

基于背包 LiDAR 点云多尺度渐进 DTM 构建方法

惠振阳*, 李娜, 胡海瑛, 李卓宣

东华理工大学测绘工程学院, 江西 南昌 330013

摘要 针对传统滤波方法对于背包点云数据在地形陡峭、植被覆盖广的复杂地区的滤波精度较低的问题,提出一种基于背包 LiDAR 点云多尺度渐进数字地面模型(DTM)构建方法。首先,利用最小二乘法由地面种子点拟合出 DTM 曲面,并构建出渐进式 DTM;然后,通过多尺度形态学开运算进行地物点探测;最后,通过设定自适应滤波阈值函数实现地面点的提取。选取 4 组位于复杂地形区域的背包 LiDAR 点云数据进行实验分析,本文方法得到的平均总误差为 7.88%;与 3 种传统的滤波算法(LAStools、MCC 和 CSF)进行滤波对比分析,本文方法在 4 个实验区域内的总误差均明显低于以上 3 种方法的滤波总误差。此外,本文方法不需要设置复杂的参数,能够根据地形的变化自适应地调整滤波阈值,具有较强的鲁棒性。

关键词 遥感; 背包 LiDAR; 形态学运算; 多尺度渐进方法; 自适应滤波

中图分类号 P237

文献标志码 A

doi: 10.3788/CJL202249.0410001

1 引言

激光雷达(LiDAR)技术是一种主动遥感技术,与被动遥感技术相比,有着明显的优势,它可以快速、准确、高效地获取地球表面的三维结构信息^[1]。近年来,LiDAR 技术已广泛应用于数字地面模型提取、三维建筑模型重建、道路检测、电力线提取、森林参数估计等地球空间信息学科的众多领域^[2-5]。

根据搭载平台的不同,LiDAR 系统包括车载 LiDAR、机载 LiDAR、地面 LiDAR 以及背包 LiDAR。相较于其他平台的 LiDAR 系统,背包 LiDAR 具有易操作、低成本、高精度、高效率、数据查看简洁方便的优点^[6-7]。背包 LiDAR 设计更加轻巧便捷,操作过程相对简单,且受外界的影响较小,无需考虑飞行航线布控,在无 GPS 等高成本系统条件下也实现厘米级精度,通过手机、平板电脑等移动端实时显示采集到的点云数据和运动轨迹^[8-9]。在森林环境中,背包 LiDAR 的优势最为明显。森林中崎岖不平的地形限制了传统平台的移动性,而背

包 LiDAR 的轻巧灵活性使得复杂地区的森林数据采集有了新的突破,目前,背包 LiDAR 已广泛应用于数字地形模型提取、森林资源调查以及山路检测等领域^[10-12]。

点云滤波是背包 LiDAR 技术在以上领域应用的关键步骤。利用背包 LiDAR 系统获取的地表点云数据不仅包括地面点,还包含建筑物、桥梁、电线和树木等地物点^[13]。因此,需要对其进行滤波处理,以获得表征地表形态的地面点云。现有的滤波方法主要分为 4 类:1)基于插值的滤波算法;2)基于坡度的滤波算法;3)基于聚类分割的滤波算法;4)基于形态学的滤波算法。

基于插值的滤波算法是通过各种插值算法对选取的地面种子点进行插值计算,拟合出近似地形表面,再将点云数据的高程与其估计值进行比较,得到地面点云数据。常用的方法有薄板样条(TPS)插值法、最小二乘插值法、最近邻点插值法和不规则三角网插值法。Evans 和 Hudak^[14]采用多尺度曲率分类(MCC)方法将点云数据分类,并将超过曲率阈

收稿日期: 2021-06-07; **修回日期:** 2021-07-07; **录用日期:** 2021-07-26

基金项目: 中国博士后科学基金(2019M661858)、国家自然科学基金(41801325)、江西省自然科学基金(20192BAB217010)、东华理工大学博士启动基金(DHBK2017155)、江西省教育厅科技项目(GJJ170449)、江西省数字国土重点实验室开放基金(DLLJ201806)

通信作者: *huizhenyang2008@163.com

值的点判为地物点, 否则判为地面点。Mongus 等^[3]利用 TPS 插值法得到地形表面, 并对点云进行逐级滤波。Chen 等^[15]优化了 TPS 插值方法中种子点选择和滤波判断条件, 提高了整体精度。但是, 基于插值的滤波算法通常较耗时, 对于陡峭和高度变化较大的地形区域的点云数据处理具有一定难度。Zhang 等^[16]采用模拟布料滤波(CSF)方法来构建近似地面曲面, 该方法先将地形翻转, 再将一块柔软的虚拟布料根据重力作用落到地面上方, 布料最终下落的形状为数字地面模型。

基于坡度的点云滤波方法最早由 Vosselman^[17]提出, 利用点云数据间的坡度区分地面点和非地面点, 坡度阈值的设置是影响滤波效果的关键因素。Meng 等^[18]提出一种多方向的地面滤波(MGF)方法, 结合基于邻域和方向扫描方法的优点, 检测不同方向上细微的高程变化, 但需要设置坡度阈值和高差阈值。Sithole^[19]提出一种改进的方法, 根据实际地形的坡度变化设置自适应坡度阈值。Susaki^[20]通过构建多层次的数字地面模型(DTM)计算变化的坡度阈值。虽然现有的一些基于坡度的算法可以根据实际地形动态调整阈值, 但是基于坡度的算法不适用于植被较低的崎岖地形。

基于分割的点云滤波方法的原理是依据点云的特征进行聚类, 然后对聚类分割的结果按照一定的规则进行点云滤波。Yang 等^[21]根据分割结果的边界点与 DEM 的高差对分割结果进行滤波。Chen 等^[22]采用基于区域增长的分割方法获取地面种子点, 提出一种改进的基于分割的多分辨率分级分类滤波算法。综上所述, 基于分割的滤波算法的识别效果在很大程度上取决于分割的质量。LAStools 开源软件所使用的基于不规则三角网的 DTM 建立方法最早由 Axelsson^[23]提出, 该算法首先分割出多个点云区域, 再从中依次选取初始地面点, 构建不规则三角网(TIN)作为参考面, 最后依据距离和夹角的阈值划分出地面点和地物点。

基于形态学的滤波算法最早由 Lindenberger^[24]提出, 其基本思想是对图像进行腐蚀与膨胀, 通过处理前、后图像的特征形状尺寸变化来识别地物点。Zhang 等^[25]提出一种滤波窗口逐渐增大时阈值不断发生变化的渐进形态滤波方法。Hui 等^[26]将形态学运算和克里格插值方法结合, 计算各层次局部区域的地形起伏度, 并对滤波准则进行优化。但是, 基于形态的滤波算法在复杂场景下很难设置合适的窗口尺寸, 对于地形起伏较大的地区很容易误分类,

故基于形态学的滤波算法在地形起伏较大地区的鲁棒性仍需提高。

综上所述, 虽然已有的滤波方法能够在平坦区域获得较好的滤波效果, 但点云滤波研究仍然存在以下难点与挑战: 1) 对于背包 LiDAR 点云滤波研究较少, 现有方法无法在复杂山区获得良好的滤波效果; 2) 滤波方法往往需要复杂的参数调节才能获得较高的滤波精度, 滤波方法自动化程度较低; 3) 滤波方法无法有效地保护地形细节, 识别精度较低。针对以上问题, 本文提出一种基于背包 LiDAR 点云多尺度渐进 DTM (MPD) 构建方法。该方法首先通过构建多尺度渐进滤波窗口, 实现地面种子点的渐进提取。针对各尺度所获得的地面种子点, 采用最小二乘法构建出拟合 DTM, 再采用形态学开运算探测地物点, 最后根据自适应变化的阈值筛选出地面点, 渐进构建出准确的 DTM。实验结果表明, MPD 方法能够有效地实现背包 LiDAR 技术在复杂地形区域的高精度 DTM 提取。

2 基本原理

基于背包 LiDAR 点云多尺度渐进 DTM 构建方法的流程如图 1 所示。首先, 根据研究区域内最

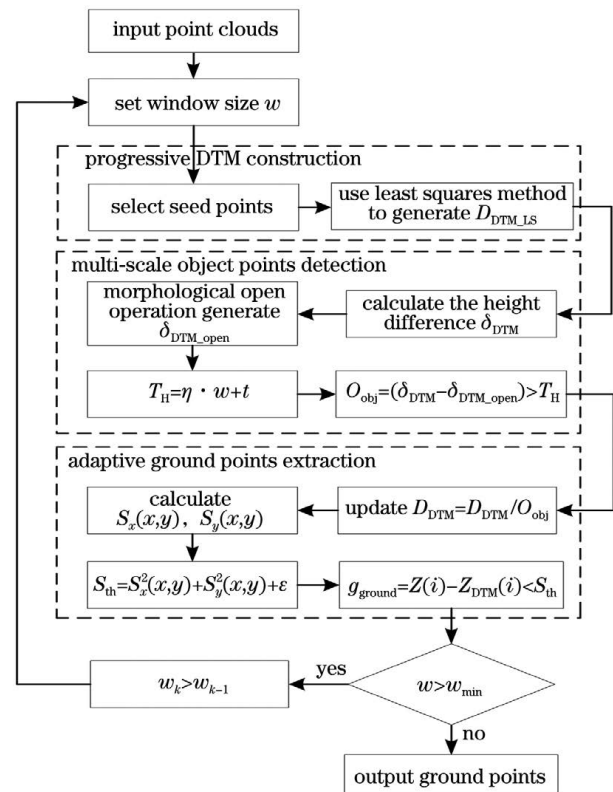


图 1 多尺度渐进 DTM 构建方法的流程

Fig. 1 Flow of multi-scale progressive DTM construction method

大地物尺寸设置最大窗口尺寸,选取该窗口尺寸下的最低点作为地面种子点,并用最小二乘法(LS)构建地面曲面模型 D_{DTM_LS} ;然后,对由当前尺度下地面点插值计算方法生成的数字地面模型 D_{DTM} 与 D_{DTM_LS} 的差值进行形态学开运算,利用随窗口自适应变化的高差阈值 T_H 获取地物点;最后,利用去除地物点的地面点重新构建 D_{DTM} ,并设置随地形起伏自适应变化的高差阈值 S_{th} ,再对点云数据的实际高程值与 D_{DTM} 中对应的拟合高程值进行差值判断,更新地面点。滤波窗口由大到小变化,直至窗口尺寸达到最小时滤波结束,输出地面点。具体包括以

下三个步骤:1)渐进 DTM 构建;2)多尺度形态学运算地物点探测;3)自适应地面点提取。

2.1 渐进 DTM 构建

利用地面种子点建立数字地面模型 DTM,其中种子点选取的准确性对于地面模型的建立有重要影响。将滤波窗口内最低点作为地面种子点,图 2 所示的圆点为筛选出的地面种子点。当窗口尺寸渐进变化时,利用所提的 MPD 算法获取地面种子点,并利用种子点拟合出一个粗糙的曲面模型。曲面拟合公式为

$$\varphi(x, y) = f(x, y) + J_{LS}, \quad (1)$$

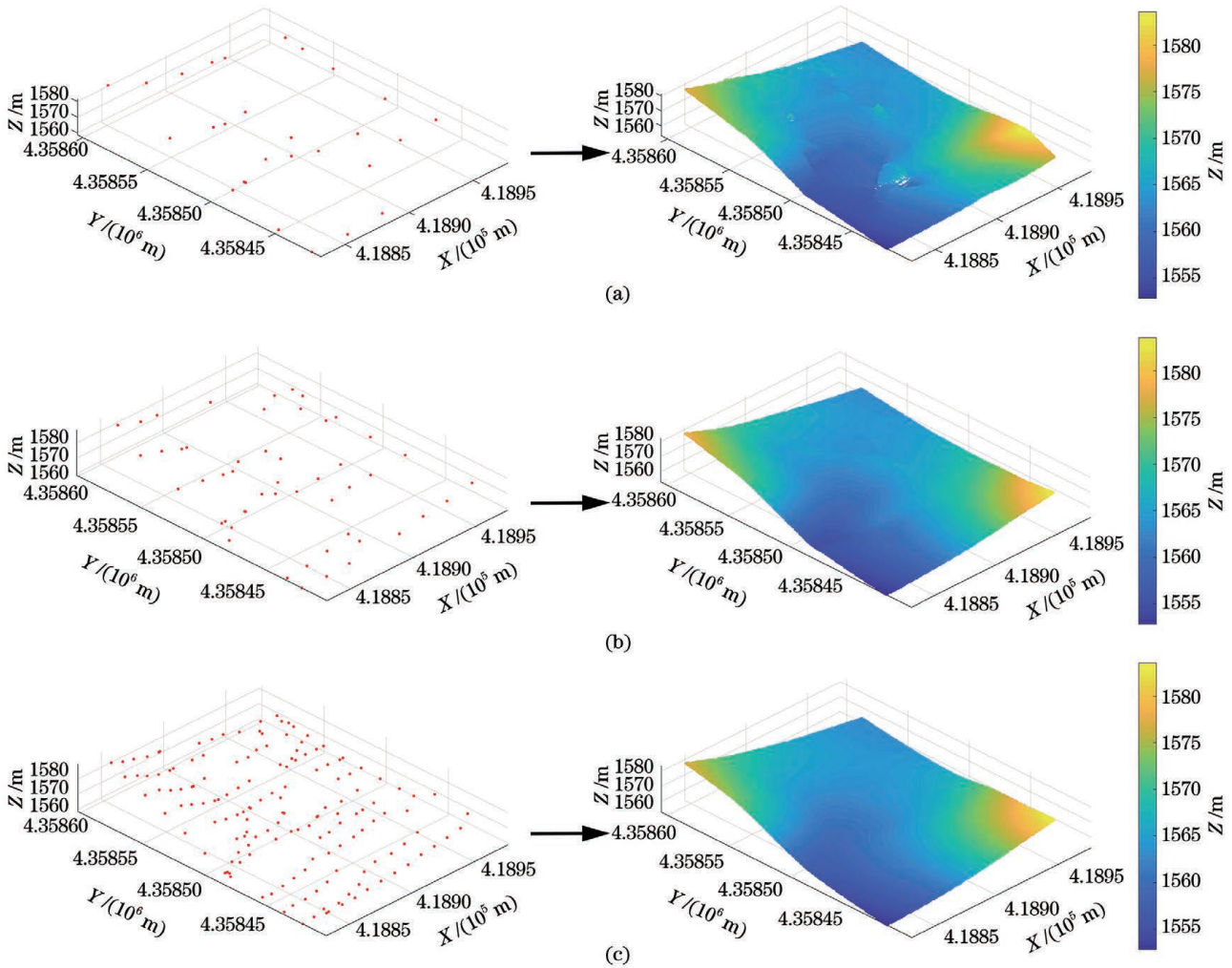


图 2 多尺度渐进拟合曲面。(a)初始拟合曲面;(b)渐进拟合曲面;(c)最终拟合曲面

Fig. 2 Multi-scale progressive fitting surfaces. (a) Initial fitting surface; (b) progressive fitting surface; (c) final fitting surface

式中: $\varphi(x, y)$ 为构建的拟合曲面; $f(x, y)$ 为真实曲面; J_{LS} 为误差矩阵。

采用拟合方法中经典的最小二乘法来拟合地面曲面 $\varphi(x, y)$,将各窗口尺寸下获取的地面种子点代入曲面拟合公式,可得到各点 (x_i, y_i) 的近似高程值 $Z(x_i, y_i), i=1, \dots, n, n$ 为地面种子点数量。当

误差 $\sum \|\varphi(x, y) - f(x, y)\|^2$ 为最小值时,拟合的地面曲面模型与实际地面模型最为接近。通过(2)式和(3)式可求出构建曲面的参数 A 。

$$\min_{\varphi} \sum_{i=1}^n J_i^2 = \sum_{i=1}^n \|\varphi(x_i, y_i) - f(x_i, y_i)\|^2, \quad (2)$$

$$\varphi(x, y) = X^T A, \quad (3)$$

式中: J 为拟合曲面与真实曲面间的误差矩阵,当误差平方和最小时,可获得最佳拟合曲面; X 为点云坐标; A 为待求曲面参数。

在各窗口尺寸下采用最小二乘法构建曲面模型,通过渐进式(由大到小)变化窗口尺寸,逐步拟合出准确的曲面模型。所提出的渐进 DTM 构建方法的滤波精度是由粗到精变化的。从图 2 可以看出,随着滤波窗口数量的逐渐减少,所提取的地面种子数量越多,所构建的拟合 DTM 曲面精度就越高。

2.2 多尺度形态学运算地物点探测

通过上述最小二乘法可得到各窗口尺寸下拟合的地面曲面模型 D_{DTM_LS} 以及各窗口下的非地物点插值生成的数字地面模型 D_{DTM} 。由于地形情况复杂,为降低地形坡度变化的影响,对 D_{DTM} 与 D_{DTM_LS} 的差值 δ_{DTM} 进行形态学开运算,将形态学开运算前、后高程变化较大的点视为地物点。其中,形态学开运算为先进行腐蚀运算,再对其结果进行膨胀运算^[27]。依据点云数据形态学开运算前、后的高差变化大小筛选出地物点。形态学开运算可表示为

$$(f \circ g) = (f \ominus g) \oplus g, \quad (4)$$

式中: \circ 为开运算符号; \ominus 为腐蚀运算符号; \oplus 为膨胀运算符号。

在本实验中,最大滤波窗口需要大于实验区域内的最大建筑物尺寸,随后逐步减小滤波窗口尺寸,对背包点云数据进行滤波。这是因为若窗口尺寸过小,则不能剔除大型建筑物等地物点;若窗口尺寸过大,则会造成部分地面点被剔除,地形过平滑。为解决形态学开运算时窗口尺寸的设置问题,采用多尺度的滤波窗口来剔除不同大小的树木及建筑物等地物点。在大窗口尺寸下,可将突变的大型地物剔除,之后随窗口尺寸的减小,逐步剔除树木等小尺寸的地物点。

将各窗口尺寸下拟合的 D_{DTM} 与 D_{DTM_LS} 作差生成 δ_{DTM} ,通过对 δ_{DTM} 进行形态学开运算可生成 δ_{DTM_open} ,将 δ_{DTM} 与形态学开运算结果 δ_{DTM_open} 的差值和高差阈值进行比较。若形态学开运算前后地形表面高差大于高差阈值,判定为地物点;否则,判为地面点。在滤除地物点后,通过对空格网进行邻近点插值来保留地形。考虑到固定的高差阈值势必会造成一定的误差,本实验设定的高差阈值随窗口尺寸变化而自适应变化,在保留突变地形的同时,剔除地物点。计算公式为

$$\delta_{DTM} = D_{DTM} - D_{DTM_LS}, \quad (5)$$

$$T_H = \eta \cdot \omega + t, \quad (6)$$

式中: D_{DTM} 为当前尺度下的 DTM; D_{DTM_LS} 为最小二乘法拟合的 DTM; T_H 为设置的高差阈值; ω 为当前形态学滤波窗口尺寸; t 为最小地物识别阈值,在本实验中设置为 0.2 m; η 为滤波窗口尺寸的系数。为实现滤波阈值的自适应变化,本文将滤波阈值设置为窗口(ω)的正相关函数,这是因为滤波窗口越大,表明要滤除的地物也越大,因此可以用较大的滤波阈值进行地物滤除。实验表明, η 设置为 0.1 时,可实现地物的有效滤除。例如,当滤波窗口为 20 个格网尺寸时,滤波阈值则大于 2 m,此阈值可以实现大型地物的有效滤除。最小地物识别阈值表征滤波窗口趋于 0 时的最小地物探测能力。由于本实验在此环节旨在尽可能地滤除地物,因此,凡是高程变化大于 0.2 m 的点都被识别为地物,并被剔除。

2.3 自适应地面点提取

在点云滤波过程中,固定的阈值不利于保护地形细节。为减少地形坡度变化对滤波算法的影响,实现滤波阈值的自适应变化,首先依据各窗口尺寸下生成的数字地面模型 D_{DTM} ,插值计算各点在不同地形坡度下的局部高程值,通过计算相邻格网间 x 方向和 y 方向的高程变化率,并依此设置各点随地形起伏变化的高差阈值。然后,计算每个点云数据的实际高程值 Z 和拟合高程值 Z_{DTM} 的差值。最后,依据判别公式,将差值结果与各点的高差阈值进行比较,提取地面点云数据。阈值 S_{th} 计算公式为

$$\begin{cases} S_x(x, y) = [D_{DTM}(x+1, y) - D_{DTM}(x-1, y)] / 3 \\ S_y(x, y) = [D_{DTM}(x, y+1) - D_{DTM}(x, y-1)] / 3 \end{cases}, \quad (7)$$

$$S_{th} = S_x(x, y)^2 + S_y(x, y)^2 + \epsilon, \quad (8)$$

式中: $S_x(x, y)$ 、 $S_y(x, y)$ 分别为格网 (x, y) 处的水平方向和垂直方向的高程变化率; S_{th} 为随地形变化的高差阈值; ϵ 为常数,表示地形坡度变化为 0 时的最小地面点云识别能力。在本文中, ϵ 设置为 0.6 m,即将高程变化小于 0.6 m 的点视为地面点。实验结果表明,此阈值能够实现地面点与地物点的分离。

若点云数据的实际高程值与拟合高程值大于高差阈值 S_{th} ,则将该点分类为地物点,标签为 1;反之,将该点分类为地面点,标签为 0。随着窗口尺寸的渐进变化,各窗口尺寸下生成的 D_{DTM} 和各点的高差阈值发生相应变化,对点云数据的类别标签进行更新。当窗口尺寸达到最小时,可得到较为准确

的地面点标签。标签公式为

$$L_{\text{label}} = \begin{cases} 1, Z(i) - Z_{\text{DTM}}(i) > S_{\text{th}}(i) \\ 0, Z(i) - Z_{\text{DTM}}(i) \leq S_{\text{th}}(i) \end{cases}, \quad (9)$$

式中: $Z(i)$ 为第 i 个点的实际高程值; $Z_{\text{DTM}}(i)$ 为第 i 个点的拟合高程值; $S_{\text{th}}(i)$ 为第 i 个点对应的高差阈值; L_{label} 为点云滤波的分类标签。

3 实验分析

3.1 实验数据

为验证所提 MPD 滤波算法在背包点云数据提

取中的可行性,选取安徽省黄山市 4 组地形较为复杂的背包点云数据进行测试。图 3 所示为本实验采集的背包点云数据所处的地形场景,包括斜坡植被、突出地形、平坦公路等复杂因素。通过人工分类,将样本划分为地面点和非地面点,以确保类别标签的准确性。图 4(a)~(d)分别为 4 组数据按 RGB 信息显示的点云数据。本实验的运行平台为 Windows 10 64 位操作系统,处理器 i5-1035G1 CPU,1.19 GHz,内存为 16 GB,算法采用 MATLAB R2018a 软件实现。

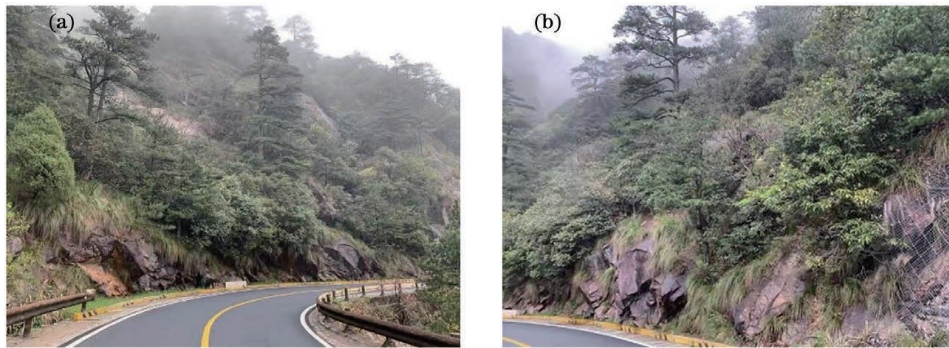


图 3 研究区域场景。(a)场景 1;(b)场景 2

Fig. 3 Research area scenarios. (a) Scene 1; (b) scene 2

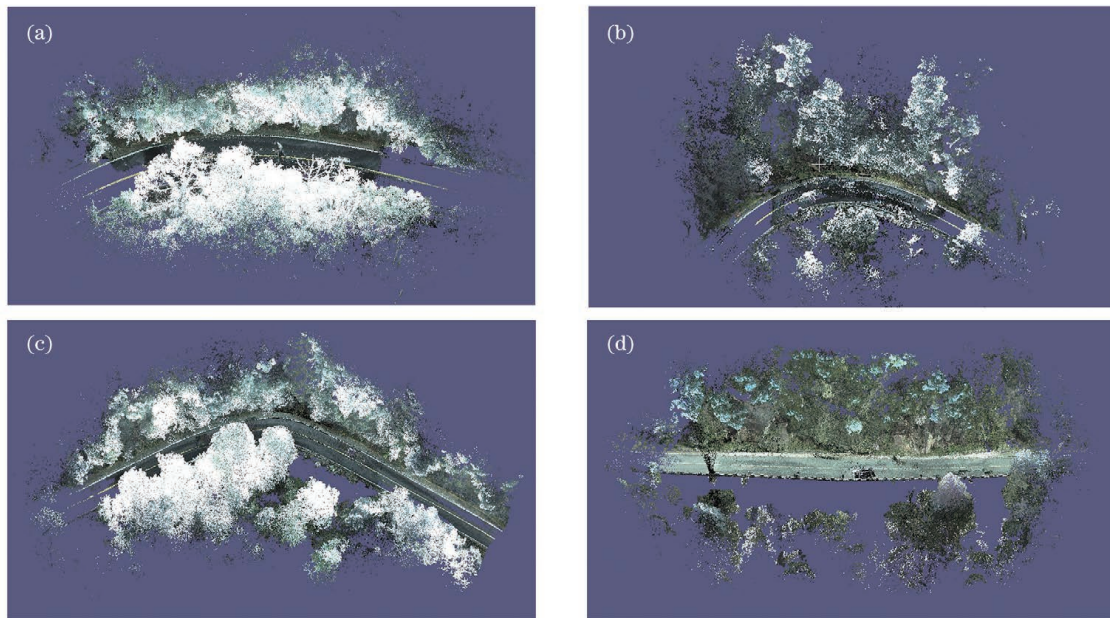


图 4 原始点云数据。(a)样本 1 示意图;(b)样本 2 示意图;(c)样本 3 示意图;(d)样本 4 示意图

Fig. 4 Initial point cloud data. (a) Schematic of sample 1; (b) schematic of sample 2; (c) schematic of sample 3; (d) schematic of sample 4

3.2 评价指标

将点云分类精度评价指标分为 I 类误差 (E_{Type1})、II 类误差 (E_{Type2})、总误差 (E_{Total}) 和 Kappa 系数 (I_{Kappa}),其中:I 类误差表示地面点被错分为非

地面点的比例,即拒真误差;II 类误差表示非地面点被错分为地面点的比例,即纳伪误差。I 类误差和 II 类误差能够反映出算法的适用性。总误差为总体误差比例,能够反映算法的可行性;Kappa 系数是统

计学中度量一致性的指标,表征算法的鲁棒性。
4 个精度评价指标的计算公式为

$$E_{\text{Type1}} = \frac{b}{a+b}, \quad (10)$$

$$E_{\text{Type2}} = \frac{c}{c+d}, \quad (11)$$

$$E_{\text{Total}} = \frac{b+c}{a+b+c+d}, \quad (12)$$

$$\begin{cases} I_{\text{Kappa}} = \frac{p_0 - p_c}{1 - p_c} \\ p_0 = (a+d)/e \\ p_c = [(a+b)(a+c) + (c+d)(b+d)]/e^2 \\ e = a+b+c+d \end{cases}, \quad (13)$$

式中: a 为正确分类为地面点的数量; b 为错误分类的地面点的数量; c 为错误分类的地物点的数量; d 为正确分类为地物点的数量。

3.3 实验结果

MPD 滤波误差结果如表 1 所示。在 4 组样本中,MPD 滤波算法的 I 类误差和 II 类误差的平均值分别为 13.23%、6.11%,总误差约为 7.88%,Kappa 系数的平均值为 79.48%。

表 1 MPD 误差结果

Table 1 MPD error results

unit: %

Sample	E_{Type1}	E_{Type2}	E_{Total}	I_{Kappa}
Sample 1	12.93	3.76	6.06	83.78
Sample 2	8.81	7.00	7.59	82.98
Sample 3	11.12	6.97	7.87	78.03
Sample 4	20.04	6.70	9.98	73.13
Average value	13.23	6.11	7.88	79.48

3.4 对比分析

为进一步验证 MPD 滤波算法的有效性,选取基于渐进 TIN(LAStools)、多尺度曲率分类(MCC)和布料模拟滤波(CSF)的算法分别对相同的背包点云数据进行滤波,并进行精度评价。

表 2 为 MPD 滤波算法与 LAStools、MCC、CSF 3 种算法的滤波结果。在 4 组复杂地形的背包点云数据中,MPD 滤波算法的 I 类误差和 II 类误差的平均值分别为 13.23% 和 6.11%。LAStools、MCC、CSF 3 种滤波算法在 4 组数据中 I 类误差平均值分别为 63.17%、51.31% 和 59.37%,均远大于 MPD 滤波算法的 I 类误差平均值。这是因为 MPD 滤波算法可根据地形坡度变化自动调整阈值,受地形坡度影响较小。MPD 滤波算法的 II 类误差平均值大于其余 3 种滤波算法的 II 类误差平均值,这是因为 LAStools、MCC、CSF 3 种算法的 I 类误差过大,将大部分地面点错误分为地物点,从而导致纳伪误差

较小,因此这 3 种滤波算法的 II 类误差较小。

图 5(a)为 4 种滤波算法的总误差分布直方图,可以看到,相较于 LAStools、MCC、CSF 3 种滤波算法,MPD 滤波算法的总误差最低。从 Kappa 系数分布直方图[图 5(b)]可以看出,上述 3 种滤波算法的 Kappa 系数远低于 MPD 滤波算法的 Kappa 系数。LAStools、MCC、CSF 3 种滤波算法在 4 组样本中的总误差平均值分别为 16.03%、13.67%、15.72%,而 MPD 滤波算法的总误差平均值为 7.88%,明显低于上述 3 种滤波算法的总误差平均值,说明本文滤波算法对于背包点云数据的滤波具有较高的可行性。LAStools、MCC、CSF 算法的 Kappa 系数平均值分别为 45.30%、55.90%、47.75%,而 MPD 滤波算法的 Kappa 系数平均值为 79.48%,明显高于上述 3 种滤波算法的 Kappa 系数平均值,说明本文滤波算法对背包点云数据的滤波具有较高的鲁棒性。

表 2 4 种滤波算法误差结果
Table 2 Error results of four filtering algorithms

unit: %

Sample	Algorithm	E_{Type1}	E_{Type2}	E_{Total}	I_{Kappa}
Sample 1	MPD	12.93	3.76	6.06	83.78
	LAStools	59.99	0.47	15.10	49.27
	MCC	41.22	0.99	10.88	66.33
	CSF	56.68	0.70	14.46	52.22
Sample 2	MPD	8.81	7.00	7.59	82.98
	LAStools	60.70	2.08	15.33	45.93
	MCC	50.76	3.17	13.95	53.64
	CSF	57.21	3.57	15.71	46.64
Sample 3	MPD	11.12	6.97	7.87	78.03
	LAStools	63.17	0.12	13.89	47.44
	MCC	51.94	0.70	11.89	57.62
	CSF	59.66	0.79	13.65	49.74
Sample 4	MPD	20.04	6.70	9.98	73.13
	LAStools	68.81	0.53	19.81	38.54
	MCC	61.32	0.90	17.96	46.02
	CSF	63.93	1.44	19.07	42.38

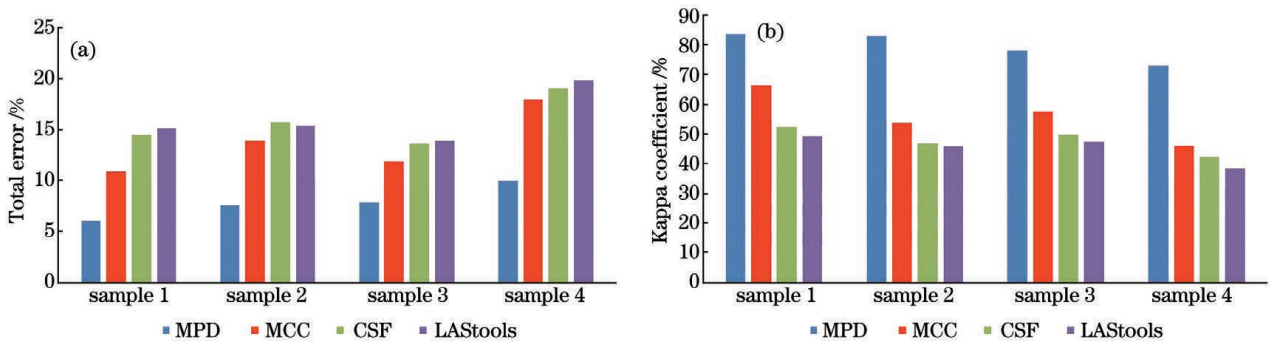


图 5 4 种滤波算法的滤波误差精度及 Kappa 系数分布。(a)总误差对比;(b)Kappa 系数分布
Fig. 5 Filtering error accuracy and Kappa coefficient distribution of four filtering algorithms. (a) Comparison of total error; (b) Kappa coefficient distribution

图 6 所示为 4 组样本的真实 DTM 与 4 种滤波算法拟合出的 DTM。可以看到,基于背包 LiDAR 点云多尺度渐进 DTM 构建方法相较于 LAStools、MCC、CSF 滤波算法能较好地选出地面点云数据,并能在一定程度上保留地形细节。如图 6 所示,实线处为滤波效果较好的区域,虚线处为滤波效果较差的区域。可以看到,MPD 滤波算法不仅能将公路上的行人和车辆等非地面点剔除干净,还能较好地滤除植被覆盖等地形细节。而在图 6 所示的虚线框处,LAStools、MCC、CSF 3 种滤波算法虽然能较好

地剔除非地面点,但对于森林覆盖的地面点分类误差较大,公路边缘大量的山体点云数据被视为地物点,表明上述 3 种传统的滤波算法在复杂地表处的细节特征保留较少,滤波效果较为粗糙。因此,将上述 4 种滤波算法拟合出的 DTM 与真实 DTM 进行比较,可以发现复杂山路地形中 MPD 滤波算法拟合出的 DTM 与真实 DTM 最为相近,相较于其他 3 种滤波算法,MPD 滤波算法的滤波结果更为细腻,保留的复杂地形信息更多。总体而言,本文算法相较于 LAStools、MCC、CSF 这 3 种滤波算法能更

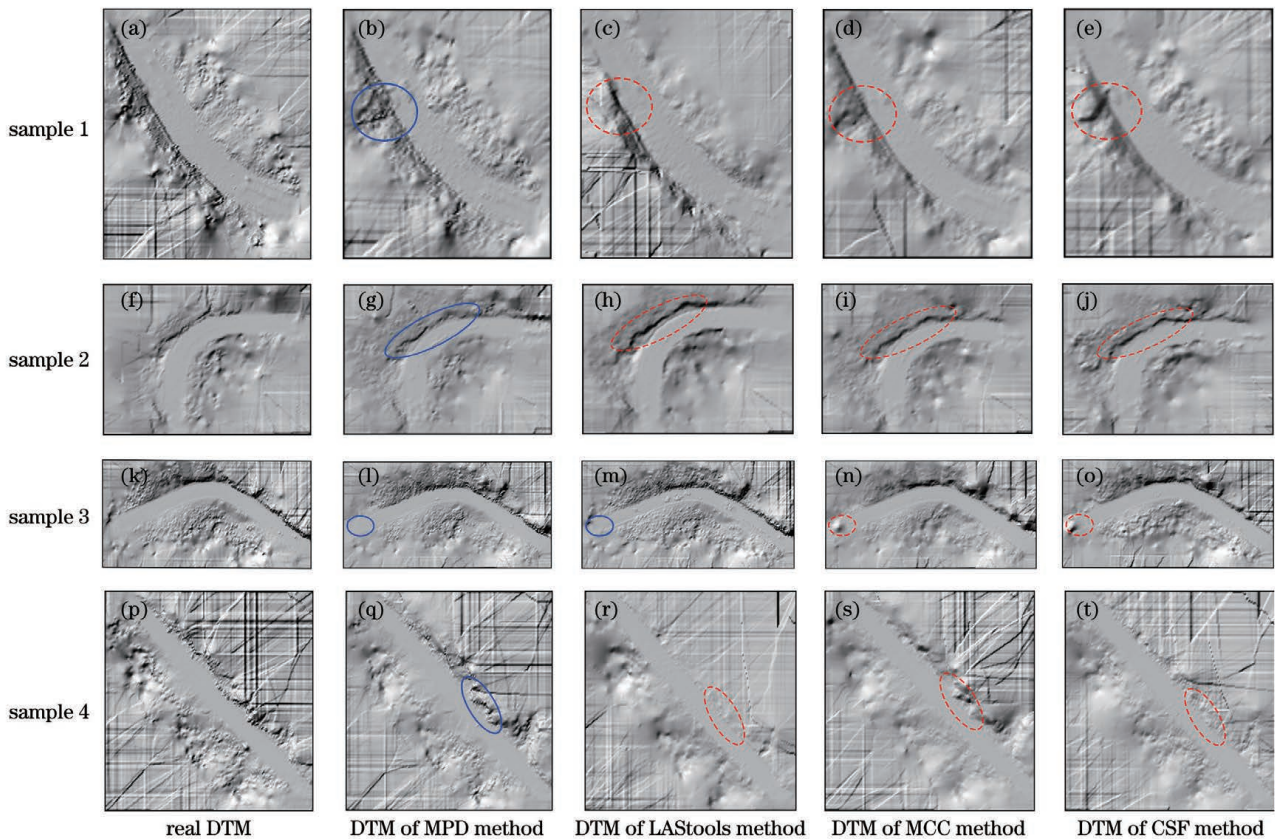


图 6 不同滤波算法构建的 DTM

Fig. 6 DTM constructed by different filtering methods

好地用于背包点云数据的滤波。

4 结 论

针对传统的滤波算法不适用于复杂地形中背包点云数据处理的问题,提出一种基于背包 LiDAR 点云多尺度渐进 DTM 构建方法。该方法结合了形态学运算和曲面插值方法的优点,可根据窗口尺寸和地形动态调整阈值,实现自适应滤波,可适用于大多数复杂地形下背包点云的滤波,具有良好的鲁棒性和适用性。本文方法在多尺度窗口下,采用最小二乘法对地面种子点进行曲面拟合,渐进构建 DTM,结合形态学开运算逐步获取准确地面点云数据;同时,实现自适应参数阈值的设置,高差阈值 T_H 和 S_{th} 分别随窗口及地形变化而自适应调整,滤波算法受地形变化影响较小,因此可在地形坡度剧烈变化地区获得较好的滤波效果。此外,利用本文方法对 4 组背包云数据进行滤波实验,针对这 4 组数据滤波的总误差平均值为 7.88%,Kappa 系数的平均值为 79.48%,与 LAsTools、MCC、CSF 3 种滤波算法相比,本文方法的平均总误差最小,平均 Kappa 系数最大。实验结果表明,本文方法对于背

包点云数据可取得较好的滤波效果,能有效保护地形细节,在实验样本中均获得优于传统滤波算法的效果。

参 考 文 献

- [1] Hui Z Y. Research on some key techniques of extracting city road networks from airborne LiDAR point cloud[D]. Wuhan: China University of Geosciences, 2017.
惠振阳. 从机载 LiDAR 点云中提取城市道路网的关键技术研究[D]. 武汉: 中国地质大学, 2017.
- [2] Zhang J X, Lin X G. Filtering airborne LiDAR data by embedding smoothness-constrained segmentation in progressive TIN densification[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 81: 44-59.
- [3] Mongus D, Žalik B. Parameter-free ground filtering of LiDAR data for automatic DTM generation[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2012, 67: 1-12.
- [4] Luo S Z, Wang C, Xi X H, et al. Fusion of airborne LiDAR data and hyperspectral imagery for aboveground and belowground forest biomass estimation[J]. Ecological Indicators, 2017, 73: 378-

- 387.
- [5] Hu H Y, Hui Z Y, Li N. Airborne LiDAR point cloud classification based on multiple-entity eigenvector fusion[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(8): 0810002.
胡海瑛, 惠振阳, 李娜. 基于多基元特征向量融合的机载 LiDAR 点云分类[J]. 中国激光, 2020, 47(8): 0810002.
- [6] Bienert A, Georgi L, Kunz M, et al. Comparison and combination of mobile and terrestrial laser scanning for natural forest inventories [J]. Forests, 2018, 9(7): 395.
- [7] Hyypä E, Kukko A, Kajaluoto R, et al. Accurate derivation of stem curve and volume using backpack mobile laser scanning[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 161: 246-262.
- [8] Zhang D. Research and application of indoor and outdoor positioning method based on knapsack mobile measurement system[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2019.
张迪. 基于背包式移动测量系统室内外定位方法研究及应用[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2019.
- [9] Lehtomäki M, Kukko A, Matikainen L, et al. Power line mapping technique using all-terrain mobile laser scanning [J]. Automation in Construction, 2019, 105: 102802.
- [10] Liang X, Kukko A, Kaartinen H, et al. Possibilities of a personal laser scanning system for forest mapping and ecosystem services[J]. Sensors, 2014, 14(1): 1228-1248.
- [11] Polewski P, Yao W, Cao L, et al. Marker-free coregistration of UAV and backpack LiDAR point clouds in forested areas[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 147: 307-318.
- [12] Hui Z Y, Cheng P G, Guan Y L, et al. Review on airborne LiDAR point cloud filtering [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(6): 060001.
惠振阳, 程朋根, 官玉兰, 等. 机载 LiDAR 点云滤波综述 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(6): 060001.
- [13] Bigdeli B, Amirkolae H A, Pahlavani P. DTM extraction under forest canopy using LiDAR data and a modified invasive weed optimization algorithm[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 216: 289-300.
- [14] 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.
- [15] Chen C F, Li Y Y, Li W, et al. A multiresolution hierarchical classification algorithm for filtering airborne LiDAR data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 82: 1-9.
- [16] 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.
- [17] Vosselman G. Slope based filtering of laser altimetry data [J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2000, 33(B3): 935-942.
- [18] Meng X L, Wang L, Silván-Cárdenas J L, et al. A multi-directional ground filtering algorithm for airborne LIDAR[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2009, 64(1): 117-124.
- [19] Sithole G. Filtering of laser altimetry data using a slope adaptive filter [J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2001, 34(3): 203-210.
- [20] Susaki J. Adaptive slope filtering of airborne LiDAR data in urban areas for digital terrain model (DTM) generation[J]. Remote Sensing, 2012, 4(6): 1804-1819.
- [21] Yang B S, Huang R G, Dong Z, et al. Two-step adaptive extraction method for ground points and breaklines from lidar point clouds[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 119: 373-389.
- [22] Chen C F, Li Y Y, Yan C Q, et al. An improved multi-resolution hierarchical classification method based on robust segmentation for filtering ALS point clouds[J]. International Journal of Remote Sensing, 2016, 37(4): 950-968.
- [23] Axelsson P. DEM generation from laser scanner data using adaptive TIN models[J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2000, 23 (B4): 110-117.
- [24] Lindenberger J. Laser-profilmessungen zur topographischen geländeaufnahme [D]. Stuttgart: Universität Stuttgart, 1993.
- [25] Zhang K Q, 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.
- [26] Hui Z Y, Hu Y J, Ye Y Y, et al. An improved morphological algorithm for filtering airborne LiDAR point cloud based on multi-level kriging interpolation [J]. Remote Sensing, 2016, 8(1): 35.
- [27] Hui Z Y, Hu Y J. Review on morphological filtering

algorithms based on LiDAR digital elevation model construction[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(8): 080001.

惠振阳, 胡友健. 基于 LiDAR 数字高程模型构建的数学形态学滤波方法综述[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(8): 080001.

Multi-Scale Progressive Digital Terrain Model Construction Method Based on Backpack LiDAR Point Cloud

Hui Zhenyang*, Li Na, Hu Haiying, Li Zhuoxuan

School of Geomatics, East China University of Technology, Nanchang, Jiangxi 330013, China

Abstract

Objective Point cloud filtering is an important step for backpack light detection and ranging (LiDAR) technology to realize the digital terrain model (DTM) extraction, forest resource investigation, mountain road detection, etc. Although the existing filtering methods can achieve reliable filtering results in flat areas, there are still some unresolved difficulties and challenges in point cloud filtering research. First, there is not much research focusing on backpack LiDAR point cloud filtering, and the existing filtering methods cannot obtain satisfactory filtering results in the complex mountainous areas. Second, the existing filtering methods often require complex parameter adjustments to obtain optimal filtering accuracy, and the degree of automation of the existing filtering methods is low. Third, the existing filtering methods cannot effectively detect the terrain details, which leads to low accuracy. To solve all the problems mentioned above, this study proposed a multi-scale progressive DTM (MPD) construction method based on backpack LiDAR point cloud filtering.

Methods This study presents a multi-scale progressive DTM construction method based on backpack LiDAR point clouds. The flowchart of the proposed method is shown in Fig. 1. In general, the proposed method is a multi-scale progressive method. The filtering window changes from the largest to the smallest. Note that the largest filtering window in the proposed method should be larger than the largest size of the object in the testing area. First, the lowest points under the filtering window are selected as the ground seed points. Then, the least squares method is applied to fit the DTM surface (D_{DTM_LS}) using the ground seed points. In each scale, D_{DTM} represents the DTM generated by filtering the ground seed points. Subsequently, the difference between D_{DTM_LS} and D_{DTM} is calculated, which is followed by the morphological opening operation; these results are then compared with the filtering thresholds to remove the nonground points under each filtering window. Notably, the filtering thresholds are adaptively changing in relation to the different filtering window sizes. When the filtering window size is small, the constructed D_{DTM} is more accurate. Finally, an accurately constructed D_{DTM} is obtained. To acquire the final ground points, the height difference threshold S_{th} is set adaptively with the terrain undulation, and the difference between the actual height value of the point cloud data and the corresponding fitted height value (calculated by the D_{DTM}) is calculated. The points with height differences lower than S_{th} are labeled as ground points.

Results and Discussions This study uses four backpack LiDAR datasets located in complex terrain areas for experimental analysis. The experimental results show that the average type I and type II errors of the proposed method are 13.23% and 6.11%, respectively. Meanwhile, the average total error is 7.88%, and the average Kappa coefficient is 79.48%. These calculated results are tabulated in Table 1. To verify the performance of the proposed method, three traditional filtering methods, including LAsTools, MCC, and CSF, were also used for comparison. The comparison results are shown in Table 2. The average total errors of LAsTools, MCC, and CSF are 16.03%, 13.67%, and 15.72%, respectively. The average Kappa coefficients of LAsTools, MCC, and CSF are 45.30%, 55.90%, and 47.75%, respectively. Obviously, the proposed method performs much better than the other three filtering methods. The average total errors and Kappa coefficients comparison are shown in Figs. 5 and 6.

Conclusions The experimental results show that the proposed multi-scale progressive DTM construction method can effectively realize the filtering in complex terrain environments. The proposed method is less affected by terrain

changes and can effectively protect terrain details in areas where the slope of the terrain changes drastically. Four backpack LiDAR point clouds in complex terrain areas are used for testing. The average total error of the filtering algorithm in this study is 7.88%, while the average Kappa coefficient is 79.48%. When compared with the three other filtering methods, namely LAsTools, MCC, and CSF, the average total error of the proposed method is the lowest, while the average Kappa coefficient is the highest. Thus, it can be concluded that the proposed method can obtain better filtering performance for different terrain environments.

Key words remote sensing; backpack LiDAR; morphological operation; multi-scale progressive method; adaptive filtering