

机载 LiDAR 测量复杂地形中滤波算法的比较研究

李 豆¹, 李朋飞¹, 穆兴民^{2,3}, 姚顽强¹, 汤伏全¹, 李 婷¹

(1.西安科技大学 测绘科学与技术学院, 西安 710054;

2.西北农林科技大学 黄土高原土壤侵蚀与旱地农业国家重点实验室,

陕西 杨凌 712100; 3.中国科学院 水利部 水土保持研究所, 陕西 杨凌 712100)

摘 要:为了探究适合地形复杂区域机载 LiADR 点云数据的滤波算法,为微地形变化、地表过程的监测提供有效手段,以黄土高原沟壑区董庄沟流域为研究区,使用 MCC,ETEW,ATIN,PM,SBF 这 5 种滤波算法对流域内 12 个样本区域无人机 LiDAR 点云数据进行滤波,以国际摄影测量与遥感学会推荐的方法评价滤波结果的精度,分析了坡度、植被、点云密度对滤波精度的影响。结果表明:MCC 和 PM 的 I 类(地面点云错分比例)误差通常最低,ETEW 和 SBF 最高,ATIN 居中,各算法的 II 类误差(非地面点云错分比例)和总误差(总体点云错分比例)大小顺序与 I 类误差大致相反,PM 在陡峭区域的点云滤波效果最优。坡度和植被覆盖度显著影响各算法的 I 类误差。MCC 和 PM 的 I 类误差随坡度上升和植被覆盖度下降的速率最小,ETEW 最大,SBF 和 ATIN 居中。随着点云密度增加,MCC,PM,ATIN 的 I 类误差无明显变化,II 类误差和总误差缓慢下降,SBF 和 ETEW 的 I 类误差增加,II 类误差和总误差下降。总之,PM 滤波算法最适用于地形复杂区域的滤波算法。

关键词:机载 LiDAR; 滤波算法; 地形表达; 微地形变化监测; 黄土高原

中图分类号:P237

文献标识码:A

文章编号:1005-3409(2021)04-0171-08

Accuracy of Airborne LiDAR Point Cloud Filtering for Areas with Complex Terrain

LI Dou¹, LI Pengfei¹, MU Xingmin^{2,3}, YAO Wanqiang¹, TANG Fuquan¹, LI Ting¹

(1.College of Geomatics, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;

2.State Key Laboratory of Soil Erosion and Dryland Farming on the Loess Plateau, Northwest A&F University, Yangling,

Shaanxi 712100, China; 3.Institute of Soil and Water Conservation, CAS&MWR, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: In order to explore the filtering algorithm which is suitable for the airborne LIADR point cloud data in the complex terrain area and provide an effective means for the monitoring of microtopographic changes and surface processes. In this article, five commonly-used algorithms (MCC, ETEW, ATIN, PM, and SBF) were employed to filter the point cloud data of 12 sample areas in a small catchment (i. e. Dongzhuanggou) of the gullied Loess Plateau. The accuracy of the five algorithms was evaluated based on the method suggested by the International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, while its relationship with impacting factors (slope gradient, vegetation coverage, point density) were also assessed. Results showed that the type I errors (misclassification ratio of ground points) of MCC and PM were generally lowest, type I error of the ETEW and SBF were highest, and those of ATIN were in the middle. The sequence of type II (misclassification ratio of non-ground points) and total errors (misclassification ratio of total points) of the algorithms were roughly opposite to that of the type I error. The PM, compared to other algorithms, yielded the best filtering results for steep-sloping areas. Slope gradients and vegetation coverage significantly affected type I errors of the employed algorithms rather than type II and total errors. The increase (decrease) rate of type I error with slope gradients (vegetation coverage) was lowest for MCC and PM, and highest for ETEW, with that of SBF and ATIN being in the middle. With the increase of the point density, the type I

收稿日期:2020-07-22

修回日期:2020-09-02

资助项目:国家自然科学基金(41807063;41977059);陕西省教育厅资助项目(19JK0522)

第一作者:李豆(1992—),男,陕西渭南人,硕士研究生,研究方向为土壤侵蚀的遥感监测。E-mail:ld_920321@126.com

通信作者:李朋飞(1986—),男,陕西渭南人,博士,副教授,主要从事水土保持与 3S 技术应用研究。E-mail:pengfei@xust.edu.cn

errors of MCC, ATIN and PM did not change apparently, and the type II and total errors slowly decreased, while the type I errors of SBF and ETEW increased, and the type II errors and total errors decreased.

Keywords: Airborne LiDAR; filtering algorithms; terrain expression; microtopographic change monitoring; the Loess Plateau

黄土高原地形破碎复杂,高精度地形信息的高效获取是区域微地形变化监测的关键,可为土壤侵蚀、地表沉降等过程的研究奠定基础。常用的地形获取方法有实时动态载波相位差分技术、摄影测量、干涉雷达,但消除植被影响的滤波算法尚不成熟,影响其地形获取的精度^[1-3]。激光雷达(Light Detection And Ranging, LiDAR)是新兴的主动遥感技术,精度可达 mm 级,且穿透植被能力强^[4-7],其通过发射激光束照射物体表面并接收返回信号,测得激光束发射至返回的时间,推算物体的距离,获取每一个光斑的三维坐标,形成高密度三维点云^[8-10]。机载 LiDAR 是 LiDAR 发展的重要方向,由 LiDAR、全球定位导航系统、惯性导航系统等组成^[11],可快速、高效地获取大范围区域的高精度地形信息。在国外,机载 LiDAR 获取地形信息的研究已有报道^[12],然而其在国内尤其黄土高原的应用鲜见报道。

机载 LiDAR 获取的原始点云包含植被、地形、建筑等信息,需滤波以准确提取地面点云,方可实现地形信息的高精度表达^[13]。国内外学者已开发众多点云滤波算法^[14],可分为基于坡度滤波算法^[15]、基于形态学滤波算法^[16]、基于曲面拟合滤波算法^[17]、基于不规则三角网的滤波算法等^[18]类型。不同滤波算法已应用于世界不同地区,但在黄土高原地区的应用鲜有报道。地形、植被和点云密度是滤波精度的主要影响因素^[19]。黄土高原地形复杂,陡峭区域的点云获取较为困难,加之近年来植被恢复^[20],部分区域植被覆盖度较高,为已有滤波算法的应用带来挑战。因此,需明确各影响因素对不同滤波算法的影响,为算法的选取和改进提供依据。

本文以黄土高原沟壑区董庄沟为研究区,选用多尺度曲率滤波算法(Multi-scale curvature classification, MCC)、扩展窗口高程阈值算法(Elevation threshold with expand window, ETEW)、适应三角网滤波算法(Adaptive Triangle Irregular Network, ATIN)、渐进形态学滤波算法(Progressive Morphological Filtering, PM)、基于坡度的滤波算法(Slope Based Filtering, SBF)5 种算法滤波获取的无人机 LiDAR 点云。分析不同算法的滤波精度及其与影响因素(坡度、植被覆盖、点云密度)的关系,为黄土高原高精度地形信息的高效获取提供参考。

1 研究区概况

董庄沟位于甘肃省庆阳市西峰区境内(107°30′—107°37′E, 35°41′—35°44′N),是黄土高原沟壑区典型小流域之一(图 1)。董庄沟沟长 1 600 m,沟道比降 8.93%,流域面积 1.15 km²,海拔 1 135~1 350 m。年均气温 9.3℃,年均降水量 546.9 mm,其中 6—9 月降水量占年降水量的 69.9%。流域为第四纪黄土所覆盖,总厚度约 250 m。地貌类型主要包括塬面、梁峁坡、沟谷。塬面地形平坦,坡度在 5°以下,多为农耕地;梁峁坡为连接塬面的缓坡带,一般为 10°~20°;梁峁坡以下为沟谷,呈 V 形,沟谷坡一般为 40°~60°的陡坡和大于 60°的立壁。流域内以荒草地为主,除村庄、道路旁和部分沟头有小型林带外,无整块大片林带。

2 数据源与研究方法

2.1 数据获取

利用北科天绘机载 LiDAR 系统 Sky-Lark 于 2018 年 7 月采集获取点云数据。数据采集时,无人机 LiDAR 采用矩形航线沿董庄沟流域边界飞行,扫描视场角 70°×40°,回波次数 4 次,激光采样频率 300 kHz,扫描转速 3 000 r/min,航高 190 m,飞行速度 17 km/h。数据采集完成后进行飞行轨迹和姿态解算、点云配准和精化、坐标转换等预处理,生成 las 格式点云数据。依据所获取点云,在董庄沟流域不同位置选取 12 个样本区域(图 1,表 1),用于本次研究。样本选取确保涵盖流域内的典型地貌并保证地貌的完整性。



图 1 董庄沟及 12 个样本区域的位置

表 1 各样本区域信息

样本区域	面积/ m ²	最小 高程/m	最大 高程/m	平均 高程/m	平均植被 覆盖度/%	平均 坡度/(°)	点云密度/ (个·m ⁻²)
1	2187.0	1129.9	1172.8	1154.4	75	49.7	44.0
2	2289.2	1134.9	1179.6	1161.6	78	55.0	40.5
3	2181.0	1117.3	1145.9	1128.6	83	36.0	26.7
4	2191.8	1109.6	1137.0	1119.6	90	26.8	28.9
5	1796.0	1134.6	1164.9	1149.2	88	39.0	27.5
6	2825.3	1138.9	1203.0	1171.3	86	38.5	50.6
7	2825.3	1131.4	1287.7	1143.8	78	48.5	26.2
8	3113.0	1156.8	1296.1	1175.8	84	36.3	56.2
9	1402.8	1179.0	1199.4	1189.9	86	34.1	34.5
10	2018.3	1170.2	1213.0	1188.6	86	40.3	35.9
11	2259.3	1177.2	1197.3	1186.8	86	28.3	37.0
12	2579.0	1182.9	1215.5	1194.0	87	33.8	36.8

2.2 数据处理与分析

2.2.1 滤波算法 (1) 多尺度曲率滤波算法(MCC)。MCC定义一个包含所有点 x,y,z 坐标的向量 $Z(s),x$ 和 y 为平面坐标, z 为点云高程。利用薄板样条插值法 $Z(s)$ 得到连续栅格表面。在栅格表面传递一个 3×3 的网格定义一个新的向量 $X(s)$,其 z 为 3×3 栅格的平均高程;比较 $Z(s)$ 中各点的高程与 $X(s)$ 高程和曲率容差 t 之和的大小,当 $Z(s)<X(s)+t$ 时,为地面点云。然后 $Z(s)$ 重新定义为未分类的点进行不断迭代,直到所有的点都低于阈值。MCC 结果主要受点云间距和曲率容差阈值影响^[21]。

(2) 扩展窗口高程阈值算法(ETEW)。ETEW 根据相邻地面点的高程差和地面点与非地面点高程差的差异进行点云分类,通过对比预设半径内点的高程差与预先设置的阈值,剔除非地面点^[22]。首先将点云数据细分成方形单元,保留单元内最低高程的点;其次计算单元中高程最低点和其他点的高程差,高程差小于阈值时视为地面点,大于阈值则为非地面点。随着单元格和阈值的增大,重复此过程,直到不再剔除非地面点。ETEW 分类的效果和单元格大小、坡度因子、迭代次数有密切关系^[22]。

(3) 适应三角网滤波算法(ATIN)。ATIN 以点到三角形不规则网络(TIN)表面的距离为主要约束条件,进行滤波计算。首先将整体区域划分成小的单元格网,每个单元格只保留高程最低的点(种子点)构建初始稀疏的 TIN;然后计算每个点到最近三角形表面的距离以及点到三角形顶点的直线与三角形表面的夹角。当距离和角度都小于预先设定的阈值时,则将该点归类为地面点;后续迭代中使用这些基本点来构造新的 TIN,计算其余点到表面的距离和角度,并与阈值进行比较,直到未分类的点都不可添加到地

面点集时,迭代终止^[18]。该算法分类结果和单元格的选取、初始三角网的大小关系最密切。

(4) 渐进形态学滤波算法(PM)。数学形态学滤波算法基于集合理论从图像中提取特征,采用腐蚀和膨胀两个基础算子组成“开”运算对 LiDAR 点云数据分类。Zhang 等^[16]在此基础上开发了 PM,其核心原理是逐渐增大窗口尺寸及对应的高差阈值,在保留地面数据的同时,去除不同尺寸的非地面目标的测量值。首先将矩形网格覆盖在点云数据集上,每个单元格网包含一个测量点,其为单元格内的最低高程点。单元格中测量点的高程构成一个初始近似曲面;然后进行“开”运算,获得次生曲面,将第 i 次的曲面与第 $(i-1)$ 次的曲面之间高程差值和阈值进行比较,判断单元格网中的点是否为非地面点^[23]。单元格和起始窗口大小对 PM 结果影响较大。

(5) 基于坡度的滤波算法(SBF)。SBF 通过坡度差来分离地面点和非地面点。算法原理是将一个矩形网格覆盖在点云数据集上,每个激光点分配到一个单元网格,如果同一单元格中有多个点下落,则选择高程最低的点作为数组元素;LiDAR 点在给定半径范围内,该点与任意其他点之间斜率的最大值小于预先设定的阈值时,被划分为地面点^[15]。单元格大小、搜索半径、最大坡度对该算法影响较大。

2.2.2 精度评估 (1) 参考数据获取。通过对比参考点云数据与不同算法的分类结果,确定滤波精度。参考数据可通过纯人工滤波、GNSS/全站仪测量、自动+手动滤波等方法获取^[22]。纯人工滤波是作业人员根据对研究区的先验知识,通过手动分类实现地面点与非地面点的区分,分类精度受作业人员知识、经验等影响较大。GNSS/全站仪测量所得地面点数据密度较低,且野外工作量大,不易实现。“自动+手

动”方法可兼顾点云精度和工作量,已被广泛用于获取参考点云数据^[18]。因此,本研究选用“自动+手动”方式,在 Terrasolid 2016 软件中处理得到参考点云。首先,通过 Terrasolid 2016 内置滤波算法剔除杂点和噪声点,初步分离地面点和非地面点。然后,结合无人机 LiDAR 获取的董庄沟高分辨率照片,开展目视判读,修正植被覆盖度、地形陡峭等敏感区域的分类结果,获取高精度的点云分类数据。

(2) 精度评价。点云分类精度评价采用国际摄影测量与遥感学会推荐的方法。该方法计算 3 类误差,分别为Ⅰ类误差、Ⅱ类误差和总误差^[17]。其中Ⅰ类误差表示地面点云错分为非地面点云的比例,Ⅱ类误差表示非地面点云错分为地面点的比例,总误差代表总体点云错分比例。

$$\text{Ⅰ类误差}=\frac{b}{a+b}$$

(1)

表 2 各滤波算法主要参数的最优取值

算法	参数	取值范围	参数调整步长	最优取值	单位
MCC	点云间距	0.1~2.0	0.1	0.3	m
	曲率阈值	0.1~0.5	0.1	0.5	
	单元格大小	0.1~1.0	0.1	0.1	m
ETEW	高程阈值	0.1~1.0	0.1	0.1	m
	迭代次数	0~4.0	1	4	
PM	单元格大小	0.1~1.0	0.1	0.1	m
	起始窗口大小	1.0~16.0	1	1	
ATIN	单元格大小	0.1~1.0	0.1	0.1	m
	初始三角网格大小	1.0~25.0	1	2	m
	单元格大小	0.1~1.0	0.1	0.3	m
SBF	搜索半径	0.5~5.0	0.1	2.5	m
	最大坡度	0.1~3.0	0.1	1	

3 结果与分析

3.1 不同滤波算法的精度对比

各滤波算法关键参数的取值见表 2,在最优参数下,各样本区域Ⅰ类误差中,MCC 和 PM 结果通常最低,ETEW 和 SBF 结果最高,ATIN 结果处于中间,但偶尔低于 MCC 结果。Ⅱ类误差中,SBF 和 ETEW 结果最低,MCC 和 PM 结果最高,ATIN 介于中间。12 个样本的不同滤波方法误差见图 2。分析表明:样本 5,6 及 8—12 中,Ⅰ类误差大小顺序为 MCC<PM<ATIN<ETEW<SBF。样本 3,4 中,各算法Ⅰ类误差大小顺序为 PM<ATIN<MCC<ETEW<SBF,样本 1,2,7 中,各算法Ⅰ类误差大小顺序为 PM<MCC<ATIN<ETEW<SBF。另外,在样本 2,4 内,Ⅱ类误差大小顺序为 SBF<ETEW<ATIN<MCC<PM,在

$$\text{Ⅱ类误差}=\frac{c}{c+d}$$

(2)

$$\text{总误差}=\frac{b+c}{a+b+c+d}$$

(3)

式中: a 为正确分类的地面点数量; b 为地面点误分为非地面点的数量; c 为非地面点误分为地面点的数量; d 为正确分类非地面点的数量。

2.2.3 滤波算法参数确定 高精度的地形获取需要完整的地面点云,以便有效监测微地形变化。Ⅰ类误差导致的地面点云缺失难以在后续数据处理中消除,是地形信息准确表达的主要难点,而Ⅱ类误差(非地面点云误分为地面点云)则相对容易去除^[17]。因此,本文滤波中,在尽可能保证地形信息完整的同时,降低各类误差,各参数初始取值为允许范围的下限,以固定步长逐步增加参数取值,直至参数取值上限,对比不同参数取值下的滤波误差,获取参数的最优取值(表 2)。

其他样本区域,Ⅱ类误差大小顺序为 SBF<ETEW<ATIN<PM<MCC。同时还发现,各样本区域的Ⅰ类误差与Ⅱ类误差呈负相关,即Ⅰ类误差高的区域Ⅱ类误差低,总误差与Ⅱ类误差的变化相近。

利用 ArcGIS 中的地形转栅格法(Topo to Raster)插值点云生成连续表面,获取地形阴影图(图 3),对比分析不同算法滤波效果的空间分布。根据地形阴影图,PM 结果能够完整保留地形陡峭区域(图 3 中的框线区域),ATIN 能够部分保留地形陡峭区域,而 MCC,ETEW,SBF 剔除了陡峭区域,导致陡峭区域地形模型细节缺失。这说明 PM 能较好适用于陡峭区域的地面点云滤波,ATIN 部分适用于陡峭区域滤波,而 MCC,ETEW 和 SBF 难以用于陡峭区域。综合考虑,PM 能够较好地适应黄土高原的复杂地形地貌特征。

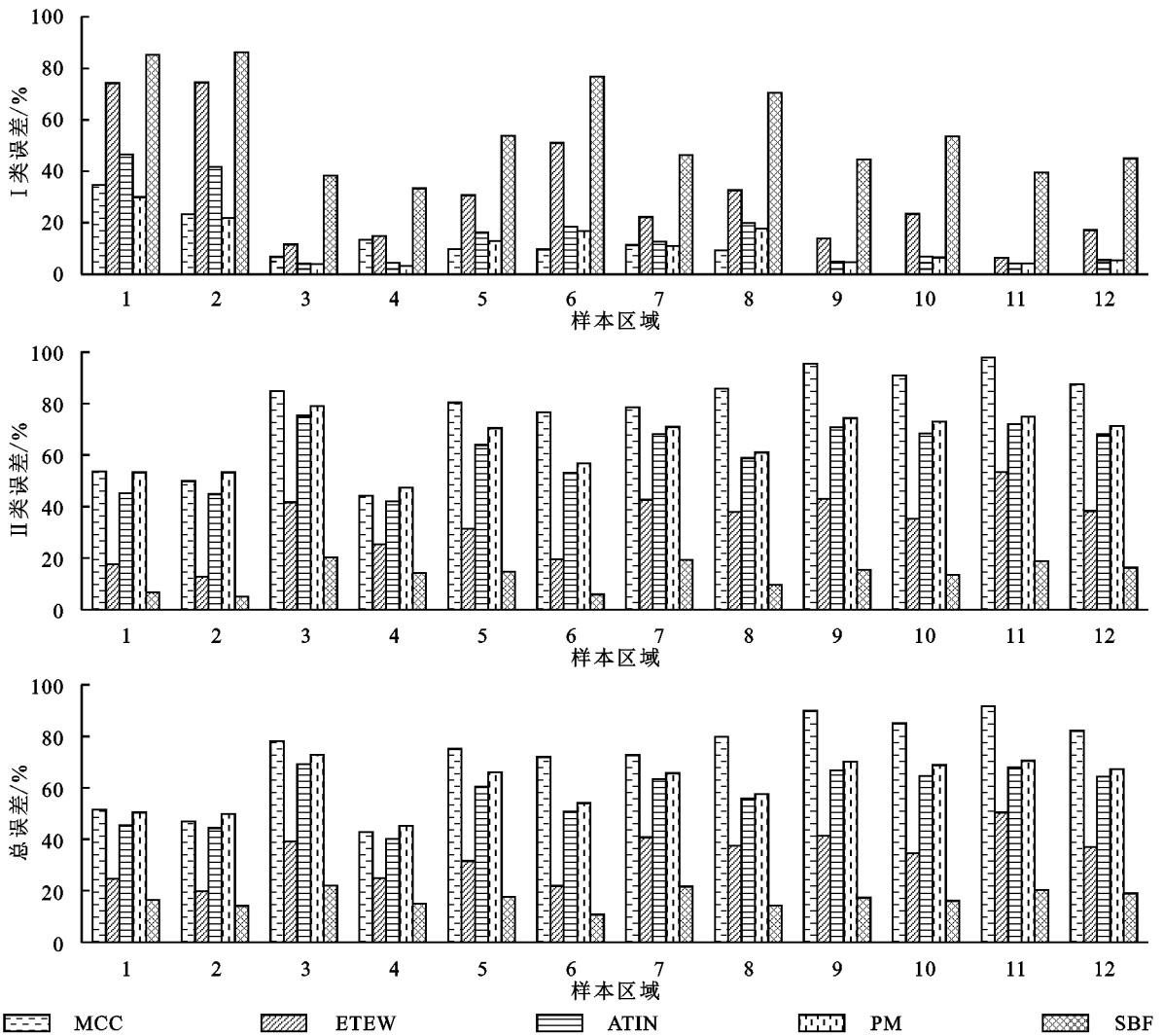


图 2 5 种滤波算法的 I 类误差、II 类误差和总误差

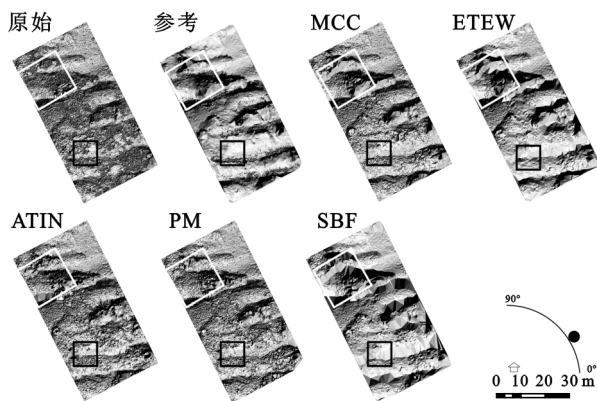


图 3 5 种滤波算法在样本 1 区域滤波结果

3.2 影响滤波精度的因素

3.2.1 坡度 基于各样本数据的地面点云参考数据,生成 0.5 m 分辨率的 DEM,计算不同样本区域的平均坡度(表 1),分析坡度对不同滤波算法精度的影响。结果表明,各算法的 I 类误差与平均坡度呈显著正相关(图 4) ($p < 0.05$),而 II 类误差和总误差与坡度的相关性不显著 ($p > 0.05$)。MCC 和 PM 的 I 类误差随坡度上升速率最小,ETEW 的 I 类误差随坡度上升速率最大,SBF 和

ATIN 的 I 类误差随坡度上升速率居中。坡度小于 45° 的 9 个样本区域中,6 个样本区域的 MCC 的 I 类误差最小,坡度最高的 3 个样本区域($48.54^\circ, 49.72^\circ, 54.95^\circ$)PM 的 I 类误差最低。

I 类误差较 II 类误差和总误差对坡度变化更敏感。原因在于各算法倾向于将陡峭区域整体误分为非地面点,造成 I 类误差的迅速上升,而陡峭区域点云中包含的部分真实非地面点被正确分为非地面点云,缓慢降低了 II 类误差。各算法 I 类误差对坡度变化敏感性差别的原因可能在于,ETEW 仅依据高差阈值判断归类点云,不能有效考虑陡峭区域的影响,SBF 和 ATIN 通过选择合适的坡度(或夹角)阈值一定程度上降低了坡度对滤波结果的影响,而 MCC 利用曲率容差有效考虑了坡度的影响,因此 I 类误差随坡度变化较小^[21]。PM 通过能够有效考虑了陡峭区域的地形变化(图 1),因此对坡度变化不敏感。

3.2.2 植被覆盖度 基于参考数据中植被点云与原始点云点数量的比值,计算各样本区域植被覆盖度^[19],分析植被覆盖对滤波结果的影响。结果表明,

I 类误差与植被覆盖度呈显著负相关 ($p < 0.05$), 而 II 类误差和总误差与植被覆盖度相关性不显著 ($p > 0.05$) (图 5)。MCC 和 PM 的 I 类误差随植被覆盖度上升下降速率最低, ETEW 的 I 类误差随植被覆盖度增加降低速率最高, SBF 和 ATIN 居中。植被覆盖度较低 85% 的区域, MCC 和 PM 的 I 类误差较 ATIN 小, 而在植被覆盖度大于 85% 时, ATIN 的 I 类误差小于 PM, 但植被覆盖度达到 90% 时, ATIN 的 I 类误差与 MCC 接近。

Sithole 等^[17]等研究认为 I 类误差随植被覆盖度上升而增大, 而本文得出与之相反的结论。本研究区域地形复杂, 地形不仅直接影响滤波结果, 而且显著影响植被分布, 植被覆盖度高的区域比较平缓, I 类误差较小。而植被覆盖度低的区域, 地形陡峭, 坡度因素占主导, 导致 I 类误差比较高。同时, 地形对植被覆盖的影响解释了各算法的 I 类误差对植被覆盖度变化的敏感性差异, 也解释了 I 类误差较 II 类误差对植被覆盖度的变化更为敏感。

3.2.3 点云密度 对各样本区域原始的点云数据进行抽稀, 获得不同抽稀密度 (5%, 10%, 25%, 50%, 100%) 的样本数据, 利用滤波算法对不同点云密度数据进行滤波, 分析点云密度对不同滤波算法精度的影响。结果表明, 随着点云密度增加, MCC, ATIN, PM 的 I 类误差无明显变化, II 类误差和总误差缓慢下降, 在 5% 和 100% 点云密度下的 I 类误差略高于 10%~50% 点云密度; SBF 和 ETEW 的 I 类误差增加, II 类误差和总误差下降 (图 6)。

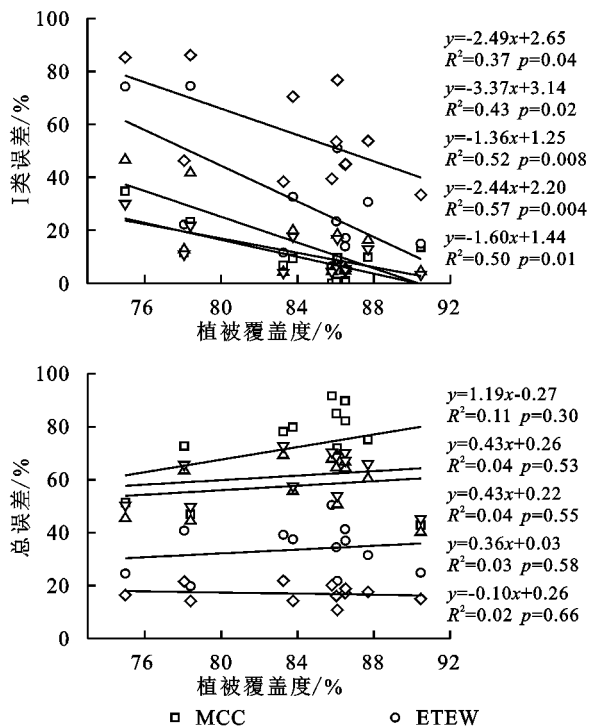


图 5 植被覆盖度与滤波算法误差关系与坡度和植被覆盖度的关系

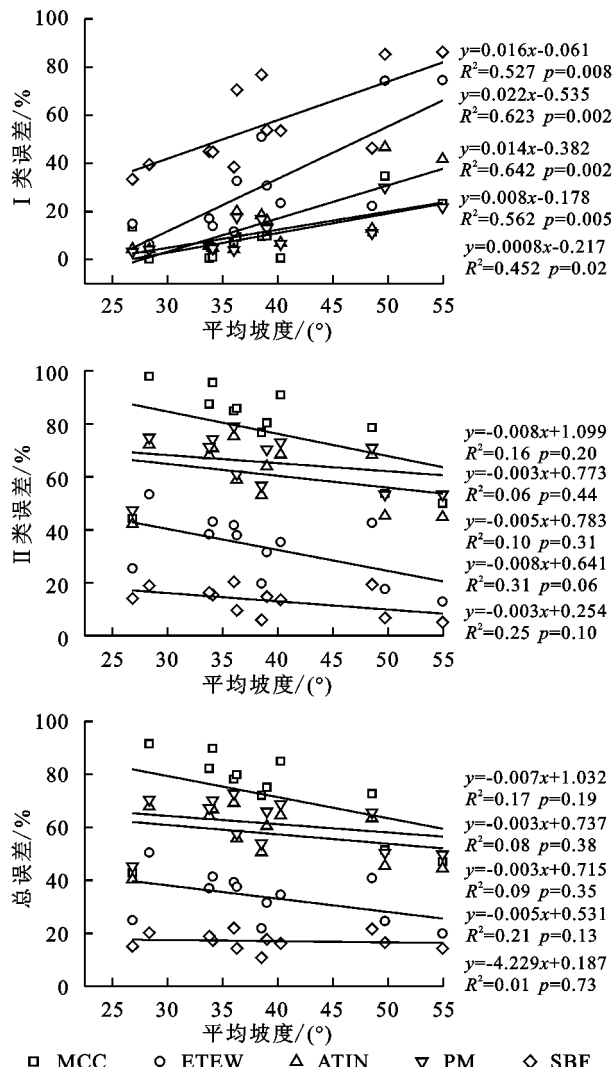


图 4 坡度与滤波算法误差的关系

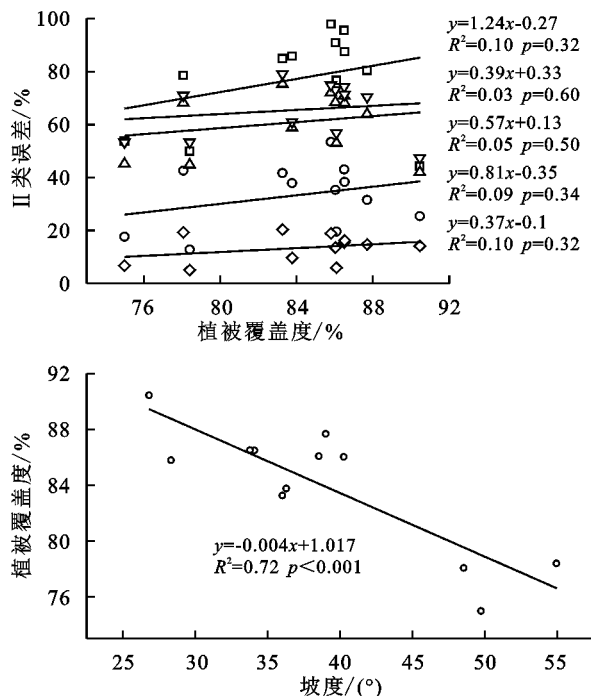


图 5 植被覆盖度与滤波算法误差关系与坡度和植被覆盖度的关系

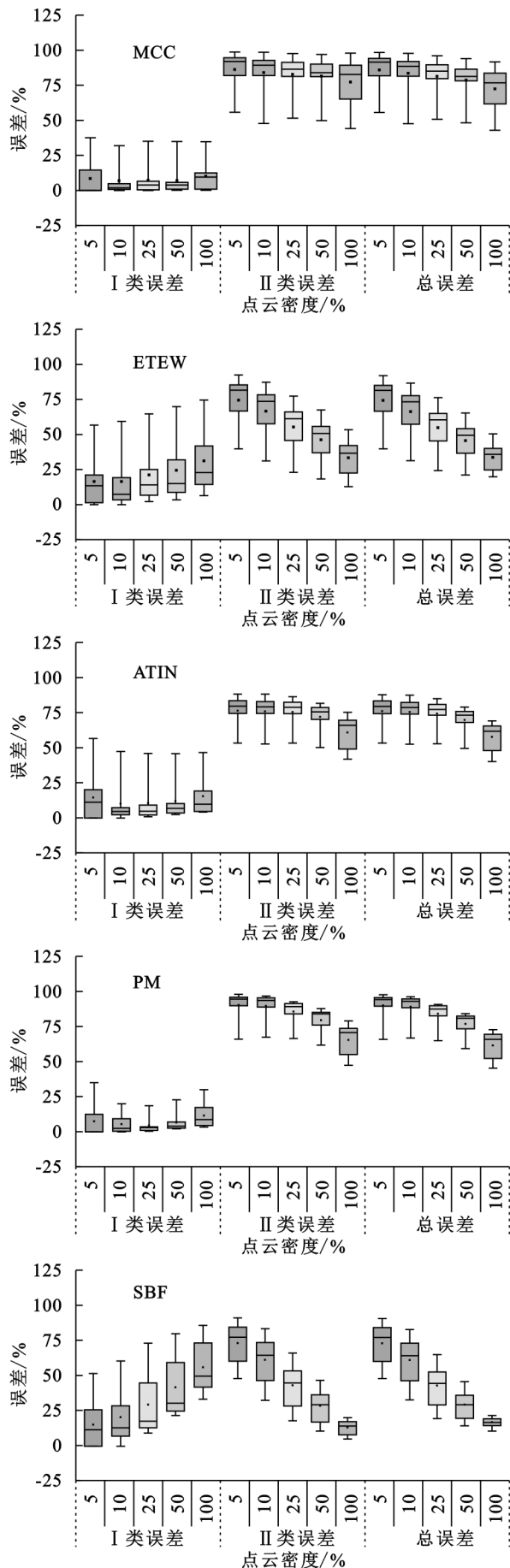


图 6 滤波算法误差随点云密度的变化

通常情况下,低点云密度下裸地与植被不易分离,导致 II 类误差增大^[22-23],因此随着点云密度增加各算法的 II 类误差都呈下降趋势。SBF 和 ETEW 的 I 类误差与点云密度正相关,原因是随着点云密度的升高,固定邻域内的点数增加,大于高程或坡度阈值而被归于非地面点的数量增加,这部分点中包含真实地面点云,它们的剔除提升了 I 类误差。其次 MCC, ATIN, PM 误差随点云密度变化较为缓慢,原因可能是此 3 种滤波算法均需利用点云构建连续表面,连续表面的质量影响算法的精度^[15],本文获取的原始的点云密度较高(平均密度 26~56 个/m²),在其基础上抽稀对连续表面质量影响不明显。

4 结论

本文以黄土高原沟壑区董庄沟为研究区,在流域内选取 12 个样本区域,选用 MCC, ETEW, ATIN, PM, SBF 共 5 种滤波算法对获取的无人机 LiDAR 点云数据进行滤波,对比分析不同算法的滤波精度及其与影响因素(坡度、植被覆盖、点云密度)的关系。结果表明, MCC 和 PM 的 I 类误差通常最低, ETEW 和 SBF 最高, ATIN 处于中间(偶尔小于 MCC), 各算法的 II 类误差大小顺序与 I 类误差大致相反。 PM 在陡峭区域的滤波效果最优,能够较好地适应黄土高原的复杂地形地貌特征。坡度和植被覆盖度主要影响各算法的 I 类误差,坡度与植被覆盖度呈显著负相关,各算法的 I 类误差随坡度显著上升,随植被覆盖度显著下降。 MCC 和 PM 对坡度不敏感, I 类误差随坡度上升速率最小; ETEW 受坡度因素影响最大, I 类误差随坡度上升速率最快; SBF 和 ATIN 可一定程度缓解坡度对滤波结果的影响, I 类误差上升速率居中。随着点云密度增加, MCC, ATIN, PM 的 I 类误差无明显变化, II 类误差和总误差缓慢下降, SBF 和 ETEW 的 I 类误差增加, II 类误差和总误差下降。

参考文献:

- [1] 陈炳乾.面向矿区沉降监测的 InSAR 技术及应用研究[D].江苏徐州:中国矿业大学,2015.
- [2] Lovitt J, Rahman M M, Mcdermid G J. Assessing the value of UAV photogrammetry for characterizing terrain in complex peatlands[J]. Remote Sensing, 2017,9(7). DOI: 10.3390/rs9070715.
- [3] Glendell M, Mcshane G, Farrow L, et al. Testing the utility of structure-from-motion photogrammetry reconstructions using small unmanned aerial vehicles and

- ground photography to estimate the extent of upland soil erosion[J]. *Earth Surface Processes and Landforms*, 2017,42(12):1860-1871.
- [4] Shan J, Aparajithan S. Urban DEM generation from raw LiDAR data[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2005,71(2):217-226.
- [5] Razak K A, Straatsma M W, Van Westen C J, et al. Airborne laser scanning of forested landslides characterization; Terrain model quality and visualization[J]. *Geomorphology*, 2011,126(1/2):186-200.
- [6] Hui Z, Hu Y, Yao Y, et al. An improved morphological algorithm for filtering airborne LiDAR point cloud based on multi-level kriging interpolation[J]. *Remote Sensing*, 2016,8(5):1-16.
- [7] 苏伟,展郡鸽,张明政,等.基于机载 LiDAR 数据的农作物叶面积指数估算方法研究[J].*农业机械学报*,2016,47(3):272-277.
- [8] Meng X, Currit N, Zhao K. Ground filtering algorithms for airborne LiDAR data: A review of critical issues[J]. *Remote Sensing*, 2010,2(3):833-860.
- [9] Axelsson P. Processing of laser scanner data: algorithms and applications[J]. *Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1999,54(2/3):138-147.
- [10] 郭向前,郝伟涛,李响.基于机载 LIDAR 技术的研究及其展望[J].*测绘与空间地理信息*,2013,36(2):69-72.
- [11] 靳克强,龚志辉,汤志强,等.机载 LiDAR 技术原理及其几点应用分析[J].*测绘与空间地理信息*,2011,34(1):144-146.
- [12] Okay U, Telling J, Glennie C L, et al. Airborne lidar change detection: An overview of earth sciences applications[J]. *Earth-Science Reviews*, 2019,198.DOI:10.1016/j.earscirev.2019.102929.
- [13] 黄先锋,李卉,王潇,等.机载 LiDAR 数据滤波方法评述[J].*测绘学报*,2009,38(5):466-469.
- [14] 惠振阳,程朋根,官云兰,等.机载 LiDAR 点云滤波综述[J].*激光与光电子学进展*,2018,55(6):1-6.
- [15] Vosselman G. Slope based filtering of laser altimetry data[J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2000,33:935-942.
- [16] Zhang K, Chen S C, Whitman D, et al. A progressive morphological filter for removing nonground measurements from airborne LIDAR data[J]. *Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003,41(4):872-882.
- [17] Sithole G, Vosselman G. ISPRS Comparison of Filters [R]. Netherlands: Isprs Commission III, Working Group, 2003.
- [18] Axelsson P. DEM generation from laser scanner data using adaptive TIN models[J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2000,33(4):110-117.
- [19] Zhao X, Su Y, Li W, et al. A comparison of LiDAR filtering algorithms in vegetated mountain areas[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2018,44(4):287-298.
- [20] 王长燕,郁耀闯.黄土丘陵区不同草被类型土壤细沟可蚀性季节变化研究[J].*农业机械学报*,2016,47(8):101-108.
- [21] Evans J S, Hudak A T. A multiscale curvature algorithm for classifying discrete return LiDAR in forested environments[J]. *Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007,45(4):1029-1038.
- [22] Julge K, Ellmann A, Gruno A. Performance analysis of freeware filtering algorithms for determining ground surface from airborne laser scanning data[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2014,8(1):1-15.
- [23] Zhang K, Whitman D. Comparison of three algorithms for filtering airborne lidar data[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2005,71(3):313-324.