DOI:10.13870/j.cnki.stbcxb.2024.03.030
刘益麟,李朋飞,李豆,等.基于 UAV－SfM 方法的黄土高原砒砂岩区侵蚀监测算法比较[J].水土保持学报,2024,38(3):91-100.
LIU Yilin, LI Pengfei, LI Dou, et al. Comparison of erosion monitoring methods in the pisha sandstone areas of the Chinese Loess Plateau based on UAV－SfM data[J]. Journal of Soil and Water Conservation,2024,38(3):91-100.

基于 UAV－SfM 方法的黄土高原砒砂岩区侵蚀监测算法比较

刘益麟，李朋飞，李 豆，胡晋飞，白 晓，严 露，丹 杨
(西安科技大学测绘科学与技术学院,西安 710054)

摘　要:[**目的**]为比较地形变化监测算法在黄土高原砒砂岩区的适用性。[**方法**]以皇甫川流域特拉沟一支沟为研究对象,采用无人机摄影测量技术获取 2022 年 7 月至 2023 年 3 月影像,结合 SfM 技术生成三维点云数据,比较分析[digital elevation model of difference(DoD)、cloud to cloud(C2C)、cloud to mesh(C2M)、multiscale model to model cloud comparison(M3C2)]等 4 种算法的侵蚀产沙监测精度,并分析点云密度变化对各方法精度的影响。[**结果**](1)4 种常用算法在空间上都能监测到大幅度地表变化。其中,以 M3C2 算法的结果最优,线性拟合结果最好($R^2=0.953$,$p<0.01$),且综合误差最小(MAE=0.016 1 m,MRE=3.37%,RMSE=0.019 4 m),C2M 算法其次,DoD 算法再次,而 C2C 算法结果最差。(2)通过比较,DoD 算法仅适用于平坦区域的快速检测,坡度陡峭的区域监测侵蚀沉积量存在高估的现象。(3)M3C2 和 C2C 算法对点云密度变化敏感,而 C2M 和 DoD 受点云密度变化影响较小。[**结论**]研究结果可为黄土高原砒砂岩地区基于 UAV－SfM 的侵蚀产沙监测方法的选择提供参考。

关键词: SfM; 地形变化监测算法; 点云密度; 侵蚀监测; 黄土高原; 砒砂岩地区
中图分类号:S157.1　　**文献标识码:**A　　**文章编号:**1009-2242-(2024)03-0091-10

Comparison of Erosion Monitoring Methods in the Pisha Sandstone Areas of the Chinese Loess Plateau Based on UAV-SfM Data

LIU Yilin, LI Pengfei, LI Dou, HU Jinfei , BAI Xiao , YAN Lu , DAN Yang
(*College of Geomatics, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an* 710054, *China*)

Abstract: [**Objective**] To compare the applicability of terrain change monitoring algorithms in the pisha sandstone areas of the loess plateau. [**Methods**] A branch gully Telagouagou Huangfuchuan was taken as the research object, including digital elevation model of difference (DoD), cloud to cloud (C2C), cloud to mesh (C2M), and multiscale model to model cloud comparison (M3C2). Point cloud data employed to operate the four algorithms were produced using the SfM technique based on images acquired by UAV between July 2022 and March 2023. The impact of point density changes in the accuracy of the employed algorithms was also investigated. [**Results**] (1) All four algorithms were capable of effectively monitoring large surface changes. Among them, the M3C2 algorithm performed the best with the highest accuracy ($R^2=0.953$, $p<0.01$) and the lowest error (MAE=0.016 1 m, MRE=3.37%, RMSE=0.019 4 m), followed by the C2M algorithm, DoD algorithm, and C2C algorithm. (2) The DoD algorithm was only suitable for flat areas and yielded overestimated results for steep sloping areas. (3) The M3C2 and C2C algorithms were sensitive to point cloud density, while the C2M and DoD algorithms were less sensitive. [**Conclusion**] The study provided a useful reference for the selection of erosion monitoring methods for the Pisha sandstone areas.

Keywords: SfM; terrain change monitoring algorithm; point density; erosion monitoring; loess plateau; pisha sandstone area

收稿日期:2023-12-01　　**修回日期:**2024-01-03　　**录用日期:**2024-02-06　　**网络首发日期(**www.cnki.net**):**2024-04-11
资助项目:国家重点研发计划政府间国际科技创新合作重点专项(2022YFE0119200);国家自然科学基金项目(41977059,U2243211,42207407);水利部重大科技项目(SKS－2022092);陕西省自然科学基金项目(2022JQ－259);陕西省教育厅基金项目(22JK0463)
第一作者:刘益麟(1999—),男,陕西咸阳人,硕士研究生,主要从事地貌遥感与土壤侵蚀监测研究。E-mail:1214377322@qq.com
通信作者:李朋飞(1986—),男,陕西渭南人,博士,教授,主要从事地貌遥感与水土保持研究。E-mail:pengfeili@xust.edu.cn

Received:2023-12-01 **Revised**:2024-01-03 **Accepted**:2024-02-06 **Online**(www.cnki.net):2024-04-11

遥感技术的发展促进大尺度及复杂立地地表特征及其变化相关研究,使得基于高分辨率地形数据地表过程变化监测越来越普遍,如火山活动、河流地貌、滑坡、泥石流和土壤侵蚀,基于高精度地形数据的地表变化监测已然成为土壤侵蚀监测研究的重要方法。相比空间分辨率较低的合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)影像和成本高昂的激光探测及测距(light detection and ranging, LiDAR)技术,摄影测量技术搭载无人机平台,基于无人机的动态恢复结构(unmanned aerial vehicle, UAV)-(structure from motion, SfM),以其成本低廉、空间分辨率高、操作简单及高度自动化等优点得到越来越多的关注,已逐渐成为地表变化过程监测的重要数据源[1],而地形变化监测是土壤侵蚀过程监测的基础,地形变化直接反映土壤侵蚀与沉积的发生位置,使得黄土高原复杂地形和难以人为抵达区域的土壤侵蚀监测成为可能。

在此背景下,国内外学者[2-5]开展大量地表变化过程研究,开发许多不同的地形变化算法。基于数字高程模型(digital elevation model, DEM)的差分法(DEM of difference, DoD)[2]、点云直接比较法(cloud to cloud, C2C)[3]、云到网格和云到模型距离比较法(cloud to mesh, C2M)[4]及多尺度模型到模型云比较(multiscale model to model cloud comparison, M3C2)算法[5]等,4种算法作为最常用的地形变化监测算法,已被广泛用于海岸变化[6]、矿区沉降[7]、考古发掘及河流地貌[8]等地形变化的监测应用当中。不同的算法由于基本原理与计算方式不同,导致其监测的精度和效率针对不同数据源而各有差异。OREM等[9]利用机载激光雷达(airborne laser scanning,ALS)及地基激光雷达(terrestrial laser scanning,TLS)数据结合DoD算法量化野火发生后产沙量随时间变化的关系;BENJAMIN等[10]利用M3C2算法进行岩崩监测与体积估算。为探究4种算法应用于复杂地形的优劣性,NOURBAKHSHBEIDOKHTI等[8]开发1种估算扰动后河道沉积地形和体积变化的工作流程,结合TLS数据比较4种算法的优劣表明,DOD更适用于估计体积变化,而M3C2更适用于估计点云中高程的距离差异;LAGUE等[5]在提出M3C2算法的同时,也评估C2C、C2M地形变化监测算法与M3C2算法的精度;BARNHART等[11]利用TLS获取塞拉维克河点云数据,探索地形变化监测的局限并讨论C2M与M3C2变化监测技术指出,M3C2可提供更好的不确定性来源。针对SfM数据在地形变化监测方面应用的可行性,ALEXIOU等[12]基于希腊中部埃维亚岛野火事件后的SfM数据进行地形变化监测,并与TLS结果进行对比分析得出,当关注局部侵蚀速率时,基于无人机的摄影测量是更合适、更经济的技术手段;当分析重点为坡面冲刷时,TLS方法更为准确;而在评估侵蚀总体积时,2种方法提供相似的结果。LIU等[7]以阳泉矿区为研究区,利用多时相无人机摄影测量数据,结合M3C2算法量化地表变化,监测矿区地表沉降的时空特征。虽然地表变化监测算法已得到广泛的应用,但仍存在不足。首先,较少研究将地表变化监测算法用于土壤侵蚀领域研究,尤其地形复杂区域(如黄土高原);其次,现有算法多基于TLS高密度点云数据开发,算法用于其他数据集(如UAV-SfM数据)的适用性有待考究;最后,地貌变化监测算法多用于小尺度,其在大范围(流域尺度)的性能尚不清晰,限制UAV-SfM地貌变化过程监测算法的选择。

黄土高原砒砂岩区是黄河中游地区的剧烈侵蚀中心和黄河粗泥沙主要来源地,地形复杂且人为抵达困难,无接触侵蚀产沙的快速和高精度监测,对砒砂岩侵蚀规律、驱动因素及其适应性防治对策具有重要意义。选择黄土高原砒砂岩区特拉沟流域的1个小流域,使用无人机摄影测量技术获取流域影像,通过三维重建生成三维点云数据,比较4种不同地形变化监测算法量化流域内土壤侵蚀和沉积的差异,并使用野外侵蚀针测量侵蚀沉积数据来验证4种算法在复杂地形下可靠性,为UAV-SfM的流域地形变化监测算法选择提供参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

特拉沟流域位于内蒙古自治区准格尔旗(39°32′—39°43′N,110°56′—111°06′E),属于黄土丘陵沟壑区,是皇甫川流域的一级支沟,流域面积约为128.2 km^2,高程约930~1 251 m,流域属暖温带北缘半干旱大陆气候,年平均降水量400 mm,78.8%的降水主要集中于雨季(7—9月),且多以局部短历时暴雨形式出现。皇甫川流域是目前黄土高原侵蚀最剧烈的区域,也是黄河流域粗泥沙的主要来源区之一[13]。流域土壤主要以砒砂岩、黄土和风沙土为母质,地表组成物质主要为砒砂岩和沙黄土,颗粒粗。流域由梁峁坡、沟谷坡和沟床等多个完整地貌单元组成。梁峁顶较平缓,沟道切割深而窄,沟壑较发育,沟岸砒砂岩大面积裸露。流域出口处地势平坦,两岸均为川台

地,流域内沟谷地约占总面积的 25%[14]。流域内风力、水力和重力侵蚀并存,侵蚀强度属强烈及以上。从侵蚀部位看,梁峁顶和梁峁坡较平缓、土壤侵蚀相对轻微,沟谷地坡度大、土壤侵蚀剧烈[14]。研究选择特拉沟流域内的 1 条支沟作为研究区(图 1),支沟面积约为 42 350 m^2,研究区内砒砂岩大面积裸露,原生植被破坏殆尽,再加上较大的地势高差和暴雨冲刷导致水土流失十分严重。

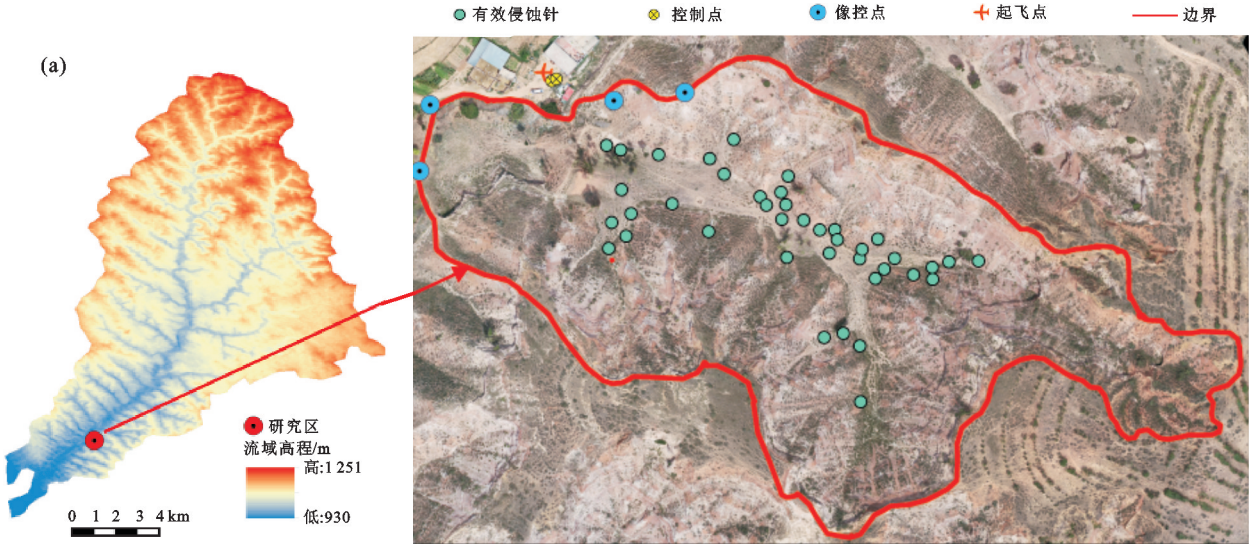

图 1　研究区概况

Fig. 1　The schematic diagram of the research area

1.2　数据采集

1.2.1　SfM 数据　使用大疆(phantom 4 real－time kinematic, RTK)无人机设备分别采集 2022 年 7 月和 2023 年 3 月特拉沟流域 1 条支沟的影像,所获取数据用于 SfM 三维重建以得到高密度点云数据。无人机系统由一架 DJI Phantom－4 RTK4 轴飞行器、RTK 接收器模块、遥控器系统组成。无人机搭载 3 轴云台增稳系统(complementary metal－oxide－semiconductor, CMO)传感器有效像素 2 000 万,集成 RTK 模块(global navigation satellite system, GNSS)可获取厘米级精度定位数据,垂直定位精度为 1.5 cm＋1 ppm(RMS);水平定位精度为 1 cm＋1 ppm(RMS),1 ppm 指飞行器每移动 1 km 误差增加 1 mm。

研究区共布设 4 个像控点,分别布设在沟口及人力可及的山体平坦区域,利用 GNSS－RTK 测量像控点坐标信息,用于后期对无人机航测的坐标点进行矫正及后续的空中三角测量与三维重建。无人机起飞位置为流域外地形稳定区域,航高 120 m,航线为“井”字形,飞行航向重叠率与旁向重叠率分别设置为 80%,70%。相机倾斜角度设置为－45°。

1.2.2　土壤侵蚀量测定　土壤侵蚀量采用扦插针测量,侵蚀针总长 1.2 m,扦插针埋设与第 1 期影像采集同时进行(2022 年 7 月)。人工将侵蚀针插入地面,埋深 0.6 m,地表上外露 0.6 m,顶部漆染醒目颜色以便二次寻找,研究区内布设 60 处侵蚀针(图 1),于全流域均匀布设,流域底部为沉积土,两侧山体砒砂岩裸露。由于沟壁陡峭难以攀登,侵蚀针大多分布于沟底平坦区域(坡度＜10°),少量位于沟坡山体上(坡度约 35°～45°),在侵蚀沉积发生概率较大的区域,即植被较少地形陡峭(坡度＞50°)的区域下方布设较集中。初次扦插使用 GNSS－RTK 测量每个土壤侵蚀针位置坐标(坐标系统与 UAV－SfM 保持一致)。

侵蚀沉积发生后进行第 2 期影像采集并同时测定土壤侵蚀量(2023 年 3 月),再次使用 GNSS－RTK 测量侵蚀针位置坐标判断是否发生位移。使用卷尺测量侵蚀针外露部分的高度,得到侵蚀针位置地表侵蚀沉积变化。2 次数据采集期间,流域发生强降雨导致部分土壤侵蚀针被破坏或发生位移,最终采用未受影响的 40 个侵蚀针监测的侵蚀沉积变化作为验证数据。

1.3　数据处理

1.3.1　三维点云模型获取　在整个研究区域内布设像控点并通过 RTK 测量点位坐标,通过无人机航摄获取影像文件,采用 contextcapture master v 10.20.0.4117软件载入影像数据,提交像控点的坐标信息,手动调整同位点,接着进行空三运算与三维重建。首先,进行特征匹配,建立相机轨迹,对相机位置和物体坐标进行初始估计;其次,使用非线性最小二乘最小化迭代地对其进行细化,运用多视角立体视觉技术将稀疏点云聚类成为稠密点云;最后,建立纹理映射矩阵,将表面纹理覆盖在点云模型上面,并输出三维点云模型[15]。

1.3.2　配准和滤波　为减少人为及系统误差所造成

的配准误差并增加算法计算的精度，对原始点云进行配准，使用 cloudcompare v 2.10.alpha 中内嵌的迭代最近点算法(iterative closest point，ICP)对 2 期点云进行配准[16]，目标配准误差<0.02 m。利用研究区内及沟口附近的房屋建筑等稳定区，通过 ICP 计算配准参考点云与目标点云的转换矩阵，目标点云将通过与转换矩阵相乘发生平移和旋转以完成配准[17]。

配准完成后，使用“布料”滤波算法(cloth simulation filter，CSF)分别对 2 期点云进行自动滤波，布料分辨率为 2.0，最大迭代次数为 500，分类阈值为 0.5。自动分类结束后根据 RGB 信息手动筛选，剔除错误分类。与传统的滤波算法相比，CSF 滤波算法参数数量较少，易于设置，精度与大多数最先进的滤波算法相当，更加快速高效[18]。该方法被广泛应用到各种 UAV－SfM 点云数据的滤波处理当中[19]。

使用 Terrasolid 软件对过滤后的点云进行进一步的人工检查和调整，手动滤波断面宽度为 0.1 m。利用自动滤波后的地面点云构建数字地面模型(digital surface model，DSM)，手动检查 DSM，以识别参考斜坡照片的错误分类点(例如植被点)引起的异常地表变化，在 Terrasolid 软件中手动从点云中去除错误分类的点。重复上述过程，直到 DSM 完全光滑，尽可能剔除所有噪点，仅保留地面点。

为探究点密度对各算法的影响，使用 cloud compare 软件对手动滤波后的地面点云随机降采样，得到 5%，10%，20%，50% 及原数据(100%)不同密度下的点云数据，点密度分别为 118，235，471，1 177，2 354 点/m^2。

1.4 地形变化监测算法

1.4.1 M3C2 方法 M3C2 由 LAGUE 等[5]提出，是直接基于点云比较的算法，算法原理为对原始点云数据进行精简获得核心点，定义任一核心点的法线且以此为轴生成圆柱体，将圆柱体内截获的 2 次点云的局部点云投影到轴上，计算 2 次局部点云平均距离(图 2)。该算法无需对点云数据进行插值，但对点云密度较敏感，适合高密度点云数据集[8]。

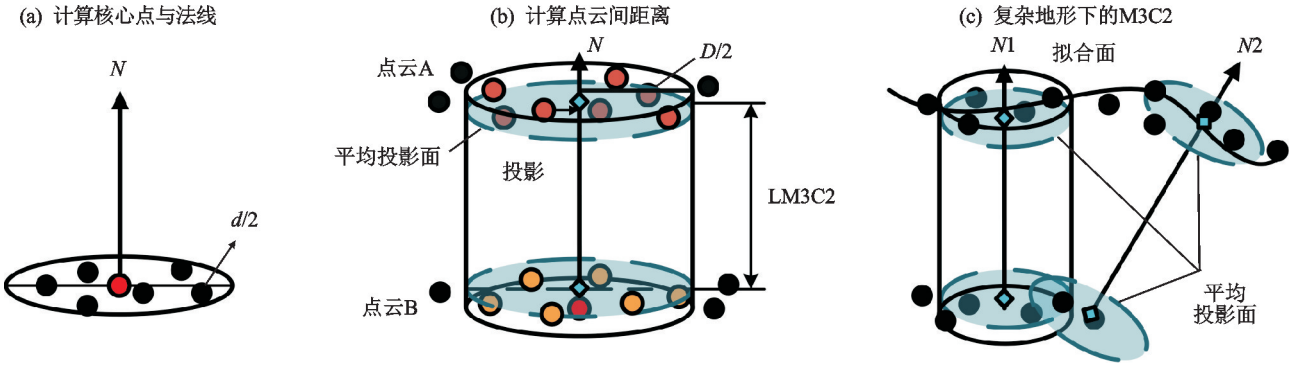

图 2 M3C2 原理

Fig. 2 Principle of multiscale model to model cloud comparison

首先，选取合适的核心点，通过对原始点云进行采样，获得 1 组密度更低、分布更均匀的核心点云，以显著提高计算效率。接着，在选取合适的核心点之后，对于任意给定的核心点 P_i，都将在半径为 $D/2$ 的范围内与相邻的其他点云拟合出 1 个平面，并得出法向量 N，记录 $D/2$ 半径范围内所有点到最佳拟合平面的距离标准差，表示为粗糙度 $\sigma(D)$，也被称为去趋势粗糙度。然后，利用已被定义的核心点 P_i 的法线将 P_i 投影到尺度为 d(称为投影比例)的每片点云上，即从 P_i 所在的拟合面出发，以 $d/2$ 为投影半径，定义 1 个轴线通过 P_i，沿着法线方向且与 2 期点云相交的圆柱体。圆柱体与 2 期点云相交得到 n_1、n_2 2 个子集，将每个子集投影在圆柱体的轴上并获取 2 期点云在圆柱内的平均位置 M_1 和 M_2，2 个标准差给出沿法线方向的点云粗糙度 $\sigma_1(d)$ 和 $\sigma_2(d)$ 的局部估计值，2 个平均位置的差值为距离 LM3C2[5,20]。对于 M3C2 的不确定性采用 M3C2 算法内嵌的显著性检验公式计算置信水平 0.95 以上的置信区间，$LoD_{95\%}$ 定义为：

$$LoD_{95\%}(d) = \pm 1.96\left(\sqrt{\frac{\sigma_1(d)^2}{n_1} + \frac{\sigma_2(d)^2}{n_2}} + reg\right) \tag{1}$$

式中：n_1、n_2 为 $d/2$ 投影半径下 2 期点云的核心点点数；reg 代表 2 期点云的配准误差；$LoD_{95\%}(d)$ 为投影半径 $d/2$ 下置信水平 0.95 以上置信区间的最小变化距离[5]。

研究利用 cloud compare 软件中内嵌的 M3C3 Distance 进行 M3C2 距离的计算。参数选择法线尺度为 0.4 m，投影尺度为 0.5 m，最大深度为 6 m，并通过多尺度计算提高计算精度。

1.4.2 C2C 方法 C2C 是 GIRARDEAU 等[3]提出

的便捷直接比较点云的算法，距离 L_{C2C} 直接比较 2 次点云，是目标点云的所有点基于参考点云的最近距离[3,5]。C2C 算法的结果根据 z 轴计算距离的正负，将其赋予 C2C 距离中将侵蚀沉积区分开，此方式可解决 C2C 算法只有距离而没有正负缺陷。研究利用 cloud compare 软件中内嵌的 cloud to cloud 进行 C2C 距离的计算。

1.4.3　C2M 方法　C2M 是目前常用的地形变化监测算法，最早由 CIGNONI 等[4]提出。其原理是利用参考点云生成参考 3D 网格，通过计算目标点云与参考 3D 网格间的距离来判断 2 次点云的距离。研究利用 cloud compare 软件中内嵌的 cloud to mesh 进行 C2M 距离的计算。

1.4.4　DoD 方法　DoD 算法也是地形变化监测的常用算法，LANE 等[2]首次将其用于地形变化监测。将前后 2 片点云分别利用三角测量的自然邻域法插值生成像元大小为 0.1 m×0.1 m 的 DEM，逐像元的计算 2 个 DEM 间的垂直距离。由于插值，DEM 与真实地形间存在误差，该误差经过求差，进一步传递给 DoD[21]。DEM 误差利用 MILAN 等[22]提出的计算空间分布的新方法。首先，需要先建立地表粗糙度网格 σ_z 和高程误差标准差 σ_e；其次，根据地表粗糙度分层次建立高程误差标准差的线性回归（图 3）；将线性方程应用到 σ_z 并生成空间误差网格；最后，选取 95%置信限的 t 值利用 2 次 σ_e 生成 1 个空间分布的 LoD 网格。计算公式为：

$$U_{crit} = t\sqrt{(\sigma_{e1})^2 + (\sigma_{e2})^2} \tag{2}$$

式中：U_{crit} 为临界阈值误差；σ_{e1} 和 σ_{e2} 分别为各地表原始测量数据的高程误差标准差；t 是所选置信水平上的临界 t 值，设为 $t \geqslant 1.96(2\sigma)$，取 95%置信区间[22]。

将计算出的空间分布 LoD 网格与原始 DoD 求差，则沉积即为 DoD 大于 LoD 部分，侵蚀为 DoD 与 LoD 之和小于零的部分（图 3）。

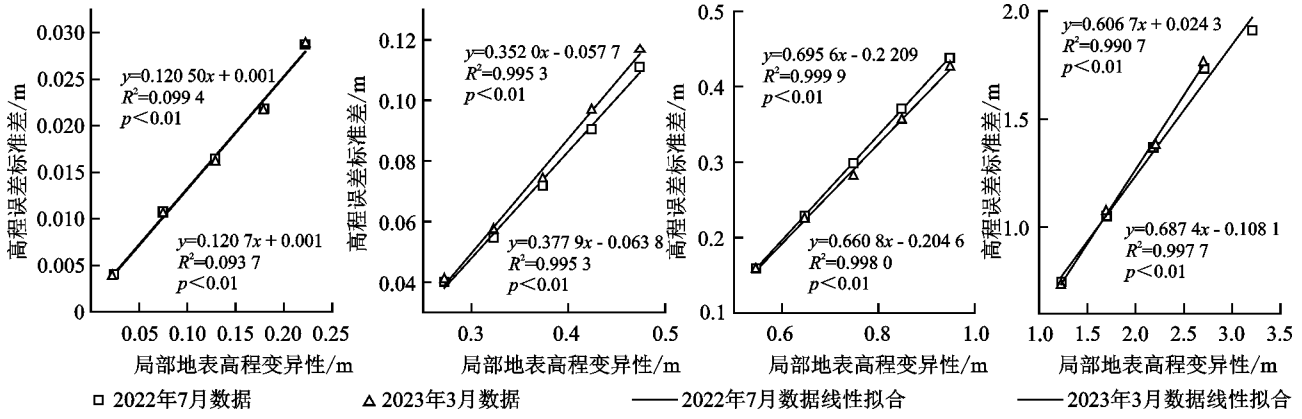

图 3　地表粗糙度与高程误差标准差的分段线性回归关系

Fig. 3　Segmented linear regression relationship graph between surface roughness and standard deviation of elevation errors

1.5　精度评估

1.5.1　参考数据　为评估各种地形变化监测算法精度，将野外测量的土壤侵蚀针外露部分的高度变化作为参考数据，评估 4 种算法的精度。

1.5.2　侵蚀沉积判定　针对流域侵蚀沉积的判定，基于新旧时相 2 期高精度地形数据，以法向量为判定标准，以旧时相数据为参考点云，新时相点云覆盖于旧时相点云之上（即为正值时），则认为此处发生沉积，反之为侵蚀。

1.5.3　精度评价　利用平均绝对误差（MAE）、平均相对误差（MRE）、均方根误差（RMSE）及 R^2 来评估精度。

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} |y_i - \hat{y}_i| \tag{3}$$

$$\mathrm{MRE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \times 100\% \tag{4}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y}_i)^2} \tag{5}$$

式中：n 为样本个数；y_i 为真实值；$\hat{y}_i$ 为预测值；R^2 越接近 1，拟合程度就越高。

1.6　技术路线

以特拉沟流域内的 1 条支沟作为研究区，使用无人机倾斜摄影技术获取影像数据，结合 SfM 算法生成三维点云，比较 4 种不同的地形变化监测算法估算皇甫川流域所选研究区的侵蚀和沉积的差异，并通过野外实测评估不同算法准确度及优劣性，同时，探究点云密度对算法的影响，为黄土高原复杂地形下地形变化监测选择提供理论依据。具体的技术路线见图 4。

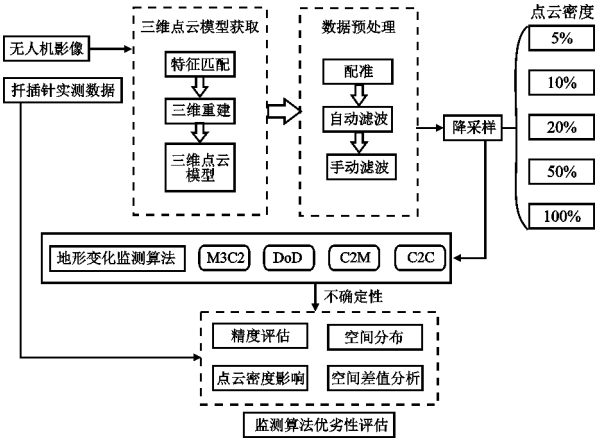

图 4 技术路线

Fig. 4 Technology roadmap

2 结果与分析

2.1 土壤侵蚀沉积空间变化

4 种算法侵蚀沉积的空间分布特征相似(图 5)。整个流域侵蚀主要位于地形陡峭的沟谷坡,而沉积主要位于流域沟床区域;沟口淤地坝区域由于 2 次采集期间发生长时间的强暴雨,导致淤堤坝被冲开,当地对淤地坝进行修缮,沟口地区有人为造成的大幅度地形变化。4 种算法均可监测到沟口因强降雨导致淤地坝冲毁产生的侵蚀(图 5 中 1 号区域);M3C2 方法与 DoD 方法消除不确定性,变化空间分布较集中,C2C 与 C2M 则保留大面积空间变化;各个监测算法都可有效监测到侵蚀沉积较明显区域。

4 种算法间差值的空间分布结果见图 6。在沟谷坡区域及淤地坝后的平坦地区各个算法的差异为0~0.01 m,在地形变化较大及陡峭区域,4 种算法间存在明显差异,各个算法与 DoD 之差与标准差均高于其他算法之差,均值均>0.015 m,标准差为其他算法之差的 3 倍以上。在地形变化幅度较大的区域,DoD 监测到的部分侵蚀沉积量远高于其他 3 种算法,部分差异在 0.5 m 以上。C2C 和 C2M 算法与 M3C2 的差值显示,两者在地形变化较大区域监测的侵蚀沉积小于 M3C2 算法,但差异普遍在 0.1 m 以下,少部分区域>0.1 m。C2C 与 C2M 算法的差值整个区域差异普遍<0.01 m,仅在部分坡面断裂处存在较大差异。

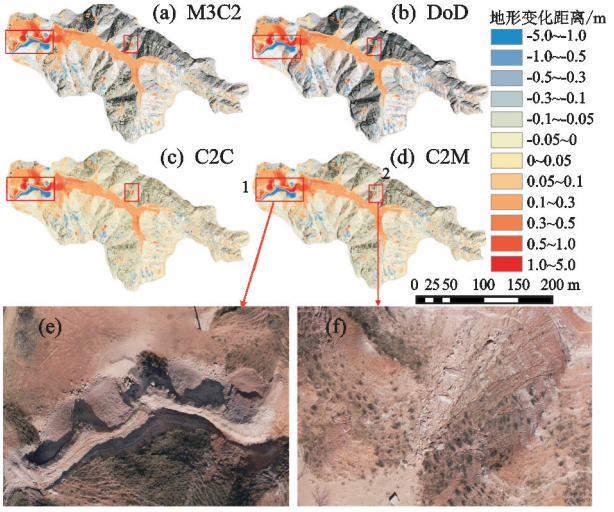

图 5 4 种算法地形变化空间分布

Fig. 5 Spatial distribution of terrain changes using four algorithms

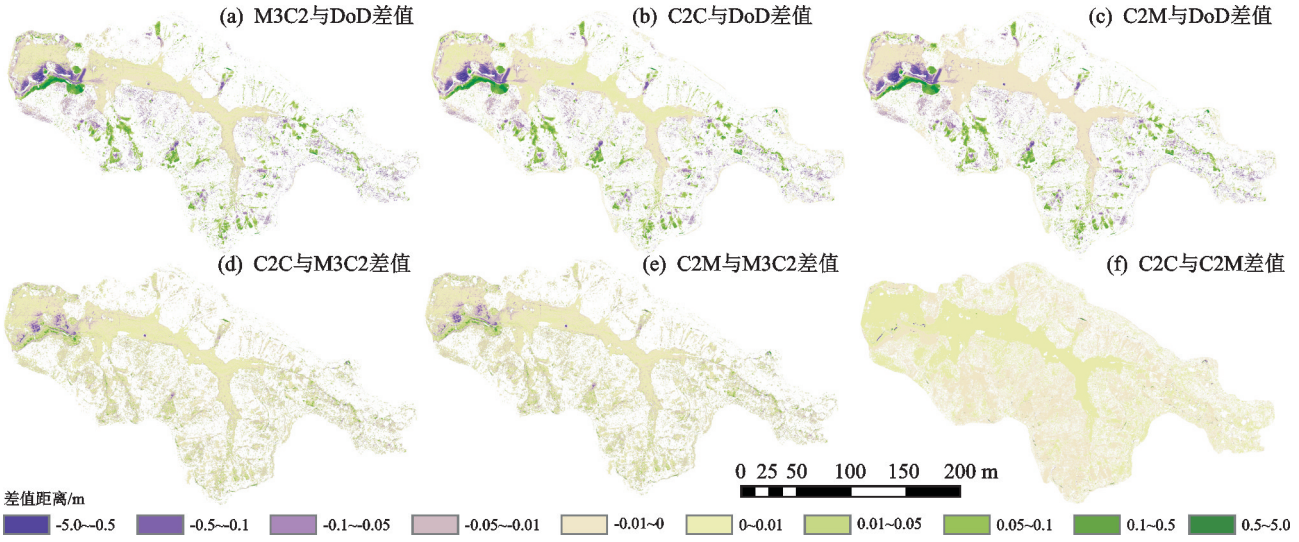

图 6 各算法之间两两差值的空间分布

Fig. 6 Spatial distribution of pairwise differences between each algorithm

4 种算法的平均净变化(沉积量—侵蚀量)、平均累计变化(沉积量+侵蚀量)、平均侵蚀量(侵蚀量/侵蚀面积)和平均沉积量(沉积量/沉积面积)结果(表 1)显示,DoD 算法监测到的单位面积内平均净变化最大,其次为 M3C2 算法,C2C 最小,C2M 稍大于 C2C。

平均累计变化反映单位面积内监测到的总变化,DoD 算法相比其他算法存在较大差异。相比 M3C2 提高 51.64%,相比 C2C 提高 91.87%,相比 C2M 提

高 85.57%。而单位面积上的平均侵蚀量 DoD 最高,是其他算法的 2 倍以上,而平均沉积量的差异明显小于平均侵蚀量。

表 1　4 种算法单位面积平均净变化与平均累计变化

Table 1　Average net change and average cumulative change per unit area for four algorithms

m^3

算法	平均净变化	平均累计变化	平均侵蚀量	平均沉积量
M3C2	0.048	0.200	0.195	0.203
DoD	0.054	0.303	0.398	0.260
C2C	0.032	0.149	0.128	0.165
C2M	0.036	0.163	0.148	0.175

2.2　各地形监测算法精度评价

由表 2 可知,4 种算法量化的高程变化与实测高程变化数据存在显著的线性关系($R^2>0.9$,$p<0.01$)。其中,M3C2 算法拟合效果最好($R^2=0.953$,$p<0.01$);其次为 DoD 算法($R^2=0.952$,$p<0.01$),C2M 算法次之($R^2=0.949$,$p<0.01$),C2C 算法拟合效果最差($R^2=0.945$,$p<0.01$)。

表 2　4 种算法与实测数据的线性关系

Table 2　Linear relationship between the four algorithms and the measured data

算法	线性拟合方程	R^2	p
M3C2	$y=1.010\ 7x+0.003\ 6$	0.953 1	<0.01
DoD	$y=1.063\ 3x+8.898E-5$	0.952 3	<0.01
C2C	$y=1.067\ 9x-0.001\ 4$	0.944 8	<0.01
C2M	$y=1.049\ 7x-1.592E-5$	0.949 4	<0.01

由图 7 可知,M3C2 绝对误差和相对误差均值最小(MAE=0.016 1 m,MRE=3.37%),且误差标准差最小(RMSE=0.019 4 m),数据波动最小;其次为 C2M 算法(MAE=0.016 9 m,MRE=3.54%,RMSE=0.020 9 m);DoD 次之(MAE=0.017 3 m,MRE=3.63%,RMSE=0.021 6 m);C2C 绝对误差及相对误差均值最大,误差标准差最大(MAE=0.018 3 m,MRE=3.78%,RMSE=0.022 4 m)。整体上,C2M 与 DoD 的差异较小,各个算法绝对误差均值、相对误差均值及其误差标准差从小到大依次为 M3C2<C2M<DoD<C2C。

2.3　点云密度对地形变化监测算法的影响

各算法在不同点云密度下适用性也存在差异(图 8),随着点云密度不断上升,DoD 与 C2M 整体无明显变化,C2C 算法误差及标准差下降速率最大,M3C2 算法的误差及标准差有较大幅度下降,下降速率居中。算法计算时间随点云密度升高而增长,点云密度分别为 117,235,471,1 177,2 354 点/m^2,M3C2 算法所计算时间分别为 7 m25 s,12 m45 s,34 m48 s,106 m12 s,272 m32 s;C2C 算法计算时间分别为 1.26,1.55,5.25,31.94,38.09 s。C2C 算法受点云密度下降的影响,数据波动及误差明显增大,点云密度<5%(<117 点/m^2)时,相对误差及绝对误差大小为 C2C 以及 C2M 的 2 倍以上。M3C2 算法对高密度点云也有较大的依赖性,点云密度<5%(<117 点/m^2)时,2 种误差相较 C2C 及 C2M 算法增加 35%以上。而对于 DoD 算法及 C2M 算法,点云密度发生变化时误差变化不明显,仅在点云密度极低时出现小幅度增长。M3C2 算法所需时间随点云密度呈指数级上涨,C2C 算法计算时间也随点云密度增加而上升,但整体花费时间较少,DoD 及 C2M 则仍需考虑插值与网格化耗时情况。

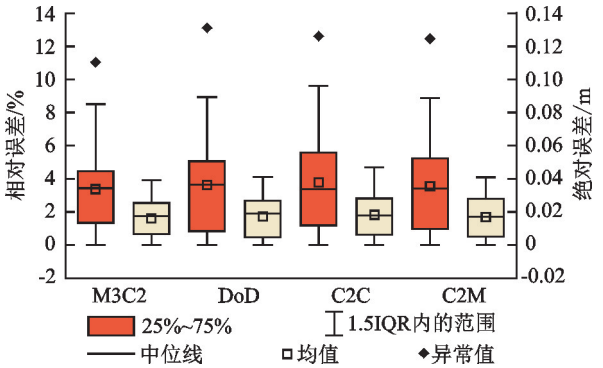

图 7　4 种算法的绝对误差与相对误差箱线图

Fig. 7　Boxplots of absolute and relative errors for the four algorithms

3　讨 论

3.1　算法对比讨论

4 种地形变化监测算法即多尺度模型到模型云比较法(M3C2)、DEM 差分法(DoD)、点云直接比较法(C2C)和云到网格和云到模型距离比较法(C2M)均可监测大范围地形的侵蚀沉积。较大的侵蚀/沉积(量级>0.1m^3)空间分布一致,主要集中在流域沟底与沟口部位(图 5),但是小型侵蚀/沉积(量级)的空间分布监测结果存在差异,同时,各个算法在监测结果准确度上的表现也不尽相同。造成该结果的主要原因是 4 种变化监测算法的原理不一致。

3.1.1　DoD 算法　DoD 算法单位面积内计算出的平均变化量最大,平均侵蚀量为 0.398 m^3(表 1),远高于其他算法。根据算法差值空间分布图(图 6),差异集中在地形陡峭和坡面断裂区域,由于 DEM 无法准确表达垂直表面,且在该区域,地形的遮挡导致局部点云缺失,因此,DEM 构建过程中引入额外误差,导致实际地形变化量存在高估的现象[23]。然而相比于其他算法,该算法可快速评估流域侵蚀沉积,且由于插值过程弥补点云的缺失,因此,DoD 算法对点密度

敏感性最低(图 8)。

3.1.2 M3C2 算法 M3C2 算法相对误差和绝对误差的均值最低,且与实测数据的线性拟合关系最好($R^2=0.953$),证明相较于另外 3 种算法,该算法计算精度最高。主要的原因是该算法可通过空间可变置信区间(SVCI)作为变化监测阈值与位移计算相结合,配合自身多尺度性的特性,能够监测到陡峭区域的地形变化。但相比其他算法,其计算所花费时间最长[11]。然而,该算法在局部区域侵蚀量估算结果较大(图 6),可能原因是该区域地形陡峭,SfM 得到的点云稀疏,导致法线指向偏离实际的侵蚀/沉积方向[24]。同时,M3C2 对点密度很敏感,是因为该算法基于点计算地形变化,且 M3C2 算法中法线尺度的大小与地形粗糙度相关,点云密度降低也导致地形粗糙度下降,计算时忽略更多的地形变化细节,因此,该算法误差随着点云密度降低而增大[5,8]。

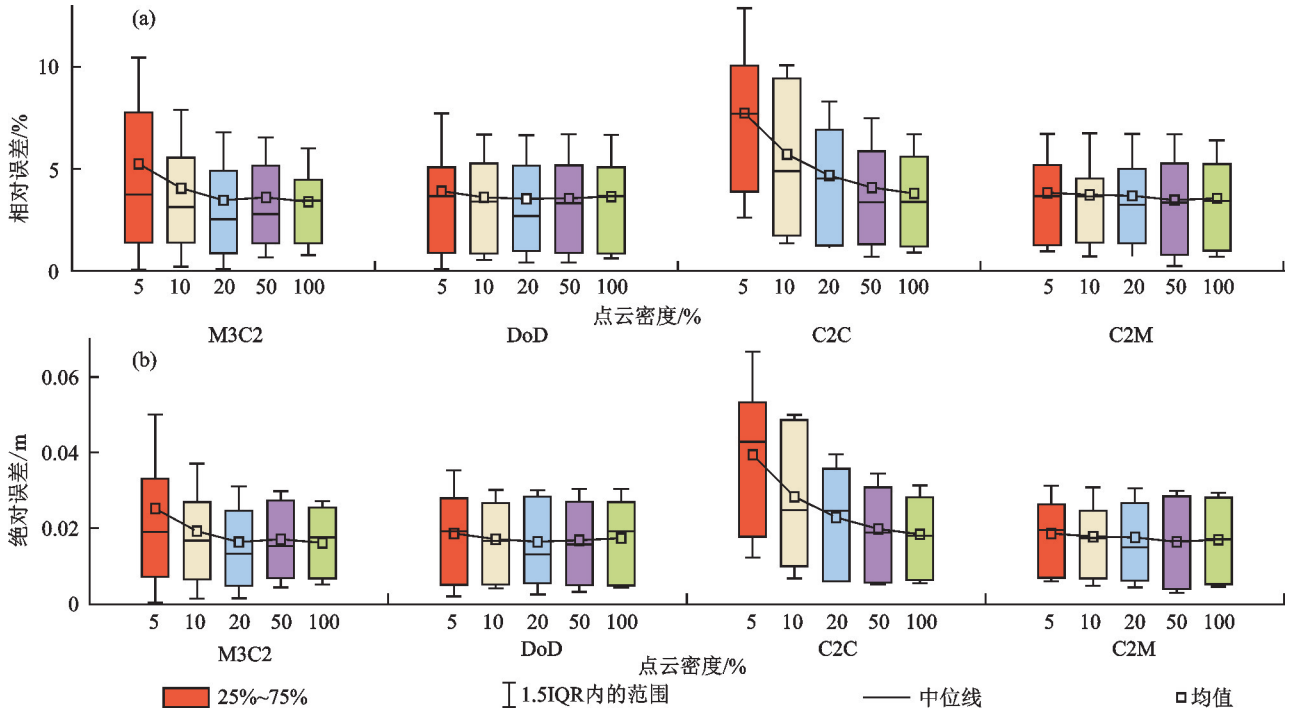

图 8 各算法受点云密度影响的误差变化

Fig. 8 Error variation plots for the four algorithms influenced by point cloud density

3.1.3 C2C 算法 该算法基于三维点云获取变化信息,无需对点云插值,相较其他算法可快速获取地形变化信息。但其仅显示变化信息,没有正负,所以,在侵蚀沉积评估时还需利用 z 轴计算距离的正负,将其赋予 C2C 距离中将侵蚀沉积区分开。从结果中看,C2C 精度相比其他算法最差,且对点云密度敏感度高,易受点云密度、误差点及点间距的影响,但相较其他算法操作最简便、耗时最短。由于 C2C 算法基于最近距离,算法精度取决于 2 次点云的粗糙度及点密度,因此,仅适用于密集点云的快速变化检测[3,8]。

3.1.4 C2M 算法 C2M 算法计算精度仅次于 M3C2 算法,但需要网格化参考点云,耗时较久且计算效率较低,相对于直接比较点云的算法,C2M 算法点云网格化为其引入误差。在高点云密度的条件下,精度将低于直接比较点云的算法。

综合而言,DoD 算法更适用于平坦地形,且对点云密度的敏感性最低,但对陡峭区域地形变化的插值误差较大;M3C2 算法精度最高,但对点云密度变化较敏感,且计算复杂,花费时间最长;C2C 算法对点云密度的要求较高,仅适用于密集点云的快速变化检测;C2M 算法对点云密度变化相对不敏感,能够准确描述平坦地形,但点云网格化比较耗时,且在点云密度高时误差大于其他直接比较点云的算法。针对复杂地形条件下的地形变化监测,更加重视结果的准确性,而不仅仅是结果的快速获取,且在复杂区域需要高密度的点云数据的支持。在此情况下,能够监测到陡峭地区地形变化且具有更高精度的 M3C2 算法则更加适用。因此,M3C2 算法是黄土高原砒砂岩地区复杂地形条件下地形变化监测的最优选择。

3.2 不足及对砒砂岩区域侵蚀产沙监测的启发

皇甫川流域砒砂岩地区抗蚀性差、地形破碎加以高地势差与暴雨冲刷,是目前黄土高原侵蚀最严重的区域,也是黄河粗泥沙主要来源地之一[13]。该地区侵蚀产沙严重,植被覆盖度较低,地形变化复杂[14]。相比基于点云插值与网格化的算法,基于三维点云直接获取变化信息的算法避免插值引入的误差,因而,

更适用于砒砂岩地区侵蚀产沙的监测。本研究表明,UAV－SfM 精度可满足监测暴雨导致的侵蚀产沙,可便捷的获取砒砂岩地区流域尺度的侵蚀产沙,可为黄土高原砒砂岩地区及其他冲沟、陡峭地形区域监测算法的选择提供参考意见;其次,本文监测该地区流域尺度地形变化,可作为砒砂岩地区侵蚀产沙模型验证数据;第三,对砒砂岩地区进行周期性的监测,结合当地气象数据,可预估该区域淤地坝泥沙淤积发展趋势与库满时限,为当地淤地坝的溃坝模拟风险评价提供数据支撑;最后,数据处理流程及结论也可用于其他地形变化过程的研究,如沉积预算、灾害监测等。

研究区像控点布设较集中,主要分布在坝地附近平坦地区,不利于沟坡或地形位置较低区域的高程校准,影响精度计算。由于该研究区卫星信号较差,无法获取沟内精准坐标信息,未来研究可考虑选择更合适的研究区域或使用信号增强设备;研究时段内研究区域发生大规模长时段的降雨,地形变化规模大于预期,导致大量侵蚀针被冲移或掩埋;同时,在复杂地形条件下,侵蚀沉积活跃区域较难预测,在实际高程变化敏感的区域实测值不够充足,不利于精度评估。未来研究可初选侵蚀沉积活跃区域,缩小并聚焦调查区域,进行侵蚀针密集布设,并可采用高点云密度的 TLS 扫描技术进行数据验证,进一步评估结果的可靠性,然后再进行不同计算方法的对比探讨。

4　结 论

(1)4 种监测算法在空间分布尺度上都可有效监测大规模地形变化,侵蚀主要位于地形陡峭的两侧沟坡,而沉积主要位于流域沟床区域。

(2)M3C2 算法性能最佳,是地形复杂区域监测算法的最优选择。M3C2 算法与实测数据有良好的线性拟合关系($R^2=0.953\ 64$,$p<0.01$),相对误差及绝对误差的均值最小,数据最集中(MAE＝0.016 1 m,MRE＝3.37%,RMSE＝0.019 4 m);C2C 拟合关系最差($R^2=0.945$,$K=1.07$),且相对误差及绝对误差的均值最大,且数据最离散(MAE＝0.018 3 m,MRE＝3.78%,RMSE＝0.022 4 m)。M3C2 算法在地形变化分析中展示出最优的性能,与之相比,DoD 算法和 C2M 算法的表现居中且差异较小,其中,C2M 算法略优于 DoD 算法,而 C2C 算法结果最差。

(3)DoD 算法估算侵蚀沉积量(0.398 m^3)远大于其他算法。由于 DoD 算法计算时的垂直特性及插值误差,DoD 算法监测到的侵蚀沉积量明显大于其他算法,在地形平坦区域,DoD 与各算法差异较小。但相比其他算法 DoD 操作简单、计算快捷,更适合平坦地区地形变化的快速检测。

(4)C2C 以及 M3C2 算法对点云密度变化敏感。误差大小与点云密度呈反比,其中,C2C 算法对高密度点云有更强的依赖性,M3C2 算法次之,而 DoD 与 C2M 算法对点云密度变化敏感度较低。

参考文献:

[1] COOK K L. An evaluation of the effectiveness of low-cost UAVs and structure from motion for geomorphic change detection[J].Geomorphology,2017,278:195-208.

[2] LANE S N, WESTAWAY R M, MURRAY H D. Estimation of erosion and deposition volumes in a large, gravel-bed, braided river using synoptic remote sensing [J]. Earth Surface Processes and Landforms, 2003, 28 (3):249-271.

[3] GIRARDEAU M D, ROUXA M, MARCB R, et al. Change detection on points cloud data acquired with a ground laser scanner[J]. Research Gate, 2005, 36 (part 3):W19.

[4] CIGNONI P, ROCCHINI C, SCOPIGNO R. Metro: Measuring error on simplified surfaces[J]. Computer Graphics Forum,1998,17(2):167-174.

[5] LAGUE D, BRODU N, LEROUX J. Accurate 3D comparison of complex topography with terrestrial laser scanner: Application to the Rangitikei canyon (N-Z)[J].ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013,82:10-26.

[6] KALIRAJ S, CHANDRASEKAR N, RAMACHANDRAN K K. Mapping of coastal landforms and volumetric change analysis in the south west coast of Kanyakumari, South India using remote sensing and GIS techniques [J].The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science,2017,20(2):265-282.

[7] LIU X Y, ZHU W, LIAN X G, et al. Monitoring mining surface subsidence with multi-temporal three-dimensional unmanned aerial vehicle point cloud[J]. Remote Sensing,2023,15(2):e374.

[8] NOURBAKHSHBEIDOKHTI S, KINOSHITA A, CHIN A, et al. A workflow to estimate topographic and volumetric changes and errors in channel sedimentation after disturbance[J].Remote Sensing,2019,11(5):e586.

[9] OREM C A, PELLETIER J D. Quantifying the time scale of elevated geomorphic response following wildfires using multi-temporal LiDAR data: An example from the Las Conchas fire, Jemez Mountains, New Mexico[J].Geomorphology,2015,232:224-238.

[10] BENJAMIN J, ROSSER N, BRAIN M. Rockfall detection and volumetric characterisation using LiDAR[J]. Landslides and Engineered Slopes,2016,5:389-395.

[11] BARNHART T B, CROSBY B T. Comparing two methods of surface change detection on an evolving ther-

mokarst using high-temporal-frequency terrestrial laser scanning, selawik river, Alaska[J]. Remote Sensing, 2013,5(6):2813-2837.

[12] ALEXIOU S, DELIGIANNAKIS G, PALLIKARAKIS A, et al. Comparing high accuracy t-LiDAR and UAV-SfM derived point clouds for geomorphological change detection[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information,2021,10(6):e367.

[13] 董亚维,曹雪峰.皇甫川流域水土保持率变化状况及阈值预测[J].人民黄河,2022,44(9):131-134.
DONG Y W, CAO X F. Variation ofsoil and water conservation rate and threshold prediction in huangfuchuan watershed[J]. Yellow River,2022,44(9):131-134.

[14] 李景宗,张永永,赵帮元,等.皇甫川特拉沟小流域近期泥沙减少成因分析[J].人民黄河,2018,40(4):1-4,36.
LI J Z, ZHANG Y Y, ZHAO B Y, et al. Cause analysis of recent sediment reduction in Telagou small watershed of Huangfuchuan basin[J]. Yellow River,2018,40(4):1-4,36.

[15] 葛海明,张维,王小龙,等.基于 SfM 的城市电缆隧道三维重建方法优化研究[J].图学学报,2023,44(3):540-550.
GE H M, ZHANG W, WANG X L, et al. Optimization of 3D reconstruction method for urban cable tunnel based on SfM method[J]. Journal of Graphics,2023,44(3):540-550.

[16] WANG F, ZHAO Z J. A survey of iterative closest point algorithm[C]//2017 Chinese Automation Congress (CAC). Jinan, China. IEEE,2017:4395-4399.

[17] LI L, NEARING M A, NICHOLS M H, et al. Using terrestrial LiDAR to measure water erosion on stony plots under simulated rainfall[J]. Earth Surface Processes and Landforms, 2020,45(2):484-495.

[18] 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):e501.

[19] SHIMIZU K, NISHIZONO T, KITAHARA F, et al. Integrating terrestrial laser scanning and unmanned aerial vehicle photogrammetry to estimate individual tree attributes in managed coniferous forests in Japan[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022,106:e102658.

[20] 孟永东,袁昌纬,田斌,等.滑坡表面位移的无人机航测点云比对监测方法[J].测绘通报,2023(5):1-8.
MENG Y D, YUAN C W, TIAN B, et al. The method of landslide surface displacement monitoring based on UAV aerial survey point cloud comparison[J]. Bulletin of Surveying and Mapping,2023(5):1-8.

[21] LU L J, ZHOU Y, WALKER R T. Using historical aerial photographs to measure earthquake deformation: Testing the effects of scan resolution[J]. Remote Sensing of Environment,2021,252:e112118.

[22] MILAN D J, HERITAGE G L, LARGE A R G, et al. Filtering spatial error from DEMs: Implications for morphological change estimation[J]. Geomorphology, 2011,125(1):160-171.

[23] HERITAGE G L, MILAN D J, LARGE A R G, et al. Influence of survey strategy and interpolation model on DEM quality[J]. Geomorphology,2009,112(3/4):334-344.

[24] WILLIAMS J G, ANDERS K, WINIWARTER L, et al. Multi-directional change detection between point clouds[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2021,172:95-113.

(上接第 90 页)

[24] 陈利顶,贾福岩,汪亚峰.黄土丘陵区坡面形态和植被组合的土壤侵蚀效应研究[J].地理科学,2015,35(9):1176-1182.
CHEN L D, JIA F Y, WANG Y F. The effects of slope configuration and vegetation pattern on soil erosion in the loess hilly area[J]. Scientia Geographica Sinica,2015,35(9):1176-1182.

[25] 张霞,李鹏,李占斌,等.坡面草带分布对坡沟水土流失的防控作用及其优化配置[J].农业工程学报,2019,35(7):122-128.
ZHANG X, LI P, LI Z B, et al. Prevention and control of grass strips distribution on soil and water loss and its optimal configuration of slope-gully system[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2019,35(7):122-128.

[26] 张颖,牛健植,谢宝元,等.森林植被对坡面土壤水蚀作用的动力学机理[J].生态学报,2008,28(10):5084-5094.
ZHANG Y, NIU J Z, XIE B Y, et al. Dynamics mechanism of the effect of forest vegetation on hill slop sater erosion[J]. Acta Ecologica Sinica,2008,28(10):5084-5094.

[27] 丁文斌,蒋光毅,史东梅,等.紫色土坡耕地土壤属性差异对耕层土壤质量的影响[J].生态学报,2017,37(19):6480-6493.
DING W B, JIANG G Y, SHI D M, et al. Effect of different soil properties on plow-layer soil quality of sloping farmland in purple hilly areas[J]. Acta Ecologica Sinica,2017,37(19):6480-6493.