

基于点云数据的道路变形类病害自动化检测方法

潘宁¹, 杜豫川^{1,2}, 岳劲松³, 魏斯瑀¹, 刘成龙^{1,2}, 吴荻非¹

(1. 同济大学道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804; 2. 上海城市基础设施更新工程技术研究中心, 上海 200032;

3. 上海城投公路投资(集团)有限公司, 上海 200335)

摘要: 拥包、沉陷等路面变形是常见的病害类型, 但传统基于二维图像的判断方法无法获取深度信息, 线性激光扫描的方法精度较高但是单次扫描范围有限, 难以短时获取全局状况, 导致大尺度变形类病害识别困难。利用车载移动激光雷达系统获取三维点云数据, 解决了变形类病害检测的难点, 并可提取其三维特征。实测数据验证了方法的可靠性和有效性, 可实现拥包、沉陷和坑槽等变形病害的自动化检测, 有效提高了检测效率。与全站仪测量结果对比, 该方法三维特征提取信息完整且准确率达 84.662%。

关键词: 道路工程; 变形类病害; 点云数据; 三维特征; 高差信息

中图分类号: U418

文献标志码: A

Automatic Detection Method of Pavement Deformation Distress Based on Point Cloud Data

PAN Ning¹, DU Yuchuan^{1,2}, YUE Jinsong³, WEI Siyu¹, LIU Chenglong^{1,2}, WU Difei¹

(1. Key Laboratory of Road and Traffic Engineering of the Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. Shanghai Engineering Research Center of Urban Infrastructure Renewal, Shanghai 200032, China; 3. Shanghai Chengtou Highway Investment (Group) Co. Ltd., Shanghai 200335, China)

Abstract: Shoving and subsidence are common pavement distresses. However, the traditional judgment method based on two-dimensional image cannot obtain depth information. The linear laser scanning method is precise, yet the single scan range is limited. Thus, it is difficult to obtain the global situation in a short time when identifying deformation distresses. A method is proposed

for detecting deformation distresses and extracting their 3D features by using a vehicle-mounted mobile lidar system. Point cloud data are segmented and abnormal deformation points are extracted. 3D features of deformation distress are obtained. The reliability and effectiveness of the method are verified by the measured data. The results show that the method can automatically detect the deformation such as shoving, subsidence, and potholes. It can effectively improve the detection efficiency. Compared with the total station measurement results, the 3D feature extraction results are complete with an accuracy of 84.662%.

Key words: pavement engineering; deformation distress; point cloud data; three-dimensional features; height difference

沥青路面由于受到车辆荷载和自然环境因素影响, 在服役过程中会产生路表集料的水平和竖向位移, 进而形成大范围的表面变形^[1], 表现为沉陷、拥包、坑槽、车辙等病害。这类病害的共同特征在于发生区域大、影响范围广、养护维修量重, 有扩展和累积的趋势^[2]。表面变形会迅速缩短道路使用寿命, 影响驾驶员的舒适度, 严重时甚至会引发交通事故。为了避免变形类病害的危害, 减少交通事故和设施财产损失, 交通管理和路政养护部门致力于研究路面变形类病害的快速检测技术, 力求及时发现病害, 准确掌握病害空间尺度特征, 从而科学地制定养护策略, 进行及时有效的填补、刨削等养护工作^[3]。

针对变形类病害, 传统的检测和三维特征提取的研究主要聚焦在人工检测^[4]、二维视觉处理^[5]、线

收稿日期: 2021-05-10

基金项目: 国家自然科学基金(51978519); 上海市科学技术委员会资助项目(20DZ2251900); 中央引导地方科技发展专项(YDZX20193100004845); 上海市科学技术委员会社会发展科技攻关项目(21DZ1200601)

第一作者: 潘宁(1995—), 女, 博士生, 主要研究方向为基础设施智能检测和新兴计算。

E-mail: pann@tongji.edu.cn

通信作者: 杜豫川(1976—), 男, 教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为交通全息感知与智能计算技术及其在智慧高速、车路协同领域的应用。E-mail: yedu@tongji.edu.cn



论文
拓展
介绍

性激光扫描^[6]和多元传感器^[7]检测等方向。人工检测主要依靠工作人员对公路路况进行现场调查统计,耗时耗力、效率低下、人力成本高且主观影响大,同时需要封路测量,影响交通运行。二维视觉处理是目前使用最为广泛的方法,有大量成熟的检测装备^[8]和智能分析算法^[9],利用路面图像特征提取实现病害的识别和分类,主要应用在坑槽、裂缝^[10]等病害检测中。随着算法进步,支持向量机(SVM)模型被用来识别跨尺度病害^[11],卷积神经网络(CNN)被引入到路面病害识别与测量^[12]。但是视频采集手段受天气因素影响较大,容易产生成像不均匀、存在阴影等问题,并且缺乏病害的纵向高程信息,难以还原病害的真实发育程度,不适用于变形类病害的检测。线性激光扫描的装备由线性激光和CCD摄像机组成,通过接收道路的断面信号获取三维信息^[13],可单独用于检测路面推移、错台,也可与高分辨率二维视觉处理技术结合检测松散类病害^[14],并计算病害的深度和体积^[15],精度较高。通过假设裂缝是微观局部损伤,而变形类病害是轮廓中的宏观缺陷来区分两者。但是基于激光扫描的检测单次扫描范围有限,完成单次检测所需时间过长、操作成本较高,只有在利用足够高的投影频率时,才可实现全车道宽度的扫描^[16],难以实现大规模推广应用。多元传感器通过组合不同形式的传感器进行变形类病害的检测,例如通过振动信号获取路面平整度^[7]信息,进而推算道路颠簸程度。但是,此类传感器检测范围有限,精度有待提升。为实现更全面、多维度的道路信息收集,集成化的无损自动检测系统,如长安大学、武大卓越、中公高科^[17]等研制的综合检测车传感器逐步面世,其精度虽高,但价格昂贵,检测成本较高,一般仅适用于年检。

车载激光雷达(LiDAR)移动测绘系统为大范围、高精度的信息采集提供了可能^[18],它能够连续实时地获取车辆空间定位和地物表面三维空间信息,已经在道路点提取^[19]、道路标识识别^[20]、窨井盖高程获取^[21]等场景应用。利用移动激光雷达数据采集,可以在不干扰交通运营的情况下实现路面裂缝^[22-23]损伤的检测,并提取裂缝骨架^[24]。但是,目前基于点云数据的路面病害检测研究集中在单一对象,缺乏多类别变形类病害的同时检测。同时,LiDAR点云数据体量大、数据差异大且噪音明显,传统数据分析方法很难适用于自动化处理。

因此,本文充分调研目前路面表观病害三维特征检测手段上存在的不足,研判路面病害三维检测

需求,针对路面病害中的拥包、沉陷、坑槽等病害的特征差异,利用车载LiDAR移动检测手段获取三维点云数据,从复杂环境点云数据中切割出路面区域;通过挖掘路面高程偏离程度信息,实现病害快速自动检测;基于区域语义搜索方法,提取三维特征评价指标,重构变形类病害三维信息,有效弥补现有技术手段中对上述大规模的变形类病害三维特征检测的局限性。

1 点云数据采集

本文利用LiMobile 400车载激光雷达移动测绘系统采集点云数据。该系统集成了Riegel VUX-1HA激光扫描仪、Ladybug5 PLUS全景数码相机、惯性测量单元(IMU)、多频GPS接收器和其他必要的感应仪器^[25]。其中,激光雷达单元的最大测程为420 m,测距精度为 ± 5 mm,视角场为 360° ,扫描频率为75 Hz,角分辨率达到 0.5° ,扫描半径超过50 m。

LiDAR设备架设在距离地面垂直高度1.83 m处,单向行驶可以同时采集双向道路数据。实验时间选在晴天的早间时分,避免因雨天、积水、车辆遮挡等问题造成的数据误差,实验中车速控制在 $40 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$ 左右,确保点云密度。对上海市嘉定区道路环境进行扫描测量,共获取30 km的道路环境点云数据,总数据量为146.5 GB。

LiDAR设备输出点云数据包括每个采样点的位置及其反射强度、调整后时间戳;轨迹数据包括采样点的位置、经纬度坐标、时间戳。原始点云数据基于相对坐标系构建,具有稀疏性、无序性和无方向性的特征,且整体数据量较大,无效数据较多,轨迹数据近似于道路延伸方向但不平行于车道线,虽然有高度值但与点云高度无法直接匹配。

2 研究方法及模型

2.1 变形类病害自动化检测方法流程

由于实验采集的点云数据中包含多种环境要素,需要从复杂环境点云数据中切割出路面区域;并且利用病害的数据特征,准确地从路面点中提取病害区域;最后对标《公路技术状况评定标准》规定,得到各类病害的三维指标。因此,基于实验采集的点云数据,结合点云数据特征,本文提出一种基于海量点云数据的自动化变形类病害检测方法,具体流程如图1所示。

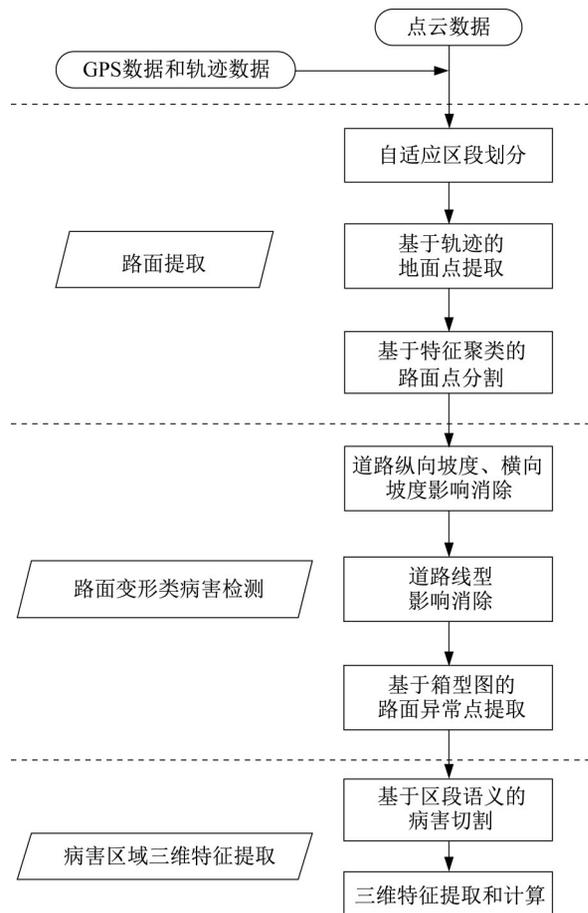


图1 路面变形类病害检测方法流程

Fig.1 Flowchart of pavement deformation distress detection method

利用移动激光雷达点云数据提取变形类病害的方法主要包括以下3个步骤:

(1)基于车辆轨迹和特征聚类的路面提取和分割算法:利用车载LiDAR移动检测手段获取三维点云数据,通过车辆轨迹和特征聚类,从复杂环境点云数据中切割出完整路面区域。

(2)基于特征分析的路面变形类病害检测方法:通过挖掘路面高程偏离程度,消除纵向坡度、横向坡度和道路线形的影响,利用箱形图分布提取异常点,实现病害快速自动检测和精确定位。

(3)基于区域语义搜索的变形类病害三维特征提取方法:针对提取出的所有病害点,基于区域搜索和聚类方法划分为单一个体,并提取长度、宽度、最小外接矩形面积、水平投影面积、修复体积、近似实际体积、最大高度等三维特征评价指标。

2.2 路面提取和分割方法

2.2.1 基于点云稠度的自适应区段划分方法

由于点云数据十分庞大,计算机无法一次性处理全部点云数据,本文提出基于点云稠度的自适应

区段划分方法,采用均值漂移(mean-shift)算法^[26]进行稠密点云分割,降低单次运算压力并提升运算效率,实现类分布式处理。在有 N 个总样本点的特征数据集内,在簇阶段 t 下,初始确定一个中心点 x_{t_0} ,认为以 x_{t_0} 为中心点、半径为 r 的点云数据集为 L_t ,属于簇 C_t ,计算中心点到点集合 L_t 中每个元素的向量和得到偏移向量 $M_{C_t}(X)$ 和偏移均值 $|M_{C_t}(X)|$,将初始中心点沿着偏移向量方向移动,移动距离为偏移均值,得到新的中心点 x_{t_1} ,重复以上操作,直到偏移均值超出移动模量阈值 M_{max} ,输出此时的偏移向量和终止中心点 x_{t_0} 。以经过终止中心点的初始中心点和终止中心点连线的垂线作为切割边界,以簇阶段 t 下终止中心点 x_{t_1} 为簇阶段 $t+1$ 下的初始中心点,实现全路段分割。偏移均值计算方法如下:

$$|M_{C_t}(X)| = \frac{\sum_{i=1}^k X_i g\left(\left\|\frac{X-X_i}{r}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^k g\left(\left\|\frac{X-X_i}{r}\right\|^2\right)} - X \quad (1)$$

式中: $|M_{C_t}(X)|$ 为偏移均值; X 为簇阶段 t 下中心点集合; X_i 为包含在 L_t 内的点集合; k 为包含在 L_t 内的点云数; i 为点云标签; $g(x)$ 为对核函数的导数求负。

2.2.2 基于车辆轨迹和多维特征聚类的路面点分割方法

提取的区段中,点云数据反映了地面以上区域的数据元素,包含了大量道路、树木、沿途构筑物及建筑物等无关要素,需要进行剔除。

(1)地面点提取:利用时间戳匹配轨迹数据与点云数据,先计算轨迹数据点与邻域内数据点的欧式距离剔除异常值,再以每个轨迹点的 (x,y) 平面坐标邻域内最高 Z 轴数值为地面点的最大高度,筛选高度位于该阈值下的所有点为地面点。地面点提取方法如下:

$$Z_{地} = Z_{轨} - h \pm \omega \quad (2)$$

式中: $Z_{地}$ 为地面点云的高度范围; $Z_{轨}$ 为车辆轨迹数据中的Height字段; h 为检测车辆GPS定位点距地面的高度; ω 为地面点云高度分布的容许范围。

由于提取的区段内包含有多种道路线形和复杂路况信息,且不同行驶阶段内车辆姿态存在差异,在使用基于特征聚类的路面点分割算法时,按照原世界坐标系直接进行处理特征差异较大,导致分割结果存在误差。为消除其影响,将区段内点云进一步划分为区块,并将该区块内的所有点云数据投影在该处车辆轨迹的法平面上,最终可以得到投影换算

后的新的局部点云坐标,缩小单次处理数据的范围,同时降低由于环境和车辆因素导致的特征差异,便于通过特征聚类分割路面点。

(2)拟合轨迹切线:为了减小路面纵坡的影响,设置平行于经度或纬度方向的直线沿双轴方向平移,记录其与点云数据的最大最小交点,计算每一对最大最小值的间距并求其中位数,剔除偏离中位数一定阈值外的异常最大最小值对。在计算交点均值后采用自适应迭代的RANSAC算法^[27]拟合道路中线,以避免由于噪音导致边界缺失而造成的拟合误差,确定迭代抽样次数如下:

$$P=1-(1-t^n)^k, k=\frac{\log(1-P)}{\log(1-t^n)} \quad (3)$$

式中: k 为求解的迭代抽样次数; t 为先验值,初始设置为 ∞ ,之后动态调整为当前次迭代中有效点在总数据点中占比; n 为每次计算模型使用的最小量数据点数; P 为能采样到正确的 n 个点去计算出正确模型的概率。

在初始样本中随机选取 x_i 和 x_j 两个点配对,拟合中线方程,将所有数据代入该方程计算欧式距离 d ,小于距离阈值 d_{\max} 的为有效点,记录有效点比例并不断迭代,记录迭代抽样次数内最大有效点比例 t_{\max} 对应的中线方程参数,最终拟合得到的道路中线方程。结合车辆轨迹数据,可确定车辆行驶方向,近似取平行于道路中线方程、经过车辆轨迹点的直线为车辆轨迹切线,取与车辆行驶方向同向的有向射线方向为车辆轨迹切线方向。

(3)坐标投影换算至轨迹法平面:沿车辆轨迹切线方向将区段划分为沿道路延伸方向的0.5~5.0 m取值范围的区块,并将该区块内所有点云数据投影在该处车辆轨迹的法平面上。在投影图中,以车辆轨迹与法平面的交线为中心、车辆轨迹在道路平面内的法线方向为横轴、点云数据高度方向为纵轴,换算点云数据坐标至投影面,结果如图2所示。

(4)基于特征聚类的路面点分割:由于路面点在空间分布上具有很强的连续性,且路面的反射强度明显区别于其他区域,选取投影换算后的点云数据的坐标(X 、 Y 、 Z)和反射强度(I)4个参数作为聚类的特征值,采用 K -means、mean-shift、Gaussian-mixture和DBSCAN聚类方法^[28]对比路面分割效果,如图3所示。

K -means方法计算速度非常快,但需人为确立类别的个数,并且对于初始中心点比较敏感,受异常数据的影响相对较大,分割效果不好。Mean-shift方

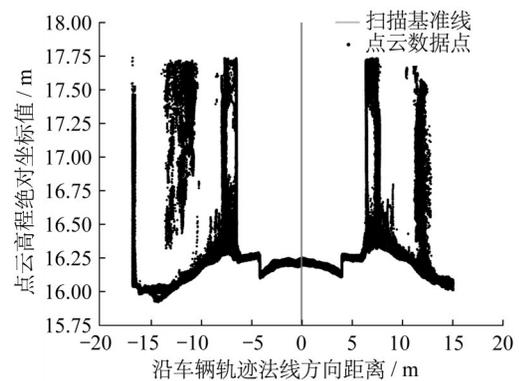


图2 坐标投影换算至轨迹法平面示意图

Fig.2 Schematic diagram of coordinates to trajectory normal plane transformed by projection

法不需要选择聚类的数量,类别数在运算过程中自动产生,但滑动窗口的半径需要人为设定,窗口半径过大分割结果中包含过多无效点。Gaussian-mixture聚类方法是对 K -means方法的改进,优势在于计算时无需预设类别,而是给出点属于每一类的概率,在提取路面的效果上有较明显的提升。DBSCAN方法是基于密度的聚类方法,优势在于不需要预设聚类数量,还能将异常值识别为噪声而非强制划分进某一类中,DBSCAN聚类方法在选用 X 、 Y 和 I 作为特征值时,聚类的效果最优,几乎与真实路面保持一致。综上所述,通过比较各种聚类方法的聚类效果和运算耗时,本文最终选用Gaussian-mixture聚类方法作为路面分割自动化算法。针对30 km的道路环境点云数据进行自动化操作,统计总点云数据为113 646 670个,经过自动化分割后,区分路面点数45 713 416个、非路面点数67 933 254个。

2.3 变形类病害检测和提取方法

(1)道路纵向坡度、横向坡度影响消除。首先,在分割得到路面点后,为了消除路面纵向坡度的影响,计算沿道路延伸方向所划分的每个区块内各点高程的最小值作为该区块内的高程基准值,其他各点相对于该高程基准值的高差作为相对高程 z_n ,用每个区块内的局部相对高程代替整体世界坐标系下的相对高程。其次,为了消除路面横向坡度的影响,取区块内点云数据投影换算至轨迹法平面上的横轴坐标,即垂直于道路延伸方向的投影坐标 y_n ,和各点的相对高程 z_n 为参数,采用2次抛物线形式,分段进行道路横坡线形的拟合,计算垂直道路延伸方向每个区块内拟合横坡线形方程上的各点高程为二次高程基准值,其他各点相对于该高程基准值的高差作为相对高程 z_n' 。

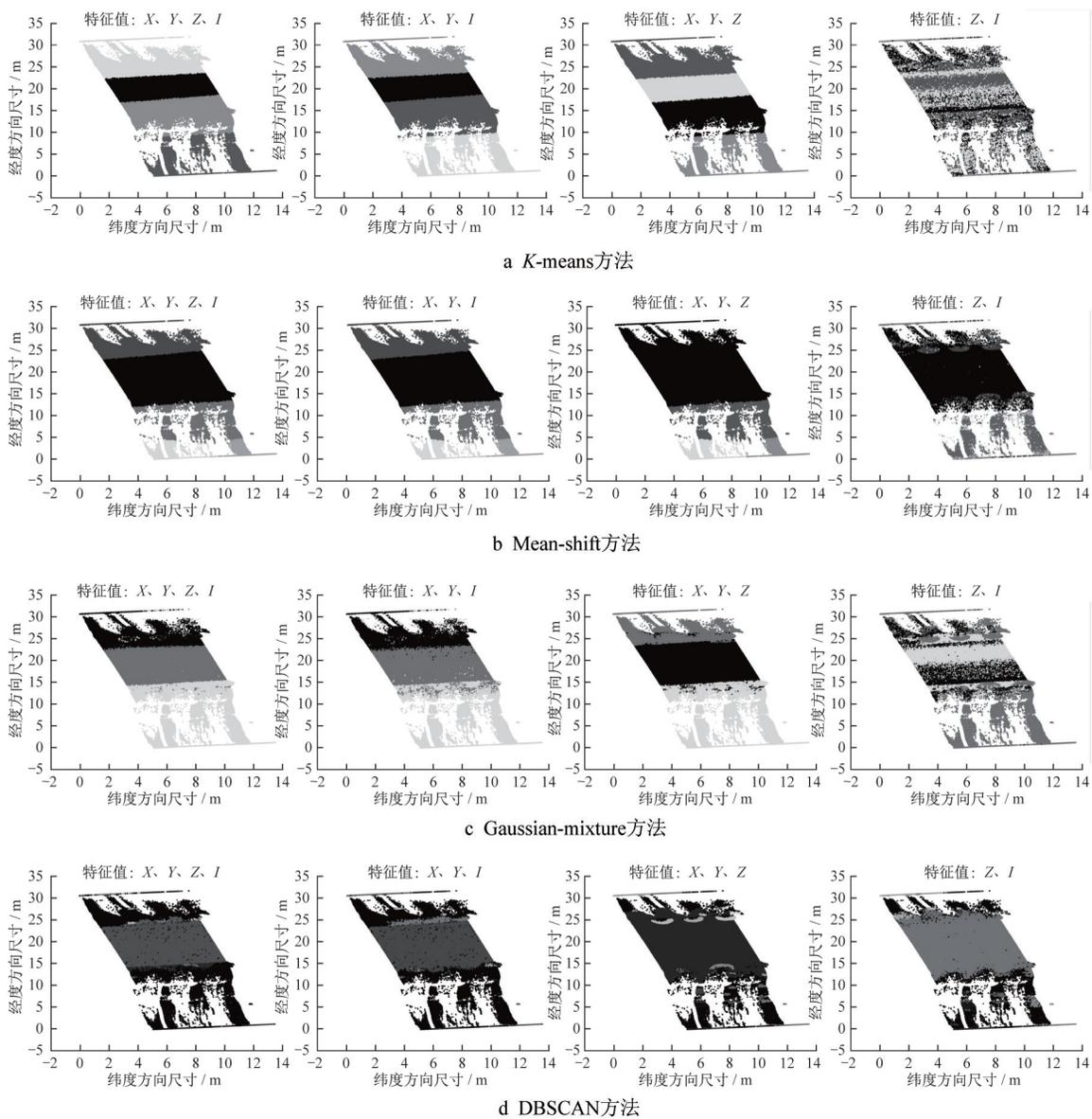


图3 路面点提取结果

Fig.3 Extraction results of pavement points

(2)道路线形影响消除。为消除道路平面线形对于病害检测的影响,将道路矫正为直线。以道路中线方程为基准,计算区段内每一点至中线方程的距离作为 y_n' 坐标,计算至与中线垂直的区段边界直线的距离作为 x_n' 坐标,变换到新的坐标系下,矫正结果如图4所示。

(3)基于偏离程度的病害检测。计算各点偏离横坡抛物线的相对高程,利用四分位距判断数据的分布特性,并采用箱型图寻找异常值,异常值即变形类病害所在区域。拥包或沉陷等变形类病害会导致病害区域的路面与原路面严重分离,采用箱型图的异常值来判断是合理的,部分识别结果如图5、6所示。

2.4 病害区域三维特征提取方法

本文以《公路技术状况评定标准》(JTG 5210—2018)中对各类路面病害的特征描述为提取病害的三维特征的依据。最终确定主要特征参数为病害的长度、宽度、最小外接矩形面积、水平投影面积、修复体积及其近似实际体积。

2.4.1 基于聚类的病害个体划分

采用均值漂移聚类方法将全部病害数据进行分割,方便以病害个体为单位计算三维特征。对于给定数量样本,任选一点为中心点划定一个圆形区域,求取该圆形区域内样本的质心,即密度最大处的点,再以该点为中心继续执行上述迭代过程,直至最终收敛。

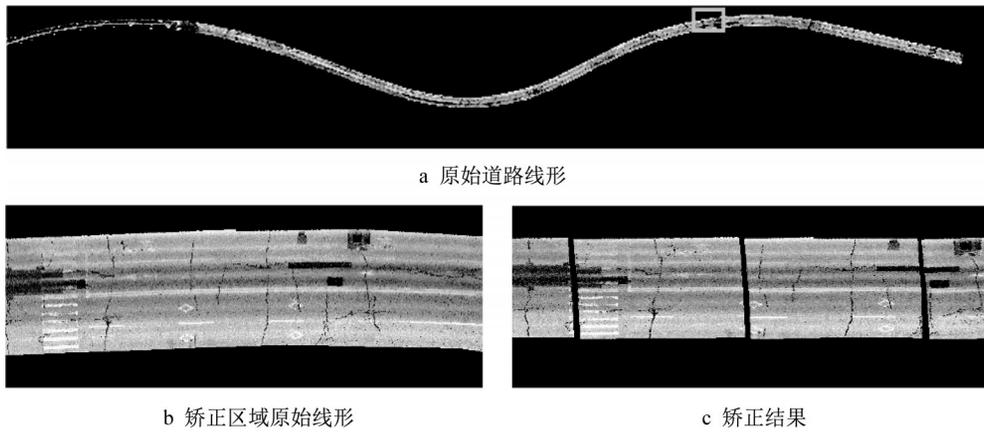


图4 道路线形消除结果

Fig.4 Road alignment elimination results

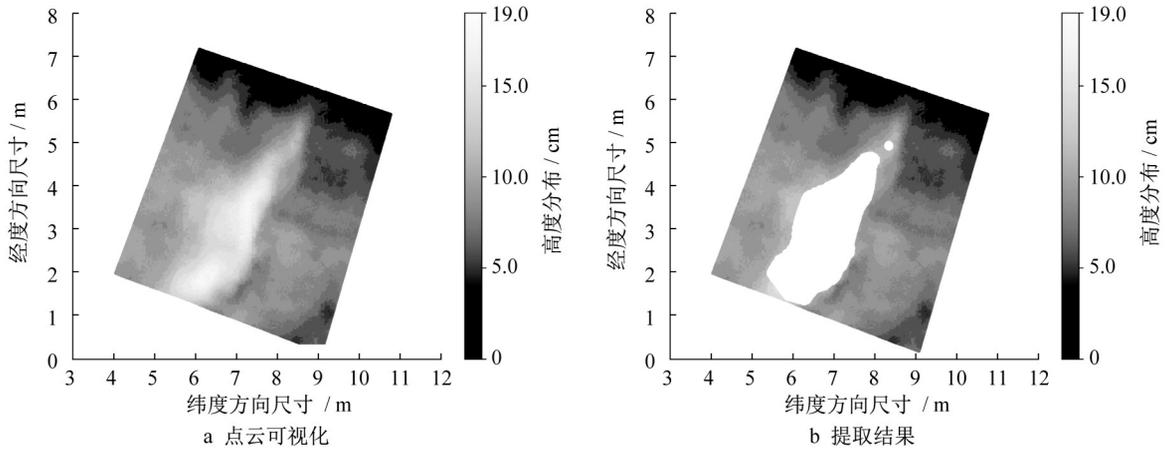


图5 拥包病害点提取结果

Fig.5 Extraction results of shoving distress points

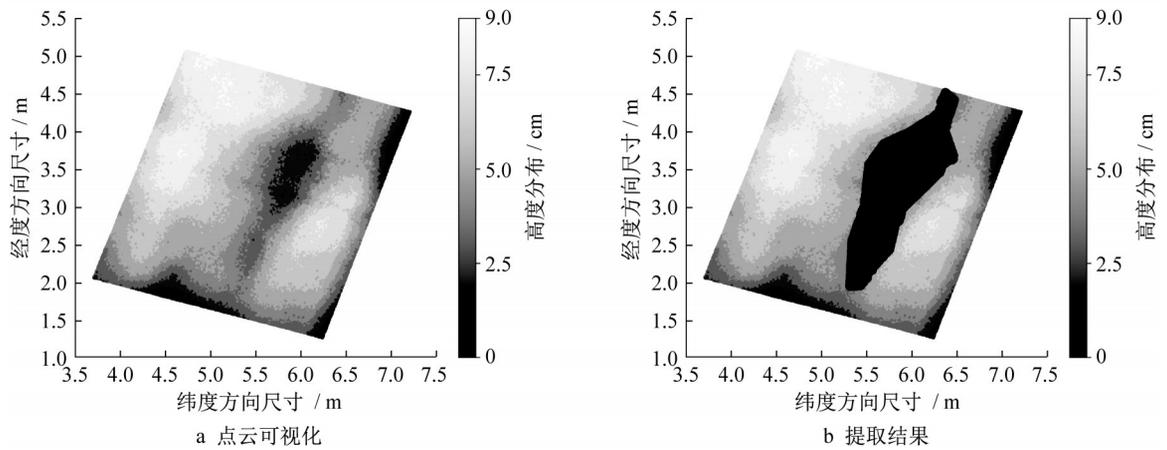


图6 沉陷病害点提取结果

Fig.6 Extraction results of subsidence distress points

2.4.2 病害三维特征计算

(1) 最小外接矩形面积、长度和宽度,采用Graham扫描法^[29]获取点云二维投影的凸包,以横坐标最小值点作为搜索起点 p_0 ,以满足所有 $|\overrightarrow{p_i p_j} \times$

$\overrightarrow{p_i p_{j+1}}| > 0 (i \in (0, n), j \in (1, n), n$ 为搜索数据点总数)的 p_{j+1} 点为下一搜索点,表明以 p_i 搜索点为顶点, p_{j+1} 始终在 p_j 逆时针方向,依次递推形成最外包络线。再经过凸包的每一条边界分别求得其对应的

外接矩形,最后比较各外接矩形的面积,最小者即为最小外接矩形,病害的长度和宽度也可以由此得到。

(2)水平投影面积为所有病害区域点在水平面上投影的凸包的面积,与最小外接矩形相比,显示了更真实的区域。

(3)修复体积。病害的体积也是重要的特征,在工程上代表着变形类病害的挖方量或填方量。采用病害最小外接矩形面积与最大最小高程差乘积计算得到。

(4)近似实际体积是指病害区域点云数据的凸壳进行体积分后的体积。利用卷包裹(gift wrapping)算法^[29]找到三维空间中所有点的凸包,比二维投影的凸包搜索增加高程维度,以横坐标最小值点作为搜索起点 q_0 ,以满足所有 $s \cdot \overrightarrow{q_i q_{j+2}} > 0 (i \in (0, m), j \in (1, m))$, s 为 q_i, q_j, q_{j+1} 三点组成平面的法向量, m 为搜索数据点总数)的 q_{j+2} 点为下一搜索点,表明以 q_i 搜索点为顶点, q_{j+2} 始终在 q_i, q_j, q_{j+1} 三点组成平面的逆时针方向,依次递推形成最外包络面,最后按体积分求出体积。考虑到

变形类病害的特殊性,其高度包含明显的过渡区域,将凸包的每个边界向外平移一定距离,以获得包含高度过渡区域的轮廓,添加到计算结果中。

3 案例分析

本文以30 km的道路环境点云数据集进行实验验证,该数据集涵盖各种类型的道路,分别对路面提取和分割结果、变形类病害检测结果和病害区域三维特征提取结果进行分析,验证方法的可靠性。选取包含变形类病害的典型路段区域,其中路段一包含一处拥包、一处沉陷,路段二包含两处坑槽。

3.1 变形类病害检测结果分析

为了消除纵向和横向坡度的影响,将路段划分为间距为0.5 m的100个区块。表1和图7对比了消除纵坡、横坡影响前后的差异,图8、图9为最终病害检测结果。如表1所示,已处理路面的高度值和标准偏差已大大降低,如果排除横向坡度的影响,仅观察中线区域,值域和标准偏差进一步降低。

表1 消除纵向、横向坡度影响前后的统计数据

Tab.1 Statistical data before and after eliminating the influence of longitudinal and transverse slope

路段	数据类型	高程/m	高程标准差/m	中线点高程/m	中线点高程标准差/m	
一	实测数据	0.172		0.154		
	点云数据	处理前	0.770	0.215	0.644	0.208
		处理后	0.207	0.035	0.160	0.033
二	实测数据	0.162		0.057		
	点云数据	处理前	0.383	0.087	0.274	0.088
		处理后	0.138	0.022	0.063	0.016

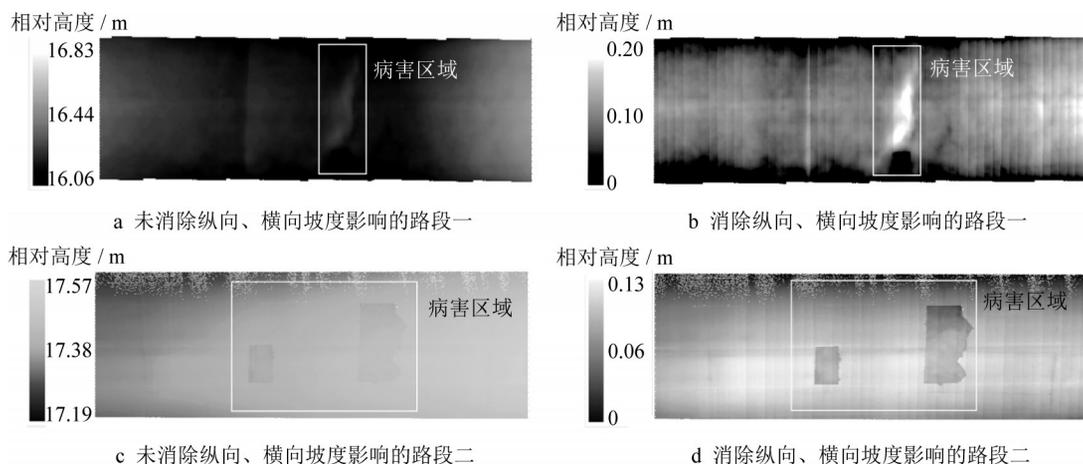


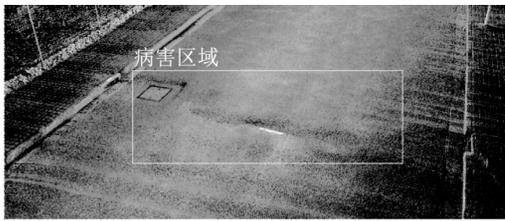
图7 坡度影响消除前后结果对比

Fig.7 Comparison of results before and after elimination of slope influence

对比图7a、7b发现,路段一在坡度影响消除后,变形类病害区域与正常路面之间的差异明显增大,有利于后续检测,该路段病害可视化和最终检测结

果如图8a、8b所示,可以看出变形类病害区域已成功检测到,其中包括拥包和沉陷,以及一些分散的点被识别为异常区域,散点可以通过简单的数据筛选方

法消除。同时,在图 7a 中,还显示出病害区域左侧略高于正常路面,人工容易误判为拥包,但在消除影响之后(图 7b 中),该区域的高度分布仍在正常范围内,可见本文方法具有科学性。对比图 7c、7d 发现,路段二在坡度影响消除后也表现出更好的效果,该路段病害可视化并最终检测结果如图 9a、9b 所示,两处坑槽已成功检测到。其中,在右边坑槽中,未检测到许多内部点,主要原因有两个:一是坑槽内的高度分布存在波动,某些区域的凹陷程度要小于其他区域;二是未检测到的点位于横坡的最高处附近,坑槽的凹陷程度被横坡的上升趋势所抵消。鉴于这种情况,本文方法可以获取病害区域的边界,然后进一步补充边界内的所有点。



a 路段一中病害

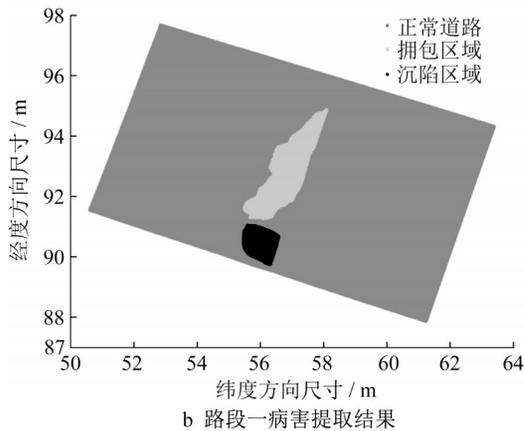


图 8 路段一路面变形类病害检测结果

Fig.8 Detection results of pavement deformation distresses in section I



a 路段二中病害

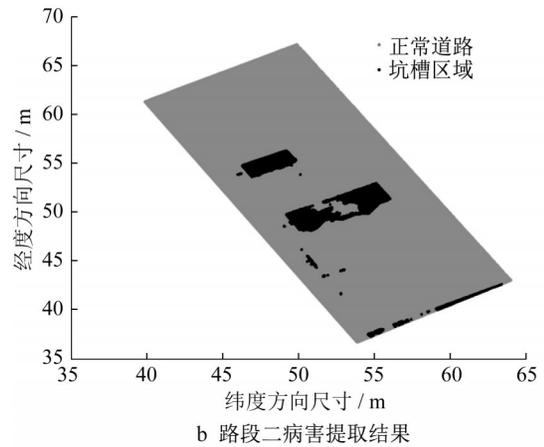


图 9 路段二路面变形类病害检测结果

Fig.9 Detection results of pavement deformation distresses in section II

3.2 病害区域三维特征提取结果分析

为探究点云提取算法的精度与三维特征指标计算方法的科学性,采用全站仪对部分指标进行采集,作为点云数据精度判别的标准,可反映道路变形类病害真值,提取病害的三维特征结果如表 2 所示。

需要注意的是,全站仪实验中在构造病害外接矩形时,由于所框选病害区域是超出其轮廓 10 cm 而构造出的,而点云数据中提取得到的病害外接矩形是最小外接矩形,因此,在计算相对误差时需要将点云提取的边长结果加上 10 cm。由误差计算结果可知,与全站仪测量结果相比,基于点云数据提取的病害三维特征指标的计算结果具有如下精度特征:沉陷、拥包病害的最大高度计算结果与全站仪结果

表 2 病害的三维特征结果

Tab.2 Three dimensional characteristics and results of distresses

三维特征指标	拥包			沉陷			坑槽(左)			坑槽(右)		
	点云提取结果	全站仪结果	相对误差/%	点云提取结果	全站仪结果	相对误差/%	点云提取结果	实际观测结果	相对误差/%	点云提取结果	实际观测结果	相对误差/%
长度/m	4.845	5.083	2.717	1.163	1.358	7.025	3.522	3.703	2.187	7.075	7.891	9.074
宽度/m	1.382	1.548	4.251	1.021	1.183	5.275	1.562	1.732	4.042	2.728	2.898	2.415
最小外接矩形面积/m ²	6.697	7.868	13.622	1.187	1.607	19.917	5.503	6.414	12.639	19.298	22.868	15.174
水平投影面积/m ²	3.809			0.887			5.137			16.931		
修复体积/m ³	0.296			0.045			0.291			1.912		
近似实际体积/m ³	0.165			0.012			0.224			0.884		
最大高度或深度/m	0.102	0.084	21.429	0.106	0.088	20.000						

有一定偏差。分析原因可能是由于全站仪是人为架设的,所参考的基准点高程数据未经最新更新,可能地质变换后造成高程变化,所以最大高度是经由转换得到的绝对值,也相应存在误差,但其绝对误差也小于2 cm,满足公路改扩建工程中对路面点测量精度优于3 cm的要求^[30]。沉陷、拥包和坑槽病害的最小外接矩形面积、长度、宽度计算结果平均准确率为84.662%。在计算面积时,仅与点云相对位置关系有关,因此相对误差较小,这也说明点云数据在计算变形类病害面积时具有较好的精度。此外,基于点云数据的三维特征计算还可以获得水平投影面积、修复体积、近似实际体积等更精细化参数,具有很强的工程应用的价值。

4 结论

由于缺少针对沉陷、拥包、坑槽等大尺度病害的有效检测手段,本文设计了车载LiDAR移动测绘系统采集实验,获取全面、完整、高精度的道路环境点云数据;结合点云数据特征,提出一种基于海量点云数据的自动化变形类病害检测方法,给出了基于车辆轨迹和特征聚类的路面提取和分割算法、基于特征分析的路面变形类病害检测方法以及基于区域语义搜索的变形类病害三维特征提取方法。利用超过30 km的道路实测数据验证方法的可靠性,结果表明,本文方法可以有效检测出包括拥包、沉陷和坑槽在内的变形类病害,并计算出其三维特征指标。利用全站仪数据评估方法的准确性,结果表明,基于点云数据的病害三维特征检测方法具有较高的检测精度,综合准确率为84.662%。本文为道路病害检测提供了新的手段和自动化数据分析途径,与传统的变形类病害检测方法相比,该方法具有高效、自动化程度高的优势。

作者贡献声明:

潘宁:设计实验,处理数据,撰写文稿。
 杜豫川:修改文稿,确定文稿。
 岳劲松:设计实验,处理数据。
 魏斯瑀:设计实验,处理数据。
 刘成龙:修改文稿。
 吴获非:修改文稿。

参考文献:

- [1] 朱洪涛,李田雨. 沥青路面病害的成因及处置方案[J]. 交通世界, 2018(31): 66. DOI: 10.16248/j.cnki.11-3723/u.2018.31.029.
 ZHU Hongtao, LI Tianyu. Causes and treatment of asphalt pavement diseases [J]. *Transpo World*, 2018(31): 66. DOI: 10.16248/j.cnki.11-3723/u.2018.31.029.
- [2] COENEN T B J, GOLROO A. A review on automated pavement distress detection methods [J]. *Cogent Engineering*, 2017, 4(1):1374822. DOI: 10.1080/23311916.2017.1374822.
- [3] 王应齐. 沥青路面的病害检测与养护[J]. 交通世界, 2019(20): 49. DOI: 10.16248/j.cnki.11-3723/u.2019.20.020.
 WANG Yingqi. Disease detection and maintenance of asphalt pavement [J]. *Transpo World*, 2019(20): 49. DOI: 10.16248/j.cnki.11-3723/u.2019.20.020.
- [4] 杨静,李孝兵. 路面检测技术现状及未来发展趋势[J]. 公路交通科技(应用技术版), 2012, 8(1): 104. DOI: CNKI: SUN:GLJJ.0.2012-01-030.
 YANG Jing, LI Xiaobing. Current situation and future development trend of pavement detection technology [J]. *Highway Transportation Technology (Application Technology)*, 2012, 8(1): 104. DOI: CNKI: SUN:GLJJ.0.2012-01-030.
- [5] GOPALAKRISHNAN K, KHAITAN S K, CHOUDHARY A, *et al.* Deep convolutional neural networks with transfer learning for computer vision-based data-driven pavement distress detection [J]. *Construction and Building Materials*, 2017, 157: 322. DOI: 10.1016/j.conbuildmat.2017.09.110.
- [6] 白志辉. 激光扫描在沥青路面平整度检测中的应用研究[J]. 价值工程, 2018, 37(35): 272. DOI: 10.14018/j.cnki.cn13-1085/n.2018.35.108.
 BAI Zhihui. Application research of laser scanning in asphalt pavement flatness detection [J]. *Value Engineering*, 2018, 37(35): 272. DOI: 10.14018/j.cnki.cn13-1085/n.2018.35.108.
- [7] DU Y C, CHEN J, ZHAO C, *et al.* Comfortable and energy-efficient speed control of autonomous vehicles on rough pavements using deep reinforcement learning [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2022, 134: 103489. DOI: 10.1016/j.trc.2021.103489.
- [8] 啜二勇. 国外路面自动检测系统发展综述[J]. 交通标准化, 2009(17): 96. DOI: CNKI:SUN:JTBH.0.2009-17-028.
 CHUAI Eryong. Development summary of international pavement surface distress automatic survey system [J]. *Communications Standardization*, 2009(17): 96. DOI: CNKI: SUN:JTBH.0.2009-17-028.
- [9] ZHOU S Q, BI Y F, WEI X, *et al.* Automated detection and classification of spilled loads on freeways based on improved YOLO network [J]. *Machine Vision and Applications*, 2021, 32(2): 1. DOI: 10.1007/s00138-021-01171-z.
- [10] TEDESCHI A, BENEDETTO F. A real-time automatic pavement crack and pothole recognition system for mobile

- android-based devices [J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2017, 32:11. DOI: 10.1016/j.aei.2016.12.004.
- [11] 沈照庆, 彭余华, 舒宁. 一种基于SVM的路面影像损伤跨尺度识别方法[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2013, 38(8): 993. DOI: 10.13203/j.whugis2013.08.004.
- SHEN Zhaoqing, PENG Yuhua, SHU Ning. A road damage identification method based on scale-span image and SVM [J]. *Geomatics & Information Science of Wuhan University*, 2013, 38(8): 993. DOI: 10.13203/j.whugis2013.08.004.
- [12] DU Y C, PAN N, XU Z H, *et al.* Pavement distress detection and classification based on YOLO network [J]. *International Journal of Pavement Engineering*, 2021, 22(13): 1659. DOI: 10.1080/10298436.2020.1714047.
- [13] 惠冰, 郭牧, 王洲, 等. 基于三维激光技术的路面坑槽多维度指标检测[J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2018, 46(1): 60. DOI: 10.11908/j.issn.0253-374x.2018.01.009.
- HUI Bing, GUO Mu, WANG Zhou, *et al.* Multi-dimensional index detection of potholes based on 3D laser technology [J]. *Journal of Tongji University (Natural Science)*, 2018, 46(1): 60. DOI: 10.11908/j.issn.0253-374x.2018.01.009.
- [14] MATHAVAN S, RAHMAN M M, STONECLIFFE-JONES M, *et al.* Pavement raveling detection and measurement from synchronized intensity and range images [J]. *Transportation Research Record*, 2014, 2457: 3. DOI: 10.3141/2457-01.
- [15] KAMAL K, MATHAVAN S, ZAFAR T, *et al.* Performance assessment of Kinect as a sensor for pothole imaging and metrology [J]. *International Journal of Pavement Engineering*, 2018, 19 (7) : 565. DOI: 10.1080/10298436.2016.1187730.
- [16] LI F, ABLAT G, ZHOU S Q, *et al.* 2D-wavelet based micro and macro texture analysis for asphalt pavement under snow or ice condition [J]. *Journal of Infrastructure Preservation and Resilience*, 2021, 2 (1) : 1. DOI: 10.1186/s43065-021-00029-y.
- [17] 王建锋. 激光路面三维检测专用车技术与理论研究[D]. 西安: 长安大学, 2010.
- WANG Jianfeng. Research on vehicle technology on road three-dimension measurement [D]. Xi'an: Chang'an University, 2010.
- [18] 陈琦, 曾妮红, 王留召. 基于车载LiDAR点云的道路建模研究[J]. *北京测绘*, 2018, 32(9): 1015. DOI: 10.19580/j.cnki.1007-3000.2018.09.002.
- CHEN Qi, ZENG Nihong, WANG Liuzhao. Road modeling research based on vehicle LiDAR point cloud [J]. *Beijing Surveying and Mapping*, 2018, 32(9): 1015. DOI: 10.19580/j.cnki.1007-3000.2018.09.002.
- [19] YADAV M, LOHANI B, SINGH A K. Road surface detection from mobile LiDAR data [J]. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2018, 4(5): 95. DOI: 10.5194/isprs-annals-IV-5-95-2018.
- [20] JUNG J, CHE E, 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. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.11.012.
- [21] 郭峰, 潘永祥, 邹友峰, 等. 车载LiDAR系统在井盖病害监测中的应用研究[J]. *能源与环保*, 2017, 39(4): 64. DOI: 10.19389/j.cnki.1003-0506.2017.04.013.
- GUO Feng, PAN Yongxiang, ZOU Youfeng, *et al.* Application study on vehicle-mounted LiDAR system in disease detection of manhole cover [J]. *China Energy and Environmental Protection*, 2017, 39(4): 64. DOI: 10.19389/j.cnki.1003-0506.2017.04.013.
- [22] 成斌, 管海燕, 季秋菊, 等. 车载LiDAR数据的道路裂缝信息自动提取[J]. *测绘科学*, 2018, 43(08): 130. DOI: 10.16251/j.cnki.1009-2307.2018.08.021.
- CHENG Bin, GUAN Haiyan, JI Qiuju, *et al.* Automatic extraction of pavement cracks information using mobile LiDAR data [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2018, 43(8) : 130. DOI: 10.16251/j.cnki.1009-2307.2018.08.021.
- [23] LI Z Q, CHENG C Q, KWAN M P, *et al.* Identifying asphalt pavement distress using UAV LiDAR point cloud data and random forest classification [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2019, 8(1):39. DOI: 10.3390/ijgi8010039.
- [24] YU Y T, LI J, GUAN H Y, *et al.* 3D crack skeleton extraction from mobile LiDAR point clouds [C]// 2014 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). Quebec : IEEE, 2014: 914-917. DOI: 10.1109/IGARSS.2014.6946574.
- [25] ZHAO J X, XU H, LIU H C, *et al.* Detection and tracking of pedestrians and vehicles using roadside LiDAR sensors [J]. *Transportation Research Part C Emerging Technologies*, 2019, 100: 68. DOI: 10.1016/j.trc.2019.01.007.
- [26] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5) : 603. DOI: 10.1109/34.1000236.
- [27] SCHNABEL R, WAHL R, KLEIN R. Efficient RANSAC for point-cloud shape detection [J]. *Computer Graphics Forum*, 2007, 26 (2) : 214. DOI: 10.1111/j. 1467-8659.2007.01016.x.
- [28] PANCHAM A, WITHEY D, BRIGHT G. Comparison of clustering methods for tracking features in RGB-D images [C]// Proceedings of the IECON 2016-42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. Florence: IEEE, 2016: 871-876.
- [29] GOMES A J P. A total order heuristic-based convex hull algorithm for points in the plane [J]. *Computer-aided Design*, 2016(70): 153. DOI: 10.1016/j.cad.2015.07.013.
- [30] 张传师, 焦利国. 基于车载LiDAR系统的路面高程测量研究[J]. *中州煤炭*, 2013(5): 20. DOI: CNKI:SUN:ZZMT.0.2013-05-008.
- ZHANG Chuanshui, JIAO Ligu. Research on road height measurement based on mobile LiDAR system [J]. *Zhongzhou Coal*, 2013(5): 20. DOI: CNKI:SUN:ZZMT.0.2013-05-008.