

基于车载激光点云的铁路轨道检测

李维刚*, 梅洋, 樊响, 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 铁路轨道的局部变形直接影响火车的高速安全行驶。为实现铁路轨道的自动化巡查, 提出一种从车载激光点云中提取轨面与枕木的方法。首先, 利用基于高程约束的欧氏聚类对原始点云数据进行预处理, 得到路基区域; 然后, 对路基区域进行网格划分, 并对每个网格内的点云进行高程判断, 从而提取出轨面点云; 最后, 利用枕木与砟石的几何形态差异, 设计出一种面向轨道点云的动态阈值分割方法, 以提取枕木点云。对多个路段的铁路轨道进行实验, 结果表明, 本文方法仅利用点云坐标信息就能实现不同区域的轨面与枕木的自动检测, 平均提取质量分别达到 97.8% 和 93.6%, 验证了本文方法的可行性与有效性。

关键词 遥感; 轨道检测; 激光扫描; 欧氏聚类; 高程差异; 动态阈值分割

中图分类号 TN959.3

文献标志码 A

doi: 10.3788/CJL202249.0410002

1 引言

轨道运输是我国交通运输的重要组成部分, 轨道维护工作极其重要。轨道主要由铁轨、枕木和扣件组成, 在周期荷载和自然侵蚀的作用下, 轨道部件材料的性能会逐渐退化并发生局部变形, 从而造成巨大的安全隐患^[1]。目前, 主要通过人工或者自动化的方法提取轨道部件的数据, 为轨道后期维护分析提供数据支持。人工提取方法是通过人工定期在铁路沿线巡查采集数据, 但是由于速度较慢以及人为错误等因素, 人工提取方法难以满足如今大规模的轨道隐患排查工作需求^[2]。自动化提取方法主要包含基于影像或者激光点云获取测量数据两种方式, 其中基于影像数据的分析方法可提供丰富的信息, 但受限于光照条件且难以提供精准的几何信息^[3]。基于点云的方法能够高效、精准地获取场景的三维空间信息, 如近年来快速发展的高新测绘系统^[4]——移动激光扫描系统(mobile laser scanning, MLS)可获取轨道点云数据, 为铁路轨道检测提供了新方法。

铁路基础设施点云检测方法可分为三类: 知识

驱动方法、机器学习方法和多源数据融合方法^[3]。其中, 知识驱动方法^[5-10]包含数据驱动和模型驱动。文献[11]考虑到电力杆作为交通指示物具有高反射特性的特点, 提出一种基于强度特征和几何特征的杆状物提取方法; 文献[12]利用在路基区域铁轨的高程跳变完成轨顶关键点的检测, 再通过模板匹配的方式提高轨道识别精度; 文献[2]结合数据驱动与模型驱动的方法来实现铁轨点云提取, 根据高程阈值提取路基区域, 并结合几何特征粗提取铁轨点云, 再将铁轨点云投影为图像进行模型匹配, 以获取精准的铁轨点云。机器学习方法^[13-16]包含传统机器学习方法与深度学习方法, 文献[17]将三维点云数据转换到图像分析中, 利用神经网络对图像数据集进行目标识别, 然后将识别出的目标转移到三维环境中, 实现对点云场景元素分类; 文献[18]利用深度学习方法对铁路点云进行语义分割, 进而获取轨道、电力杆、悬链线和交通灯等点云; 文献[19]提出通过 PointNet 网络对道路环境的主要元素进行分割, 获取路面、沟渠、围栏、路堤和边界的点云。多源数据融合方法^[2, 20-22]主要包括两类: 点云与影像数据结合、将点云转换为图像数据。文献[23]使用高分辨

收稿日期: 2021-06-01; **修回日期:** 2021-07-05; **录用日期:** 2021-07-30

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

率图像和激光雷达点云融合的方法对轨道进行分类和提取;文献[24]将激光雷达点云转换成图像数据,直接利用图像处理技术进行分类。

近年来,深度学习在点云处理领域的应用逐渐增多,但是在数据集制作、训练过程中花费大量时间^[3]等原因,限制了其在工程中的应用;部分科研人员将点云处理转换为图像处理,或者是结合高清照片等数据源来实现点云处理,这一多源数据融合的思路也被逐渐应用到点云处理领域,但是限于轨道的三维特征以及提取精度要求,该思路只能应用于特征的粗提取过程。目前,铁路基础设施点云检测表现最好、运用最多的是知识驱动方法^[1],在知识驱

动方法中,模型驱动与数据驱动各有优势。模型驱动在低采样数据上的表现优于数据驱动^[2],但需要依赖先验知识;数据驱动则不需要依赖先验知识,且相对于模型驱动,数据驱动的计算复杂度较小,这是因为数据驱动的方法通常会检测局部属性,从而仅需要处理少量点^[6]。本文采用知识驱动的思路,基于铁路点云的几何关系特征,提出一种路基提取、轨面提取、枕木提取的新方法。

2 基本原理

所提的轨道检测算法流程如图 1 所示,主要包括三个部分:路基提取、轨面提取、枕木提取。

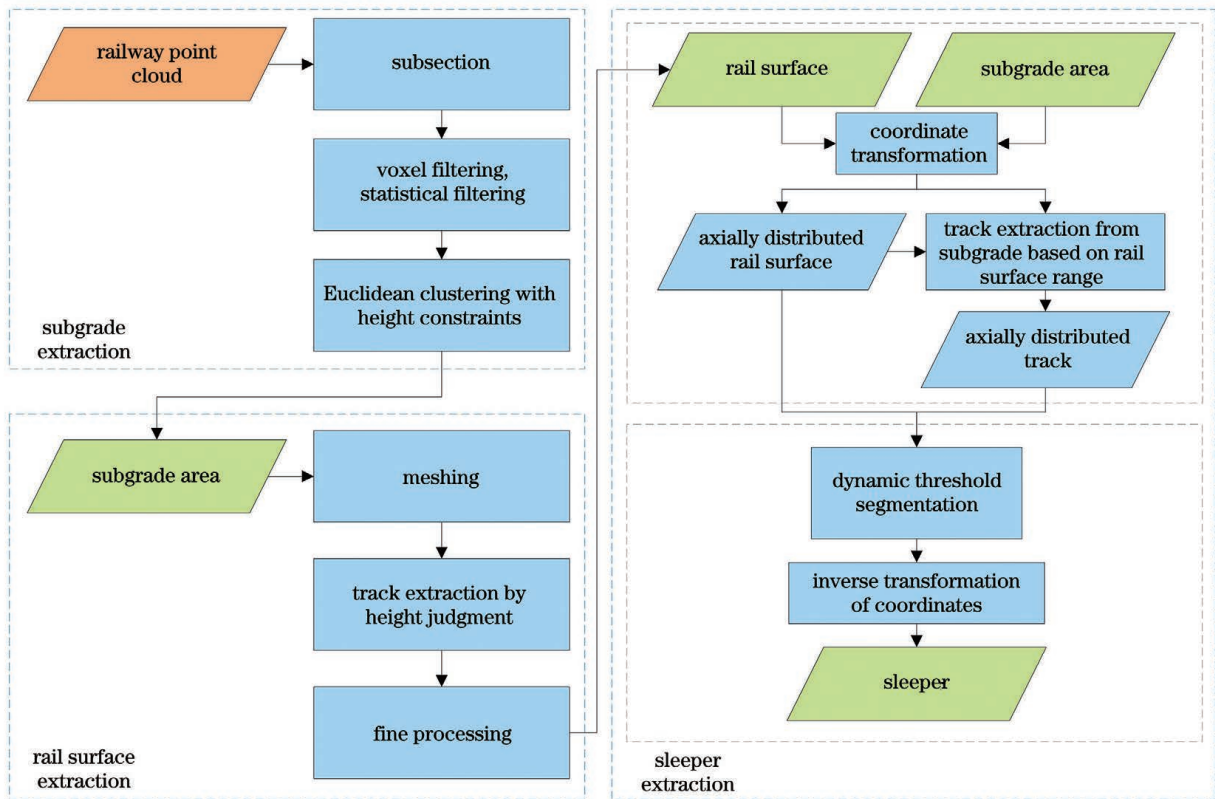


图 1 轨道检测算法流程

Fig. 1 Flow of track detection algorithm

首先,根据铁路点云的几何特点提出高程约束的欧氏聚类算法,将庞大的原始点云数据精简到路基区域;其次,将整个路基区域划分为若干个网格,对每个网格中的点云进行高程判断,将定位符合条件的铁轨区域再作细化处理,获取轨面点云;最后,利用枕木和碎石的几何形态差异,通过所提出的动态阈值分割方法提取枕木点云。

2.1 利用欧氏聚类提取路基区域

若直接对铁路点云进行处理,会存在由数据量巨大导致的处理效率低、内存资源浪费等问题。因

此,本实验在分段处理后对每段点云进行滤波处理,以便加快后续处理速度。分段依据为

$$\frac{(p_i^x - x_{\min})}{l_1} = a, \tag{1}$$

$$\frac{(p_i^y - y_{\min})}{l_1} = b, \tag{2}$$

式中: p_i^x 、 p_i^y 分别表示第 i 个点 p_i 的 x 、 y 轴坐标; x_{\min} 、 y_{\min} 分别表示该铁路点云中横、纵坐标的最小值; l_1 为分段距离; a 、 b 表示在 x 、 y 轴以大小为 l_1 进行分段时,该点分别被划分到第 a 、 b 段。

首先,通过分段处理保证体素滤波不会因索引溢出,导致滤波失败;然后,对分段后的点云进行体素滤波,减少数据量;最后,进行统计滤波,借此去除边缘游离的点,确保后期处理的准确性。

通过以上操作后,点云数据依然保留了原点云的基本特征,但还存在山体、树木等非必要点。为了将处理区域缩小到路基区域,利用基于高程约束的欧氏聚类去除绝大多数非必要点,具体操作流程如图 2 所示。先对点云数据进行欧氏聚类,再经过一

个高程约束模块以去除大量非必要点。约束模块的作用机理是:依据路基区域点云在 z 轴方向跨度较小的特点,通过在 z 轴方向获取其平均值,以设定约束区间 $(\bar{z}-\varphi, \bar{z}+\varphi)$ 来保留平坦的路基,而对于山体、树木等在 z 轴方向跨度较大的地物,同样的约束区间仅保留了少部分点云。通过聚类处理得到的点云数据包含路基区域与少部分山体、树木,路基区域是该点云的最大连通区域,导出点数最多的类可获取路基区域。基于高程约束的欧氏聚类流程如图 2 所示。

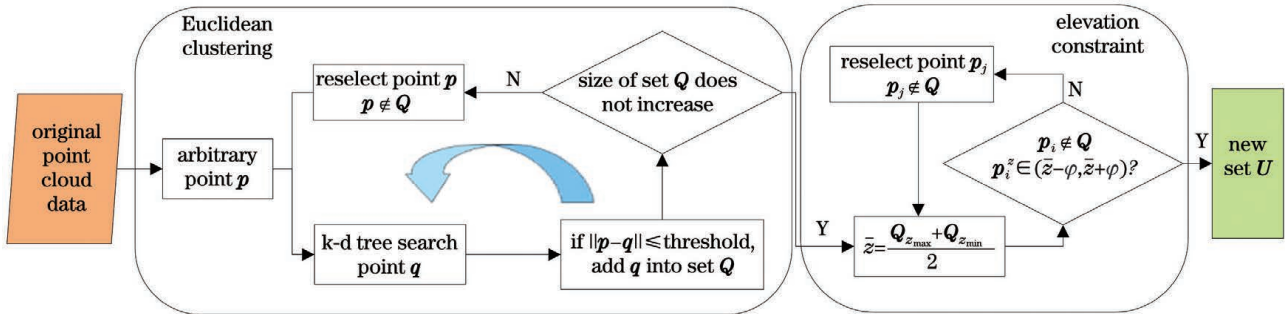


图 2 基于高程约束的欧氏聚类流程

Fig. 2 Flow of Euclidean clustering based on elevation constraints

图 2 所示的欧氏聚类模块通过在空间中任取一点,利用 k-d 树搜索与其相邻的点,计算它们之间的距离,将距离小于聚类阈值的点聚为一类,当某一类的点数不再增加时,选取该类以外的任意一点重复以上操作,可以将整个原始点云分为若干类。高程约束模块通过对每一类求取 z 轴方向的最大值 $Q_{z_{max}}$ 、最小值 $Q_{z_{min}}$,进而求得二者的平均值,基于此设定一个约束区间 $(\bar{z}-\varphi, \bar{z}+\varphi)$,保留约束区间中的点云。其中, z 轴方向阈值参数 φ 取决于该段轨道区域在 z 轴的空间跨度。假定每段轨道区域点云在 z 轴的跨度为 Δh ,为了保留路基区域,阈值设定应满足 $2\varphi > \Delta h$ 。高程约束模块条件为

$$\bar{z} = (z_{max} + z_{min}) / 2, \quad (3)$$

$$\forall p_i \in \begin{cases} U_1, & \bar{z} - \varphi < p_i^z < \bar{z} + \varphi \\ U_0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (4)$$

式中: z_{min} 、 z_{max} 、 \bar{z} 表示该类 Q 中点云在 z 轴方向的最大值、最小值、平均值; p_i^z 表示第 i 个点 p_i 在 z 轴的坐标; φ 表示高程阈值参数; U_1 表示约束区间内的点云; U_0 表示约束区间外的点云。

2.2 利用高程条件判断检测轨面

在轨道维护工作中,轨面的磨损、变形、锈蚀、剥落掉块等是轨道的主要病害,因此对轨面的检测是维护工作中最重要的环节。本实验根据路基区域铁轨高程跳变的特点,对路基区域进行网格划分,通过

对网格的高程判断选择出铁轨点云,进而获取轨面数据,为后期维护工作提供数据支持。路基的护坡在一定范围内也存在高程跳变,容易被误提取为轨面,因此选择一个大小合适的区域进行高程跳变判断至关重要。点云区域的网格划分依据为

$$\frac{(p_i^x - x_{min})}{l_2} = c, \quad (5)$$

$$\frac{(p_i^y - y_{min})}{l_2} = d, \quad (6)$$

式中: c 、 d 分别表示在 x 、 y 轴方向以网格尺寸 l_2 进行划分时,第 i 个点 p_i 被划分到第 c 行第 d 列。

图 3(a)为铁路示意图,铁轨点云在 z 轴方向上有一定跨度,细节如图 3(b)所示,标准铁轨高度 h 为 0.159 m,铁轨躯干高度 h_0 约为 0.1 m,而路基区域的其他点云在 z 轴方向上跨度较小,呈现扁平状。通过网格划分对每一个网格的点云进行条件判断,选择点云在 z 轴方向具有一定跨度的网格,则该网格内的点云为铁轨点云。若以网格中点云最高点与最低点的距离作为判断依据来选择含铁轨点云的网格,会引入由偶然性造成的检测误差,为了避免此类误差,通过滤波获取网格中 z 轴方向符合铁轨头部区间与足部区间的两部分点云,判断上下两部分点云是否含有一定量的点数,若满足此条件,则判定该网格内的点云为铁轨点云;若不满足,则该网格是其他路基区域。详细的计算过程为

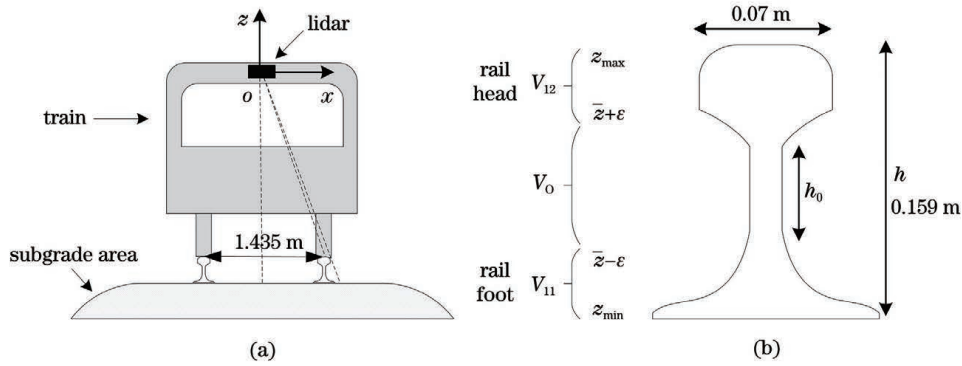


图 3 轨道示意图。(a)轨道截面;(b)铁轨截面

Fig. 3 Rail track diagram. (a) Track section; (b) rail section

$$p_i \in C, \quad (7)$$

$$0.05 < \epsilon < 0.075, \quad (8)$$

$$\forall p_i \in \begin{cases} V_1, & p_i^z < \bar{z} - \epsilon \ \&\& \ p_i^z > \bar{z} + \varphi \\ V_0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (9)$$

$$V_1 = \begin{cases} V_{11}, & z_{\min} < p_i^z < \bar{z} - \epsilon \\ V_{12}, & \bar{z} + \varphi < p_i^z < z_{\max} \end{cases}, \quad (10)$$

$$\min[N(V_{11}), N(V_{12})] \geq e_{th}, \quad (11)$$

式中: C 表示整个路基区域的点云; ϵ 表示在 z 轴方向的波动阈值; e_{th} 表示网格中点数阈值; V_1 、 V_0 分别表示高程条件范围内与高程条件范围外的点云; V_{11} 、 V_{12} 分别表示高程约束内最下端(铁轨足部)、最上端(铁轨头部)的点云; $N(V_{11})$ 、 $N(V_{12})$ 分别表示点云 V_{11} 、 V_{12} 的点数。

具体的高程判断流程如下:

输入: 网格划分后的路基区域 C 。

1) 获取每个网格中点云在 z 轴方向的均值 \bar{z} ;

2) 通过滤波在 z 轴方向获取范围为 $(z_{\min}, \bar{z} - \epsilon)$ 与 $(\bar{z} + \varphi, z_{\max})$ 两段点云 V_{11} 和 V_{12} , 其中 $h_0 < 2\epsilon < h$;

3) 获取 V_{11} 和 V_{12} 点云的点数, 若其中数量较少区域的点数大于阈值 e_{th} , 则断定两个区域均分布有点云, 将该网格标记为铁轨区域;

4) 重复步骤 1)~3), 对整个路基区域 C 的网格进行上述判断, 选出铁轨区域;

5) 将铁轨区域网格合并为一个点云 R 。

输出: 铁轨点云 R 。

对每个网格进行高程判断, 将标记为铁轨区域的网格合并得到铁轨区域。但由于网格划分经过处理, 整个铁轨点云会有明显的块状像素感, 无法获得完整的轨面, 因此需要对铁轨点云作细化处理。细化处理主要利用已有的铁轨区域范围在原路基区域分割出完整的铁轨区域, 再对这个新的铁轨区域点云进行直通滤波, 从而分割提取完整的轨面点云。

2.3 利用动态阈值分割检测枕木

轨道枕木的腐朽、枕木上方异物入侵等问题都影响着列车的安全行驶, 根据枕木点云完整性来判断其的工作状态是否正常, 是轨道自动化检测的一种思路, 因此枕木点云的提取具有重要的研究意义。

2.3.1 检测轨道区域

轨道点云是根据基础铁轨轨面的范围在原路基区域中获得。一般情况下, 轨道点云呈非轴向分布, 无法通过一组坐标范围确定轨道点云的有效区域。本实验通过坐标转换的方法将轨面点云和路基点云转换到沿 x 轴方向分布的状态, 使用一组范围极值在路基区域点云中定位轨道区域。其中, 坐标转换所需的轨道在 xoy 平面内的倾斜角, 可以通过其中一根轨面点云间隔取点, 获取足够多的点来拟合直线, 求取倾斜角。具体计算公式为

$$\delta = n \times \sum_{i=0}^n (p_i^x)^2 - \left(\sum_{i=0}^n p_i^x \right)^2, \quad (12)$$

$$k = \begin{cases} \left[n \times \sum_{i=0}^n (p_i^x \times p_i^y) - \sum_{i=0}^n p_i^x \times \sum_{i=0}^n p_i^y \right] \div \delta, & \delta \neq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (13)$$

$$\theta = \arctan k, \quad (14)$$

$$p_i^{\tilde{x}} = p_i^x \times \cos \theta + p_i^y \times \sin \theta, \quad (15)$$

$$p_i^{\tilde{y}} = p_i^y \times \cos \theta - p_i^x \times \sin \theta, \quad (16)$$

式中: n 为轨面间隔取点的点数; δ 为中间变量; k 为轨道的斜率; θ 为轨道与 x 轴的夹角; $p_i^{\tilde{x}}$ 、 $p_i^{\tilde{y}}$ 表示点 p_i 经过坐标转换后的横、纵坐标。

通过对轨面点云和路基区域的坐标转换, 得到沿轴向分布的轨面点云与路基区域点云。根据轴向分布的轨面点云的最小包围盒获取其坐标范围, 进而在轴向分布的路基区域提取出轨道区域。

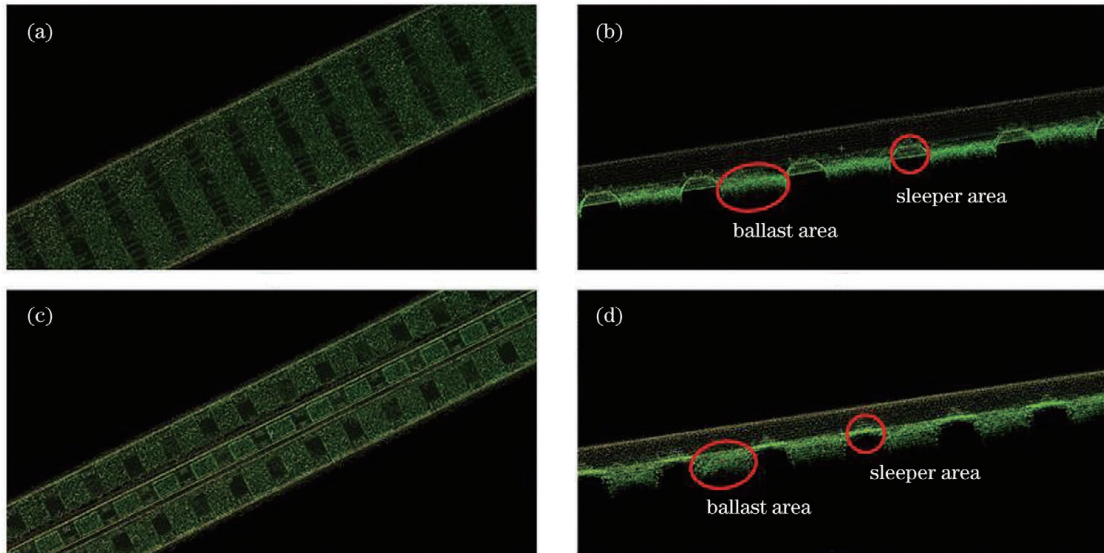


图 4 枕木细节。(a)非桥梁区域俯视图;(b)非桥梁区域侧视图;(c)桥梁区域俯视图;(d)桥梁区域侧视图

Fig. 4 Sleeper details. (a) Top view of non-bridge area; (b) side view of non-bridge area; (c) top view of bridge area; (d) side view of bridge area

基于上述特点, 以及在 2.2 节中获取的沿轴向分布的轨面点云和在 2.3.1 节获取的沿轴向分布轨道点云, 本实验利用动态阈值分割方法检测枕木点云。其原理是: 由于枕木与碎石位置始终相间, 对轨道数据进一步分段, 且分段距离小于枕木宽度, 此时通过分割获得碎石区域的范围, 进而得到枕木的范围; 在分割获取碎石范围的过程中, 结合不同区域的轨道铺设特点, 针对非桥梁区域与桥梁区域使用不同的基础阈值, 再将每段点云在 z 轴方向的最大值与基础阈值的差值作为滤波上限, 将该段点云在 z 轴方向的最小值作为下限, 以此获取碎石区域与枕木区域几何差异的部分点云; 在基础阈值选取的过程中, 基于非桥梁区域与桥梁区域柜面数量差异提供区域信息, 进而选取合适的基础阈值。

由于弯道区域一次坐标变换轨道无法完全沿轴向分布, 在进行动态阈值分割处理前, 同时对轨面与轨道进行分段, 并对二者进行一次坐标变换, 以保证

2.3.2 检测枕木区域

轨道区域一般分为非桥梁区域与桥梁区域, 如图 4(a)、(c)所示。在火车通过桥梁区域时, 为保证行驶安全, 基础铁轨的内侧会铺设护轮轨, 因此桥梁区域比非桥梁区域多两根铁轨。除此之外, 枕木与碎石的铺设方式也存在差异, 非桥梁区域枕木铺设在碎石上, 而桥梁区域将枕木固定在桥梁上, 碎石铺设在枕木间。比较图 4(b)、(d)发现, 碎石点云以及枕木点云在非桥梁区域与桥梁区域存在明显的几何差异, 碎石下方会有较多的游离点, 并且最低点低于相邻枕木最低点。

轴向分布的准确性。其中, 当轨道分段到所剩距离与其宽度相等或者更小时容易出现分段错误, 致使枕木提取过程出现漏提取的问题。其原因是在分段的最后一部分, 轨道宽度大于剩余长度, 算法基于轨道的宽度进行分段, 导致枕木之间夹杂着碎石, 使得该部分区域不被提取, 提取的轨道长度小于真实轨道长度。为了避免此类问题, 对每段点云的铁轨方向增加判断, 当最后一段轨道长度小于轨道宽度时, 将上一段的铁轨方向作为该段点云的估计方向。

利用 1.3.1 节所得到的倾斜角的相反数对动态阈值分割获取的沿轴向分布枕木点云进行坐标变换, 将提取的枕木点云还原为原始点云形态。

动态阈值分割算法的具体流程如下:

输入: 沿轴向分布的轨面点云 F 、沿轴向分布的轨道点云 T 。

- 1) 同时对 F 、 T 进行等距分段, 均为 M 段;
- 2) 利用 M 段中第 i 段轨面 F_i 的倾斜角 θ_i 对

第 i 段 F_i 、 T_i 进行坐标变换,得到 \tilde{F}_i 、 \tilde{T}_i ,遍历 M 段轨面、轨道后进行坐标变换 ($i < M$);

3) 将轨面 \tilde{F}_i 、轨道 \tilde{T}_i 同时等距分为 N 段,且分段距离小于枕木宽度;

4) 判断 \tilde{F}_i 中第 j 段 \tilde{F}_{ij} 的轨面数量,对应不同数量选择不同的基础阈值,结合不同段落的轨道点云沿 z 轴的最大值确定滤波上限,将沿 z 轴的最小值作为滤波下限,对第 j 段 \tilde{T}_{ij} 进行直通滤波分割,以提取碎石区域点云 ($j < N$);

5) 利用碎石区域与枕木区域相邻的特点,在第 \tilde{T}_{ij} 区域中获取碎石区域的互补区域枕木 \tilde{S}_{ij} ,遍历第 i 段轨道中 N 小段轨道区域获取所有枕木,合并为 \tilde{S}_i ;

6) 利用倾斜角 θ_i 的相反数,对 \tilde{S}_i 进行坐标逆变换,得到 S_i ;

7) 重复步骤 2)~6),对 M 段轨道区域进行处理,获取全部枕木点云,合并为 S 。

输出:沿轴向分布的枕木点云 S 。

3 分析与讨论

为了评估检测结果,通过手工处理获取测试区域的轨面点云、枕木点云作为参考数据,同时,利用手工分割获取本文算法提取的轨面与枕木数据的正负样本,将参考数据与提取结果进行比较。利用召回率 r 、准确率 p 和提取质量 q 三个精度指标^[25]评

价算法的性能。三个精度指标的计算公式为

$$r = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \times 100\%, \quad (17)$$

$$p = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \times 100\%, \quad (18)$$

$$q = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP} + N_{FN}} \times 100\%, \quad (19)$$

式中: N_{TP} 表示真正样本数,即提取正确点的数量; N_{FN} 为假负样本数,即漏提取正确点的数量; N_{FP} 为假正样本数,即错误提取点的数量。

3.1 路基区域提取

通过滤波降低一定的数据量,再利用高程约束欧氏聚类提取路基区域,其中高程约束欧氏聚类方法利用了车载激光点云在扫描角度越大时点云越稀疏,以及路基区域呈现扁平块状的特点。车载激光雷达设备一般布置在巡检车头的正上方,路基区域点云数据密度较高,而非路基区域一般在路基两侧,其点云数据密度较低。路基区域点密度较高以及扁平的形态在高程约束欧氏聚类处理中得以保留。

对不同类型的数据进行路基区域提取,结果如图 5 所示,其中数据 1 是位于湖南株洲某段靠近桥梁区域、长约 280 m 的货运铁路点云数据,数据 2 是位于湖南株洲某桥梁区域、长约 150 m 的货运铁路点云数据。可以看出,在不同环境下,高程约束欧氏聚类方法都能较好地提取出路基区域。

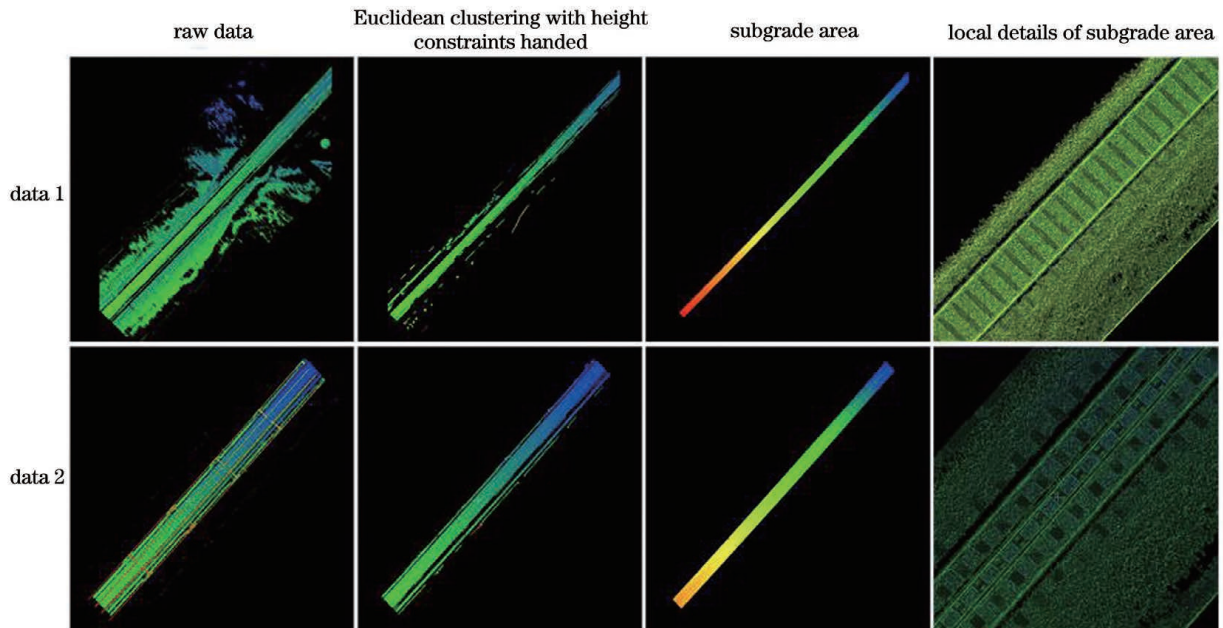


图 5 路基区域提取效果

Fig. 5 Extraction effect of subgrade area

3.2 铁轨点云检测

铁轨粗提取会因网格划分的大小呈现不同的效果,进而影响铁轨点云细化处理,因此网格划分中网格大小是铁轨提取效果的关键参数之一。为了评估网格大小对轨面提取效果的影响,等间隔

从 0.04 m 到 0.12 m 选取 5 组网格尺寸 d_{grid} 进行对比实验,不同区域基于不同网格大小的轨面提取效果如图 6 所示,其中第一行图像为非桥梁区域轨面提取效果,第二行图像为桥梁区域轨面提取效果。

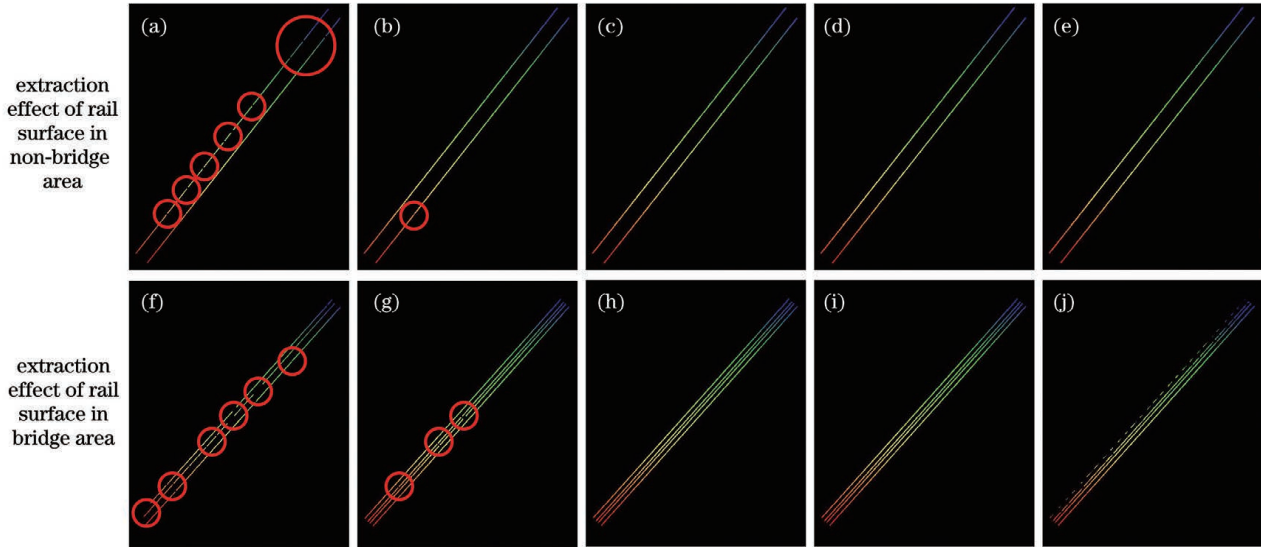


图 6 不同网格尺寸下轨面点云检测效果。(a)(f)网格尺寸为 0.04 m; (b)(g)网格尺寸为 0.06 m; (c)(h)网格尺寸为 0.08 m; (d)(i)网格尺寸为 0.10 m; (e)(j)网格尺寸为 0.12 m

Fig. 6 Detection effect of rail surface point cloud under different grid sizes. (a)(f) Grid size is 0.04 m; (b)(g) grid size is 0.06 m; (c)(h) grid size is 0.08 m; (d)(i) grid size is 0.10 m; (e)(j) grid size is 0.12 m

为了直观地展示网格大小对轨道提取效果的影响,将提取的轨道数据通过评价指标进行展示,如

表 1 所示,其中 Area 1 表示非桥梁区域,Area 2 表示桥梁区域。

表 1 不同网格大小情况下铁轨提取精度

Table 1 Accuracy of rail extraction under different grid sizes

unit: %

Evaluation indicator	$d_{\text{grid}}=0.04\text{ m}$		$d_{\text{grid}}=0.06\text{ m}$		$d_{\text{grid}}=0.08\text{ m}$		$d_{\text{grid}}=0.10\text{ m}$		$d_{\text{grid}}=0.12\text{ m}$	
	Area 1	Area 2	Area 1	Area 2	Area 1	Area 2	Area 1	Area 2	Area 1	Area 2
r	75.6	50.1	96.2	96.0	98.0	99.2	98.2	99.4	98.2	61.1
p	98.2	99.8	98.6	99.3	99.5	99.3	99.6	99.4	99.7	99.7
q	75.5	50.0	95.0	95.0	97.5	98.4	97.9	98.7	98.0	61.0

本实验的网格大小从 0.04 m 开始划分,这样可以保证每个网格都含有点云,使网格划分有效。结合表 1 与图 6(a)、(b)、(f)、(g)可知,当网格大小在 0.04~0.06 m 范围内时,桥梁区域与非桥梁区域的轨面点云随着网格尺寸的增大逐渐趋于完整,小区域漏提取(圆圈标记)与单根铁轨缺失现象逐渐减少,原因是在更小的网格中所包含的点云数量较少,当少于高程判断的点数约束值时,认为该网格不属于轨道区域,导致出现漏提取,而随着网格的增大,网格内的点数增多,漏提取的情况减少。

在非桥梁区域,网格尺寸在 0.08~0.12 m 范

围内时,3 个评价指标均达到较高水准,召回率、准确率、提取质量的均值分别达到 98.1%、99.6%、97.7%。在桥梁区域,网格尺寸在 0.08~0.10 m 范围内时,轨面提取表现良好,各项评价指标达到最高值,召回率、准确率、提取质量的均值分别达到 99.3%、99.4%、98.6%。当网格尺寸为 0.12 m 时,轨面出现大区域的提取不完整现象,主要原因是较大的网格尺寸导致粗提取获得的每根铁轨包含铁轨两侧较多的无效区域,使得在细化处理过程中,获取的铁轨范围要比真实铁轨范围大,在桥梁区域的轨道中间护轮轨使得临近铁

轨的轨距缩小,导致原本独立的铁轨变成连通区域,而对一段连通区域进行处理获取轨面时,滤波阈值无法兼顾两侧的轨面,导致轨面的一侧提取效果不理想。

结合上述评价指标与提取效果,发现提取质量评价指标最贴合实际效果,故将提取质量指标作为主要参考指标。在非桥梁区域,网格尺寸在 0.06~0.12 m 获得较好的提取效果;而在桥梁区域,只在网格尺寸为 0.08~0.10 m 时获得较好的提取效果。因此,本实验选取两类区域最佳网格尺寸的交通

集 0.08~0.10 m 作为推荐网格大小来提取轨面。

为了更清楚地证明本文算法的优势,将本文算法与 Yang 等^[8]提出的轨道提取方法进行对比实验。本文算法的思路是:首先依据轨道床的高程跳变特点,利用滑动窗口的方法提取路基区域;然后借助铁轨在路基区域的曲率变化,粗略提取铁轨点云;最后,基于铁轨点云与碎石点云的强度差异,进一步提升铁轨提取精度。为提取轨面,在铁轨点云中提取轨面时增设精细化处理。针对不同区域进行轨面提取精度对比,结果如表 2 所示。

表 2 两种枕面提取方法的提取结果对比

Table 2 Comparison of extraction results of rail surface using two methods

unit: %

Evaluation indicator	Yang's method			Proposed method		
	Area 1	Area 2	Average	Area 1	Area 2	Average
<i>r</i>	95.0	99.1	97.1	98.5	99.5	99.0
<i>p</i>	99.4	98.9	99.2	98.0	99.4	99.1
<i>q</i>	94.5	98.1	96.3	96.6	98.9	97.8

由表 2 可知,本文算法的轨面提取效果略优于 Yang 等^[8]提出算法的提取效果,这两种算法的平均提取质量分别为 97.8%和 96.3%。需要说明两点:1)针对不同的铁路环境,Yang 等^[8]提出的算法需要手动调试不同的曲率阈值才能提取到较完整的轨面点云,其原因是,在一定的曲率半径下,桥梁区域的基础轨间夹着护轮轨,使得轨道间距缩小,不同的轨道间距使得同是铁轨区域却对应着不同的最优曲率阈值,因此曲率阈值需要针对不同区域设定。曲率计算基于一定的曲率半径,曲率半径较小会使得碎石等地物干扰测量结果,从而影响曲率计算;曲率半径过大会使得路基区域曲率变化微弱,无法有效提取轨道点云。2)本文算法仅依赖点云的坐标信息,不需要通过额外的强度信息来剔除其他误提取区域。综上所述,所提出的轨面提取算法具有一定的鲁棒性,并且对数据信息多样性无较高要求,有一定的研究价值。

3.3 枕木点云检测

通过上述实验获得了完整的轨面点云数据,而

通过坐标变换可以获取沿轴向分布的轨面点云与路基点云,借助轨面基础铁轨的范围在路基区域提取出轨道区域。

在动态阈值分割提取枕木的过程中,发现不同轨道区域存在不同的最优基础阈值,为了更好地提取枕木区域,基础阈值的设定将对不同区域数据进行实验分析,以获得对应的最优基础阈值。对于非桥梁区域,考虑到铁轨高度、分段高程跨度、游离点的高度误差以及枕木铺设方式等因素,将基础阈值在 0.25~0.31 m 范围内等间隔取值进行对比实验。同样,考虑到桥梁区域的枕木铺设方式不同于非桥梁区域,将基础阈值在 0.22~0.28 m 范围内等间隔取值进行对比实验,实验效果如图 7 所示。不同基础阈值对应的枕木提取精度如表 3、表 4 所示。

由图 7 与表 3、表 4 所示的评价指标可知,非桥梁区域与桥梁区域的基础阈值分别为 0.28 m, 0.25 m 时提取效果最优,提取质量分别达到 93.1%

表 3 非桥梁区域在不同基础阈值 d_{th} 下的枕木提取精度

Table 3 Accuracy of sleeper extraction in different basic thresholds d_{th} of non-bridge area

unit: %

Evaluation indicator	$d_{th}=0.25$ m	$d_{th}=0.26$ m	$d_{th}=0.27$ m	$d_{th}=0.28$ m	$d_{th}=0.29$ m	$d_{th}=0.30$ m	$d_{th}=0.31$ m
<i>r</i>	4.9	39.5	88.6	99.4	99.8	99.8	99.9
<i>p</i>	99.9	99.5	98.9	93.6	88.1	61.1	48.2
<i>q</i>	4.9	39.5	87.8	93.1	87.8	61.1	48.2

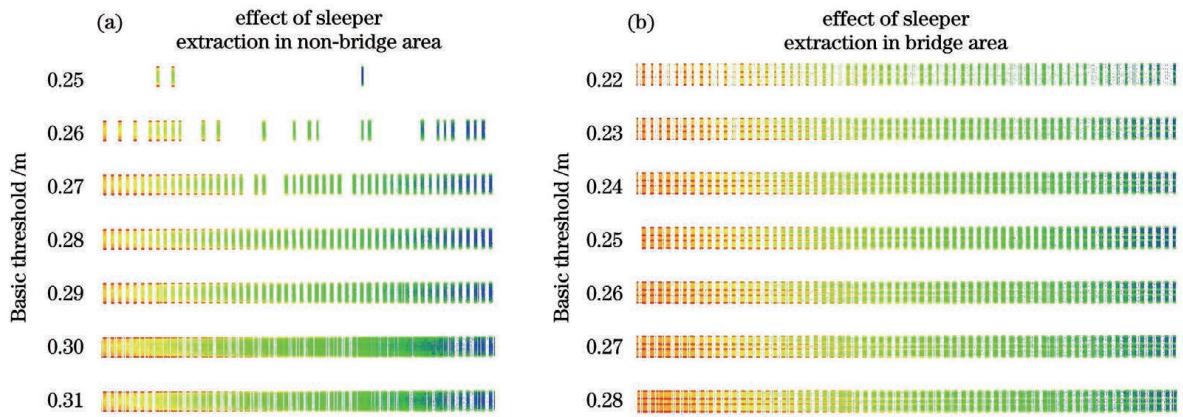


图 7 不同区域的枕木点云检测效果。(a)非桥梁区域;(b)桥梁区域

Fig. 7 Effect of sleeper point cloud detection in different areas. (a) Non-bridge area; (b) bridge area

表 4 桥梁区域在不同基础阈值 d_{th} 下的枕木提取精度

Table 4 Accuracy of sleeper extraction in different basic thresholds d_{th} of bridge area

unit: %

Evaluation indicator	$d_{th}=0.22\text{ m}$	$d_{th}=0.23\text{ m}$	$d_{th}=0.24\text{ m}$	$d_{th}=0.25\text{ m}$	$d_{th}=0.26\text{ m}$	$d_{th}=0.27\text{ m}$	$d_{th}=0.28\text{ m}$
r	48.2	78.6	96.9	99.3	99.5	99.7	99.9
p	93.9	94.8	95.8	94.7	91.8	88.3	80.9
q	46.8	75.3	92.9	94.1	91.4	88.1	80.8

和 94.1%。两者的最佳基础阈值存在明显差距主要是由枕木铺设方式不同造成的,具体而言,非桥梁区域轨道的枕木被铺设在碎石上,而桥梁区域轨道是直接枕木固定在桥梁上,二者相差一层碎石的高度。随着基础阈值的增大,枕木提取的召回率逐渐升高,这是因为当基础阈值逐渐增大,直通滤波的上限值逐渐减小,能够更准确地获取碎石与枕木在 z 轴方向的差异,减少枕木点云的误判,从而避免漏提取。准确性指标随着基础阈值的增加先增大后减小,在达到最优提取效果前,基础阈值增加,滤波的

上限值逐渐减小,越来越多的枕木区域被正确提取;当基础阈值超过最优阈值后,直通滤波的上限值减小到无法准确获取碎石区域,将碎石区域误判为枕木区域,导致碎石点云被误提取。

截取数据 1 中部分非桥梁区域与数据 2 中部分桥梁区域,采用 0.09 m 网格尺寸进行轨面提取,针对非桥梁区域与桥梁区域分别采用 0.28 m 与 0.25 m 作为基础阈值进行枕木提取,提取效果如图 8 所示,两个区域中轨面点云的平均提取质量为 97.8%,枕木点云的平均提取质量 93.6%。

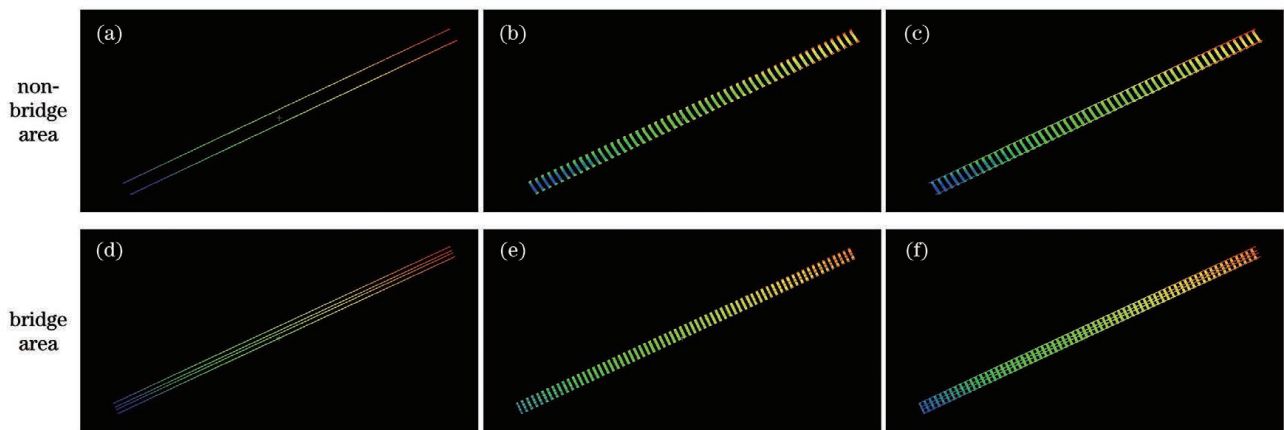


图 8 不同区域的轨面及枕木点云提取效果。(a) (d)轨面提取效果;(b) (e)枕木提取效果;(c) (f)整体效果

Fig. 8 Point cloud detection effect of rail surface and sleeper in different areas. (a)(d) Effect of rail surface extraction; (b)(e) effect of sleeper extraction; (c)(f) overall effect

4 结 论

提出一种基于车载点云数据的铁路轨面、枕木检测算法。首先,对原始数据使用高程约束欧氏聚类提取路基区域,使数据处理效率更高。然后,利用路基与铁轨的相对高程差异,使用不同大小的网格进行轨面提取,选取最优的网格尺寸对路基区域进行划分,再进行高程判断,以提取轨面点云。最后,针对弯道区域的轨道一次坐标变换无法完全沿轴向分布的问题,对轨道分段后再进行一次坐标变换,保证轴向分布的准确性;针对桥梁区域、非桥梁区域的差异,选择不同基础阈值确定动态阈值分割的上限阈值,进而得到更好的分割效果。此外,选择两个铁路区域进行实验验证,结果显示,轨面与枕木的平均提取质量分别为 97.8% 和 93.6%,表明本文算法是有效并且可行的,具有一定的实用价值,可以为轨道维护提供高效、精准的测量数据。

参 考 文 献

- [1] Zou R, Fan X Y, Qian C, et al. An efficient and accurate method for different configurations railway extraction based on mobile laser scanning[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(24): 2929-2950.
- [2] Arastounia M, Oude Elberink S. Application of template matching for improving classification of urban railroad point clouds[J]. *Sensors*, 2016, 16(12): E2112-E2129.
- [3] Lou Y D, Zhang T, Tang J, et al. A fast algorithm for rail extraction using mobile laser scanning data[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(12): 1998-2019.
- [4] Wang Y, Chen Q, Zhu Q, et al. A survey of mobile laser scanning applications and key techniques over urban areas[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(13): 1540-1559.
- [5] Sánchez-Rodríguez A, Riveiro B, Soilán M, et al. Automated detection and decomposition of railway tunnels from Mobile Laser Scanning Datasets[J]. *Automation in Construction*, 2018, 96: 171-179.
- [6] Arastounia M. Automated recognition of railroad infrastructure in rural areas from LIDAR data[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(11): 14916-14938.
- [7] Elberink S O, Khoshelham K. Automatic extraction of railroad centerlines from mobile laser scanning data[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(5): 5565-5583.
- [8] Yang B S, Fang L N. Automated extraction of 3-D railway tracks from mobile laser scanning point clouds[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(12): 4750-4761.
- [9] Li Y D, Che J, Xue C. A method of simultaneous localization and mapping based on point and line feature matching[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(2): 0210003.
李运舵, 车进, 薛澄. 一种点线特征匹配的实时定位及地图重建方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(2): 0210003.
- [10] Cao G P, Liu X S, Liu N, et al. Segmentation of subway tunnel wall surface objects based on laser 3D point cloud[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(21): 2110001.
曹桂萍, 刘行思, 刘念, 等. 基于激光三维点云分割地铁隧道壁表面物体[J]. *光学学报*, 2020, 40(21): 2110001.
- [11] Wu B, Yu B L, Yue W H, et al. A voxel-based method for automated identification and morphological parameters estimation of individual street trees from mobile laser scanning data[J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(2): 584-611.
- [12] Guo Z M, Cai B G, Jiang W. A railway track detection method using LiDAR[J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2020, 51(2): 560-566.
郭子明, 蔡伯根, 姜维. 基于激光雷达的铁路轨道检测方法[J]. *中南大学学报(自然科学版)*, 2020, 51(2): 560-566.
- [13] Wang T G, Yang F F, Tsui K L. Real-time detection of railway track component via one-stage deep learning networks[J]. *Sensors*, 2020, 20(15): 4325-4339.
- [14] Gibert X, Patel V M, Chellappa R. Robust fastener detection for autonomous visual railway track inspection[C] // 2015 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, January 5-9, 2015, Waikoloa, HI, USA. New York: IEEE Press, 2015: 694-701.
- [15] Huang G, Liu X L. Automatic extraction and classification of road markings based on deep learning[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2019, 46(8): 0804002.
黄刚, 刘先林. 基于深度学习的道路标线自动提取与分类方法[J]. *中国激光*, 2019, 46(8): 0804002.
- [16] Zhao L, Hu J, Liu H, et al. Deep learning based on semantic segmentation for three-dimensional object detection from point clouds[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(17): 1710004.
赵亮, 胡杰, 刘汉, 等. 基于语义分割的深度学习激光点云三维目标检测[J/OL]. *中国激光*, 2021, 48(17): 1710004.
- [17] Barrile V, Candela G, Fotia A. Point cloud

- segmentation using image processing techniques for structural analysis[J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2019, XLII-2/W11: 187-193.
- [18] Lamas D, Soilán M, Grandío J, et al. Automatic point cloud semantic segmentation of complex railway environments[J]. Remote Sensing, 2021, 13(12): 2332-2363.
- [19] Balado J, Martínez-Sánchez J, Arias P, et al. Road environment semantic segmentation with deep learning from MLS point cloud data[J]. Sensors, 2019, 19(16): 3466-3478.
- [20] Cheng X J, Guo W, Li Q, et al. Joint classification method for terrestrial LiDAR point cloud based on intensity and color information[J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(10): 1010007.
程效军, 郭王, 李泉, 等. 基于强度与颜色信息的地面 LiDAR 点云联合分类方法[J]. 中国激光, 2017, 44(10): 1010007.
- [21] Fang L N, Lu L J, Zhao Z Y, et al. Road boundaries extraction from mobile laser scanning point clouds based on discrete point Snake[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2020, 49(11): 1438-1450.
- 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.
- [22] Guo Q D, Quan Y M. Depth image point cloud segmentation using spatial projection[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(18): 1815001.
郭清达, 全燕鸣. 采用空间投影的深度图像点云分割[J]. 光学学报, 2020, 40(18): 1815001.
- [23] Campos-Taberner M, Romero-Soriano A, Gatta C, et al. Processing of extremely high-resolution LiDAR and RGB data: outcome of the 2015 IEEE GRSS data fusion contest-part A: 2-D contest[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2016, 9(12): 5547-5559.
- [24] Zhu L L, Hyypya J. The use of airborne and mobile laser scanning for modeling railway environments in 3D[J]. Remote Sensing, 2014, 6(4): 3075-3100.
- [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.

Railway Track Detection Based on Vehicle Laser Point Cloud

Li Weigang^{*}, Mei Yang, Fan Xiang, 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 Because rail transportation is an important part of our country's transportation, track maintenance is essential. On the one hand, the safety hazard will be caused by the degeneration and deformation of track component performance due to cyclical loads and natural erosion. Among them, the wear, deformation, rust, peeling, and falling of the rail surface are the main problems of the track. As a result, the most important aspect of the maintenance work is the inspection of the rail surface. Furthermore, the deterioration of track sleepers and the introduction of foreign objects above the sleepers all have an impact on the train's safety. Track inspection can also provide data support for track maintenance by determining whether its working status is normal or not based on the integrity of the sleeper point clouds. On the other hand, vehicle-mounted lasers are widely used in the field of track inspection and have good measurement effects on three-dimensional objects. In summary, we propose an automated algorithm based on the vehicle-mounted laser track point cloud that realizes point cloud preprocessing and automatic extraction of rail surface point clouds using only the point cloud coordinate information. As a result, the sleeper point clouds serve as data support for track maintenance.

Methods Concerning preprocessing of point cloud data, based on the flat morphology of the track bed area, the track bed area was extracted by Euclidean clustering with height constraints. The rail was the only object with elevation jumps in the track bed area when it came to rail surface extraction. To begin, the subgrade area was gridded. The point cloud in each grid was then evaluated for elevation, and the grid that met the rail's height jump

was extracted and merged to form a rough-extracted rail point cloud. Finally, coordinate transformation, clustering, filtering, and other operations were used to achieve refined rail surface extraction. In terms of sleeper extraction, there were clear geometric differences between sleeper point clouds and ballast point clouds. First, the track area was extracted from the subgrade area using the rail surface's position information. Second, using coordinate transformation, the track was distributed along the axial direction. Finally, the track was segmented, and the sleeper point clouds were extracted by comparing the morphologies of the sleepers and the ballast.

Results and Discussions It can be seen from Table 1 that the optimal grid size range is 0.08–0.1 m. If the grid size is too large, the slope protection area will be mistaken for the rail extraction, resulting in erroneous extraction; too small, the middle area of the rail will be missed, resulting in incomplete extraction. The reason for this is that the rail on the side of the rail blind area does not meet the elevation judgment conditions due to the shape of the rail and the scanning blind area on the side of the rail that is scanned by the vehicle-mounted laser. Table 2 shows that the rail surface extraction effect of this algorithm is slightly better than that of Yang's algorithm in the comparison experiment. At the same time, the curvature threshold of the comparison algorithm is difficult to determine, and the extraction process requires intensity information, so the rail surface extraction algorithm in this paper has a certain research value. The optimal basic thresholds for bridge areas and non-bridge areas are 0.25 m and 0.28 m, respectively, as shown in Tables 3 and 4. The basic threshold represents the vertical distance from the lower edge of the current sleeper to the rail surface. Due to the difference in the laying methods of the sleepers in the two types of areas, there is a 3 cm deviation in the optimal basic threshold between the two areas.

Conclusions Based on a vehicle-mounted laser track point cloud, this paper develops a rail surface and sleeper detection algorithm. Multiple sets of different grid size comparison experiments are carried out in the process of extracting the rail surface, based on rail data in different regions, and the optimal grid size range is 0.08–0.1 m. The effect is shown in Fig. 6. On this basis, in contrast with the method proposed by Yang, the rail surface extraction effect of this algorithm is slightly better than that of Yang's algorithm, and the robustness is better. The extraction quality averages 97.8% and 96.3%, respectively. Several different basic threshold segmentation experiments are carried out during the extraction process to extract sleepers for different areas. In bridge areas and non-bridge areas, the optimal basic thresholds are 0.25 m and 0.28 m, respectively. The maximum value of the z -axis of the point cloud in each segment is used as the upper limit of segmentation, and the difference between it and the corresponding basic threshold value is used as the lower limit of segmentation, which has a better extraction effect. Fig. 7 depicts the effect. The extraction quality is 93.6%. In conclusion, the algorithm proposed in this paper is effective and feasible, has some practical applications, and can provide efficient and accurate measurement data for track maintenance.

Key words remote sensing; track detection; laser scanning; Euclidean clustering; elevation difference; dynamic threshold segmentation