

# 基于改进圆锥模型的倾斜摄影点云滤波算法

邵桂芳,程敏雨,黄腾超,祝青园\*,李志超

(厦门大学萨本栋微米纳米科学技术研究院,福建 厦门 361102)

**摘要:** [目的] 在大尺度非结构化地形环境下进行无人机测绘时,倾斜摄影生成的点云常包含大量障碍物(如杂草、低矮植物、小石子),导致现有点云滤波算法无法适应地形变化,难以有效处理复杂地形中的点云数据.为解决这一问题,本文提出了一种改进的圆锥模型滤波算法.[方法] 首先,采用统计滤波方法去除离群噪声,以提高后续处理的效率与精度.接着,引入虚拟网格,并结合箱线图分析与基于加权 KNN 算法的局部平面拟合方法,通过确定每个网格内的圆锥模型方向和顶点,实现对复杂地形中点云的高精度滤波.[结果] 本文提出的点云滤波算法在 3 个具有不同地形特征的区域中都取得较高的滤波精度,平均总误差为 3.87%.与圆锥模型滤波算法相比,本文方法的平均总误差降低了 7.05 个百分点,并且与当前最先进的滤波算法表现相当.[结论] 本文提出的改进算法相比于传统方法,具有更高的精度和更强的稳定性,能够有效解决非结构化地形中的点云滤波问题.

**关键词:** 非结构地形环境;平面拟合;倾斜摄影;点云滤波

**中图分类号:** TP 391.41;P 237

**文献标志码:** A

**文章编号:** 0438-0479(2025)06-0932-09

## Point cloud filtering algorithm for oblique photogrammetry based on an improved cone model

SHAO Guifang, CHENG Minyu, HUANG Tengchao, ZHU Qingyuan\*, LI Zhichao

(Pen-Tung Sah Institute of Micro-Nano Science and Technology, Xiamen University, Xiamen 361102, China)

**Abstract:** [Objective] Generally, point clouds generated by oblique photogrammetry in large-scale UAV-based surveying contain a significant number of obstacles, such as vegetation, rocks, and other environmental features, especially in unstructured terrain environments. Processing them constitutes challenges due to limitations of existing filtering algorithms in adapting to complex terrain. Traditional point cloud filtering methods often struggle with terrain-specific features and fail to effectively separate obstacles from traversable areas. Herein we present an improved cone model-based filtering algorithm designed to address these challenges and enhance point cloud processing, specifically for offline obstacle filtering. [Methods] The proposed approach begins with statistical filtering to remove outlier noise, thus improving the efficiency and accuracy of subsequent operations. A virtual grid is then introduced to divide the terrain into smaller sections. For each grid, local plane fitting is performed using a weighted K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm, combined with boxplot analysis to determine the orientation and vertices of the model. This method enables precise identification and filtering of obstacles within each grid, while preserving the essential topographic features of the terrain. Consequently, it functions suitably for offline obstacle filtering. [Results] The performance of the proposed algorithm was evaluated in three regions with distinct terrain characteristics. Results showed that the algorithm achieved high filtering accuracy, with an average total error of 3.86%. Compared to traditional filtering methods, the proposed algorithm reduced the average total error by 5.95%. Additionally, its performance was found to be comparable to state-of-the-art filtering algorithms. Finally, the method

收稿日期:2025-01-01 录用日期:2025-04-28

基金项目:厦门市自然科学基金(3502Z20227189);智能农业动力装备全国重点实验室开放课题(SKLIAP2023009)

\*通信作者:zhuqy@xmu.edu.cn

引文格式:邵桂芳,程敏雨,黄腾超,等.基于改进圆锥模型的倾斜摄影点云滤波算法[J].厦门大学学报(自然科学版),2025,64(6):932-940.

Citation: SHAO G F, CHENG M Y, HUANG T C, et al. Point cloud filtering algorithm for oblique photogrammetry based on an improved cone model[J]. J Xiamen Univ Nat Sci, 2025, 64(6): 932-940. (in Chinese)



demonstrated strong robustness, effectively handling various terrain complexities, such as varying vegetation density and uneven ground surfaces. [Conclusions] The improved cone model-based filtering algorithm provides a highly effective and stable solution for point cloud processing in unstructured terrain environments. This work not only offers a promising alternative to conventional point cloud filtering methods, but also provides valuable insights for enhancing the processing of complex terrain data, and leads to a crucial guide for advancing UAV-based surveying technologies.

**Keywords:** unstructured terrain environments; plane fitting; oblique photogrammetry; point cloud filtering

## 1 预备知识

无人农机在精准农业中发挥着重要作用,它们能够提高作业精度和效率,减少人为误差,并为规模化经营提供有力支持<sup>[1]</sup>.对地形进行精确建模是实现农机无人驾驶的核心任务之一,对农机在复杂地形中自主完成播种、施肥及收割等任务至关重要<sup>[2]</sup>.测绘建模因其高效性和可靠性,是农业地形环境的一种有效建模方法,尤其适用于构建厘米级精度的大比例尺地图<sup>[3]</sup>.测绘建模一般使用配备图像捕获相机的无人机进行拍摄,并结合倾斜摄影技术进行地形建模<sup>[4]</sup>.

然而,非结构化农业环境的倾斜摄影点云常混杂大量杂草、低矮植物、小石子等障碍物点云,影响农机路径规划算法的精度.因此,必须对点云数据进行滤波处理,提取车辆可行驶区域信息并准确识别障碍物,从而为无人作业的路径规划和障碍物感知提供可靠的先验信息<sup>[5]</sup>.

目前,常用的点云滤波算法主要分为 3 类:基于坡度的滤波算法<sup>[6]</sup>、基于形态学的滤波算法<sup>[7]</sup>以及基于曲面拟合的滤波算法<sup>[8]</sup>.

基于坡度的滤波算法最早由 Vosselman 提出,该算法通过计算每个点邻域的坡度,依据阈值将地面点与非地面点分离<sup>[9]</sup>.然而,在复杂地形区域中,确定合适的坡度阈值较为困难,这直接影响了该算法的滤波效果<sup>[10]</sup>.

基于形态学的滤波算法通过对点云进行开运算、闭运算等形态学操作,滤除局部窗口内的非地面点<sup>[11]</sup>.经典算法有 PMF<sup>[12]</sup>(progressive morphologic filter)算法和 SMRF<sup>[13]</sup>(simple morphologic filter)算法.然而,该算法高度依赖预设参数,缺乏足够的自适应性,因此在某些情况下可能表现不佳.

基于曲面拟合的滤波算法通过判别函数构建参考表面,依据点与参考表面之间的空间距离来判断点的类别,从而有效区分地面点和非地面点,经典算法是 CSF(cloth simulation filter)算法<sup>[14]</sup>.然而,在复杂地形或起伏较大的地区,曲面拟合可能无法准确反映地面形态,导致滤波结果不尽理想.

传统点云滤波算法在简单地形或特定应用场景中表现较为稳定,能够有效区分地面点和非地面点.然而,在复杂非结构化地形数据处理中,由于地形多样化,一个区域可能同时存在平坦地面、陡峭地面以及各种形状和大小不一的物体,且地面点与障碍物点的空间分布高度重合<sup>[15]</sup>.这种情况使得传统滤波算法容易出现分类错误,不仅会将非地面点错误分类为地面点,还可能导致地面细节信息丢失<sup>[16]</sup>.

另外, Mahphood 和 Arefi<sup>[17]</sup>提出了一种受自然界龙卷风启发的新模型,用于点云滤波,该模型通过使用圆锥体滤除位于锥体内部的障碍物点云,具有计算效率高、实现简便的优点,能够去除形状、大小和高度各异的障碍物点云,因此在处理复杂非结构化地形点云数据时,具有潜力实现高精度的滤波<sup>[18]</sup>.然而,该算法在某些方面仍存在改进的空间:首先,圆锥顶点的选择方法在稳定性方面存在不足,容易受地下噪声的干扰,导致局部的过度滤波;其次,该算法为了过滤地面存在的大型障碍物,通常需要选择使用较大孔径的圆锥模型,但这可能导致部分坡度较大的地面点被误判为非地面点,从而造成滤波精度的下降.

本文提出了一种改进的圆锥模型滤波算法,旨在解决非结构化地形点云的滤波问题.本文的主要贡献包括:通过引入虚拟网络,然后在顶点选择过程中结合箱线图分析法进行异常值检测,有效排除地下噪声的干扰;采用加权 KNN(K-nearest neighbors)算法对局部地面进行平面拟合,提取局部地形特征,基于地形特征自适应调整圆锥模型中轴线的方向,从而避免对坡面区域的过度滤波.最终实现高精度的非结构化地形点云滤波.

## 2 改进的圆锥模型滤波算法

针对非结构化地形环境的点云数据中存在大量障碍物(如杂草、低矮植物、小石子)以及现有滤波算法在地形适应性方面的不足,导致滤波精度较低的问题,本文首先采用统计滤波方法去除离群噪声,并引入虚拟网络对点云数据进行划分,以实现高效的点云

预处理,从而提升后续处理的精度与效率.随后,本文改进了传统圆锥模型滤波算法,融合基于加权 KNN 的局部平面拟合方法与箱线图分析法,实现圆锥模型

参数的自适应调整.最终,利用改进后的算法成功实现了非结构化地形环境中的高精度点云滤波,显著提高了滤波精度.整体流程如图 1 所示.

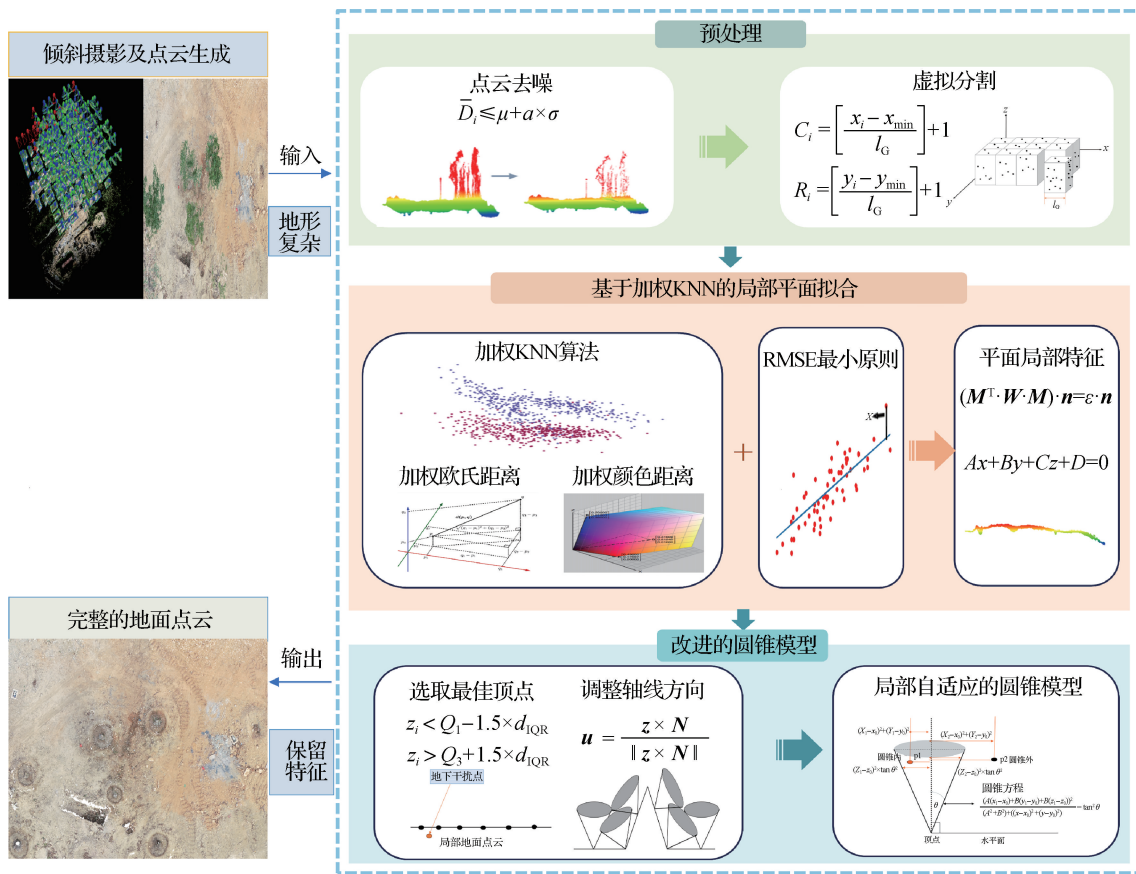


图 1 改进的圆锥模型滤波算法流程

Fig. 1 Flow of the improved cone model filtering algorithm

### 2.1 点云预处理

为提高点云数据处理的精度与效率,本文首先采用统计滤波方法有效去除噪声点,尤其是地下噪声点.随后,将去噪后的点云数据划分为多个规则的虚拟网格,并基于网格内点的空间位置建立索引,以提高点云数据的可操作性和后续处理的精度.

由于后续采用的圆锥模型顶点朝下,底部朝上,在采用圆锥体滤除位于锥体内部的障碍物点云时,模型的顶点由局部最低点确定,如果误选了地面下的噪声点,模型将错误地滤除噪声点上方的所有地面点云,导致误判.因此,在利用圆锥模型进行滤波前,必须对噪声点,特别是地下噪声点,进行有效滤除,以避免对地面点云的错误滤波.

本文利用统计滤波方法对点云进行去噪.其步骤包括:计算每个点与  $k$  个邻近点的距离,并求得该点的平均距离  $D_0$ ;接着,计算所有点的平均值  $\mu$  和标准差  $\sigma$ ;最后,通过式(1)去除与全局平均值差异较大的

噪声.

$$D_0 \leq \mu + a \times \sigma, \tag{1}$$

其中,  $a$  表示比例因子,它决定了点云移除的数量.比例因子值越大,表示允许的误差范围越宽,从而筛选掉的噪声点云数据越少.

为便于地形局部特征提取,将去噪后的点云分割成多个规则的虚拟网格,并根据式(2)计算每个虚拟网格内点的坐标,为所有点云建立索引编号.

$$\begin{cases} C_i = \left\lfloor \frac{x_i - x_{\min}}{l_G} \right\rfloor + 1, \\ R_i = \left\lfloor \frac{y_i - y_{\min}}{l_G} \right\rfloor + 1, \end{cases} \tag{2}$$

其中:  $(x_i, y_i)$  表示某一点的平面投影坐标,  $(C_i, R_i)$  为该点的网格索引号,  $x_{\min}$  和  $y_{\min}$  是点云数据的最小坐标值,“ $\lfloor \cdot \rfloor$ ”表示向下取整运算,  $l_G$  为初始最大网格边长.

### 2.2 基于加权 KNN 的局部平面拟合

为了滤除地面上存在的大型障碍物,原算法中圆

锥模型的角度有时需要大于地面的最大坡度. 然而, 在这种情况下, 圆锥模型可能会和坡面发生接触, 从而错误地滤除坡面, 导致 I 类错误的增加. 为了解决这一问题, 本文在每个虚拟网格中采用加权 KNN 算法进行局部平面拟合, 以提取地面的局部特征, 并在 2.3 节基于这些特征对滤波算法进行改进.

在每个虚拟网格中, 首先选定高程最低点作为拟合点  $p_0$ , 其坐标为  $(x_0, y_0, z_0)$ . 再引入 KNN 算法找到点  $p_0$  周围的  $k$  个最近邻点, 将其记为  $N(p_0)$ .

$$N(p_0) = \{p_1, p_2, \dots, p_k\}, \quad (3)$$

引入距离权重:

$$\omega_a(i) = \exp\left(-\frac{D_i^2}{\lambda^2}\right), \quad (4)$$

其中:  $D_i$  是点  $p_0$  与其邻近点  $p_i$  的欧几里得距离;  $\lambda$  是一个距离权重的调节参数, 默认设置为 0.5.

在倾斜摄影三维点云数据中, 每个点通常包含 RGB 颜色值. 为了便于后续处理, 这些颜色值可以归一化到  $[0, 1]$  区间内. 具体的归一化方法如下:

$$\begin{aligned} r &= \frac{R - \bar{R}}{s_R}, g = \frac{G - \bar{G}}{s_G}, \\ b &= \frac{B - \bar{B}}{s_B}, \end{aligned} \quad (5)$$

其中:  $R, G, B$  是原始 RGB 值,  $r, g, b$  分别是归一化后的 RGB 值,  $\bar{R}, \bar{G}, \bar{B}$  分别表示红、绿、蓝通道的均值,  $s_R, s_G, s_B$  分别表示红、绿、蓝通道的标准差.

引入颜色权重:

$$\omega_b(i) = \exp\left(-\frac{(r_0 - r_i)^2 + (g_0 - g_i)^2 + (b_0 - b_i)^2}{\sigma^2}\right), \quad (6)$$

其中:  $r_0, g_0, b_0$  分别表示拟合点  $p_0$  的归一化 RGB 值;  $r_i, g_i, b_i$  分别表示第  $i$  个邻近点  $p_i$  的归一化 RGB 值;  $\sigma$  是一个颜色权重的调节参数, 默认设置为 0.5.

融合距离权重和颜色权重, 最终的权重为

$$\omega_i = \omega_a(i) \cdot \omega_b(i). \quad (7)$$

由均方根误差(RMSE)最小原则, 误差定义为:

$$E = \sum_{i=1}^K \omega_i (y - (Ax_i + By_i + Cz_i + D))^2, \quad (8)$$

其中:  $(x_i, y_i, z_i)$  是邻近点的坐标,  $y$  是其目标值,  $\omega_i$  是其权重,  $A, B, C, D$  是拟合平面参数.

构造邻域点的设计矩阵  $M$ :

$$M = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & z_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_k & y_k & z_k & 1 \end{bmatrix}. \quad (9)$$

构造对角矩阵  $W$ :

$$W = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k). \quad (10)$$

为求解平面参数, 需要满足以下矩阵方程:

$$(M^T \cdot W \cdot M) \cdot n = \epsilon \cdot n, \quad (11)$$

其中:  $n = [A, B, C, D]^T$ , 表示平面方程的参数向量,  $\epsilon$  是特征值.

从而可以得到局部平面方程:

$$Ax + By + Cz + D = 0. \quad (12)$$

### 2.3 改进的圆锥模型滤波算法

圆锥顶点的选择是点云滤波过程中一个重要的影响因素. 在预处理步骤中, 虽然大部分噪声点已被有效滤除, 但仍可能存在一些未被去除的噪声点. 原圆锥模型滤波算法<sup>[17]</sup>通过选取局部最低点作为圆锥模型的顶点, 这可能会将位于地面点下方的噪声点误选为顶点, 从而导致部分地面点被错误地去除. 因此, 为了提高圆锥顶点选择的准确性, 本文设计了先验后取值的方法.

具体而言, 采用箱线图分析法进行异常值检测. 如果点为异常值, 则通过集合  $N(p_0)$  的统计值来替代该点; 若非异常值, 则选取最低点作为圆锥顶点. 异常值的判断依据式(6)进行, 其中通过高程值的统计特征来识别较小或较大的点为异常点. 箱线图识别异常值标准表达式为:

$$\begin{aligned} z_i &< Q_1 - 1.5 \times d_{IQR}, \\ z_i &> Q_3 + 1.5 \times d_{IQR}, \end{aligned} \quad (13)$$

其中,  $z_i$  为待检测值;  $Q_1$  为下四分位数, 表示全部观察值中有 1/4 的数据取值比它小;  $Q_3$  为上四分位数, 表示全部观察值中有 1/4 的数据取值比它大;  $d_{IQR}$  为四分位数间距, 是上四分位数  $Q_3$  与下四分位数  $Q_1$  的差值, 它表示数据集的中间 50% 的分布范围.

为避免圆锥模型对坡面区域的过度滤波, 本文基于平面拟合得到的地面局部特征, 提取局部坡度, 实现圆锥模型中轴线的自适应调整, 从而对圆锥模型进行改进. 具体步骤如下:

首先, 计算局部平面与  $XOY$  平面的夹角  $\alpha$ , 角度计算方程为

$$\alpha = \arccos\left(\frac{C}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}}\right) \times \frac{180}{\pi}. \quad (14)$$

接下来, 计算旋转轴  $u$ , 旋转轴的计算方程为

$$u = \frac{z \times N}{\|z \times N\|}, \quad (15)$$

其中:  $z$  是圆锥对称轴的方向向量,  $N$  是拟合平面的法向量.

将圆锥体绕旋转轴  $u$  旋转角度  $\alpha$ , 旋转的变换矩

阵  $R$  为

$$R = I + \sin(\alpha) \cdot [u]_{\text{anti}} + (1 - \cos(\alpha)) \cdot [u]_{\text{anti}}^2, \quad (16)$$

其中,  $I$  是单位矩阵,  $[u]_{\text{anti}}$  是旋转轴  $u$  的反对称矩阵.

因此, 旋转后的坐标为

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = R \cdot \begin{bmatrix} x - x_0 \\ y - y_0 \\ z - z_0 \end{bmatrix}. \quad (17)$$

最终, 改进的圆锥方程表达式为

$$\frac{(A(x - x_0) + B(y - y_0) + C(z - z_0))^2}{(A^2 + B^2)((x - x_0)^2 + (y - y_0)^2)} = \tan^2 \theta. \quad (18)$$

### 3 实验与分析

#### 3.1 实验数据

本文的实验数据通过大疆精灵 4Pro 无人机在厦门大学八闽园采集, 通过空中三角测量技术, 得到高精度的倾斜摄影点云数据. 并选取 3 个地形特征不同的区域进行实验, 分别为平坦区域(平均坡度小于  $5^\circ$ )、缓坡区域(平均坡度小于  $15^\circ$ )、陡坡区域(平均坡度小于  $30^\circ$ ), 3 个实验区域的基础数据如表 1 所示.

表 1 实验区域基础数据

Tab. 1 Basic data of the experimental area

| 区域   | 总点数       | 地面点数      | 非地面点数   |
|------|-----------|-----------|---------|
| 平坦区域 | 1 836 802 | 1 499 290 | 337 512 |
| 缓坡区域 | 1 951 260 | 1 782 002 | 169 258 |
| 陡坡区域 | 4 555 563 | 4 384 187 | 171 376 |

#### 3.2 实验评价指标

为定量评价本文算法, 本文采用滤波算法常用的评价指标: I 类误差(Type I)、II 类误差(Type II)和总误差(Total)<sup>[19]</sup>. I 类误差是指错误分类的地面点的比例, II 类误差是指错误分类的非地面点的比例, 总误差是指所有错误分类点的比例. 这 3 个精度指标用于全面评估滤波效果, 如下所示.

$$\text{Type I} = \frac{N_{\text{FN}}}{N_{\text{TN}} + N_{\text{FN}}}, \text{Type II} = \frac{N_{\text{FP}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{FP}}}, \quad (19)$$

$$\text{Total} = \frac{N_{\text{FN}} + N_{\text{FP}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{FP}} + N_{\text{TN}} + N_{\text{FN}}}, \quad (20)$$

其中: 3 个误差指标的值越小, 表示算法的精度越高,  $N_{\text{FN}}$  表示错误分类的地面点的数量,  $N_{\text{TN}}$  表示正确分

类地面点的数量,  $N_{\text{FP}}$  表示错误分类的非地面点的数量,  $N_{\text{TP}}$  表示正确分类的非地面点的数量.

#### 3.3 圆锥模型角度分析

所提方法中的关键参数为圆锥角度  $\theta$ , 因为它直接影响滤波精度. 为了评估该角度并根据区域类型选择其最优值, 本文针对每种区域类型设计了 8 个不同的角度进行实验. 具体而言, 实验从  $10^\circ$  起, 每次增加  $10^\circ$ , 直到  $80^\circ$ . 在此过程中, 采用改进的圆锥模型进行实验, 计算 I 类误差、II 类误差及总误差, 并通过这些指标分析角度变化对结果的影响.

从图 2 可见, 随着角度的增加, 不同区域的 II 类误差均呈现逐渐减小的趋势. 这是因为较大的角度使得更多的物体点进入锥体范围, 从而被排除在外, 进而降低 II 类误差. 因此, 较大角度有助于降 II 类误差. 总误差的变化趋势与 I 类误差相似, 这主要是因为地面点的数量远大于非地面点, 特别是在陡坡区域, 地面点的密度较高, 因此总误差的变化趋势与 I 类误差高度一致.

在图 2(a)(平坦区域)中, 当圆锥角度为  $10^\circ$  时, 已出现 I 类误差, 这是由于该区域地面存在局部凹陷, 尽管整体上为平坦地形. 随着圆锥角度超过  $60^\circ$ , I 类误差显著增大. 较大的角度会导致圆锥体移除靠近顶点的非地面点, 从而增加 I 类误差. 因此, 建议将  $\theta$  角度控制在  $60^\circ$  以下, 以避免对平坦地形造成过度过滤的影响.

在图 2(b)(缓坡区域)中, 当圆锥角度超过  $50^\circ$  时, I 类误差显著增大. 这是因为较大的角度会导致过度过滤倾斜的地面点, 从而显著增大 I 类误差. 因此, 建议将  $\theta$  角度控制在  $50^\circ$  以下, 以避免对缓坡地形造成过度过滤的影响.

在图 2(c)(陡峭区域)中, 当 I 类误差对圆锥角度的变化表现出更高的敏感性. 随着角度的增大, I 类误差的变化愈加显著. 这主要由于陡峭地形的坡度较大, 较大的圆锥角度会导致更多倾斜地面点被排除, 从而引发过滤现象. 因此, 建议将  $\theta$  角度控制在  $40^\circ$  以下, 以避免对陡峭地形产生过度过滤.

最后, 基于 I 类误差的建议角度范围, 并参考 II 类误差的最佳结果, 得出如下结论: 在平坦区域, 随着圆锥角度增加至  $60^\circ$ , I 类误差显著增大, 而 II 类误差较低, 因此建议将平坦区域的圆锥角度设置为  $60^\circ$ . 在缓坡区域, 当圆锥角度超过  $50^\circ$  时, I 类误差显著增大, 主要因较大角度导致过度过滤倾斜地面点, 同时 II 类误差较低, 建议将缓坡区域的圆锥角度设置  $50^\circ$ . 在陡峭区域, 圆锥角度对 I 类误差表现出更高的敏感性, 随着角度增大, 更多倾斜地面点被排除, 导致 I 类

误差显著增加,同时 II 类误差较低,因此建议将陡峭

区域的圆锥角度设置为 40°,以避免过度过滤.

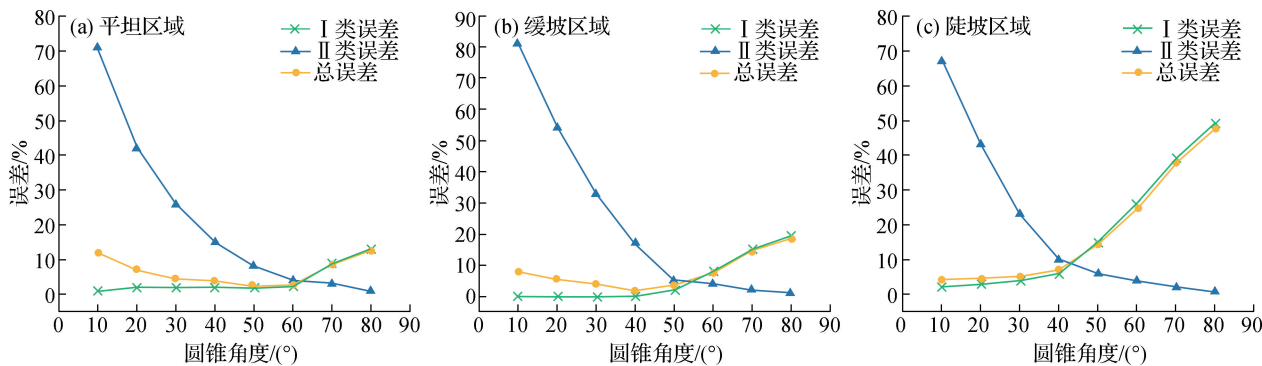


图 2 不同区域的最佳圆锥角度分析

Fig. 2 Analysis of the optimal cone angle in different regions

### 3.4 不同滤波算法的性能比较

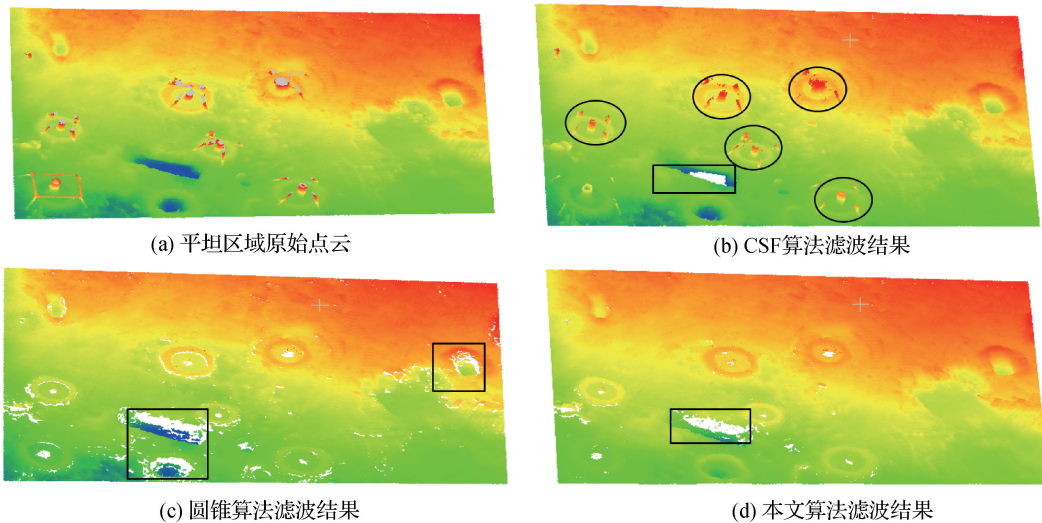
#### 1) 平坦区域实验分析

该区域整体地形较为平坦,但局部存在若干凹坑.由于传统算法采用单一阈值进行滤波,这可能导致将这些凹坑误判为非地面点云,从而导致过度滤波.3种算法的对比实验结果如图3所示.

从结果可见,CSF滤波算法在处理接近地面的非地面点云时效果较差,导致部分非地面点云被误判为地面点云,同时在局部坡度变化较大的区域出现过度

滤波,如图3(b)所示.其主要原因可能是该算法在地形中存在凹陷时,难以准确拟合地面,进而产生较大的误差.

另一方面,圆锥模型算法能够有效过滤非地面点云,但在某些局部区域仍出现过度滤波现象,错误地将一些不平坦的地面点云识别为非地面点云,如图3(c)所示.其原因可能是为了过滤非地面点云,圆锥模型采用了过大的圆锥角度,导致凹坑点云进入锥体内部,进而被误判为非地面点云.



圆圈表示欠滤波,方框表示过滤波,下同.

图 3 平坦区域滤波效果对比分析

Fig. 3 Comparison and analysis of filtering effects in flat regions

相比之下,本文算法在滤波过程中几乎没有出现欠滤波现象,能够有效保留大部分地面点云,仅在局部坡度变化较大的区域发生轻微的过度滤波,从而实现了较为理想的滤波效果,如图3(d)所示.这是由于改进的圆锥模型能够通过识别局部地形特征并调整

圆锥模型的方向,有效避免了对坡面区域的过度滤波.然而,对于接近90度的陡坡地形,仍可能出现轻微的过度滤波现象.

表2展示了3种滤波算法在平坦区域的误差对比.与经典的CSF滤波算法和圆锥模型滤波算法相

比,本文算法的 II 类误差最小,同时保持了较低的 I 类误差和总误差,这表明,本文算法在平坦地形中能够更加有效地过滤非地面点云,同时保留更多真实的地面点云,从而展现出优异的滤波性能。

表 2 平坦区域滤波误差对比

Tab. 2 Comparison of filtering error in flat regions %

| 算法     | Type I | Type II | Total |
|--------|--------|---------|-------|
| CSF 算法 | 2.12   | 6.43    | 2.91  |
| 圆锥算法   | 8.22   | 2.39    | 7.15  |
| 本文算法   | 3.25   | 2.08    | 3.03  |

2) 缓坡区域实验分析

该区域整体地形倾斜,且局部存在凸起,传统算法难以充分考虑地形特征,可能会将部分坡面和凸起

误判为非地面点云,从而导致过度滤波. 3 种算法的对比实验结果如图 4 所示. CSF 滤波算法既未能滤除所有非地面点云,且错误地过滤了凸起,如图 4(b)所示. 可能是因该算法在进行平面拟合时无法正确识别地面凸起,将其误判为非地面点云.

圆锥模型算法虽然能够过滤大部分非地面点云,但出现了严重的过度滤波的现象,错误地将不平整的地面点云和地面凸起识别为非地面点云,如图 4(c)所示. 其原因在于圆锥模型的角度设置过大,导致与坡面和凸起发生接触,从而产生过度滤波.

相比之下,本文算法不仅能够有效去除非地面点云,还能保留真实的地形特征,成功实现了理想的滤波效果,如图 4(d)所示. 其原因在于,改进的圆锥模型能够识别局部地形特征,并根据这些特征调整圆锥模型的方向,从而避免与坡面和凸起发生接触,有效减少过度滤波现象.

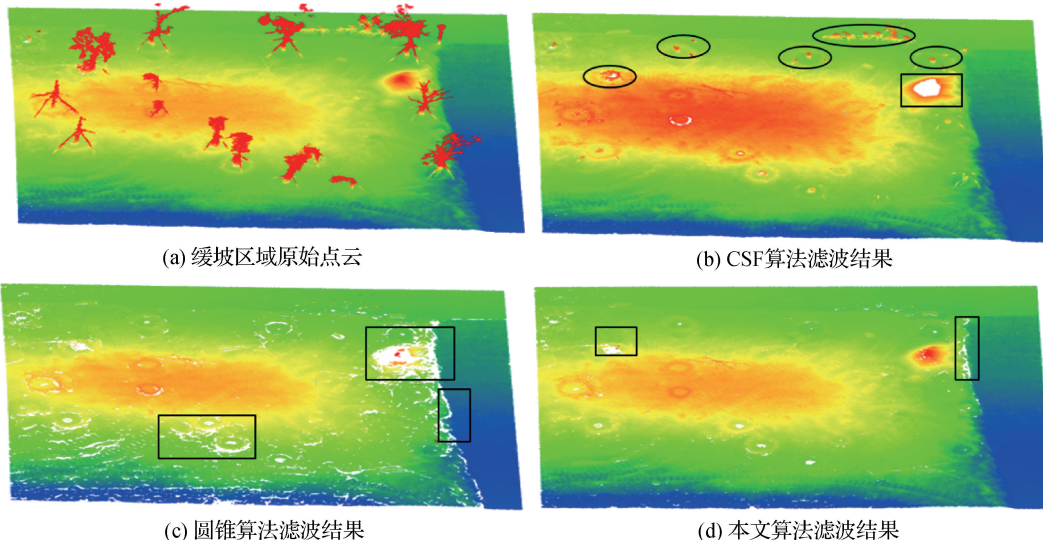


图 4 缓坡区域滤波效果对比分析

Fig. 4 Comparison and analysis of filtering effects in gently sloping regions

表 3 展示了 3 种滤波算法在缓坡区域的误差对比. 虽然经典的 CSF 滤波算法和圆锥模型滤波算法在 II 类误差上表现较好,但 I 类误差较大,表明在过滤非

表 3 缓坡区域滤波误差对比

Tab. 3 Comparison of filtering error in gently sloping regions %

| 算法     | Type I | Type II | Total |
|--------|--------|---------|-------|
| CSF 算法 | 8.16   | 4.82    | 7.87  |
| 圆锥算法   | 12.30  | 1.53    | 11.30 |
| 本文算法   | 4.28   | 2.15    | 4.10  |

地面点云时,存在显著的过度滤波现象,即部分地面点云被误判为非地面点云. 相比之下,本文算法的总误差和 I 类误差均为最低,同时保持了较低的 II 类误差,表明该算法在缓坡区域能够更有效地分离地面与非地面点云,从而实现更优的滤波效果.

3) 陡坡区域实验分析

该区域整体地形陡峭,且存在多个坡度不同的陡坡,传统算法在处理此类地形时难以准确识别陡坡,可能会将部分坡度较大的坡面误判为非地面点云,从而导致过度滤波. 3 种算法的对比实验结果如图 5 所示.

CSF 滤波算法在滤除非地面点云的同时,也错误

地过滤了局部坡度变化较大的地面点云,引起严重过度滤波,如图 5(b)所示.其可能的原因是该算法在地形坡度变化较大的区域无法准确拟合地面,进而产生误判,并错误地过滤掉了部分地面点云.

另一方面,圆锥模型算法虽然能够有效过滤大部分非地面点云,但在局部区域仍然出现过滤波现象,错误地将坡度较大的地面点云识别为非地面点云,如图 5(c)所示.由于圆锥模型采用单一阈值进行滤波,即使选择了合适的阈值,也只能保留部分坡面,

无法有效处理复杂地形中的所有变化.

相比之下,本文算法在滤波过程中表现出更为优越的性能,能够有效保留大部分地面点云,仅在少数区域出现轻微的欠滤波现象,成功实现了理想的滤波效果,如图 5(d)所示.这主要得益于改进的圆锥模型能够根据局部地形特征进行自适应调整,从而精确识别复杂地形中的各种变化,有效区分地面点云与非地面点云,避免了传统算法中常见的误判和过度滤波问题.

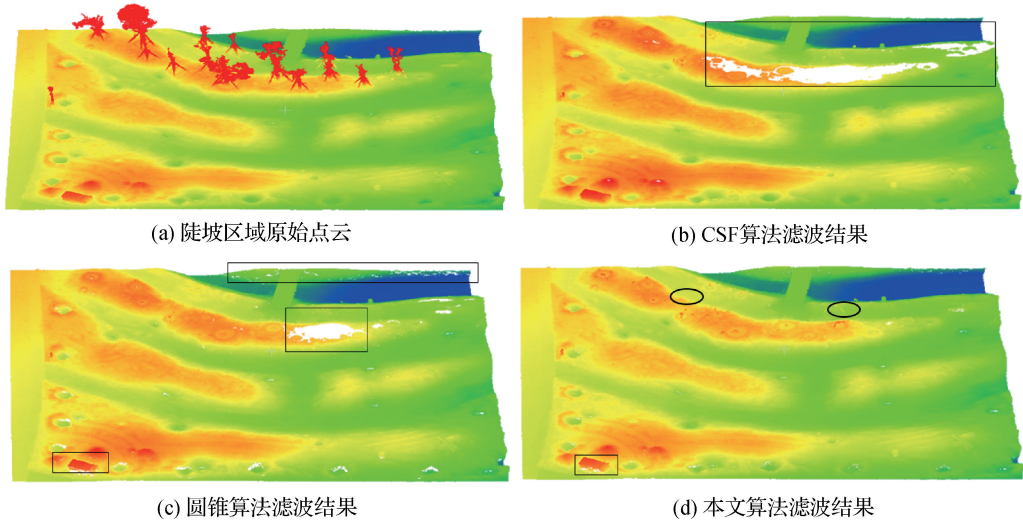


图 5 陡坡区域滤波效果对比分析

Fig. 5 Comparison and analysis of filtering effects in steep sloping regions

表 4 展示了 3 种滤波算法在陡坡区域的误差对比.经典的 CSF 滤波算法和圆锥模型滤波算法存在较大的 I 类误差,导致明显的过度滤波现象.相比之下,本文提出的算法在误差控制上表现优异,显著降低了 I 类误差,验证了其在处理陡坡区域滤波问题上的优越性.

表 4 陡坡区域滤波误差对比

Tab. 4 Comparison of filtering error in steep sloping regions

| %      |        |         |       |
|--------|--------|---------|-------|
| 算法     | Type I | Type II | Total |
| CSF 算法 | 17.20  | 2.47    | 16.70 |
| 圆锥算法   | 14.80  | 3.32    | 14.30 |
| 本文算法   | 4.27   | 9.63    | 4.47  |

4) 3 种滤波算法的平均误差对比

图 6 展示了本文算法与 CSF 滤波算法和圆锥模型滤波算法在 3 个具有不同地形特征的研究区域中的平均误差对比.整体而言,本文算法虽然增大了 II 类误差,特别是相对于圆锥模型,3 种地形的平均 II 类

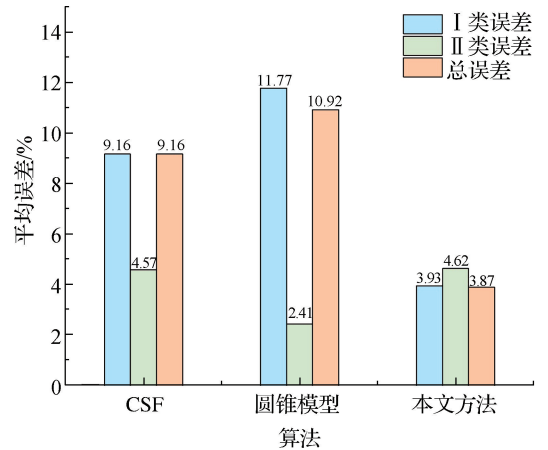


图 6 三种算法的平均误差对比

Fig. 6 Comparison of the average error of three algorithms

误差从 2.32% 增加到 4.62%,但由于本文算法能较好地抑制 I 类误差,且 I 类误差是测绘建模滤波过程的主要误差,本文算法在总误差指标上均显著优于其他两种算法,为 3.87%.相对于圆锥模型,本文方法的总误差下降了 7.05 个百分点,这表明,本文算法能够有效处理地形复杂区域的点云滤波任务,通过提取局部

地形特征可以在有效滤除非地面点云的同时,保留更多的地面点云,显著提高了滤波算法的整体精度。

## 4 结 论

点云滤波在倾斜摄影建模中能够有效去除复杂地面障碍物点云,从而为非结构地形环境中的无人农机提供可靠的可行驶区域信息和障碍物信息。针对传统滤波算法在复杂非结构地形环境中滤波精度较低的问题,本文以倾斜摄影点云为研究对象,提出了一种改进的圆锥模型滤波算法。该算法充分考虑了局部地形特征,能够实现非结构地形环境中的点云自动滤波和地面提取。实验结果表明,本文算法具有优异的地形自适应性,能够有效应对各种地形变化,特别是在陡峭地形区域,其滤波总误差仍能保持小于 5%。与传统算法相比,本文算法在滤波精度上显著提高,能够更好地保留复杂地形中的地面特征信息,从而成功解决了非结构地形环境中的点云滤波问题。

### 参考文献:

- [1] KARUNATHILAKE E M B M, LE A T, HEO S, et al. The path to smart farming: innovations and opportunities in precision agriculture[J]. *Agriculture*, 2023, 13(8): 1593.
- [2] MAMMARELLA M, COMBA L, BIGLIA A, et al. Cooperation of unmanned systems for agricultural applications: a case study in a vineyard[J]. *Biosystems Engineering*, 2022, 223: 81-102.
- [3] PAHLAVAN-RAD M R, KHORMALI F, TOOMANIAN N, et al. Legacy soil maps as a covariate in digital soil mapping: a case study from Northern Iran[J]. *Geoderma*, 2016, 279: 141-148.
- [4] 陈炜, 郑祥盘, 宋爽, 等. 非结构地形环境下基于特征融合的倾斜摄影测绘建模优化算法[J]. *厦门大学学报(自然科学版)*, 2024, 63(2): 179-187.
- [5] 刘好新. 面向室内移动机器人的地图构建与路径规划算法研究[D]. 海口: 海南大学, 2023.
- [6] WAN P, ZHANG W M, SKIDMORE A K, et al. A simple terrain relief index for tuning slope-related parameters of LiDAR ground filtering algorithms[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, 143: 181-190.
- [7] LIAN Z W, GU Y L, YOU K S, et al. An adaptive multi-scale point cloud filtering method for feature information retention[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2024, 177: 108144.
- [8] NARDINOCCHI C, ESPOSITO S. Filtering of point clouds acquired by mobile laser scanner for digital terrain model generation in densely vegetated green architectures[J]. *The Photogrammetric Record*, 2025, 40(189): e12525.
- [9] WANG C K, TSENG Y H. Dual-directional profile filter for digital terrain model generation from airborne laser scanning data[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2014, 8(1): 083619.
- [10] KANG C L, LIN Z T, WU S Y, et al. A triangular grid filter method based on the slope filter[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(11): 2930.
- [11] MENG X S, LIN Y, YAN L, et al. Airborne LiDAR point cloud filtering by a multilevel adaptive filter based on morphological reconstruction and thin plate spline interpolation[J]. *Electronics*, 2019, 8(10): 1153.
- [12] 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.
- [13] PINGEL T J, CLARKE K C, MCBRIDE W A. An improved simple morphological filter for the terrain classification of airborne LIDAR data[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013, 77: 21-30.
- [14] 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.
- [15] WANG Z, HU J C, SHI Y S, et al. Target fitting method for spherical point clouds based on projection filtering and K-means clustered voxelization[J]. *Sensors*, 2024, 24(17): 5762.
- [16] MENG X L, CURRIT N, ZHAO K G. Ground filtering algorithms for airborne LiDAR data: a review of critical issues[J]. *Remote Sensing*, 2010, 2(3): 833-860.
- [17] MAHPHOOD A, AREFI H. Tornado method for ground point filtering from LiDAR point clouds[J]. *Advances in Space Research*, 2020, 66(7): 1571-1592.
- [18] MAHPHOOD A, AREFI H. Improved tornado method for ground point filtering from LIDAR point clouds[J]. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2023, 14W1: 429-436.
- [19] QIN N N, TAN W K, GUAN H Y, et al. Towards intelligent ground filtering of large-scale topographic point clouds: a comprehensive survey[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2023, 125: 103566.

(责任编辑: 汪 军)