



# 计算机科学

COMPUTER SCIENCE

## 基于地形认知的布料模拟滤波算法

孟华儒, 吴国伟

引用本文

孟华儒, 吴国伟. 基于地形认知的布料模拟滤波算法[J]. 计算机科学, 2023, 50(1): 156-165.

MENG Huaru, WU Guowei. Cloth Simulation Filtering Algorithm with Topography Cognition[J].

Computer Science, 2023, 50(1): 156-165.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

### [基于稀疏点云分割的适应视角变化的场景识别方法](#)

Viewpoint-tolerant Scene Recognition Based on Segmentation of Sparse Point Cloud

计算机科学, 2023, 50(1): 87-97. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211000118>

### [基于点云数据的交通环境下单阶段三维目标检测方法](#)

Single-stage 3D Object Detector in Traffic Environment Based on Point Cloud Data

计算机科学, 2022, 49(11A): 210900079-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210900079>

### [基于PCPNET的点云特征线提取算法](#)

Point Cloud Feature Line Extraction Algorithm Based on PCPNET

计算机科学, 2022, 49(11A): 210800017-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210800017>

### [基于点云的室内结构三维重建综述](#)

Overview of 3D Reconstruction of Indoor Structures Based on Point Clouds

计算机科学, 2022, 49(11A): 211000176-11. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211000176>

### [基于可变形图卷积的点云表征学习](#)

Deformable Graph Convolutional Networks Based Point Cloud Representation Learning

计算机科学, 2022, 49(8): 273-278. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210900023>

# 基于地形认知的布料模拟滤波算法

孟华儒 吴国伟

大连理工大学软件学院 辽宁 大连 116621

(menghr1996@foxmail.com)

**摘要** 数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM)可以反映一个地区的地形特征,具有广泛的科研应用。对激光雷达点云数据进行点云滤波以提取地面点,并对地面点进行插值是构建 DEM 的常用步骤,其中在点云滤波过程中使用的滤波算法直接影响到最终构建的 DEM 的精度。布料模拟滤波(Cloth Simulation Filtering, CSF)算法作为一种点云滤波算法,具有模型简单、滤波效率高等优点,其针对平坦地区的滤波精度较高,但在处理复杂地形时会因布料模型的内部弹力以及重力惯性等因素,导致滤波结果的精度较差。为了提升 CSF 算法在处理复杂地形时的滤波精度和地形适应性,提高其构建 DEM 的精度,提出了基于地形认知的布料模拟滤波算法(Cloth Simulation Filtering Algorithm with Topography Cognition, CSFTC)。该算法提出了地形认知模型,基于点云数据点的局部分布特征构建认知模型,并将其扩展为粗精度数字高程模型(Rough Digital Elevation Model, R-DEM);通过点云地形归一化实现宏观地形趋势与微观地形细节的分离;最终使用经典 CSF 算法结合 R-DEM 实现了点云滤波。文中设计了 CSFTC 算法与经典 CSF 算法的对比实验,CSFTC 算法的平均总误差率从 9.30% 下降到 5.10%,平均 II 类误差率从 30.02% 下降到 8.46%。实验结果表明,与经典 CSF 算法相比,CSFTC 算法在平坦地区的滤波精度小幅上升,对复杂地形的滤波精度明显上升,提升了算法的地形适应性;II 类误差显著下降有助于提高构建的 DEM 的精度。

**关键词:** 地形认知模型;点云;布料模拟滤波;数字高程模型;地形归一化

中图分类号 TP391

## Cloth Simulation Filtering Algorithm with Topography Cognition

MENG Huaru and WU Guowei

School of Software Technology, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116621, China

**Abstract** Digital elevation model(DEM) can reflect the topographic characteristics of an area and has a wide range of scientific research applications. Filtering LIDAR point cloud data, extracting the ground points and interpolating are common steps in constructing DEM. The filtering algorithm used in the process of point cloud filtering directly affects the accuracy of the final DEM. As a point cloud filtering algorithm, cloth simulation filtering(CSF) algorithm has the advantages of simple model and high filtering efficiency. It has high filtering accuracy for flat areas. However, when dealing with complex terrain areas, the accuracy of filtering results will be poor due to the internal elasticity and gravity inertia of the cloth model. In view of this, in order to improve the filtering accuracy; terrain adaptability of CSF algorithm in dealing with complex terrain areas, so as to improve the accuracy of constructing DEM, the cloth simulation filtering algorithm with terrain cognition(CSFTC) is proposed. The algorithm proposes a terrain-cognitive model. Based on the local distribution characteristics of point cloud data points, the terrain-cognitive model is constructed and extended to rough digital elevation model(R-DEM), which realizes the separation of macro terrain trend and micro terrain details through point cloud terrain normalization. Finally, the original CSF algorithm combined with R-DEM is used to realize point cloud filtering. Comparison experiment between CSFTC algorithm and the original CSF algorithm is designed. The average total error rate decreases from 9.30% to 5.10%, and the average type-II error rate decreases from 30.02% to 8.46%. Experimental results show that compared with the original CSF algorithm, the accuracy of CSFTC algorithm increases slightly in flat region and increases significantly in complex region, which improves the terrain adaptability of the algorithm. The significant decrease of type-II error is helpful to improve the accuracy of constructed DEM.

**Keywords** Terrain-cognitive model, Point cloud, Cloth simulation filtering, Digital elevation model, Terrain normalization

## 1 引言

数字高程模型能够展示被探测区域的地形变化,具有广泛的科研应用<sup>[1-2]</sup>,高精度的 DEM 能够反映的信息更加准确且地形细节更加丰富。为保证相关研究的顺利进行,研究人员会对 DEM 的精度有较高的要求。获取 DEM 的主要方式为:首先使用激光雷达测距(Light Detection and Ranging, LiDAR)系统采集信号,将该信号处理为点云数据;然后使用点云滤波算法对点云进行滤波,提取其中的地面点数据;最后通过插值等方式获取探测区域的 DEM。

对通过 LiDAR 系统采集得到的点云数据进行点云滤波以实现地面点与非地面点的分割,是获取 DEM 最关键的步骤。由于构建 DEM 使用的是点云的地面点部分,因此点云滤波算法的精度直接决定了构造的 DEM 的精度,而其中被错误标记为地面点的非地面点则会对 DEM 的精度产生更严重的影响。鉴于此,提升算法的整体精度、降低误判率是点云滤波算法的重要改进方向。提升算法精度并降低误判率可以有效提高构建的 DEM 的精度并保证其可用性。

点云滤波算法通过制定规则对点云进行处理,根据滤波规则识别地面点,最终实现地面点和非地面点的分割。现有的主流算法根据其滤波规则设计思路的不同,可分为基于坡度、基于形态学、基于迭代拟合、基于分割以及基于机器学习的方法五个大方向,此外还产生了一些运用多种设计思想的交叉方法。Vosselman<sup>[3]</sup>于 2000 年首次提出了基于坡度的点云滤波算法,即通过运算近邻点之间的坡度仰角判定一个点是否为非地面点。Yang 等<sup>[4]</sup>结合区域生长算法对其进行改进,改进设置仰角阈值的策略为此类算法的改进重点。基于形态学的方法<sup>[5-7]</sup>应用了形态学中的开运算方法去除地表物品,但不合理的窗口值设置会降低滤波精度。Zhang 等<sup>[5]</sup>采用高程阈值和渐进窗口值的方式提升了对地形顶部的滤波准确率。Hui 等<sup>[6]</sup>结合克里格插值法,提升了对地形细节的保护。Shi 等<sup>[7]</sup>通过迭代的方式应用形态学和不规则三角网致密化实现点云滤波。基于迭代拟合的方法通过制订迭代流程,逐步构建或优化地形模型,从而实现滤波,包括基于不规则三角网的滤波算法<sup>[7-9]</sup>以及基于布料模拟的滤波算法<sup>[10-12]</sup>等分支。基于不规则三角网的滤波算法首先选取地面种子点构建初始三角网模型,迭代中通过运算点到三角网面的距离筛选加入模型的点并逐步细化模型,迭代至无新点加入模型后,根据模型形状实现滤波。Lin 等<sup>[8]</sup>结合分割思想,提升了算法的鲁棒性;Wang 等<sup>[9]</sup>运用多尺度柱状邻域获取和加密地面种子点,提升了复杂地形条件下的精度。基于布料模拟的方法通过模拟布料模型在重力作用下随时间变化,根据布料模型最终形状实现滤波。基于分割的方法<sup>[13-14]</sup>利用点云数据的空间连续性等信息将点云分割为多个单元,根据每个单元的高程等信息实现滤波,此类算法滤波的准确度较高,但也要求点云中地物轮廓明显,因此多用于城市环境下的滤波。基于机器学习的方法通过大量样本的训练,使机器学习网络获得了点云滤波的能力,从而实现滤波。Li 等<sup>[15]</sup>运用 CNN 结合迁移学习的方法实现滤波;Hui 等<sup>[16]</sup>结合形态学的思想,提出了基于主动学习的滤波算法。基于

机器学习的方法分割准确度较高,但是对训练样本的数量、质量以及计算机性能的要求较高。除了以上主流算法外,也存在一些思想较新的滤波算法,如 Mahphood 等<sup>[17]</sup>从龙卷风摧毁树木的运动中获得灵感,开发了模拟龙卷风运动的滤波算法。

现有的点云滤波算法在模型复杂度、滤波精度、地形适应性等评价指标上各有优劣,而在滤波算法的实际应用中,由于使用者缺乏足够的精力对每个点云样本的算法参数进行详细的设置和验证,因此地形适应性强、参数较少的算法应用更广泛。通过综合分析以上常见滤波算法的特点,发现由 Zhang 等提出的布料模拟滤波(Cloth Simulation Filtering, CSF)算法<sup>[10]</sup>模型简单、算法参数少、迭代速度快、滤波精度较高,具有极高的应用价值。同时,CSF 算法近年的发展与应用也十分广泛,在算法发展层面,Cai 等<sup>[11]</sup>将 CSF 算法与基于不规则三角网的滤波方法相结合,CSF 算法获取点云的临时数字高程模型,根据临时模型估算后续步骤参数,并通过细化三角网模型实现滤波。Li 等<sup>[12]</sup>将 CSF 算法与曲面插值方法相结合,利用 CSF 算法实现曲面种子点的高效选取,生成高质量的初始曲面,并于后续流程实现曲面的修正以实现点云滤波。在工程应用层面,Zhang 等<sup>[18]</sup>使用 CSF 算法进行点云滤波,并通过反距离加权法对滤波结果进行处理,生成 DEM 的方式验证了 CSF 算法在用于生成 DEM 上的应用价值。

CSF 算法在处理平坦地区的滤波问题时具有较高的精度,但是当目标区域的地形整体起伏较大时,算法滤波精度会明显下降<sup>[19]</sup>。为了缓解复杂地形对滤波算法精度的影响,构建原点云的地形认知并进行地形高程归一化是目前主流的处理手段。构建地形认知的过程,即通过各种方法对点云的地形曲面进行低精度的识别和预测,通过对原点云的地形变化构建基础的认知,有助于滤波算法了解待处理点云的地形起伏趋势,指导后续滤波流程。近年来一些学者也通过构建地形认知的方式实现了算法改进以及工程应用,证明了该方法的可行性。Hu 等<sup>[20]</sup>通过点云滤波获取地形认知,通过归一化辅助实现了对森林中患病树木的识别。Zou 等<sup>[21]</sup>通过滤波获取区域地形,通过地形高程归一化等技术,实现了对点云中电力线的提取。Wang 等<sup>[22]</sup>通过多级移动曲面滤波算法构建原点云的地形曲面,提升了滤波精度。

综上,为了提升 CSF 算法在复杂地形区域的滤波精度,提升其地形适应性与通用性,本文提出了基于地形认知的布料模拟滤波算法,该算法通过构建地形认知模型获取点云的地形趋势,通过地形归一化实现地形趋势与地表细节的分离,通过对地表细节进行布料模拟滤波来实现点云滤波。该算法在提升总体滤波精度的同时大幅降低了 II 类滤波误差,有效提升了算法的地形适应性,为构建高精度 DEM 提供了良好的算法基础。

## 2 算法原理及设计

### 2.1 布料模拟滤波算法

#### 2.1.1 算法介绍

布料模拟滤波(CSF)算法是一种基于迭代的滤波算法,其设计灵感来自布料物理模拟,将用于布料模拟的“弹簧-

质点”模型<sup>[23]</sup>应用于点云滤波领域,模型结构如图 1 所示。

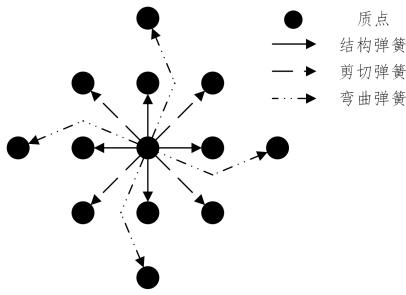


图 1 质点弹簧模型

Fig. 1 Mass-Spring model

布料模型由布料质点构成,质点之间通过弹簧连接,在迭代过程中限定布料质点只能沿垂直方向运动,布料模型的示意图如图 2 所示。

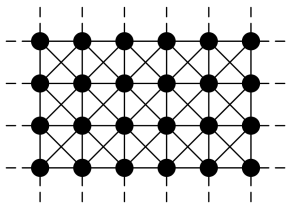


图 2 布料模型

Fig. 2 Cloth model

CSF 算法模拟一张刚性布料自上而下覆盖在倒置的点云上。经过迭代模拟,布料因重力贴近地面点,但因自身刚性而较难贴近地物点。通过计算点云数据点与最终的布料模型的垂直距离即可实现点云滤波。其主要步骤如图 3 所示,分别为模型初始化、重力模拟、碰撞检验和内力模拟。

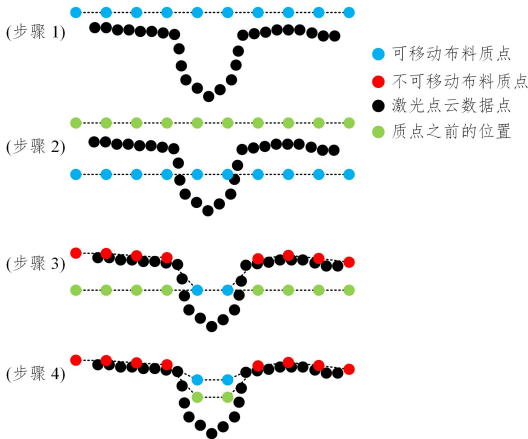


图 3 CSF 算法的主要步骤

Fig. 3 Main steps of CSF algorithm

第一步为模型初始化。将点云倒置并初始化布料模型,设置模型的参数。针对每个布料质点,根据其投影位置最近的模型点高度,设置对应的最低高程值。

第二步为重力模拟。计算布料质点受重力影响下的位移。本步骤基于 Verlet 积分法(见式(1)),依据布料质点本时刻和上一时刻的位置预测下一时刻的位置。

$$X(t+\Delta t) = 2X(t) - X(t-\Delta t) + \frac{G}{m}\Delta t^2 \quad (1)$$

第三步为碰撞检验,即支撑力的模拟。针对每个布料质

点,比较其当前的高度和其最低高程值,将低于最低高程值的质点判定为发生碰撞,修正其为附着于地面,并设置为不可移动质点。

第四步为内力模拟。通过弹簧相连的质点会产生相互靠近的趋势,因限定质点只能在垂直方向运动,故仅修正高程值。两个相连的质点依据布料模型的刚性、二者的高程差、二者的可移动状态进行高程值的修正。模型刚性越大,质点间拉近的趋势越强;同时不可移动质点对相邻质点的影响力也会更强。

经过迭代取得最终的布料模型并实现滤波,在滤除地表物体的同时保留较多地形细节。

### 2.1.2 存在的问题

经典 CSF 算法在处理平坦地形的点云数据时,构造的布料模型均匀且缓慢地下降,模型可以较好地贴合支撑点云,具有较高的滤波精度。但是,在进行复杂地形区域的滤波时,存在以下两个方面的问题,导致其总体滤波精度较差。

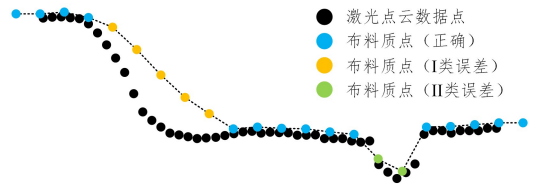


图 4 经典 CSF 的弱点

Fig. 4 Weaknesses of classical CSF

(1)布料模型内力导致的漏判。因布料模型是从上方掉落的,在对存在陡坡的区域进行滤波时,部分布料会先接触到支撑点云,进而被固定。因布料模型存在刚性且固定质点对非固定质点的内力影响更大,距离固定质点较近的其他质点会受到较强的向上拉力,导致其因无法贴合点云而被错误地归类为非地面质点(见图 4 左侧)。此类现象使得 CSF 算法在复杂地形上产生了较多的漏判。为了解决此问题,Zhang 等提出了“后处理”流程<sup>[10]</sup>,通过固定质点对近邻质点进行修正。“后处理”流程可以解决部分问题,但是对于地形复杂区域的处理效果仍不理想。

(2)因重力惯性导致的错判。模型使用 Verlet 积分法进行重力模拟,当点云落差较大时,布料会从高处开始下降。随着迭代的进行,布料下降的步长会逐步加大,即产生较大的重力惯性。较大的重力惯性难以被周边的向上内力在短时间内抵消,使部分非地面质点冲过地面,进而被错误地判定为地面质点并固定(见图 4 右侧)。针对地形较复杂的点云区域的误判问题会严重影响构建的 DEM 的精度。

### 2.2 基于地形认知的布料模拟滤波算法

经典 CSF 因其算法模型的设计缺陷以及点云的形态特征等因素,导致其针对复杂地形点云数据的滤波精度远不及平坦地形数据。

受此启发,在进行 CSF 滤波前,将原始点云的宏观地形因素提取出来,仅对整体较平坦的地表细节点云进行滤波,即可发挥经典 CSF 算法在平坦地形上的优势,提升滤波算法的总体滤波精度。

基于以上分析,本文提出了 CSFTC 算法。本文算法共



分为4个步骤,分别为数据预处理、构建地形认知模型、点云地形归一化和布料模拟滤波,总体流程图如图5所示。

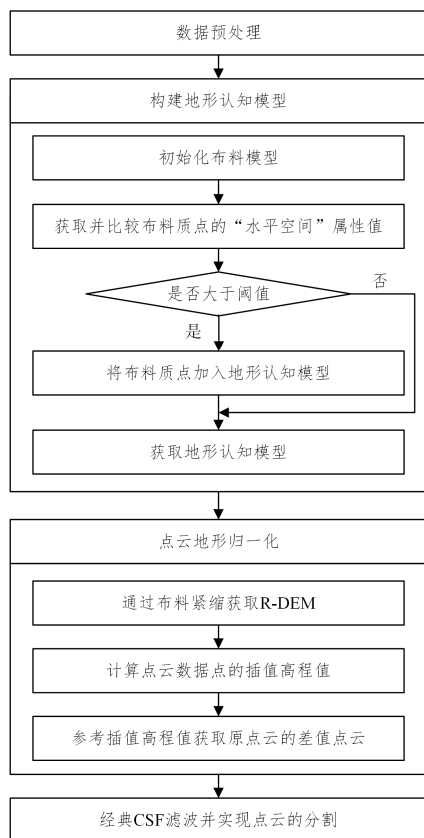


图5 CSFTC算法的流程图

Fig. 5 Flowchart of CSFTC algorithm

### 2.2.1 数据预处理

原始点云数据因受多种因素影响而包含一些无效数据点。这些数据点可能是在雷达信号采集过程中将飞鸟、电线等空中物体错误采集得到的,或在信号处理流程中因计算误差获取的无效数据。无效数据会对滤波算法精度产生影响,为了保证点云数据的可用性,首先对其进行预处理操作,去除无效数据点。本文采用基于统计学原理的 $K$ 均值滤波算法及中值直通滤波算法对点云进行预处理,算法基于具有广泛应用的PCL(Point Cloud Library)库<sup>[24-26]</sup>来实现。

$K$ 均值滤波算法的目标是去除点云中较分散的离群误差点。针对点云中的每个数据点,获取其在点云中距离最近的 $K$ 个点,并计算本点距这 $K$ 个点的欧氏距离的均值(即 $K$ 均值)。通过 $K$ 均值的大小判定一个点是否是离群点,如 $K$ 均值大于判定阈值,则说明本点距其他点较远,判定其为离群点并剔除;如 $K$ 均值未超过阈值,则说明本点非离群点,应予以保留。使用PCL提供的k-d树结构及相关方法<sup>[23]</sup>可以实现对近邻点的高效搜索。 $K$ 均值滤波算法可以有效地去除离群点,但是对于较集中的误差点,因其内部相互证明而无法被有效去除。

中值直通滤波算法的目标是去除较集中的误差点。本文算法将点云分割为多个子区域,每个子区域根据其各自的数据分布设定独立的滤波窗口进行直通滤波。每个子区域中,首先获取区域内所有数据点的高程中值,将其设置为滤波

窗口的中心值;之后根据子区域的坡度确定滤波窗口的大小,为了获取预估坡度,需将子区域划分为更小的原子区域,通过获取每个原子区域的高程中值并以平面拟合的方式来确定拟合平面,根据其坡度确定直通滤波的窗口大小。确定窗口中心值及窗口大小后,即可对子区域进行直通滤波,去除较集中的离群误差点。

通过数据预处理流程,可以有效去除原始点云数据中的误差点,提升点云数据的可用性,为后续步骤提供良好的数据基础。

### 2.2.2 构建地形认知模型

为了实现原始点云的地形趋势与地面细节的分离,首先获取点云的地形趋势。本文提出了地形认知模型,用于描述点云的宏观地形趋势。

地形认知模型的构建基于点云的数字表面模型(Digital Surface Model, DSM),通过将充分柔软的布料覆盖在点云上即可获取其DSM<sup>[11]</sup>。构建地形认知模型要筛选DSM中的可信地面质点,它是具有显著地面质点特征的DSM质点,可认定其贴合于点云地面,即能够反映真实的地面高度。因此,由可信地面质点构建的地形认知模型可反映点云的地形趋势。

可信地面质点的筛选基于点云数据点的局部空间分布特征:在点云的局部区域中,地面点的位置低于附近区域的非地面点;反映到DSM中即为地面质点的高程值为局部较小值。因此,通过获取一个质点能够满足其处于较低高程的邻域的大小,即可根据此邻域的大小评价此质点作为地面质点的可信度。

对于一个DSM质点,通过此质点沿水平方向对DSM切片,横截面即为上述邻域,高于此截面的质点的高程值均高于当前质点。为了描述此截面的大小,本文使用“水平空间”值对其进行描述。考虑到DSM质点位于该截面的边缘区域,本文对“水平空间”的定义如下。针对点云的DSM上的一个质点 $P$ ,在 $P$ 点的水平平面上搜索候选圆 $O$ ,候选圆 $O$ 满足以下两个条件:1)点 $P$ 位于 $O$ 的圆周上;2) $O$ 确定的圆柱体内部不包含高程小于点 $P$ 的其他质点。在所有满足条件的候选圆 $O$ 中,取半径最大的圆为判定圆,其半径值即为点 $P$ 的“水平空间”。图6为从点云DSM上选取的两个示例质点 $P_1$ 和 $P_2$ 的位置;图7为 $P_1$ 和 $P_2$ 的判定圆的示意图,从中可以清晰地观察到 $P_2$ 的判定圆大于 $P_1$ 的判定圆,即 $P_2$ 为地面质点的可信度更高。

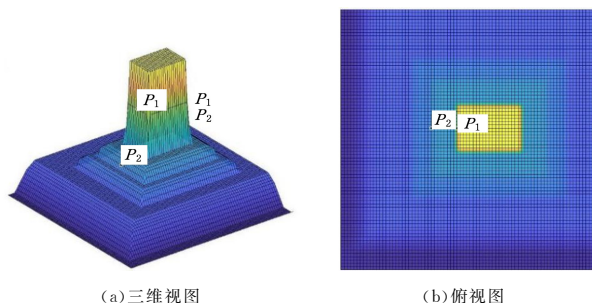


图6 示例质点位置

Fig. 6 Location of sample particles

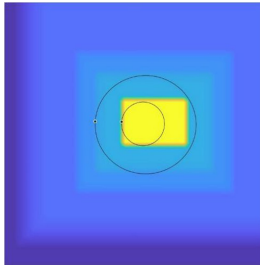


图7 示例质点判定圆

Fig. 7 Judgement circle of sample particle

在构建地形认知模型的过程中,首先获取 DSM 质点的“水平空间”属性,并与根据最大地物大小设定的“水平空间”阈值进行比较,即可实现可信地面质点的筛选。通过构建地形认知模型,可以获取点云的总体地形趋势,为后续的地形高程归一化提供地形信息。

### 2.2.3 点云地形归一化

为了实现原始点云的宏观趋势与微观细节的分割,需进行点云地形归一化处理。

归一化之前需要对地形认知模型进行扩展以获取点云的 R-DEM,此操作可以填补模型的空白区域,为后续的归一化提供更加准确的高程插值信息。本文通过模拟布料紧缩操作获取 R-DEM。首先根据地形认知模型初始化布料模型,将选入地形认知模型中的布料质点高程设定为其最低高程值,并设定为不可移动;未选入模型的质点均设定为可移动,设定其初始高程值为其最邻近的模型中质点的高程值。

完成布料模型初始化后进行模拟布料紧缩,此流程与布料模拟相似,但设定布料的刚性为较硬且无重力。由于布料的固定质点均为地形认知模型中的质点,因此每轮迭代会根据地形认知模型的形状调整布料模型的形状。此过程如同在一张软布上固定了几处后不断绷紧布料,在迭代停止后的布料模型即为原点云的 R-DEM。基于地形认知模型构建的 R-DEM 可以充分反映地形认知模型的形状,并实现对模型空白区域数值的合理预测。

根据 R-DEM,将其从原始点云中去除即可实现对原始点云的地形归一化操作。针对原始点云中的数据点,首先根据其水平坐标确定其所对应的 R-DEM 网格;在目标 R-DEM 网格中,根据其四角的数据点的高程,通过平面插值方法构造当前网格的期望平面;在构建的期望平面中获取当前数据点的期望高程值;最后使用数据点的真实高程值与其期望高程做差,即可获得差值高程并形成差值点云。点云的归一化流程示意图如图 8 所示。

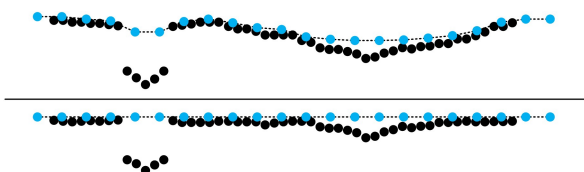


图8 地形归一化示意图

Fig. 8 Schematic diagram of terrain normalization

通过地形归一化,原始点云所代表的区域形状被分割为两个子点云,分别为能够反映宏观地形趋势的 R-DEM 以及

能反映微观地面细节的差值点云。其中 R-DEM 仅包含精度较差的宏观地形形状信息,不包含地面细节以及地物形状等信息。差值点云仅包含地表细节及地物信息,而无地形因素,因此其地形可视为十分平坦。

### 2.2.4 布料模拟滤波

差值点云的地形十分平坦,因此对其使用 CSF 算法进行点云滤波可以有效发挥 CSF 算法在处理平坦地形时的精度优势。

本步骤遵循经典 CSF 算法的流程:首先将差值点云倒置并初始化布料模型,设定布料刚性、重力等参数;在每轮迭代中模拟重力、支持力和布料内力,修改布料模型的形状;最终满足迭代终止条件,得到布料模型。

将获取的布料模型与 R-DEM 叠加,即可获得对应于原始点云的总布料 DEM。通过计算原始点云中每个点到总布料 DEM 的高程差值并与分割阈值进行比较,即可实现对原始点云的分割,完成点云的滤波操作。

至此,CSFTC 经过数据的预处理流程去除无效数据点,以保证数据的可用性;通过分析点云数据点的局部分布特征,以构建地形认知模型的方式描述点云的宏观地形形状;通过点云的归一化操作实现地形与细节的分割,取得了平坦的差值点云;最后通过 CSF 滤波算法处理差值点云实现最终的滤波,发挥了其处理平坦点云的精度优势。

## 2.3 算法的有效性分析

CSFTC 算法通过构造地形认知模型及地形归一化的方式解决经典 CSF 算法中存在的漏判和误判问题。本节对 CSFTC 算法解决漏判和误判问题的有效性进行了分析。

### 2.3.1 漏判问题有效性分析

发生漏判问题的核心原因是布料接触坡顶和坡底的时间存在明显的差异,导致坡顶施加在中间区域向上的内力高于坡底,使得中间区域的质点停留在期望区域的上方。

CSFTC 算法通过构建地形认知模型与地形归一化流程,将陡坡等地形特征从原点云中分离,差值点云中的陡坡部分被归一化为较平坦的地形区域。在进行经典 CSF 滤波的流程中,布料模型几乎可以同时与斜坡的各个区域接触并进一步实现质点的固定,显著提高布料模型对于斜坡等复杂地形区域的贴合程度,以有效解决漏判问题。

### 2.3.2 误判问题有效性分析

在经典 CSF 算法处理过程中,两个因素的相互作用导致了误判问题:1)地势复杂的点云数据的高程范围较大,布料模型从最高处开始下降至较低处要经过多轮的迭代;2)经典算法中的重力模拟是基于 Verlet 积分法实现的,这使得模型下落步长会随迭代而增加,进而重力惯性也会逐步增加,而较大的重力惯性很难被内力及时抵消。

CSFTC 算法通过地形归一化获取的差值点云去除了导致点云高程差值大的地形因素,由于点云的地形趋于平坦,点云数据在高程方向的数据极差也会显著减小。较小的高程极差使布料模型下降所需的迭代轮数减少,进而使得布料模型在还未产生较大的重力惯性时就与点云接触并逐渐稳定。通过阻止重力惯性的增大可以有效避免质点误判问题的发生。

### 3 实验及结果分析

为了验证 CSFTC 算法相比原算法在滤波精度与地形适应性等方面的提升效果,本文设计了 CSFTC 算法与经典 CSF 算法的定量和定性对比实验,分别使用两种算法对点云样本进行滤波处理,并对实验结果进行分析,通过分析验证实验结果,证明了本文算法的有效性。

表 1 定量分析点云样本数据

Table 1 Quantitative analysis of point cloud sample data

Site	Samples	Features	Point Number	Ground	Non ground
1	A11	Dense buildings and vegetation on the slope	38010	21786	16224
	A12	Dense buildings on flat ground	52119	26691	25428
2	A21	Large buildings and bridges on flat ground	12960	10085	2875
	A22	Streets and large buildings	32706	22504	10202
	A23	Irregular large buildings	25095	13223	11872
	A24	Stepped ground and building	7492	5434	2058
3	A31	Irregular large buildings	28862	15556	13306
4	A41	Large buildings and data gap	11231	5602	5629
	A42	Train station	42470	12443	30027
5	A51	Vegetation and buildings	17845	13950	3895
	A52	Complex terrain and small-scale buildings	22474	20112	2362
	A53	Steep slope and cliff	34378	32989	1389
	A54	Dense buildings on flat ground	8608	3983	4625
6	A61	Data gap and large buildings	35060	33854	1206
7	A71	Bridges and a few buildings	15645	13875	1770

定性分析实验使用的是从美国地质调查局(U. S. Geological Survey)官方网站下载的两份点云数据样本,通过对滤波结果进行外观评价以进行定性分析。两份样本的详细信息如表 2 所列。

表 2 定性分析点云样本数据

Table 2 Qualitative analysis of point cloud sample data

Samples	Features	Point Number	Scope
B1	Steep wild mountains with dense forest areas	6613136	994 m × 1392 m
B2	Flat area with small buildings	951834	276 m × 252 m

#### 3.2 实验步骤

为了对比 CSFTC 算法与经典 CSF 算法的滤波效果,本文对以上 17 个样本进行滤波处理。对同一份点云样本,会统一进行数据预处理步骤;随后两种算法使用相同的滤波参数分别进行点云滤波;最后进行滤波结果的统计,并通过分析实验结果来评价 CSFTC 算法的精度和地形适应性的提升效果。其中,CSFTC 算法的详细步骤以及各种算法参数的设置如下。

##### 3.2.1 数据预处理

使用  $K$  均值滤波算法以及中值直通滤波算法对点云进行预处理,去除误差数据点,保证数据的可用性。

第一步使用  $K$  均值滤波算法处理样本。实验参数设定  $K$  值为 20,即搜索空间距离最近的 20 个数据点,设定均值阈值  $L_K$  为样本中所有点的  $K$  均值中值的 2 倍。首先根据  $K$  值求取点云中每个数据点的  $K$  均值  $K_i$ ,根据  $K_i$  的中值设定样本的均值阈值  $L_K$ ;根据  $L_K$ ,将  $K_i$  大于  $L_K$  的数据点视为离群噪声剔除;最后根据剔除比例决定是否重复  $K$  均值滤波流程,如果剔除的数据点超过当前点数的 0.5%,那么就再次进行本流程。

第二步使用中值直通滤波算法进行滤波。实验参数设定子区域的大小为  $20\text{m} \times 20\text{m}$ ,原子区域的大小为  $2\text{m} \times 2\text{m}$ 。首

#### 3.1 实验数据

定量分析实验使用的数据集为国际摄影测量和遥感学会(ISPRS)第三工作小组提供的数据集<sup>[27]</sup>,该数据集包含 8 个区域的点云数据,其中 4 个为城市环境,4 个为乡村环境。本数据集从以上区域中截取了 15 个特征各异的区域样本,并提供了每个样本的地面点和非地面点的基准分类结果。样本的详细信息如表 1 所列。

先按照子区域的大小参数分割点云,获取每个子区域的数据点高程中值;为了获取子区域坡度,将子区域按照原子区域的大小进行细分,依据每个原子区域的高程中值进行平面拟合,坡度使用插值平面的最高处与最低处的坡度仰角描述;最后根据高程中值及区域坡度设定滤波窗口,进行高程直通滤波。

通过数据预处理流程,可以去除误差数据点,为后续步骤提供数据可用性保障。

##### 3.2.2 构建地形认知模型与点云归一化

构建地形认知模型需要计算布料质点的“水平空间”属性,并通过与水平空间阈值进行比较来决定加入模型的质点;模型构建完成后通过布料紧缩获取点云 R-DEM,并实现点云地形归一化。

为了运算“水平空间”,首先初始化布料模型,处于边界的质点因其距离边界较近,限制了其在边界方向的空间搜索,易造成模型遗漏,因此本文对原有的布料边界进行了扩展,将布料模型边界在原基础上向外扩展二分之一水平空间阈值参数的长度,通过扩展边界的方式提升了地形认知模型在点云边界区域的构造完整度,提升了模型的可用性。

根据“水平空间”的定义,获取精确的结果需要进行大量的运算,而且考虑到本文算法仅需判定一个质点是否拥有足够大的“水平空间”即可,而对具体数值不感兴趣。为了降低运算量,实验中将判定圆的搜索方向设定为水平平面中的某些确定的方向,在每个搜索方向上,根据水平空间判定阈值可以唯一确定一个预设圆,通过检验其是否满足判定圆的条件来间接实现当前质点能否加入地形认知模型的判断:如预设圆满足判定圆的条件,即说明本质点的“水平空间”至少是不小于判定阈值的,可以加入模型;否则说明其未超过阈值。针对一个布料质点,只要其在任意搜索方向上被判定为可加入模型,即可将其加入地形认知模型。通过预设圆间接判定



可以大幅降低运算量,快速完成地形认知模型的构建。

实验中搜索方向设置为12个等分方向,水平空间阈值按照样本中地面物体的大小设定。

完成地形认知模型的构建后,即可遵循算法流程,通过布料紧缩步骤获取点云的R-DEM;随后通过点云的地形归一化操作获取差值点云。至此,获取了每个样本的R-DEM及其差值点云。

### 3.2.3 布料模拟滤波算法与点云分割

差值点云仅包含原始点云的地表细节部分,现使用经典CSF滤波算法对差值点云进行滤波。经过CSF算法滤波处理后,获取针对差值点云的最终布料模型。将差值布料模型从倒置状态恢复后,将其叠加在描述宏观地形的R-DEM上,即可获取能够反映原始点云地形概况的总布料DEM。

使用总布料DEM及分割阈值即可实现对原始点云的分割:针对每个数据点,根据水平位置确定其对应的布料插值平面,通过平面插值计算其期望高程值;计算数据点与期望高程值的差值,并与分割阈值进行比较,将差值小于阈值的点判定为地面点,否则判定为非地面点。

## 3.3 实验结果分析及评价

本文从定量分析和定性分析两个方面对实验结果进行分析及评价。

### 3.3.1 定量分析

滤波算法的结果通过混淆矩阵进行展示。混淆矩阵如表3所列,其中将一个点识别为地面点即为阳性(True),识别为非地面点则为阴性(False)。 $n_{11}$ 和 $n_{00}$ 分别代表被正确识别的地面、非地面数据点数目; $n_{10}$ 和 $n_{01}$ 则分别代表被误识别的地面、非地面数据点数目; $n_{1+}$ 和 $n_{0+}$ 为官方分类结果的地面、非地面点总数; $n_{+1}$ 和 $n_{+0}$ 为滤波算法结果的地面、非地面点总数。

表3 混淆矩阵

Table 3 Confusion matrix

Reference	Filtering results		Total
	True	False	
True	$n_{11}$	$n_{10}$	$n_{1+}$
False	$n_{01}$	$n_{00}$	$n_{0+}$
Total	$n_{+1}$	$n_{+0}$	$n$

本文使用总误差率(T.E)、I类误差率(T.I)、II类误差率(T.II)对滤波算法的精度进行评价。其中,T.E为所有被误分类的数据点占总数的比值,反映了总体滤波精度;T.I为被误分类的地面点占有地面点的比例,反映了滤波算法对地面细节的保护程度;T.II则为被误分类的非地面点占有非地面点的比例,反映了非地面点对地面点集合的破坏程度。降低T.II可以有效提高构建的DEM的精度。T.E、T.I、T.II的计算式如式(2)一式(4)所示:

$$T.E = \frac{n_{10} + n_{01}}{n} \times 100\% \quad (2)$$

$$T.I = \frac{n_{10}}{n_{1+}} \times 100\% \quad (3)$$

$$T.II = \frac{n_{01}}{n_{0+}} \times 100\% \quad (4)$$

为了检验滤波算法的分类一致性,本文采用目前广泛使用的Kappa系数进行评价<sup>[28]</sup>。Kappa系数的计算同样基于

混淆矩阵,通过对被分类样本数据的偏向性以及算法分类精度进行综合计算来实现对不同的打分者之间的分类一致性的评估。本文中Kappa系数代表了滤波算法的滤波结果与标准结果之间的一致性,一致性越高,说明滤波算法的偏向性越低,算法的稳定性就越高。

Kappa系数的计算过程如式(5)一式(8)所示:

$$p_{ij} = \frac{n_{ij}}{n} \quad (5)$$

$$P_0 = p_{11} + p_{00} \quad (6)$$

$$P_e = p_{1+} \cdot p_{+1} + p_{0+} \cdot p_{+0} \quad (7)$$

$$Kappa = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e} \quad (8)$$

表4 定量实验参数表

Table 4 Parameters of quantitative experiment

Samples	Rigidness	Steep slope fit factor	Grid resolution/m	Distance threshold/m	Max object space/m
A52	1	True	0.5	0.5	13
A53				1.5	13
A61				0.9	5
A71				0.7	9
A11	2	True	0.5	0.9	7
A12				0.5	9
A22				0.5	12
A23				0.7	11
A24				0.5	13
A41				0.7	13
A21				0.7	10
A31				0.5	12
A42	3	False	0.5	0.9	12
A51				0.5	9
A54				0.7	7

定量实验使用的数据为ISPRS提供的15个已经提供官方分类结果的点云样本。15个样本使用的滤波算法的参数如表4所列。其中,最大物体大小(Max Object Space)即为水平空间阈值,其仅用于CSFTC算法,其他参数均为两个算法的共用参数。表5、表6分别列出了CSFTC算法及经典CSF算法的滤波实验结果。其中,因样本A52、A53、A61、A71的地面点比例极高,所以会出现Kappa悖论<sup>[29]</sup>,即此时的Kappa系数无法真实地反映滤波结果的一致性,故忽略上述样本的Kappa系数指标。

表5 CSFTC算法的滤波结果

Table 5 Filtering results of CSFTC

Samples	T.E/%	T.I/%	T.II/%	Kappa/%
A11	9.30	8.45	10.44	81.02
A12	2.92	2.17	3.72	94.15
A21	1.17	0.27	4.31	96.58
A22	11.10	6.49	21.28	73.63
A23	7.05	7.48	6.58	85.87
A24	5.97	5.58	7.00	85.38
A31	1.43	0.37	2.66	97.12
A41	1.72	1.29	2.15	96.56
A42	2.04	0.52	2.66	95.17
A51	3.19	2.58	5.39	90.77
A52	7.45	7.19	9.65	—
A53	6.70	5.49	35.49	—
A54	3.00	1.96	3.89	93.98
A61	4.92	4.78	8.79	—
A71	8.49	9.21	2.88	—



表 6 经典 CSF 算法滤波结果

Table 6 Filtering results of classical CSF

Samples	(单位:%)			
	T. E	T. I	T. II	Kappa
A11	21.57	2.89	46.65	53.37
A12	4.95	1.02	9.08	90.07
A21	1.30	0.25	4.97	96.19
A22	22.13	5.26	59.35	40.71
A23	25.10	3.82	48.80	48.48
A24	6.34	0.94	20.60	83.14
A31	4.71	0.30	9.86	90.47
A41	1.72	1.29	2.15	96.56
A42	7.67	0.43	10.67	82.77
A51	10.09	2.09	38.72	66.69
A52	3.96	0.59	32.64	—
A53	6.87	4.61	60.48	—
A54	5.30	0.85	9.12	89.42
A61	6.20	4.36	57.88	—
A71	11.67	8.13	39.38	—

通过对比两种算法的实验结果可以发现,对于绝大多数实验样本,CSFTC算法拥有更低的总误差率,同时 II 类误差率大幅降低,但是 I 类误差与经典 CSF 算法相比却有所增加。

以上滤波结果说明 CSFTC 算法的滤波目标在于提高构建的 DEM 的精度,因此对经典 CSF 算法的改进应重点放在降低 II 类误差上。CSFTC 算法通过引入地形认知模型可以有效地改善经典算法存在的问题,提升了总体滤波精度并大幅降低了 II 类误差,使滤波结果更适用于高精度 DEM 的构建;相对地,II 类误差率的降低也导致了 I 类误差的上升,但由于滤得的地面点集合已经可以较充分地表达地面形状,因此对 DEM 的构建精度影响极小。

样本 A11(见图 9)的总误差率从 21.57% 下降至 9.30%, II 类误差率从 46.65% 降低至 10.44%,精度的提升主要体现在 II 类误差的降低。样本 A11 的地形特征为斜坡并附带较密集建筑物及植被,地形十分复杂。在经典 CSF 算法滤波的过程中发生了较严重的惯性问题,大量斜坡上的非地面点被误识别,导致 II 类误差较高。经过 CSFTC 算法的地形认知模型及 R-DEM 的归一化处理,将斜坡地形从原始点云中分离出来,有效缓解了惯性的负面影响,误判问题得到了明显的改善。此类问题在样本 A51(见图 10)上也有体现,引入地形认知模型后样本 A51 的 II 类误差也有了显著的降低。

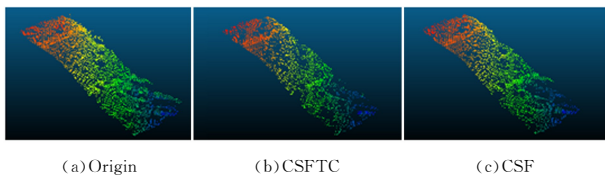


图 9 样本 A11

Fig. 9 Sample A11

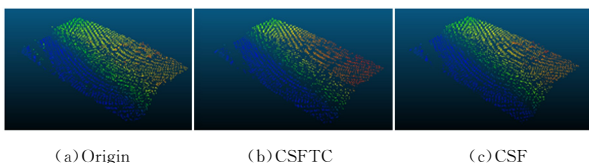


图 10 样本 A51

Fig. 10 Sample A51

从结果图中发现,样本 A42(见图 11)的总体滤波表现得到了提升,但从滤波结果图像(见图 11(c))中还是可以发现

其位于数据角落的误识别现象并没有消除。导致此问题的因素有两方面,一方面为 CSF 算法模型的特性,在仅存在某一个方向的支撑时,处于边界的布料会因重力自然下垂,因此易导致边界的地物发生误判;另一方面为不合理的水平空间阈值,因布料在边界发生了扩展,较小的阈值会导致大型建筑被识别为地面质点而加入地形模型,最终导致误判。

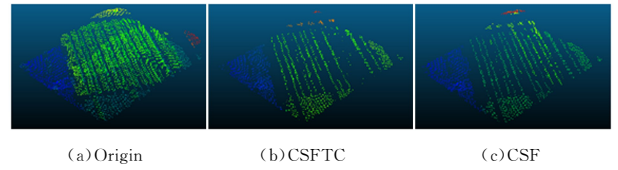


图 11 样本 A42

Fig. 11 Sample A42

CSFTC 算法在样本 A52(见图 12)上的总体误差率高于经典 CSF 算法,但 II 类误差率大幅下降,原因是样本中建筑物规模大于山上的尖峰,因此选取了较大的水平空间阈值参数,导致构建的地形认知模型发生了较严重的地形遗漏;遗漏区域的坡度较大,数据点的局部分布特征与地物十分相似,从而未被正确分割,造成了较多的漏判。经典 CSF 算法因布料惯性问题在本样本中正确识别了山上的尖峰区域,但也因此产生了较多误判。

通过对两种滤波算法的定量对比实验结果进行分析发现,CSFTC 算法提升了总体滤波精度,并有效降低了 II 类误差,对于构建 DEM 的精度有巨大提升。整体而言,算法针对存在陡坡等地形的样本得到了巨大的精度提升,符合设计预期。

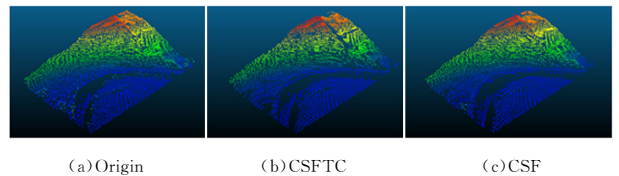


图 12 样本 A52

Fig. 12 Sample A52

### 3.3.2 定性分析

定性分析阶段对点云的滤波结果的整体外观及细节进行观察,并评价 CSFTC 算法对地形适应性的提升效果。

图 13 为样本 B1 滤波前后的整体图像。通过粗略观察发现,两种算法在总体上都可以较好地滤出样本地面点,但可以明显发现经典 CSF 方法的滤波结果在获取到大多数地面数据点的同时,也将较多的距离地面较近的非地面数据点识别为地面点,模型表面粗糙。

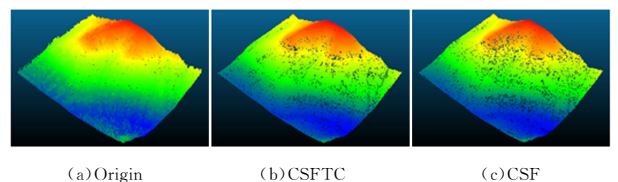


图 13 样本 B1

Fig. 13 Sample B1

图 14 给出了从样本 B1 中截取的一处细节及其滤波

结果,主要地貌为覆盖密集树木的斜坡地形。发现 CSFTC 算法的滤波结果表面更平滑,包含较多地面细节;而经典 CSF 算法的结果出现了较多的误判。

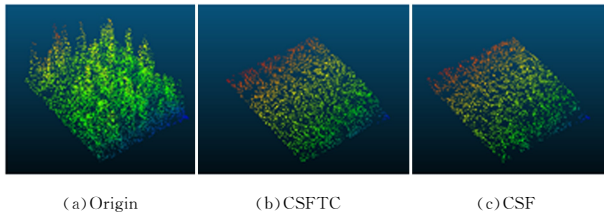


图 14 样本 B1 的局部细节

Fig. 14 Local details of sample B1

图 15 为样本 B2 的滤波结果,图 16 为样本 B2 的一处细节,本样本区域为一处坡度较缓的山村,包含树木、道路和低矮的建筑物。经典 CSF 算法在建筑物区域出现了将部分屋顶误分类为地面点的情况,对一些低矮的植被也发生了误分类问题;CSFTC 算法的滤波效果整体较优,较完全地滤除了建筑物点云和树木数据点。

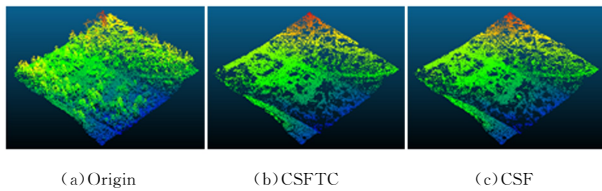


图 15 样本 B2

Fig. 15 Sample B2

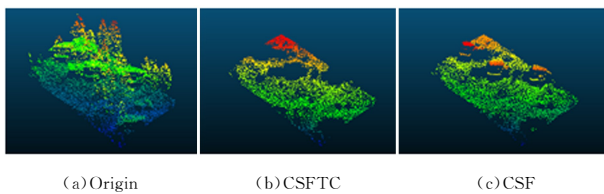


图 16 样本 B2 局部细节

Fig. 16 Local details of sample B2

通过对定性对比实验的结果进行分析发现,CSFTC 算法能够较完整地提取数据点云地面点,获取的点云更加平滑,且误判率更低。与经典 CSF 算法相比,CSFTC 算法更全面地保留了地面的细节数据,并有效改善了因布料刚性和惯性导致的误判问题,对于坡度较大及地形复杂的点云区域,提升效果更加明显。

定量实验和定性实验的分析表明,CSFTC 算法具有较高的滤波精度以及复杂地形适应性,更适用于构建数字地面模型等用途。

**结束语** 针对经典 CSF 算法在处理复杂地形区域点云数据时滤波精度低、地形适应性差的问题,本文提出了 CSFTC 算法。该算法通过分析布料点云的局部高程特征构建地形认知模型,并进一步构建了能够反映数据宏观地形趋势的 R-DEM。通过点云的归一化流程,将地形因素从点云数据中分离,最终参考经典 CSF 算法步骤实现了点云滤波。

本文使用 ISPRS 以及美国地质调查局提供的点云样本数据进行定量和定性实验,实验结果表明,相比经典 CSF

算法,本文算法的总体滤波精度得到了提升,有效降低了 II 类误差。提升效果在复杂地形区域十分显著,有效提升了算法的地形适应性,并有助于提升构建的 DEM 的精度。

## 参考文献

- [1] BŁASZCZYK M,IGNATIUK D,GRABIEC M,et al. Quality assessment and glaciological applications of digital elevation models derived from space-borne and aerial images over two tidewater glaciers of southern spitsbergen[J]. Remote Sensing, 2019,11(9):1121.
- [2] XIA Y,LI X J,WANG T. A Hybrid Flow Direction Algorithm for Water Routing on DEMs[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2018,47(5):683-691.
- [3] VOSSelman G. Slope based filtering of laser altimetry data [J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing,2000,33(B3/2;PART 3):935-942.
- [4] YANG Y B,ZHANG N N,LI X L. Adaptive slope filtering for airborne Light Detection and Ranging data in urban areas based on region growing rule[J]. Survey Review,2017,49(353):139-146.
- [5] 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.
- [6] HUI Z Y,HU Y J,YEVENYO 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.
- [7] SHI W Z,AHMED W,WU K. Morphologically iterative triangular irregular network for airborne LiDAR filtering[J]. Journal of Applied Remote Sensing,2020,14(3):034525.
- [8] LIN X G,ZHANG J X. Segmentation-Based Filtering of Airborne LiDAR Point Clouds by Progressive Densification of Terrain Segments[J]. Remote Sensing,2014,6(2):1294-1326.
- [9] WANG X K,MA X C,YANG F L,et al. Improved progressive triangular irregular network densification filtering algorithm for airborne LiDAR data based on a multiscale cylindrical neighborhood[J]. APPLIED OPTICS,2020,59(22):6540-6550.
- [10] 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.
- [11] CAI S,ZHANG W,LIANG X,et al. Filtering Airborne LiDAR Data Through Complementary Cloth Simulation and Progressive TIN Densification Filters[J]. Remote Sensing, 2019, 11(9): 1037.
- [12] LI F,ZHU H,LUO Z,et al. An Adaptive Surface Interpolation Filter Using Cloth Simulation and Relief Amplitude for Airborne Laser Scanning Data[J]. Remote Sensing,2021,13(15):2938.
- [13] 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.
- [14] FENG F J,DING Y Z,LI J P,et al. Airborne LiDAR point cloud

- filtering using saliency division[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2020, 49(8): 26-34.
- [15] LI H X, YE W Y, LIU J, et al. High-Resolution Terrain Modeling Using Airborne LiDAR Data with Transfer Learning[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(17): 3448.
- [16] HUI Z Y, JIN S G, CHENG P G, et al. An Active Learning Method for DEM Extraction From Airborne LiDAR Point Clouds[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 89366-89378.
- [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] TORRES-SÁNCHEZ J, MESAS-CARRASCOSA F J, SANTE-STEBA L G, et al. Grape Cluster Detection Using UAV Photogrammetric Point Clouds as a Low-Cost Tool for Yield Forecasting in Vineyards[J]. *Sensors*, 2021, 21(9): 3083-3083.
- [19] ZHANG C S, LIU Z J, YANG S W, et al. Applicability analysis of cloth simulation filtering algorithm based on LiDAR data[J]. *Laser Technology*, 2018, 42(3): 410-416.
- [20] HU W, WANG Y, HU Q. Automatic recognition of diseased trees based on the vertical structure of airborne point clouds: A case study of diseased trees of Great Smoky Mountains[C] // 2016 4th International Workshop on Earth Observation and Remote Sensing Applications (EORSA). *IEEE*, 2016: 136-139.
- [21] ZOU X F, JIANG H. Automatic Power Line Extraction from Airborne LIDAR Data in Complex Terrain Background[J]. *Applied laser*, 2019, 39(4): 696-702.
- [22] WANG J W, LI X X, ZHANG H Q. Terrain adaptive filtering method based on elevation normalization[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(10): 466-475.
- [23] PROVOT X. Deformation constraints in a mass-spring model to describe rigid cloth behaviour[C] // *Graphics interface*. Canadian Information Processing Society. 1995: 147-147.
- [24] RUSU R B, COUSINS S. 3d is here: Point cloud library (pcl) [C] // 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. *IEEE*, 2011: 1-4.
- [25] BOOGAARD F P, VAN HENTEN E J, KOOTSTRA G. Boosting plant-part segmentation of cucumber plants by enriching incomplete 3D point clouds with spectral data[J]. *biosystems engineering*, 2021, 211: 167-182.
- [26] SUNEGÅRD A, SVENSSON L, SÄTTLER T. Deep LiDAR localization using optical flow sensor-map correspondences[C] // 2020 International Conference on 3D Vision (3DV). *IEEE*, 2020: 838-847.
- [27] SITHOLE G, VOSSelman G. Experimental comparison of filter algorithms for bare-Earth extraction from airborne laser scanning point clouds[J]. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 2004, 59(1/2): 85-101.
- [28] COHEN J. A coefficient of agreement for nominal scales[J]. *Educational and Psychological Measurement*, 1960, 20(1): 37-46.
- [29] BEKENS R, CLAESSEN F M A P, KODDE I F, et al. The kappa paradox[J]. *Shoulder & elbow*, 2018, 10(4): 308-308.



**MENG Huaru**, born in 1996, postgraduate. His main research interests include point cloud filtering algorithm design and point cloud based geological hazard identification.



**WU Guowei**, born in 1973, Ph.D, professor, Ph.D supervisor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include advanced computing and intelligent system.

(责任编辑:喻黎)