

自适应下降距离的布料模拟路面坑槽提取算法

刘如飞¹, 许伟彬^{1*}, 赵倩影², 苏占文¹¹山东科技大学测绘与空间信息学院, 山东 青岛 266590;²青岛地矿岩土工程有限公司, 山东 青岛 266072

摘要 针对传统布料模拟滤波(CSF)算法无法区分路面局部损坏微地形导致的坑槽病害错检、漏检问题,提出一种自适应下降距离的CSF路面坑槽提取算法。该算法首先对道路点云进行预处理去噪,获取车道路面点云。然后统计布料粒子点的深度标准差,改进CSF算法中模拟布料“外力下降”和“内力回拉”过程的位移距离,实现模拟布料的自适应距离下降,进一步构建考虑路面坑槽的精确局部基准面,生成点云深度增强信息模型。最后利用深度阈值分类和欧式聚类算法实现坑槽的精确检测并提取坑槽的几何属性特征。对道路的实测数据进行实验与分析,结果表明,实测数据中的坑槽召回率达到83.3%,精确率达到87.5%,最大面积相对误差为17.699%,最大深度相对误差为9.677%。所提算法具有一定的鲁棒性与适用性,可为大规模三维路面点云数据自动检测路面坑槽工作提供有力的支撑。

关键词 路面激光点云; 基准面; 布料模拟滤波算法; 路面坑槽检测

中图分类号 P237;U418

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP241089

Adaptive Descent Distance Cloth Simulation Algorithm for Pavement Pothole Extraction

Liu Rufe¹, Xu Weibin^{1*}, Zhao Qianying², Su Zhanwen¹¹College of Geodesy and Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, Shandong, China;²Qingdao Geology and Minerals Rock and Soil Engineering Co., Ltd., Qingdao 266072, Shandong, China

Abstract Aiming at the problem that the traditional cloth simulation filtering (CSF) algorithm cannot distinguish the local microtopography of pavement damage, which leads to the wrong detection and omission of pothole damages, an adaptive descent distance CSF algorithm for pavement pothole extraction is proposed. First, the proposed algorithm preprocesses and denoises the point cloud of the road to obtain the pavement point cloud. Second, by improving the displacement distance of the “external force drop” and “internal force pull back” processes of the simulated cloth in the CSF algorithm, the adaptive distance drop of the simulated cloth is realized, and then further constructs the accurate local datum plane of the road surface and generates the depth-enhanced information model of the point cloud. Finally, depth threshold classification and Euclidean clustering algorithm are used to achieve precise detection of potholes and extract geometric attribute features of potholes. Experiments and analysis of the measured road data show that, the recall of potholes in the measured data reaches 83.3%, and the precision reaches 87.5%, the maximum relative error of area is 17.699%, and the maximum relative error of depth is 9.677%, which has a certain degree of robustness and applicability. The proposed algorithm can provide a powerful support for the work of large-scale three-dimensional pavement point cloud data for the automatic and precise detection of potholes on pavements.

Key words pavement laser point cloud; datum plane; cloth simulation filtering algorithm; road pothole detection

1 引言

随着国民经济的飞速发展,汽车数量和道路里程

不断增加^[1],道路破损的速度随之加快,导致坑槽、沉陷等道路病害频繁出现。其中坑槽是常见的道路病害之一,坑槽的存在会降低行车稳定性,从而加大事故发

收稿日期: 2024-04-12; 修回日期: 2024-05-09; 录用日期: 2024-05-22; 网络首发日期: 2024-05-28

基金项目: 国家自然科学基金(42301519)、山东省科技型中小企业创新能力提升工程(2022TSGC1135)、“菁英计划”科研支持项目(0104060541613)

通信作者: *xuweibin2022@163.com

生的可能性。此外,若坑槽病害得不到及时处理,将进一步加剧道路病害的恶化,使修复工作变得更复杂且增加修复成本。因此,研究一种路面坑槽的精确检测方法对提升道路安全、降低修复成本具有重要意义。

目前自动检测路面坑槽的方法依据数据类型可分为基于加速度传感器的震动检测法、基于二维图像的边缘检测法和基于三维点云的几何检测法。1)震动检测法^[2-3]依靠加速度传感器记录车辆行驶中的震动情况,从而实现高程异常的坑槽病害检测。这类方法设备成本低廉且处理效率高,但精度较差且只能获取坑槽位置信息,无法获取坑槽的深度、面积等几何信息。2)边缘检测法^[4-5]通常利用二维图像进行坑槽检测,通过图像分割、轮廓提取、形态学运算或深度学习等处理手段实现坑槽目标的分割与提取。例如,Fan等^[6]提出一种融合图注意力层(GAL)的GAL-DeepLabv3+模型来识别道路坑槽病害,Wang等^[7]提出一种结合数据增强与改进YOLOv3网络的坑槽检测方法从而实现路面坑槽的稳健检测。这类方法相较于震动检测法更稳定,但图像易受光照、阴影和水渍等环境因素的影响,可能导致检测结果错误。3)几何检测法通过分析相邻点云间的空间几何与分布特征来实现坑槽目标的检测与提取,具体可分为基于深度学习的方法^[8]和传统方法^[9]。目前基于三维点云的深度学习方法的研究较少,通常将三维点云转化为二维图像进行坑槽检测^[10],但这样会造成几何信息的缺失。传统方法主要通过构建道路基准面,并依据点到基准面的距离来实现坑槽检测。例如,Li等^[11]基于拉依达准则构建二次

抛物线拱形路面模型,实现路面坑槽点检测和特征提取,马新江等^[12]利用M估计样本一致性算法拟合局部平面计算粗糙度,再通过负偏态系数实现坑槽的精确提取。几何检测法利用三维点云中蕴含的丰富的几何信息实现坑槽病害的检测,并可获取坑槽的几何特征信息,对路面坑槽的精确检测具有重要意义。

综上所述,震动检测法和边缘检测法虽具备快速检测路面坑槽的能力,但易受环境影响。相较之下,几何检测法稳定性高且可获取详细几何信息。然而现有方法未考虑路面的复杂起伏状况,导致路面坑槽检测存在错检、漏检的问题。因此,针对目前构建基准面时未考虑路面起伏的问题,对布料模拟滤波(CSF)算法^[13]进行优化,提出一种自适应下降距离的CSF坑槽检测算法。依据模拟布料与路面点云的距离,统计全局与局部区域的深度信息,动态调整模拟布料下降与回拉过程的位移距离,实现基准面与起伏路面的精确贴合。

2 路面坑槽提取方法

坑槽主要表现为路面表层材料的损坏或破碎,而在局部区域形成凹陷,其高程明显低于周围路面点云,从而形成显著的边缘梯度特征。由于路面的自然构造和使用过程中的磨损,其表面并非理想的平滑状态,而是呈复杂的起伏形态。基于上述特征,可通过精细拟合起伏路面的几何形态从而实现坑槽的精准检测。所提方法流程如图1所示,主要分为3个步骤:道路点云预处理、点云深度增强信息模型构建、坑槽检测及特征提取。

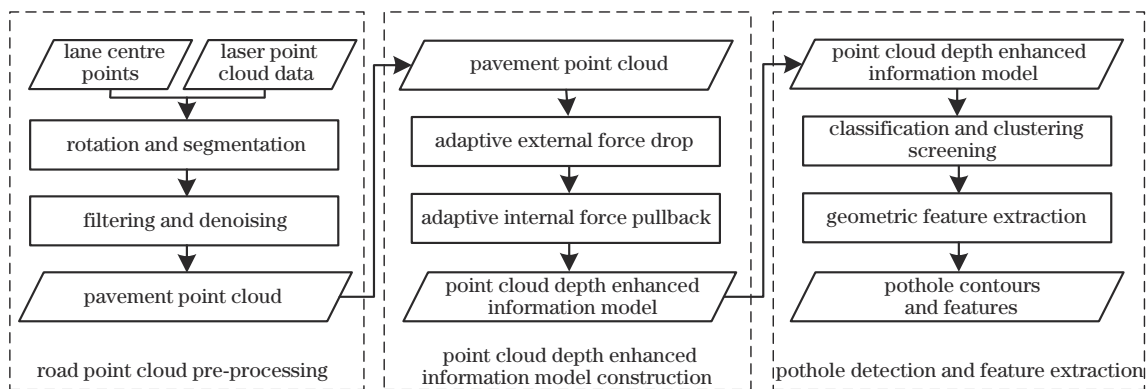


图1 路面坑槽提取流程

Fig. 1 Flowchart of pavement pothole extraction process

2.1 道路点云预处理

原始道路点云数据中不仅包含路面点云,还包含树木、车辆等噪声点云数据^[14-16]。进一步地,地形因素与排水需求导致路面存在显著的纵向与横向坡度,即纵断面呈现上下起伏的形态,横断面呈现中间高两边低的“马鞍型”结构。基于上述特征,通过车道中心特征点构建包围盒来分割车道点云数据,并进行车道分段与旋转,从而消除横向与纵向坡度。在此基础上,利

用CSF算法滤除树木等大尺度地物的噪声,实现路面点云初步去噪。

路面点云中不仅存在车辆等大尺寸数据,还存在各种频率的小尺寸数据,例如路面轻微起伏的低频数据、激光扫描设备测距精度误差产生的振动频率数据,以及路面坑槽边缘的高频数据等。图2(a)为真彩渲染图,可看出点云中不存在大尺寸地物的噪声,但从图2(b)中可观察到小尺寸振动频率噪声,其在路面点云中表现为法

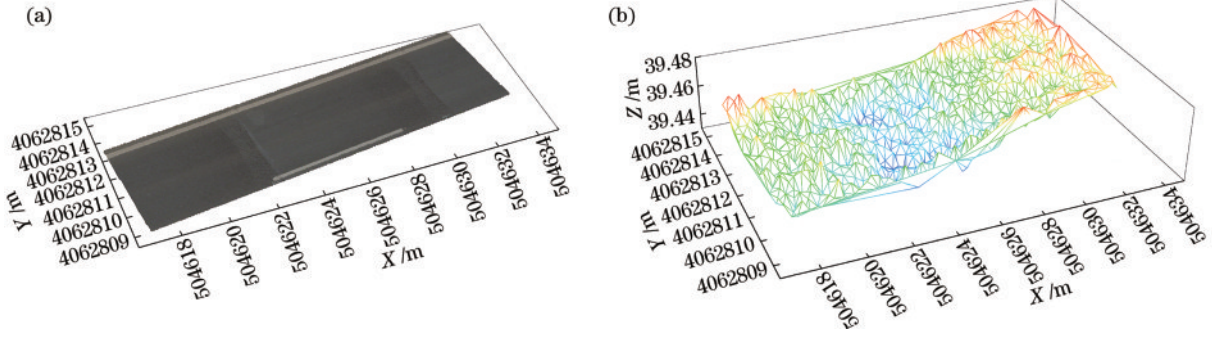


图 2 路面点云渲染图。(a)真彩渲染图;(b)高程三维渲染图

Fig. 2 Rendering images of the pavement point cloud. (a) True color rendering image; (b) elevation three-dimensional rendering image

线方向上坐标的振动。因此,为保留路面点云中的高频数据并滤除振动频率数据,采用结合空间位置和法线信息的双边滤波算法来实现路面点云精细去噪。先通过随机采样一致(RANSAC)算法对邻域进行平面拟合,得到各点的法线信息,再依据空间距离和法线对邻域点坐标进行加权。其中坑槽区域的点与周围区域的点在法线方向上存在显著差异,在坑槽区域的平滑权重相对较小,滤波过程对该区域的平滑效果较弱,从而有效地保留坑槽的原始形态和细节信息。同时,由于噪声点与周围点的法线方向的差异较小,在滤波过程中权重较大,可实现振动信号噪声的滤除。

2.2 点云深度增强信息模型构建

路面坑槽具体表现为路面局部区域的凹陷,其高程与周围正常路面的点云高程存在显著差异。然而,由于路面的自然磨损和车辆行驶过程中的挤压作用,路面呈现复杂的起伏形态。传统的 CSF 算法主要用于区分大尺寸地物,不适用于复杂起伏路面的精确拟合,难以满足对路面局部损害微地形精细区分的需求。因此,针对传统 CSF 算法无法区分路面局部损害微地形的现状,提出一种自适应下降距离的 CSF 算法,通过全局与局部深度的标准差来优化模拟布料“外力下降”和“内力回拉”过程的位移距离,实现路面局部损害

微地形的区分,进一步构建精确局部基准面,并通过计算点到基准面的距离来生成估计路面坑槽的点云深度增强信息模型。

2.2.1 自适应外力下降距离调整

传统 CSF 算法主要聚焦大尺度地物的区分,且为提升处理效率,通常赋予模拟布料较大的外力,并允许外力持续叠加。然而,这种处理方法易造成模拟布料在外力作用后直接贴合在路面坑槽底端,导致算法无法区分路面局部损坏微地形,如图 3(a)所示。鉴于传统 CSF 算法在区分路面微地形方面存在局限性,提出一种自适应外力下降策略,利用全局深度标准差对传统 CSF 算法中外力下降距离进行动态调控,具体步骤如下。

统计模拟布料粒子与路面点云的距离,并计算全局深度信息标准差,将其作为衡量模拟布料与路面贴合程度的指标。基于这一指标自适应调整布料下降距离,调整模拟布料受外力作用的下降距离为深度信息标准差的 1/4,该值通过设置不同倍数进行实验分析得出。如图 3(b)所示,随着模拟布料逐渐贴近实际路面,其下降距离逐渐减小,直至最终紧密贴合正常路面。在此过程中,模拟布料能悬浮于路面坑槽点云的上方,从而实现对路面微地形的有效识别和区分。

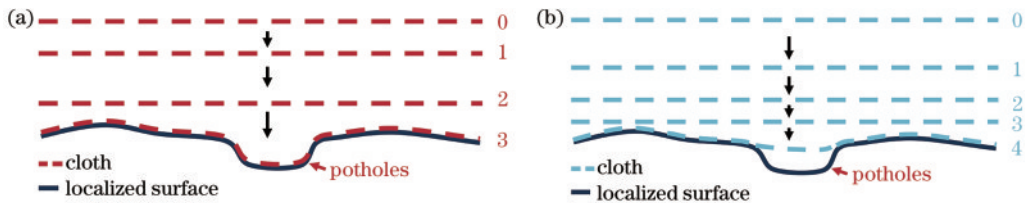


图 3 模拟布料下降过程。(a)传统模拟布料下降过程;(b)改进模拟布料下降过程

Fig. 3 Simulated process of cloth drop. (a) Original simulated process of cloth drop; (b) improved simulated process of cloth drop

布料下降距离的计算公式为

$$X_{ex} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum d_i^2} \quad (1)$$

式中: d_i 为模拟布料第*i*个粒子与路面点云的距离; n 为粒子总数; X_{ex} 为布料粒子受外力作用下下降的距离。

2.2.2 自适应内力回拉距离调整

在 CSF 算法中,内力(硬度)大小通常被设定为固定值。然而,实际路面状况复杂多样,不仅存在坑槽等路面病害,而且存在路面起伏、不平整等情况,采用固定值无法适应复杂路面情况,导致模拟布料算法出现偏差或失真。图 4 为不同内力大小的深度信息渲染图,从中可观察到:当内力较小时,模拟布料难以突显

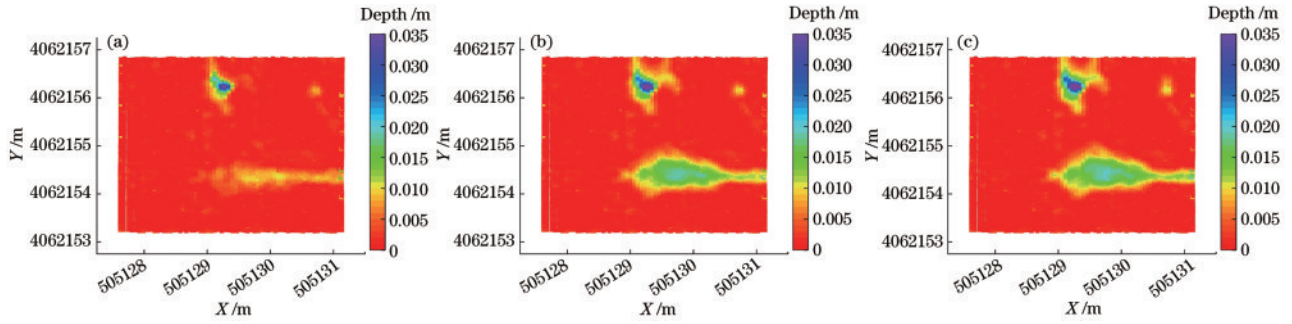


图4 不同内力的深度信息渲染图。(a)内力为1;(b)内力为5;(c)内力为10

Fig. 4 Rendering images of depth information under different internal forces. (a) Internal force of 1; (b) internal force of 5; (c) internal force of 10

坑槽的边缘梯度特征,导致检测坑槽轮廓的准确度降低;当内力较大时,模拟布料无法贴合起伏路面,进而影响路面坑槽的精确检测。因此,基于路面形态复杂多变的特征,提出一种自适应内力大小的策略,利用局部深度标准差对传统CSF算法中各点内力大小进行动态调整,从而实现内力回拉距离优化,具体步骤如下。

统计各点邻域内的局部深度信息,计算平均深度 d_{aver} 并将其作为判断邻域点云内是否存在疑似坑槽的依据。在此基础上对各点内力进行自适应调整,布料粒子受到的内力的计算公式为

$$F_{\text{in}} = \ln(d_{\text{aver}} + 1) + 1 \quad (2)$$

具体而言:当 d_{aver} 较小时,减小 F_{in} 可使布料更紧密地贴合地形变化;当 d_{aver} 较大时,动态增大 F_{in} 可使模拟布料平滑地铺设在坑槽上方,确保坑槽轮廓的准确性。依据各点内力大小计算回拉距离,可实现局部区域内力回拉距离的自适应调整。

2.3 坑槽检测及特征提取

根据坑槽的相对独立性和近似椭圆的形态,首先在点云深度增强信息模型的基础上,依据《公路技术状况评定标准》(JTG 5210—2018)^[17]对坑槽的精确定

分,选取深度阈值作为筛选条件,对点云深度增强信息模型进行坑槽初步筛选。进一步地利用欧式聚类算法将初筛结果划分为若干独立的簇,实现疑似坑槽点云的单体化。再计算每个单体化点云的面积来筛选真实坑槽点云。最后利用Alpha Shapes算法提取坑槽的有序轮廓点云,并计算坑槽最大深度信息和面积信息,其中最大深度信息通过点云深度增强信息模型中坑槽点云的深度最大值获取。坑槽面积的计算公式为

$$A = \left\| \sum (\mathbf{a}_i \times \mathbf{b}_i) \right\| / 2 \quad (3)$$

式中: \mathbf{a}_i 为坑槽轮廓点向量; \mathbf{b}_i 为与 \mathbf{a}_i 相邻的坑槽轮廓点向量; $\|\cdot\|$ 为向量的模。

3 实验结果与分析

3.1 实验数据

利用道路三维巡检系统采集S218道路的点云数据进行实验,实验数据如图5所示。道路长度为~1.3 km,坡度为~2%,车道两侧存在大量车辆、树木和建筑物等地物,且路面存在较多坑槽、沉陷等病害。点云总大小为~ 1.6×10^9 ,约4千万个点,点云的横向间隔为~0.04 m,纵向间隔为~0.03 m。该系统主要由三维激光扫描仪、

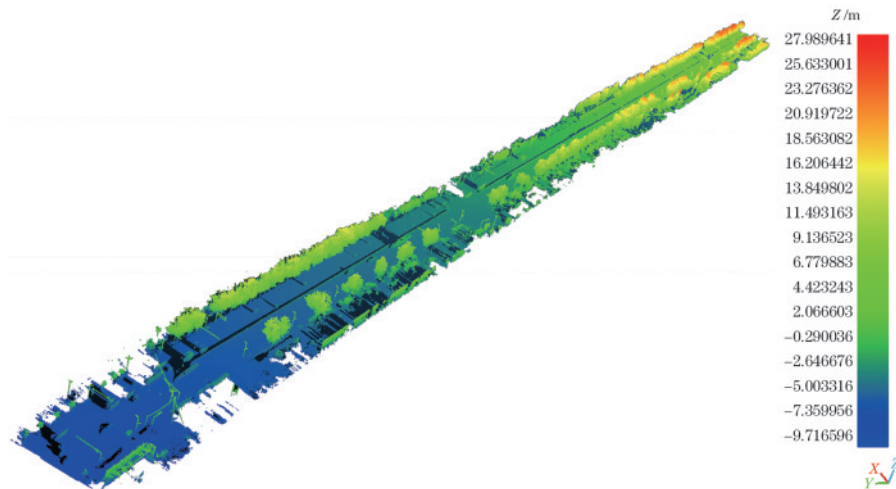


图5 实测数据高程渲染图

Fig. 5 Elevation rendering image of measured data

高精度组合导航系统和高分辨率全景相机三部分构成,其中三维激光扫描仪的测距精度为 0.1 mm,扫描线频率为 200 Hz。所提算法基于 C++、LAStools、点云库 (PCL) 和 Visual Studio 集成开发环境进行编程。

3.2 坑槽检测结果分析

在分割路面点云的基础上,首先利用 CSF 算法滤除大尺寸地物的噪声,将布料格网大小设置为 0.2 m,硬度为 3,距离阈值为 0.1 m。其次利用基于法线的双边滤波来滤除振动频率噪声,为保证高频坑槽边缘数据不被滤除,将邻域半径设为 0.1 m,将标准差设为 0.05。进一步利用提出的自适应下降距离 CSF 算法构建基准面从而生成点云深度增强信息模型。最后依据深度阈值和面积阈值进行坑槽精准检测,其中深度阈值依据《公路技术状况评定标准》(JTG 5210—2018)中坑槽的划分标准和扫描仪设备精度设为 0.015 m。

图 6 为实验数据的路面坑槽检测结果,在原始道路点云中叠加长条状单车道路面点云和点状的坑槽点云,虚线框为局部坑槽密集区域的放大图,利用深度信息进行渲染,其中矩形区域 G、H、I 能检测出坑槽,圆形区域为沉陷区域,无法检测出坑槽。图 7 为图 6 中检测到的部分坑槽的局部放大图和全景影像图,局部放大图利用深度信息进行渲染。实验结果表明,所提方法可有效检测路面上的坑槽病害,并且可区分部分沉陷与坑槽病害。如图 6 虚线框中圆形区域点云所示,边缘梯度特征较小的沉陷病害可通过深度信息进行区分。同时,所提方法可检测不同形状的坑槽病害,如规则碗状区域 A、B、D、F,以及不规则条带状区域 C 和葫芦状区域 E。但较严重的沉陷与坑槽拥有相似的边缘梯度特征,且形状与规则碗状坑槽相近,导致部分面积和深度较大的沉陷被检测为坑槽。

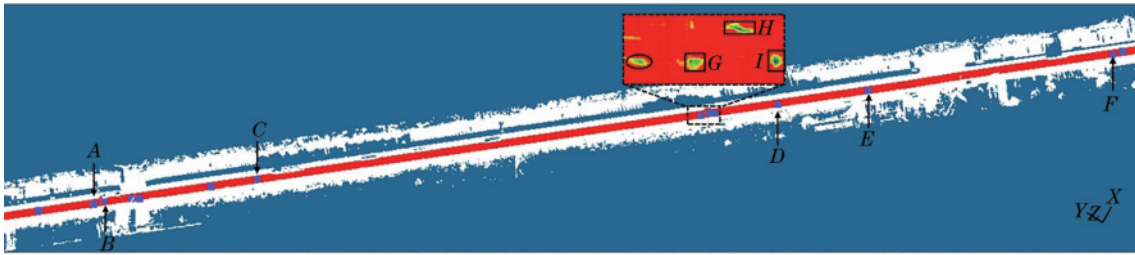


图 6 坑槽检测结果

Fig. 6 Results of pothole detection

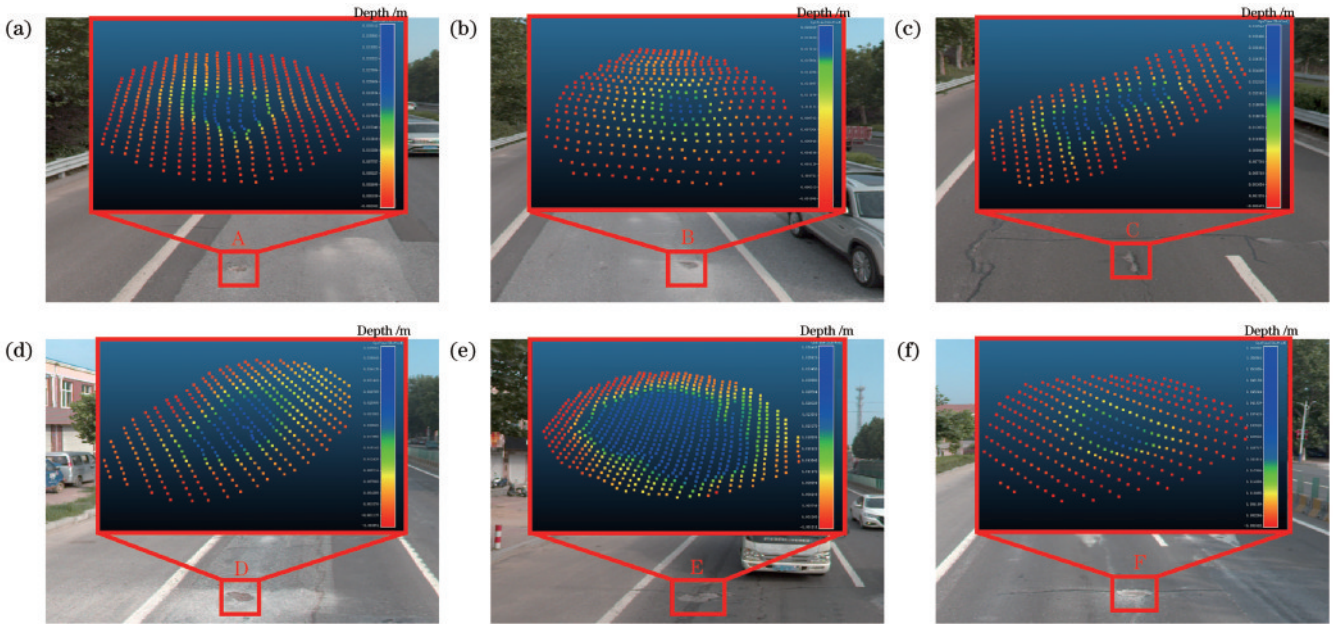


图 7 图 6 中检测结果的全景和局部放大图。(a)区域 A;(b)区域 B;(c)区域 C;(d)区域 D;(e)区域 E;(f)区域 F

Fig. 7 Panoramic and local magnification of detection results for Fig. 6. (a) Region A; (b) region B; (c) region C; (d) region D; (e) region E; (f) region F

3.3 坑槽检测对比分析

利用道路三维巡检系统巡检的全景影像来记录坑槽位置,并分别采用 RANSAC 算法、传统 CSF 算法和所提自适应下降距离的 CSF 算法构建局部基准面进

行坑槽检测。图 8 为 3 种方法在不同检测区域生成的点云深度信息模型和基准面效果图。从图 8 中可以看出:所提方法构建的基准面能精确拟合路面的复杂起伏,准确计算深度信息;传统 CSF 算法出现基准面过

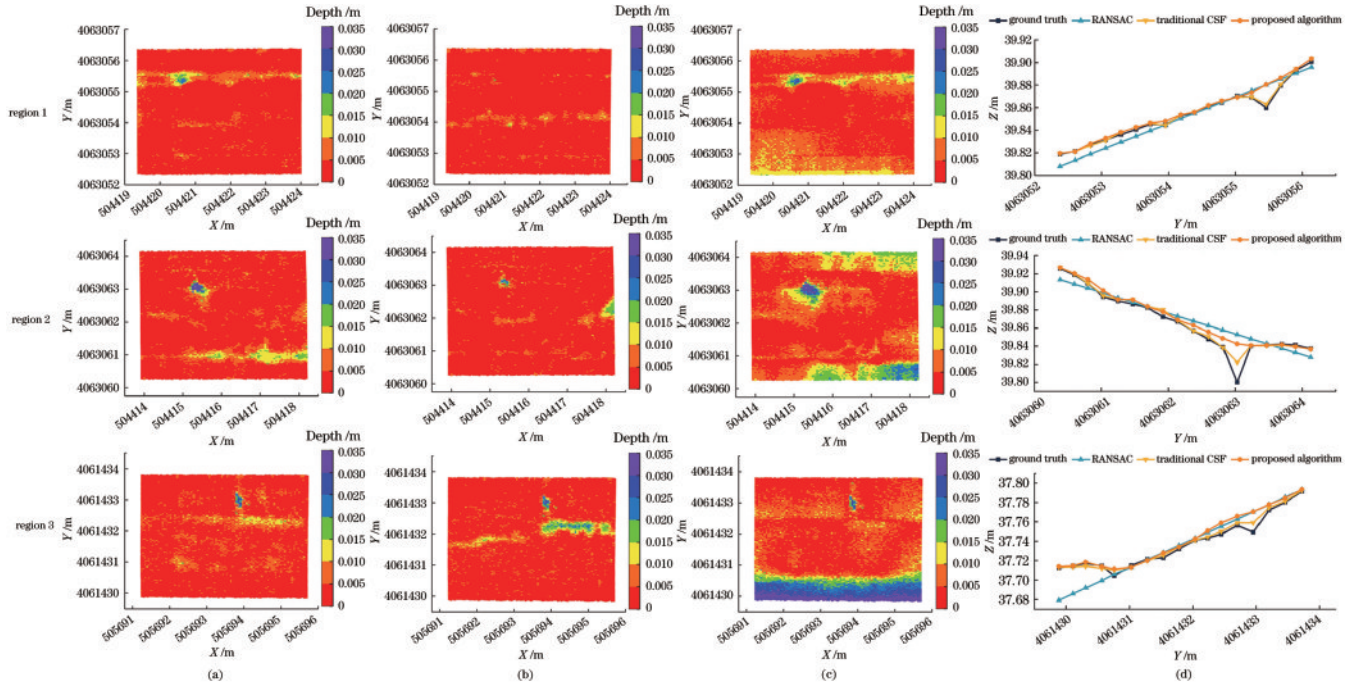


图 8 不同算法的结果对比。(a)所提算法;(b)传统 CSF 算法;(c) RANSAC;(d)不同算法构建的基准面与路面点云的横断面对比

Fig. 8 Comparison of results by different algorithms. (a) Proposed algorithm; (b) traditional CSF algorithm; (c) RANSAC; (d) cross-sectional comparison between the datum plane constructed by different algorithms and the pavement point cloud

度贴合情况,造成坑槽漏检;RANSAC 算法无法贴合正常路面,造成点云深度信息模型中存在大量深度异常点。

将检测出的路面坑槽与全景影像人工判别的结果进行对比,分别计算召回率(R)与精确率(P)。进一步地,选取路边 5 个坑槽,分别对 3 种方法提取的面积、深度信息与实地测量数据进行对比,计算绝对误差(AE)与相对误差(RE)。利用 4 个指标评价所提方法的有效性与准确性,召回率和精确率的计算公式为

$$R = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \quad (4)$$

$$P = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \quad (5)$$

式中: N_{TP} 为正确检测到的坑槽数量; N_{FN} 为未检测到的坑槽数量; N_{FP} 为错检测为坑槽的数量。

对 3 种方法检测的坑槽与人工判别的坑槽个数进行对比分析,统计数据如表 1 所示。所提方法正确检测到的坑槽数量为 35 个,未检测到的坑槽数量为 7 个,包含 4 个裂缝相交形成的面积较小的轻度坑槽、1 个底部缺失部分点云的坑槽和 2 个被泥沙填充造成深度偏小的坑槽,召回率达到 83.3%,所提方法检测错误的坑槽数量为 5 个,包含 3 个重度沉陷、2 个井盖周围的高差突变区域,精确率为 87.5%。传统 CSF 算法正确检测到的坑槽数量为 29 个,未检测到的坑槽数量为 15 个,召回率达到 65.9%,主要原因是基准面过度贴

表 1 坑槽检测结果

Table 1 Detection results of potholes

Algorithm	N_{TP}	N_{FP}	N_{FN}	$R / \%$	$P / \%$
Proposed	35	5	7	83.3	87.5
Traditional CSF	29	11	15	65.9	72.5
RANSAC	33	17	9	78.6	66.0

合导致部分坑槽深度偏小,造成漏检,传统 CSF 算法检测错误的坑槽数量为 11 个,主要包含重度沉陷底部的边缘、重度裂缝和井盖边缘部分,精确率为 72.5%。RANSAC 算法正确检测到的坑槽数量为 33 个,未检测到的坑槽数量为 9 个,召回率为 78.6%,主要原因是路面起伏导致计算深度偏小,RANSAC 算法检测错误的坑槽数量为 17 个,包含 7 个计算深度偏大的轻度沉陷、3 个重度沉陷、2 个井盖区域和 5 个车辙区域,精确率为 66.0%。

利用人工测量的面积、深度信息与 3 种方法提取的特征信息进行对比分析,统计结果如表 2 和表 3 所示。以人工实地测量值为真值,统计 3 种方法的 AE 和 RE。由表 2、3 可知:利用所提方法提取的面积和深度信息整体上略小于实地测量值,但面积 RE 绝对值不超过 18%,深度 RE 绝对值不超过 10%;利用传统 CSF 算法提取的面积 RE 最大达 39.793%,深度 RE 最大超过 30%;利用 RANSAC 算法提取的面积 RE 大部分超过 20%,深度 RE 超过 16%,且误差变化幅度大。总体而言,与传统 CSF 算法和 RANSAC 算法相比,所提算法可检测不同形状的坑槽病害,且能辨

表 2 坑槽面积提取结果
Table 2 Area extraction results of potholes

Pothole	Ground truth /m ²	Proposed algorithm			Traditional CSF algorithm			RANSAC algorithm		
		Measure /m ²	AE /m ²	RE /%	Measure /m ²	AE /m ²	RE /%	Measure /m ²	AE /m ²	RE /%
1	0.1243	0.1023	-0.0220	17.699	0.0865	-0.0378	30.410	0.0948	-0.0295	23.733
2	0.2317	0.1925	-0.0392	16.918	0.1395	-0.0922	39.793	0.1668	-0.0649	28.010
3	0.5626	0.5253	-0.0373	6.630	0.3743	-0.1883	33.470	0.4337	-0.1289	22.911
4	0.1402	0.1572	0.0170	12.126	0.1637	0.0235	16.762	0.1317	-0.0085	6.063
5	0.0359	0.0320	-0.0039	10.864	0.0238	-0.0121	33.705	0.0287	-0.0072	20.056

表 3 坑槽深度提取结果
Table 3 Depth extraction results of potholes

Pothole	Ground truth /m	Proposed algorithm			Traditional CSF algorithm			RANSAC algorithm		
		Measure /m	AE /m	RE /%	Measure /m	AE /m	RE /%	Measure /m	AE /m	RE /%
1	0.0291	0.0273	-0.0018	6.186	0.0214	-0.0077	26.460	0.0239	-0.0052	17.869
2	0.0345	0.0329	-0.0016	4.638	0.0237	-0.0108	31.304	0.0278	-0.0067	19.420
3	0.0331	0.0299	-0.0032	9.668	0.0256	-0.0075	22.659	0.0387	0.0056	16.918
4	0.0241	0.0224	-0.0017	7.054	0.0267	0.0026	10.788	0.0194	-0.0047	19.502
5	0.0217	0.0196	-0.0021	9.677	0.0178	-0.0039	17.972	0.0172	-0.0045	20.737

别部分沉陷与车辙类凹陷型病害,具有一定的鲁棒性与适用性。

4 结 论

针对现有方法构建基准面时未考虑路面起伏的问题,提出一种自适应下降距离的路面坑槽布料模拟提取算法。首先根据道路场景激光点云存在复杂噪声的情况,利用基于法线的双边滤波方法消除小尺寸振动频率噪声。其次针对传统 CSF 算法无法识别路面局部损害微地形的的问题,利用全局深度信息自适应调整“外力下降”过程的位移距离,使模拟布料悬浮于路面微地形上方。针对传统 CSF 算法无法同时确保坑槽轮廓的精确性和路面起伏的贴合问题,进一步采用路面局部区域深度信息动态调整各点内力回拉距离,实现布料紧密贴合起伏路面的同时确保坑槽轮廓的精确性。最后选用道路三维巡检系统采集的道路点云数据进行实验和分析,其中坑槽检测的召回率和精确率可分别达到 83.3% 和 87.5%,最大面积 RE 为 17.699%,最大深度 RE 为 9.677%,具有一定的鲁棒性与适用性。

参 考 文 献

- [1] 中华人民共和国交通运输部. 2022 年交通运输行业发展统计公报[EB/OL]. [2024-02-05]. https://xxgk.mot.gov.cn/2020/jigou/zhghs/202306/t20230615_3847023.html.
Ministry of Transport of the People's Republic of China. Statistical bulletin on development of transport industry in 2022[EB/OL]. [2024-02-05]. https://xxgk.mot.gov.cn/2020/jigou/zhghs/202306/t20230615_3847023.html.
- [2] Wu C, Wang Z, Hu S, et al. An automated machine-learning approach for road pothole detection using smartphone sensor data[J]. Sensors, 2020, 20(19): 5564.
- [3] Varona B, Monteserin A, Teyseyre A. A deep learning approach to automatic road surface monitoring and pothole detection[J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2020, 24(4): 519-534.
- [4] Ye W L, Jiang W, Tong Z, et al. Convolutional neural network for pothole detection in asphalt pavement[J]. Road Materials and Pavement Design, 2021, 22(1): 42-58.
- [5] Guan J C, Yang X, Ding L, et al. Automated pixel-level pavement distress detection based on stereo vision and deep learning[J]. Automation in Construction, 2021, 129: 103788.
- [6] Fan R, Wang H L, Wang Y, et al. Graph attention layer evolves semantic segmentation for road pothole detection: a benchmark and algorithms[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 8144-8154.
- [7] Wang D Y, Liu Z, Gu X Y, et al. Automatic detection of pothole distress in asphalt pavement using improved convolutional neural networks[J]. Remote Sensing, 2022, 14(16): 3892.
- [8] Dong J X, Wang N N, Fang H Y, et al. Automatic augmentation and segmentation system for three-dimensional point cloud of pavement potholes by fusion convolution and transformer[J]. Advanced Engineering Informatics, 2024, 60: 102378.
- [9] Chen M, Liu R F, Yang J B, et al. Pavement damage identification method based on point cloud multi-source feature enhancement[J]. International Journal of Pavement Research and Technology, 2022, 15(2): 257-268.
- [10] 李清泉, 邹勤, 张德津. 利用高精度三维测量技术进行路面破损检测[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2017, 42(11): 1549-1564.
- Li Q Q, Zou Q, Zhang D J. Road pavement defect

- detection using high precision 3D surveying technology [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2017, 42(11): 1549-1564.
- [11] Li Y S, Ma R G, Zhang B, et al. Pavement pothole detection based on 3D laser point cloud[C]//CICTP 2021, December 16-19, 2021, Xi'an, China. Reston: American Society of Civil Engineers, 2021: 458-466.
- [12] 马新江, 岳东杰, 沈月千, 等. 基于车载激光点云的路面坑槽检测方法[J]. 中国激光, 2024, 51(5): 0510004.
Ma X J, Yue D J, Shen Y Q, et al. Pavement pothole detection method based on vehicle-borne laser point clouds [J]. Chinese Journal of Lasers, 2024, 51(5): 0510004.
- [13] 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.
- [14] 刘如飞, 杨继奔, 任红伟, 等. 一种多特征约束的路面点云精简方法[J]. 遥感信息, 2021, 36(6): 1-8.
Liu R F, Yang J B, Ren H W, et al. A pavement point cloud simplification method with multi-feature constraints [J]. Remote Sensing Information, 2021, 36(6): 1-8.
- [15] 李维刚, 樊响, 梅洋, 等. 基于车载激光点云的道路标线提取方法[J]. 中国激光, 2022, 49(7): 0710001.
Li W G, Fan X, Mei Y, et al. Road marking extraction method based on vehicle laser point cloud[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(7): 0710001.
- [16] 李勇, 罗尹政, 濮启鹏, 等. 一种适用于隧道场景的激光点云地面滤波和隧道壁及标靶球提取方法[J]. 中国激光, 2023, 50(13): 1310001.
Li Y, Luo Y Z, Pu Q P, et al. A method for ground filtering of laser point cloud and extraction of tunnel wall and target sphere[J]. Chinese Journal of Lasers, 2023, 50(13): 1310001.
- [17] 中华人民共和国交通运输部. 公路技术状况评定标准: JTG 5210—2018[S]. 北京: 人民交通出版社, 2019.
Ministry of Transport of the People's Republic of China. Highway technical condition assessment standard: JTG 5210—2018[S]. Beijing: China Communications Press, 2019.