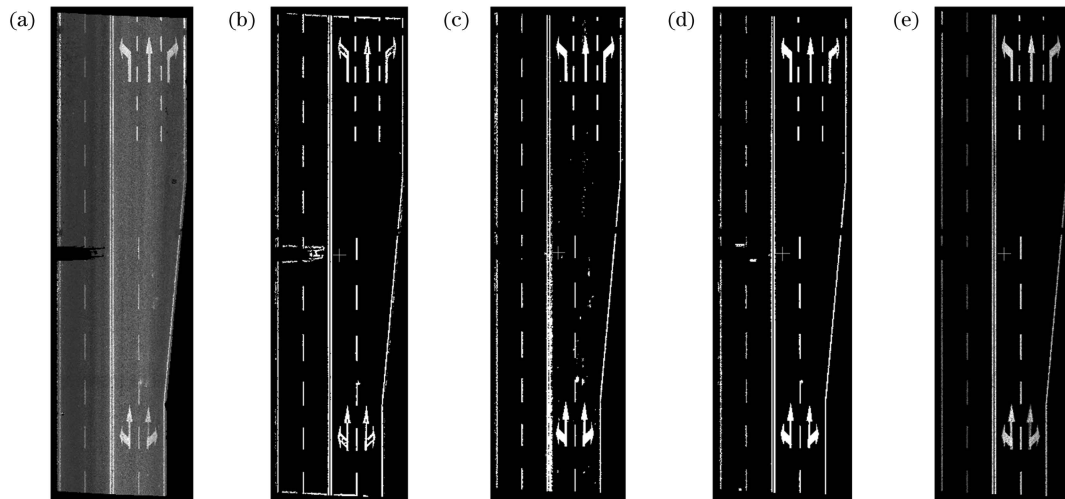


图 10 路段 1 的标线提取结果。(a)路面点云;(b)Yao 等所提方法;(c)Yu 等所提方法;(d)本文方法;(e)手工标注

Fig. 10 Extraction results of road marking of section 1. (a) Road surface point cloud; (b) method proposed by Yao et al; (c) method proposed by Yu et al; (d) our method; (e) manually labeling

为进一步定量评价不同方法提取得到的道路标线结果,基于人工标注的参考数据,计算召回率、准确率和综合评价指标,计算结果如表 3 所示。本文

方法的三个评价指标值分别达到 92.8%、96.8%和 94.8%,均高于对比方法的指标,进一步验证了本文方法的有效性。

表 3 不同方法的定量评价结果

Table 3 Quantitative evaluation results of different methods

Method	$p / \%$	$r / \%$	$F / \%$
Method proposed by Yao et al	86.1	89.2	87.6
Method proposed by Yu et al	95.7	91.9	93.8
Our method	96.8	92.8	94.8

4 结 论

本文提出了一种基于车载激光点云的道路标线提取算法。基于道路标线的地面属性,采用 CSF 滤

波获取地面点云,排除非地面点云对标线提取的影响;根据道路两侧的法向量差异,使用区域生长法从地面点云中分割、提取路面点云,排除路缘石及道路两侧地物的干扰;为加快算法处理效率,将路面点云

投影生成强度特征图像;针对标线提取中强度分布不均匀的问题,将强度特征图像分割成多个子图像,减小图像的入射角及射距跨度;为避免子图像都为路面或者标线而出现误判的情况,利用最大类间方差对子图像进行分类,根据子图像类别选用不同的阈值计算方法进行动态阈值分割。最后,本文选用 3 个实际路段的点云数据进行了实验验证,结果表明,本文方法对道路标线提取的召回率、准确率和综合评价指标分别达到 92.8%、96.8% 和 94.8%,表明本文方法是有效且可行的,具有一定的实际应用价值,为无人驾驶中高精度地图的制作提供了技术支撑。

参 考 文 献

- [1] Bucher T, Curio C, Edelbrunner J, et al. Image processing and behavior planning for intelligent vehicles [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2003, 50(1): 62-75.
- [2] Gopalan R, Hong T, Shneier M, et al. A learning approach towards detection and tracking of lane markings [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2012, 13(3): 1088-1098.
- [3] Chen T R, Chen Z L, Shi Q, et al. Road marking detection and classification using machine learning algorithms [C] // 2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), June 28-July 1, 2015, Seoul, Korea (South). New York: IEEE Press, 2015: 617-621.
- [4] Li Y J, Zhang W C, Wu N J. A fast traffic lane detection system based on parallel processors and FPGA implementation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(12): 2901-2906. 李元金, 张万成, 吴南健. 一种基于并行处理器的快速车道线检测系统及 FPGA 实现[J]. *电子与信息学报*, 2010, 32(12): 2901-2906.
- [5] Pan Y, Yang B, Li S, et al. Automatic road markings extraction, classification and vectorization from mobile laser scanning data [J]. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2019, XLII-2/W13: 1089-1096.
- [6] Xu M B, Han Y M, Wang L Z, et al. Research on high-precision manhole cover extraction and settlement disease detection method based on laser point cloud[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(16): 1604001. 许梦兵, 韩友美, 王留召, 等. 基于激光点云的高精度井盖提取和沉降病害检测方法研究[J]. *中国激光*, 2021, 48(16): 1604001.
- [7] Wen C L, Sun X T, Li J, et al. A deep learning framework for road marking extraction, classification and completion from mobile laser scanning point clouds[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 147: 178-192.
- [8] Jung J, Che E Z, Olsen M J, et al. Efficient and robust lane marking extraction from mobile lidar point clouds[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 147: 1-18.
- [9] Liu L R, Ma H, Chen S Y, et al. Image-translation-based road marking extraction from mobile laser point clouds[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 64297-64309.
- [10] Soilán M, Riveiro B, Martínez-Sánchez J, et al. Segmentation and classification of road markings using MLS data [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 123: 94-103.
- [11] Yang B S, Liu Y, Dong Z, et al. 3D local feature BKD to extract road information from mobile laser scanning point clouds [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 130: 329-343.
- [12] Ye C M, Zhao H, Ma L F, et al. Robust lane extraction from MLS point clouds towards HD maps especially in curve road[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, 99: 1-14.
- [13] Li W G, Mei Y, Fan X, et al. Railway track detection based on vehicle laser point cloud [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2022, 49(4): 0410002. 李维刚, 梅洋, 樊响, 等. 基于车载激光点云的铁路轨道检测[J]. *中国激光*, 2022, 49(4): 0410002.
- [14] Yao L, Qin C, Chen Q, et al. Automatic extraction and recognition of road markings based on vehicle laser point cloud [J]. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2020, 5(2): 313-319.
- [15] Kumar P, McElhinney C P, Lewis P, et al. Automated road markings extraction from mobile laser scanning data [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2014, 32: 125-137.
- [16] Guan H Y, Li J, Yu Y T, et al. Using mobile laser scanning data for automated extraction of road markings[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 87: 93-107.
- [17] Yu Y T, Li J, Guan H Y, et al. Learning hierarchical features for automated extraction of road markings from 3-D mobile LiDAR point clouds[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(2): 709-726.

- [18] Yang M M, Wan Y C, Liu X L, et al. Laser data based automatic recognition and maintenance of road markings from MLS system [J]. *Optics & Laser Technology*, 2018, 107: 192-203.
- [19] Guan H Y, Li J, Yu Y T, et al. Using mobile LiDAR data for rapidly updating road markings [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2015, 16(5): 2457-2466.
- [20] Teo T A, Yu H L. Empirical radiometric normalization of road points from terrestrial mobile lidar system [J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(5): 6336-6357.
- [21] Fang L N, Huang Z W, Luo H F, et al. Solid lanes extraction from mobile laser scanning point clouds [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2019, 48(8): 960-974.
方莉娜, 黄志文, 罗海峰, 等. 车载激光扫描数据中实线型交通标线提取 [J]. *测绘学报*, 2019, 48(8): 960-974.
- [22] Cheng M, Zhang H C, Wang C, et al. Extraction and classification of road markings using mobile laser scanning point clouds [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, 10(3): 1182-1196.
- [23] Zhang W M, Qi J B, Wan P, et al. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation [J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(6): 501.
- [24] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, 9(1): 62-66.
- [25] Yang M M, Wan Y C, Liu X L, et al. Rapid automatic location and extraction for manhole covers based on ground mobile mapping system [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2018, 45(8): 0804001.
杨蒙蒙, 万幼川, 刘先林, 等. 基于地面移动测量系统的井盖快速自动定位与提取方法的研究 [J]. *中国激光*, 2018, 45(8): 0804001.
- [26] Bradley D, Roth G. Adaptive thresholding using the integral image [J]. *Journal of Graphics Tools*, 2007, 12(2): 13-21.

Road Marking Extraction Method Based on Vehicle Laser Point Cloud

Li Weigang^{*}, Fan Xiang, Mei Yang, Zhao Yuntao

Engineering Research Center of Metallurgical Automation and Measurement Technology, Ministry of Education, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430081, China

Abstract

Objective Road markings provide a wealth of guidance information to their drivers on daily basis, and they are also the fundamental of lane-level navigation maps used in advanced driver assistance systems and unmanned driving technologies. With the rapid development of autonomous driving technology, swift and accurate identification and extraction of road markings are essential. Traditional methods use total station measurement to obtain information about road marking. This method has low collection efficiency and high personnel costs, making it unsuitable for acquiring road marking information quickly. Many researchers have attempted to extract road markings from images, but the effect is highly dependent on image quality. Vehicle-mounted mobile laser scanning, as a high-tech surveying technology that has developed rapidly in recent years, can efficiently and accurately obtain three-dimensional spatial information and echo intensity information of roads and surrounding features, thereby providing a new method for obtaining road marking information. In this paper, combining the characteristics of the road structure and the intensity information of the point cloud echo, a road marking extraction algorithm based on the vehicle-mounted laser point cloud is proposed.

Methods Firstly, the cloth simulation filtering (CSF) algorithm is used to obtain the ground point cloud from the original point cloud; secondly, the pavement point cloud is extracted using the normal vector-based area growth method; then, the inverse distance weighted interpolation method is used to project the pavement point cloud into an intensity feature image, dividing it into multiple subimages, using the largest interclass variance to divide the subimages into pure blocks and miscellaneous blocks. The pure block determines the segmentation threshold based on the relative size of the gray average value of the original image, while the miscellaneous block determines the segmentation threshold based on the Otsu algorithm. Finally, the road marking point cloud is obtained after threshold segmentation, morphological filtering and denoising, and point cloud back projection.

Results and Discussions CSF algorithm and normal vector-based area growth method are used to generate the pavement point cloud. The only difference between pavement points and nonpavement points is the presence of curbs, indicating that the pavement point cloud is correctly extracted (Fig. 5). To test the performance of the dynamic threshold segmentation method proposed in this paper, it is compared to the maximum entropy threshold segmentation method, the block maximum entropy threshold segmentation method, and the adaptive threshold segmentation method. The comparison results show that the dynamic threshold segmentation method proposed in this paper can simultaneously solve the problem of uneven intensity distribution and the size of image blocks, the extracted road markings are more accurate and complete with less noise (Fig. 8 and Table 1). The test results on three sets of data show that the recall rate, accuracy, and comprehensive evaluation index of the road markings extracted by the method in this paper are all greater than 90%, and the effect of extracting the markings is better (Fig. 9 and Table 2), and it has some advantages over methods proposed by Yu and Yao et al (Fig. 10 and Table 3).

Conclusions This paper proposes a road marking extraction algorithm based on a vehicle-mounted laser point cloud. Based on the ground attributes of road markings, CSF algorithm is used to obtain ground point clouds, eliminating the influence of nonground point clouds on the extraction of markings; according to the difference of normal vectors on both sides of the road, the area growth method is used to segment and extract road points from the ground point cloud, eliminating the interference of curbs and ground objects on both sides of the road; to speed up the processing efficiency of the algorithm, the pavement point cloud is projected to generate intensity feature images; for the uneven intensity distribution in the extraction of markings, the intensity feature images are divided into multiple subimage to reduce the incident angle and range of the image. To avoid misclassifying subimages that are all roads or markings, the proposed algorithm use the largest interclass variance to classify the subimages and select different thresholds based on the subimage category. Dynamic threshold segmentation is used by the calculation method. Finally, three actual road sections' point cloud data are chosen for experimental verification in this paper. The results show that the recall rate, accuracy rate, and comprehensive evaluation index of road marking extraction are 92.8%, 96.8%, and 94.8%, respectively, suggesting that the algorithm in this paper is effective and feasible, has some practical application value, and supports the production of high-precision maps in unmanned driving.

Key words remote sensing; road marking extraction; mobile laser scanning; intensity feature image; dynamic threshold segmentation