

文章编号: 1007-2993(2023)03-0320-07

基于点云数据的黄土公路边坡病害识别

邵建鸿¹ 郑万鹏² 张斌^{3,4} 杜源² 王兴涛² 栾纪昊^{3,4}

(1. 甘肃省公路发展集团有限公司, 甘肃兰州 730000; 2. 甘肃二车高等级公路项目管理有限公司, 甘肃庆阳 745000;
3. 甘肃恒路交通勘察设计院有限公司, 甘肃兰州 730000; 4. 甘肃省高等级公路养护工程研究中心,
甘肃兰州 730000)

【摘要】 公路边坡病害巡查是高速公路安全运维的重要工作之一。鉴于当前人工巡查的局限性, 提出了一种基于无人机倾斜摄影技术实现三维重建和点云数据分析的公路边坡坡面病害巡查方法。研究表明: 无人机倾斜摄影可以快速获得研究区的实景影像和点云数据, 通过三维模型重建和点云数据分析, 能够高效定量地识别出坡面变形、冲沟以及排水沟淤堵等边坡病害; 点云数据对比算法对边坡病害识别结果有较大影响, 相比最邻近点云比较方法和基于法向量的点云比较方法, 点云网格比较方法更适用于公路边坡坡面病害识别。该方法提高了边坡巡查的效率, 弥补了人工巡查的不足。

【关键词】 道路工程; 病害识别; 点云数据分析; 三维模型重建; 边坡巡查

【中图分类号】 U 419.4

【文献标识码】 A

doi: 10.3969/j.issn.1007-2993.2023.03.011

Disease Detection of Loess Highway Slope Based on Point Cloud Data

Shao Jianhong¹ Zheng Wanpeng² Zhang Bin^{3,4} Du Yuan² Wang Xingtiao² Luan Jihao^{3,4}

(1. GanSu Provincial Highway Development Group Co., Ltd., Lanzhou 730000, Gansu, China; 2. Gansu Erche Highway Project Management Co., Ltd., Qingyang 745000, Gansu, China; 3. Gansu Henglu Communication Survey and Design Institute Co., Ltd., Lanzhou 730000, Gansu, China; 4. Gansu Engineering Research Centre of Road Maintenance Technologies, Lanzhou 730000, Gansu, China)

【Abstract】 Slope inspection is one of the main works of highway operation and maintenance. In view of the limitation of manual inspection and monitoring, a highway slope inspection and monitoring method based on 3D reconstruction and point cloud analysis using unmanned aerial vehicle (UAV)-based oblique photography technique was proposed. The results show that the terrain data of research area could be obtained quickly by the unmanned aerial vehicle (UAV)-based oblique photography technique. Slope diseases including slope deformation, gully erosion and blockage of drainage ditch could be identified quantitatively by 3D model reconstruction and point cloud data analysis. The algorithm of point cloud data analysis has a great impact on the results. Compared with Cloud to Cloud comparison (C2C) algorithm and Multiscale Model to Model Cloud comparison (M3C2) algorithm, the algorithm of Cloud to Mesh comparison (C2M) is most suitable for the point cloud data analysis of highway slope disease identification. This method improves the efficiency of slope inspection and is an effective method to make up for the shortage of manual inspection.

【Key words】 road engineering; disease identification; point cloud data analysis; 3D model reconstruction; slope inspection

0 引言

如何科学、合理、高效地开展营运高速公路养护工作是一项十分重要的课题^[1]。尤其在黄土地区, 公路边坡坡面的冲刷病害是一个被广泛关注的问题。经历强降雨或持续降雨时, 雨水流经坡面冲刷携带大量的土体颗粒, 造成排水沟淤堵, 进而冲刷坡面, 导致水土流失, 边坡形成冲沟, 进而影响边坡的整体稳定

性。如果任由其发展, 最终将造成崩塌、滑坡等公路地质灾害, 严重影响高速公路的畅通^[2]。及时发现黄土公路边坡的病害隐患并进行及时养护, 能够大大降低高速公路在暴雨天气状况下的风险。

边坡巡查的传统方式主要是人工巡查。人工巡查的工作效率低、成本高, 已经难以适应快速的经济社会发展进程。为了探究更加高效、适宜的监测巡

基金项目: 甘肃省交通运输厅科研项目(No.2020-22)

作者简介: 邵建鸿, 男, 1969年生, 甘肃白银人, 高级工程师, 主要从事黄土道路工程方面的研究工作。E-mail: 191018417@qq.com

查方法,国内外学者已经开展了研究^[3]。目前常见的监测手段包括全球导航卫星系统^[4]、遥感技术^[5]、三维激光扫描^[6]、单点位移计^[7]、全站仪测量^[8],主要在易滑动的重要部位进行监测,应用广泛。但是由于监测点数少,难以获得覆盖测区范围的监测数据,在大面积监测上存在一定的局限。因此,学者们开始寻求整体的、非接触式的监测方法。

近年来,无人机被广泛应用于农情监测、基坑勘察、城市管理、环境检测、方量计算等领域^[9-10],使用无人机作为平台搭载各种设备可以进行不同环境下的地表采样,相较于其他方法,无人机操作简便灵活,使用者经过简单培训即可掌握应用。无人机航测作为巡查手段更加高效,能迅速获得测区范围内的地面影像数据,通过处理这些影像数据,可以对获得的所有地面信息进行分析,从而得到有用信息。相诗尧等^[11]提出了利用无人机倾斜摄影技术对高速公路边坡进行三维重建的方法,证明该方法真实、纹理清晰、精度高;张青青等^[12]以结合无人机航拍影像和人工巡检的方式,分析病害成因和影响后果;杨家邑^[13]分析了高速公路边坡日常养护巡查的必要性,并且研究了无人机在高速公路边坡日常养护巡查中的具体应用;Wang等^[14]利用无人机倾斜摄影得到边坡的数字高程模型,通过神经网络预测位移序列的变化,实现对边坡关键测点的预测。目前已经有部分研究证实,无人机倾斜摄影能够在边坡巡查中应用,但是主要的研

究方向集中于滑坡、崩塌等灾害的识别^[15],为了避免灾害的发生,影响公路路况,本文将无人机倾斜摄影应用于黄土公路边坡的坡面病害识别方向,通过较早获取病害信息特征,从根源避免引发进一步的边坡灾害。

鉴于目前大多数研究侧重于边坡大型灾害识别和无人机影像数据分析,为了更高效地巡查监测公路边坡的坡面病害,减少人力成本,本文通过开展无人机倾斜摄影航测,利用多视图立体视觉的三维重建算法获得航测区域三维实景模型和三维点云数据,对比分析了邻近点比较、基于网格法比较、基于法向量比较3种算法对边坡坡面病害的适宜性,实现了对黄土公路边坡坡面病害(如排水沟淤堵、坡面冲沟等)的自动定量识别。

1 无人机边坡坡面病害识别方法

基于无人机倾斜摄影技术的边坡坡面病害检测方法的流程可分为边坡影像数据采集、基于三维重建算法的影像数据处理和边坡变形识别及病害特征分析3个主要部分(见图1)。无人机在现场进行影像数据采集,整合后的数据根据三维重建的算法获得三维点云数据和三维实景模型,针对边坡坡面病害对识别方法进行优化以提高精度,通过点云对比算法获得两期数据期间边坡的变形量,进行边坡坡面的病害特征分析。

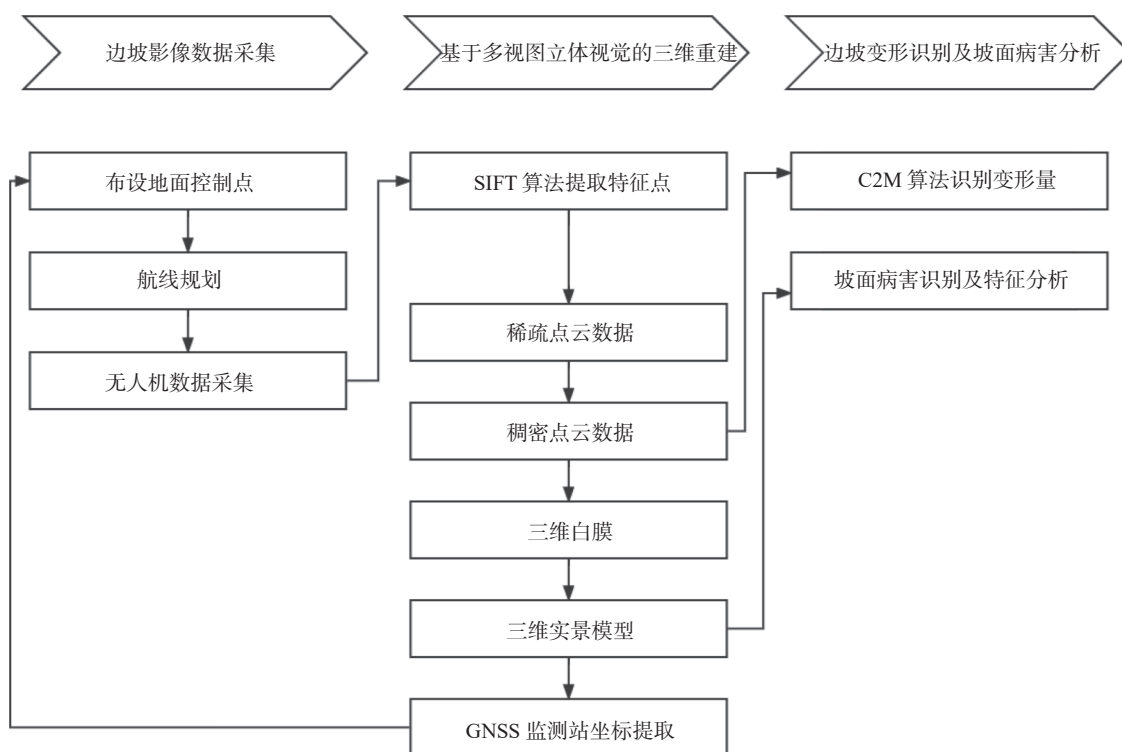


图1 无人机边坡坡面病害识别方法流程图

1.1 边坡影像数据采集

根据边坡实际范围适当扩大作为航测区域, 边坡实际范围内均匀布设地面控制点, 控制点为角点明显的人工绘制标志, 位于航测区域内无遮挡处, 可以大幅降低数据处理时导致的误差, 需采集其精确坐标数据用于空中三角测量。

无人机搭载相机按照预设航线对航测范围根据固定的序列和间隔在现场进行数据采集, 合理的航线规划能够保证三维重建时模型的精度, 重要的航线参数包括飞行高度、旁向重叠率、航向重叠率等, 一定的重叠率使得同一地物在多张影像中存在。对航测获得的高清地面影像、POS数据和地面控制点坐标数据进行整理, 得到进行三维重建的源数据。

1.2 基于多视图立体视觉的三维重建

基于多视图立体视觉对源数据进行三维重建, 该算法表达了不同视角所获得的图像与实际物体之间的投影关系, 能够快速根据影像数据及其 POS(Position and Orientation System) 数据生成一个稀疏的三维结构模型^[16]。三维重建算法具体包括特征点提取、影像匹配、运动恢复结构。

无人机影像特征的提取和匹配是三维重建的重要过程, 尺度不变的特征点提取算法 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)^[17] 具有旋转、尺度、光照不变性的优点, 对采集到的二维图像检测尺度空间极值, 经过为关键点赋值方向参数, 生成 SIFT 特征向量对应各个特征点。影像之间特征点的关系寻找采用最邻近方法, 即使用相似性度量比较两幅影像的 SIFT 特征向量。

运动恢复结构法 SfM^[18](structure from Motion) 是一种结构测量的方法, 在三维重建过程中, SfM 可以获得不同影像中相同像素点的对应关系, 结合匹配约束关系和三角测量原理得到三维空间坐标信息^[19], 通过不断优化迭代求解误差函数得到三维结构信息:

$$g(C_p, X) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m v_{ij} f(P(C_i, X_j), q_{ij})^2 \quad (1)$$

式中: C_p 为相机参数矩阵, $C_p = \{C_1, C_2, C_3, \dots, C_n\}$, n 为相片总数; X 为空间点坐标矩阵, $X = \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_m\}$, m 为特征点个数; v_{ij} 为表示空间点 X_j 在相机 C_i 中是否可见的参数; 函数 $f(P(C_i, X_j), q_{ij})^2$ 为空间点 X_j 在相机 C_i 中的投影误差。

使用 SfM 算法生成航测区域内的稀疏点云, 在这个阶段, 引入地面控制点的精确坐标提高三维模型精度, 采用光束法区域网平差解算出所有加密点和各

影像的外方位元素, 自动求解相机方位和场景几何形态等信息, 平差的数学模型使用中心投影的共线方程:

$$\begin{cases} x = -f \frac{a_1(X - X_s) + b_1(Y - Y_s) + c_1(Z - Z_s)}{\alpha_3(X - X_s) + b_3(Y - Y_s) + c_3(Z - Z_s)} \\ y = -f \frac{a_2(X - X_s) + b_2(Y - Y_s) + c_2(Z - Z_s)}{\alpha_3(X - X_s) + b_3(Y - Y_s) + c_3(Z - Z_s)} \end{cases} \quad (2)$$

式中: f 为相机镜头焦距; X_s, Y_s, Z_s 为摄影中心地面坐标, 即影像外方位线元素; $a_i, b_i, c_i (i = 1, 2, 3)$ 为方向余弦。对垂直、倾斜影像数据进行空三解算, 得到各影像的外方位元素, 得到稀疏点云数据。

为了获得符合研究所需的高精度三维模型, 使用多视图立体视觉算法 MVS(multi-view stereo) 对稀疏点云进行匹配、扩散、过滤, 生成稠密点云数据, 此时的点云数据密集且具有真实颜色, 对其进行表面网格重建, 区域被划分为相连不规则三角网格。将模型封装为三维白膜, 进行多视图纹理映射, 得到可用于进一步观测分析的三维实景模型。

1.3 边坡坡面病害识别点云算法

通过对边坡的定期巡查获得不同时期的影像数据, 利用三维重建算法的一系列流程获得了精密三维实景模型和稠密点云数据。三维实景模型能够做到对现场实际情况进行复原, 通过人工辅助观测, 实景模型可以展现边坡及周围环境的真实状况, 更好地分析病害的形态及诱因。三维点云数据由抽象的三维坐标点构成, 具有可编辑性, 能够对病害的真实情况量化分析, 并且更适用于总体、直观地确定病害的位置及数量。三维点云数据在进行比较前先进行点云降噪预处理, 手动降噪删除无关点数据。

邻近点比较算法(Cloud To Cloud, 简称 C2C)、点云网格比较算法(Cloud To Mesh, 简称 C2M)和基于法向量的点云比较算法(Multiscale Model to Model Cloud Comparison, 简称 M3C2)是目前最常用的 3 种点云比较算法。C2C 算法直接对比了两期点云数据中的邻近点的距离, 即为模型各处的变形量(见图 2(a)); C2M 算法需要将参考点云网格化为连续且高精度的参考面, 比较点云数据中的点云与参考面进行对比得到距离, 即为模型各处的变形量(见图 2(b)); M3C2 算法为局部算法, 拟合参考点云的局部点数据为一个表面, 计算该处点云的法向量, 求得法向量方向两期点云局部拟合平面之间的距离, 即为模型各处的变形量(见图 2(c))。

黄土边坡的坡面病害其变化量和范围都较小, 相比于大型边坡灾害, 在识别上具有困难。C2C 算

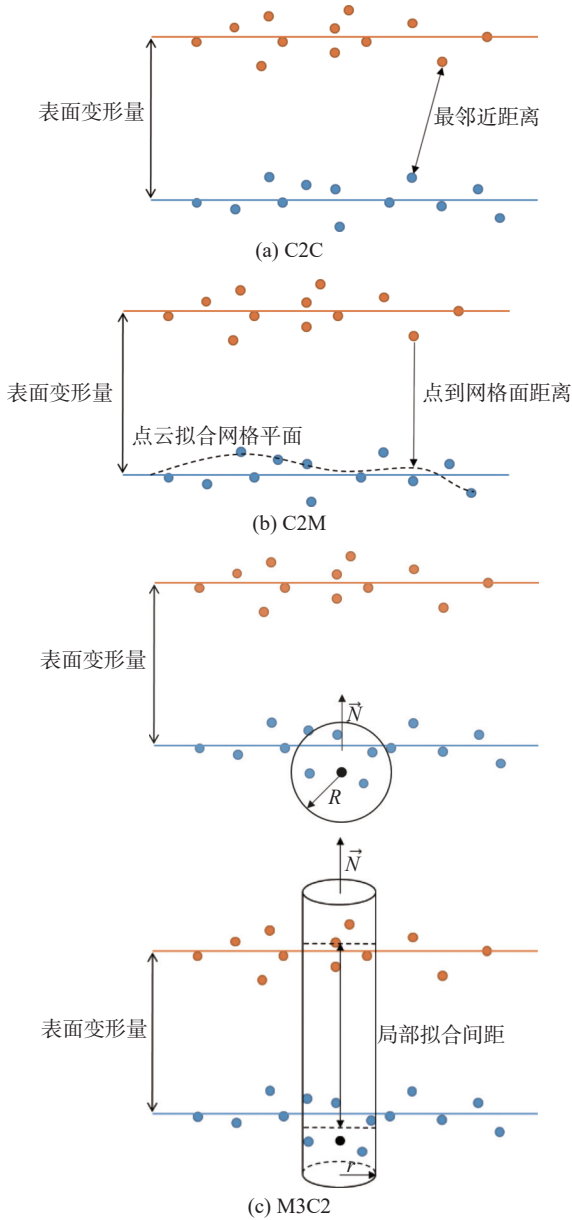


图2 点云比较算法原理

法得到的变形量为绝对值, 不符合病害形态观测的需求; M3C2 算法可以根据不同的需求调整两个可调节参数投影半径 $d/2$ 和法向量半径 $D/2$, 使比较结果具有更高的准确度, 投影半径过大会造成无法有效识别变化量, 投影半径过小会导致变化量的波动较大, 错误识别病害。黄土边坡的坡面病害之间的尺度具有一定的区别, M3C2 和 C2C 都难以达到通过点云比较的定量结果大致辨别出整个测区范围病害特征的需求。C2M 将参考点云三角剖分, 生成具有网格节点的 Delaunay 三角网, 比较点云与参考点云的网格节点之间的 Euclidean 距离可以表示为:

$$d(p, S') = \min_{p' \in S'} p - p' \quad (3)$$

式中: p 为比较点云中的点云数据; p' 为参考点云的网格节点; S' 为参考点云生成的 Delaunay 三角网。

2 应用实例

2.1 工程概况

G341 线甘肃省庆阳市环县(二十里沟口)至车路岷岷(甘宁界)公路全长 101.2 km, 处于我国典型黄土分布区域, 全线路基深挖高边坡共 57 处。本次试验边坡为工程沿线的最高边坡及其相邻边坡, 最高点至路面高差达 83.5 m。边坡整体为上更新统风积黄土(Q_3^{eol}), 土层为披覆型多期次沉积, 土质不均匀, 可见明显沉积界面, 边坡设置纵横交错的网状排水体系。图 3 为研究区的航拍全貌图, 其中的红色标注点为现场布置的 GNSS 监测站。



图3 研究区航拍全貌

2.2 数据采集与处理

采用大疆 M600pro 无人机搭载华测 HC12 高分辨率 5 镜头倾斜相机, 按照规划航线采集现场影像数据。在实际航测过程中, 根据现场工程情况, 设计航线规划(见图 4), 设置航向重叠度 85%, 旁向重叠度 75%, 飞行高度为 150 m, 飞行高度以边坡中间的路面为基准, 地面分辨率达到 0.023 m。航测区域共布设 9 个地面控制点, 平高点的精确坐标由华测中绘 i50 RTK 测得。

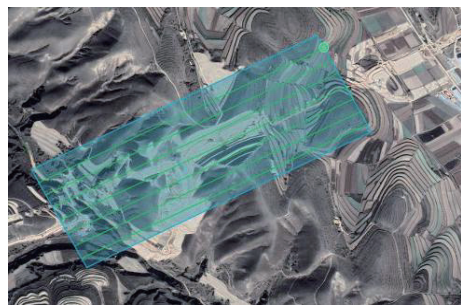
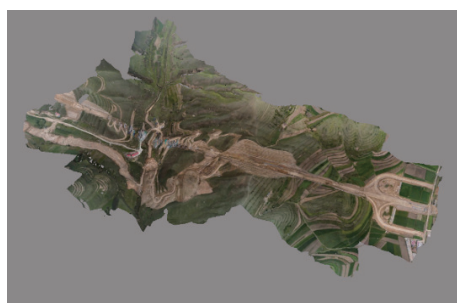


图4 无人机航线规划

利用三维重建算法, 重建边坡的三维实景模型和三维点云数据, 如图 5 所示。三维点云数据需要进行点云去噪, 最大化保留研究对象而排除其他干扰, 故通过裁剪排除干扰得到目标边坡。



(a) 第1期三维实景模型



(b) 第2期三维实景模型



(c) 第1期三维点云数据



(d) 第2期三维点云数据

图5 影像数据的三维重建

2.3 模型精度验证

为了提高监测精度并验证其可靠性,航测区域内布设了10个GNSS监测站实时监测点位移。该监测站具备由北斗提供的实时坐标点。在边坡影像采集前布设的地面控制点均用于三维模型的建立,为了验证三维重建得到的实景模型精度,使用模型软件的距离测量功能,以GNSS监测站接收点为测量相位点,量测三维模型中监测站之间的距离,由于监测站布设在测区内多个方位,每条连线都具有不同的长度和方向,实际距离由GNSS监测站坐标计算得到。两期模型的精度验证结果如表1,第一期模型的平面

误差小于6.9 cm,第二期模型的平面误差小于2.8 cm,两期模型的高程误差小于14.5 cm,第2期的平面误差均方根要小于第1期,主要的误差来源为影像采集时的光照、风力和风向的影响。相比之下平面误差要小于高程误差,高程误差的数值更加分散,模型在高程上的精度稳定性更差,这是由于GNSS监测站坐标接收点位于离地约2 m的立柱上方造成的,对识别相对变形的影响较小。

表1 三维模型误差对比

特征线编号	第1期		第2期	
	平面误差	高程误差	平面误差	高程误差
L1	0.016	0.011	0.006	0.006
L2	-0.016	-0.145	-0.007	-0.145
L3	-0.014	0.044	0.008	0.032
L4	-0.031	-0.087	-0.005	-0.053
L5	0.065	0.048	0.009	0.080
L6	0.069	0.047	0.028	-0.019
RMSE	0.042	0.077	0.013	0.073

2.4 边坡坡面病害识别

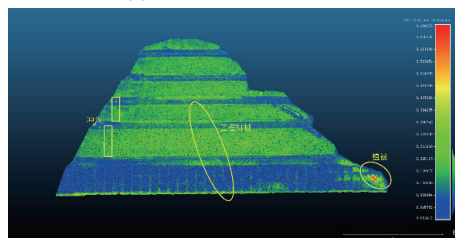
边坡坡面病害的识别主要利用C2M算法,通过比较两期点云数据之间的变形量,观测病害的分布与形态,量化分析病害的特征情况,得到两期之间的变化(见图6)。



(a) 第1期三维实景模型



(b) 第2期三维实景模型



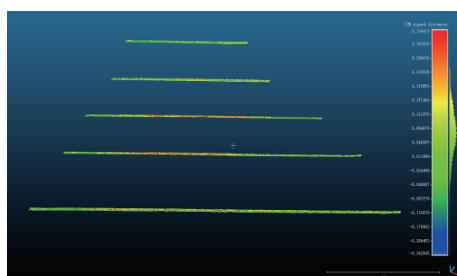
(c) 点云变形量

图6 边坡的坡面病害识别

结合三维模型可以看出,其中右侧为较早获取的第1期数据中尚未被去除的植被,在第2期中此处植被已经被移除并且增加护坡,故此处变化较大。在左侧可以识别出冲沟的情况,在采集第1期数据时该边坡左侧的排水沟出现了淤堵,导致排水不畅,水流对坡面不断冲刷产生冲沟,在采集第2期数据时该裂隙已经被修复,所以变形量比较结果呈现为增长。排水沟在第2期出现淤堵,最严重处位于第3、4级边坡底部平台排水沟中间,针对识别出的不同病害,通过截取点云数据进一步对各病害进行定量分析,确定其特征及成因。

2.4.1 排水沟淤堵

该边坡工程设置了排水沟用以降低降雨对黄土边坡的不良影响,由于喷浆过程中没有对排水沟以及各种监测设备进行特殊保护,喷浆落入排水沟中产生淤堵,与此同时还有坡面底部堆积的部分滑入排水沟中。为了更精确地分析排水沟淤堵情况,对整个坡面上的排水沟变形量进行单独分析,结果如图7所示。



(a) 排水沟点云变形量



(b) 排水沟淤堵实例

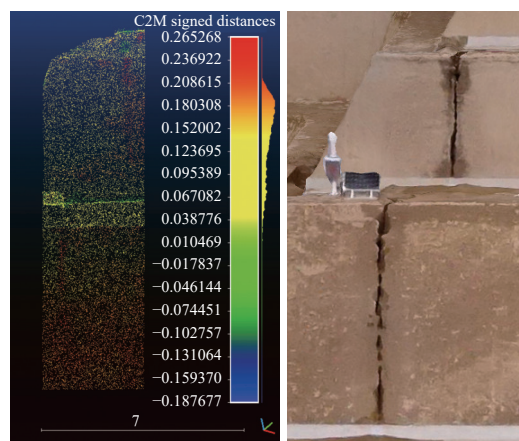
图7 排水沟淤堵识别

排水沟被填满后,坡面泥浆仍不断滑下,堆积于坡底并覆盖排水沟,导致淤堵的高度出现高于排水沟本身高度的情况,因此变形量显示淤堵最高处为34 cm左右。排水沟中的淤堵厚度不均匀,中间高两侧低,除了正中位置,其他区域约为5~10 cm,在边坡左侧的排水沟出现变化为负值的情况,为第1期在左侧出现的淤堵情况明显严重于第2期所造成。淤堵情况与暴雨造成的病害特征相似,故可以判断该方

法能够有效定量识别淤堵病害。

2.4.2 坡面冲沟

排水沟的淤堵会导致水流溢出,顺着坡面冲刷形成冲沟(见图8),影响整个边坡的稳定性。图8显示冲沟出现在边坡的2级坡和3级坡上,3级坡上水平面处的冲沟最深,点云数据变化量为19~22.5 cm。通过提取冲沟周围的正值变形量可知喷浆对其周围的变形影响仅有5~10 cm。冲沟处点云数据变化量绝对值和喷浆带来的变形量绝对值的差值可以表示冲沟的深度,平面处的深度约为10~17 cm;倾斜坡面上的深度约为5~10 cm,该冲沟贯穿了整个3级坡面。2级坡的冲沟最严重处在倾斜坡面上半部,冲沟的上部深度约为6~10 cm,中部约为5~8 cm,下部约为4~7 cm,没有连续贯穿坡面,冲沟中间有部分未塌陷。观察三维模型也可以看出各冲沟上方的排水沟在第一期时出现了严重淤堵,因此两期点云比较结果中,该处排水沟的变化为负值,其中3级坡上排水沟处的变形量为-15~-13 cm,2级坡排水沟处变形量为-7~-4 cm。



(a) 点云变形量

(b) 三维实景模型

图8 坡面冲沟识别

3 结论

基于无人机倾斜摄影技术,通过三维重建算法,提出了一种快速、准确、定量的识别黄土公路边坡的坡面病害的方法,并且成功在实际在建工程中进行了应用,并得到以下结论:

(1)无人机倾斜摄影技术结合基于多视图立体视觉的三维重建算法,能够快速开展黄土高速公路边坡巡查工作,并获得高精度边坡三维模型和三维点云数据。

(2)通过叠加对比边坡监测的不同期次的三维点云数据,可以快速、准确、定量地识别公路边坡病害类型、空间位置和发育特征,结合三维实景模型,可

进一步验证识别精度。

(3)不同点云数据算法对病害识别有明显的影响,本研究中,C2M算法的表现优于M3C2算法和C2C算法,能够同时实现全局、有向的定量识别。

(4)GNSS监测站的存在既可以验证基于点云数据的监测精度,又可以弥补航测不连续的技术不足,实现点—线—面一体化的边坡监测。

在后续的研究中,将尝试为无人机平台搭载激光雷达,去除植被影响,实现夜间飞行,并且可以进一步探索多源异构数据条件下,结合人工智能的公路边坡监测技术体系。

参 考 文 献

- [1] 帅一师,周 亮. 高速公路服役连续梁桥质量评价及病害修复[J]. *公路工程*, 2021, 46(3): 308-313.
- [2] 南亚林,刘海松. 强夯对黄土粒度组成及湿陷性的影响研究[J]. *岩土工程技术*, 2009, 23(1): 34-38.
- [3] NEX F, REMONDINO F. UAV for 3D mapping applications: a review[J]. *Applied Geomatics*, 2014, 6(1): 1-15.
- [4] WANG G Q. Millimeter-accuracy GPS landslide monitoring using Precise Point Positioning with Single Receiver Phase Ambiguity (PPP-SRPA) resolution: a case study in Puerto Rico[J]. *Journal of Geodetic Science*, 2013, 3(1): 22-31.
- [5] 赵超英,刘晓杰,张 勤,等. 甘肃黑方台黄土滑坡InSAR识别、监测与失稳模式研究[J]. *武汉大学学报:信息科学版*, 2019, 44(7): 996-1007.
- [6] 赵小平,闫丽丽,刘文龙. 三维激光扫描技术边坡监测研究[J]. *测绘科学*, 2010, 35(4): 25-27.
- [7] 叶 咸,陈 文,张新民,等. 山区高速公路弃渣场工程安全稳定监测方法[J]. *中外公路*, 2021, 41(6): 20-26.
- [8] 邓东平,李 亮. 加固边坡稳定性监测技术的研究及工程应用[J]. *公路*, 2010, (10): 91-96.
- [9] 彭 振,李玉倩. 无人机三维模型在矿山环境治理勘查设计中的应用[J]. *城市地质*, 2021, 16(1): 113-117.
- [10] 朱 超. 无人机航测倾斜摄影在工矿遗址上的应用[J]. *岩土工程技术*, 2021, 35(4): 244-248,254.
- [11] 相诗尧,徐 润,张常勇,等. 基于无人机倾斜摄影技术的高速公路边坡三维重建[J]. *中外公路*, 2020, 40(5): 10-12.
- [12] 张青青,熊 剑,戴 巍. 无人机航拍摄影在营运公路边坡病害检测中的应用研究[J]. *广东公路交通*, 2020, 46(5): 21-27.
- [13] 杨家邑. 无人机在高速公路边坡日常养护巡查中的应用研究[J]. *黑龙江交通科技*, 2019, 42(2): 63-64.
- [14] WANG S, ZHANG Z, REN Y, et al. UAV Photogrammetry and AFSA-Elman Neural Network in slopes displacement monitoring and forecasting[J]. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 2020, 24(1): 19-29.
- [15] 刘晓东,刘 玲,杨 璇. 无人机数据采集系统在公路养护中的应用展望[J]. *公路交通科技(应用技术版)*, 2015, 11(4): 16-17.
- [16] 郑太雄,黄 帅,李永福,等. 基于视觉的三维重建关键技术研究综述[J]. *自动化学报*, 2020, 46(4): 631-652.
- [17] LINDBERG T. Feature detection with automatic scale selection[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1998, 30(2): 79-116.
- [18] 魏占玉, RAMON A, 何宏林,等. 基于SfM方法的高密度点云数据生成及精度分析[J]. *地震地质*, 2015, 37(2): 636-647.
- [19] 贾曙光,金爱兵,赵怡晴. 无人机摄影测量在高陡边坡地质调查中的应用[J]. *岩土力学*, 2018, 39(3): 1130-1136.

收稿日期: 2022-06-19