

文章编号:1001-5078(2024)05-0725-09

· 激光应用技术 ·

一种复杂地形场景点云的 WOA-CSF 自适应性滤波方法

戚鑫鑫^{1,2,3}, 王磊^{1,2,3}, 储栋^{1,2,3}, 池深深^{1,2,3}

(1. 安徽理工大学空间信息与测绘工程学院, 安徽 淮南 232001;

2. 安徽理工大学矿山采动灾害空地协同监测与预警安徽普通高校重点实验室, 安徽 淮南 232001;

3. 安徽理工大学矿区环境与灾害协同监测煤炭行业工程研究中心, 安徽 淮南 232001)

摘要:为解决布料模拟滤波算法(CSF)自适应性不高的问题,提出了一种基于鲸鱼优化算法(WOA)和自适应参数调整的改进CSF算法(WOA-CSF)。本文首先构造以误分类点云误差率最小为标准的适应度评价函数,然后采用WOA算法对CSF算法的四个参数进行自适应寻优,构建了WOA-CSF滤波算法,最后开展了WOA-CSF算法与CSF算法滤波实验的对比研究。实验结果表明:WOA-CSF算法在城市、乡镇、村庄和山区等四种复杂环境下平均Kappa系数从68.33%提升到81.54%,平均总误差率从10.54%下降到6.62%,平均I类误差率从25.87%下降到6.77%,在复杂场景下较好地滤除非地面点的同时,又极大程度上保留了地形特征。

关键词:复杂地形场景;布料模拟滤波;鲸鱼优化算法;点云滤波;智能优化

中图分类号:TP391.41;P22 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2024.05.010

A WOA-CSF adaptive filtering method for complex terrain scene point clouds

QI Xin-xin^{1,2,3}, WANG Lei^{1,2,3}, CHU Dong^{1,2,3}, CHI Shen-shen^{1,2,3}

(1. School of Spatial Informatics and Geomatics Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China; 2. Key Laboratory of Aviation-aerospace-ground Cooperative Monitoring and Early Warning of Coal Mining-induced Disasters of Anhui Higher Education Institutes, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China; 3. Coal Industry Engineering Research Center of Mining Area Environmental and Disaster Cooperative Monitoring, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China)

Abstract: In order to solve the problem of poor adaptivity of the cloth simulation filtering (CSF) algorithm, an improved CSF algorithm (WOA-CSF) based on the whale optimization algorithm (WOA) and adaptive parameter tuning is proposed. In this paper, a fitness evaluation function based on the minimum error rate of misclassified point clouds as the criterion is constructed, then the WOA algorithm is used to adaptively optimize the four parameters of the CSF algorithm, and the WOA-CSF filtering algorithm is constructed, and finally the comparative study of the filtering experiments of the WOA-CSF algorithm and the CSF algorithm is carried out. The experimental results show that the average Kappa coefficient of WOA-CSF algorithm in four complex environments such as cities, towns, villages and mountainous areas improves from 68.33% to 81.54%, the average total error rate decreases from 10.54% to 6.62%, and the average class I error rate decreases from 25.87% to 6.77%. In the complex scene, the non-ground points are well

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 52074010);安徽省优秀青年科学基金项目(No. 2108085Y20)资助。

作者简介:戚鑫鑫(1998-),女,硕士研究生,主要从事矿山变形监测数据处理方面的研究工作。E-mail: qixinxin1222@163.com

通讯作者:王磊(1984-),男,博士后,教授,硕士研究生导师,主要从事矿山灾害监测预测及控制方面的研究工作。E-mail: austwlei@163.com

收稿日期:2023-08-25; **修订日期:**2023-10-13

filtered while the terrain features are retained to a great extent.

Keywords: complex terrain scenes; cloth simulation filtering; whale optimization algorithm; point cloud filtering; intelligent optimization

1 引言

数字高程模型是一种数字化的地形模型,是重要的国家基础地理信息数据^[1],被广泛应用于 GIS、机器人导航、虚拟现实、自动驾驶、环境研究、规划设计等领域。倾斜摄影和机载 LiDAR 已成为点云数据获取的主要方式之一,其生成的数字高程模型均由点云数据构网所得^[2]。构建高精度数字高程模型的关键是先对点云数据进行滤波处理,即将地面点和非地面点区分出来。

当前主要的点云滤波算法有:基于坡度拟合的滤波算法^[3]、基于数学形态学的滤波算法^[4]、基于不规则三角网滤波算法^[5]以及布料模拟滤波算法^[6]等。上述滤波算法均有各自的优缺点,如基于坡度拟合的滤波算法对障碍物较少的平缓地形滤波效果较好,在低矮植被区域、大型建筑物区域的滤波效果不太理想^[7-8]。基于数学形态学的滤波算法的一个难点是如何根据地面目标和地形特征,自动调整滤波窗口的大小来处理点云数据^[9-10]。不规则三角网滤波算法能有效处理复杂地形以及城市区域,但这种方法的滤波精度依赖于种子点的选取,且滤波效率和滤波精度较难平衡^[11-12]。其中布料模拟滤波算法以参数设置少、模型简单、滤波精度高等优点,广泛应用于各个领域^[13-15]。但布料模拟滤波在复杂场景以及多元化地形的滤波效果不佳,容易出现错分和漏分问题。

针对上述问题,许多学者提出改进布料模拟滤波的方法。孟华儒等^[16]根据点云特征构建地形认知模型,在分离地形因素后对其进行布料模拟滤波,使布料模拟滤波的地形适应性得到有效提升。通过构建不同类型的虚拟格网将研究区域点云划分为不同的地形类型,再根据地形类型选取相应布料参数进行滤波的方法能够提高混合地形的滤波精度^[17]。储栋等^[18]利用狼群算法对布料模拟滤波的参数进行寻优,实验结果表明:该方法在无人机与机载激光两种数据源点云中的分类效果都较好,且具有一定的自适应性。Liming Du^[19]等人结合布料模拟滤波算法,提出一种基于截面点云的盾构隧道位错计算方法。该方法可以直观

地显示隧道任何里程和任何角度的位错值,但在去除隧道附属物时需要根据隧道点云调整布料模拟滤波算法的参数。

目前布料滤波参数的自适应选取仍是应用布料模拟的一个缺陷,大多数用户是自定义选取参数或者采用经验值来实现点云滤波。鲸鱼优化算法是一种模仿鲸鱼捕食猎物进行寻优的新型群体智能优化算法,具有快速收敛、参数少、可并行和不易陷入局部最优解等优点,被用于解决参数反演问题,现已被广泛应用于电力^[20]、农业^[21]、机械^[22]、水利^[23]等多个领域。为克服布料模拟滤波自适应差、参数选取效率低下且存在人为误差等缺点。本文将鲸鱼优化算法与布料模拟滤波算法相结合,利用鲸鱼算法对布料参数进行寻优,减少利用经验值滤波的点云误差,能够有效增强算法的地形适应性。

2 原理

2.1 布料模拟滤波

Zhang 等在 2016 年提出了布料模拟滤波 (Cloth Simulation Filtering, CSF) 算法,是依赖于物理过程模拟的一种地面滤波算法,其基本思想是:首先将地形倒置,然后将一块足够柔软的虚拟布料置于地形上方,在重力作用下布料会下落且贴附在地物表面,则布料的形状就构成了数字表面模型 (Digital Surface Model, DSM)。

①粒子的位置和速度由外力与粒子间的内力决定,表达式为:

$$m \frac{\partial X(t)}{\partial t^2} = F_{\text{ext}}(X, t) + F_{\text{int}}(X, t) \quad (1)$$

式中, m 为粒子的重量; X 为粒子在时间 t 的位置; F_{ext} 为粒子受到的(重力、碰撞等的)外力作用; F_{int} 为粒子间受到的内力作用。

②作用在粒子上的力被认为是两个离散的步骤。仅考虑外力作用即在内力等于零的情况,可以计算得到每个粒子的运动方程:

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

式中, m 为粒子的重量; Δt 为时间步长; G 为常量,当初始位置已知时,就可以解算出粒子的当前位置。

③再考虑粒子内部因素导致的位移,通过下式计算可得到位移量:

$$\vec{d} = \frac{1}{2}b(\vec{p}_i - \vec{p}_0) \cdot \vec{n} \quad (3)$$

式中, d 为粒子的位移量;当 b 为1时,表示粒子可移动; b 为0时,表示粒子不可移动; p_0 为待定的移动点; p_i 是与 p_0 相邻位置的粒子。 $n = (0,0,1)$ 为点在垂直方向上的单位向量。

④反复循环步骤②和③,直到质点位移的变化量足够小或达到最大迭代次数;然后计算点云与模拟粒子之间的距离,若其小于预先设置的阈值,则被归类为地面点,反之则归类为非地面点。

为了提高在陡坡上的精度,CSF 提供了一种后处理程序,用于在每个可移动粒子的四个邻域中检测不可移动的粒子,并计算相应位置之间的高度差。如果高度差小于预设的阈值,则将该位置标记为地面点。

2.2 鲸鱼优化算法(WOA)

鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)是 Mirjalili 和 Lewis 模仿座头鲸觅食行为,提出的一种新兴的元启发式优化算法^[24],主要通过以下3个过程进行捕猎。

①包围猎物

座头鲸捕猎时,每个座头鲸代表待求解问题中的一个解。假定以当前鲸群中最好的个体位置作为目标猎物,群体中其他鲸鱼会根据目标猎物更新自身位置。位置更新公式为:

$$\begin{cases} X(t+1) = X^*(t) - AD \\ D = |CX^*(t) - X(t)| \end{cases} \quad (4)$$

式中: X^* 为目标猎物位置向量; X 为当前鲸鱼个体位置向量; t 为当前迭代次数, A 和 C 为系数向量。

系数向量 A 和 C 的计算方法为:

$$\begin{cases} A = 2ar - a \\ C = 2r \end{cases} \quad (5)$$

$$a = 2 - \frac{2t}{T_{\max}} \quad (6)$$

式中, $r \in (0,1)$, a 随 T 的增加由2线性递减至0。

②螺旋位置更新

根据座头鲸的螺旋式捕猎行为可建立螺旋方程,表达式如下所示:

$$X(t+1) = X^*(t) + |X^*(t) - X(t)| \cdot e^{bl} \cos(2\pi l) \quad (7)$$

式中, b 用于定义螺旋线形状; $l \in [-1,1]$ 。

捕猎时,假定座头鲸选择包围猎物和螺旋更新的概率 P 相等。其数学模型为:

$$X(t+1) = \begin{cases} X^*(t) - AD, & P < 0.5 \\ X^*(t) + D_p e^{bl} \cos(2\pi l), & P > 0.5 \end{cases} \quad (8)$$

式中, $P \in (0,1)$ 。

③搜索捕食

在搜索猎物阶段,座头鲸通过随机游走的方式更新自身位置,寻找最优解,从而提高算法的勘察能力和全局优化能力。

搜索捕食的公式为:

$$\begin{cases} X(t+1) = X_{\text{rand}} - AD \\ D = |CX_{\text{rand}} - X(t)| \end{cases} \quad (9)$$

式中, X_{rand} 为随机选择的鲸群位置向量。

2.3 WOA-CSF 模型

布料模拟滤波算法的输入参数主要有:点云数据矩阵;布料硬度 RI ;可供选择的陡坡因素 ST ;网格分辨率 GR ;分类阈值 hcc ;最大迭代次数 T ;时间步长 dT 。在实际应用中,选取的CSF经验值不能满足于不同的地形,往往对结果影响较大。其中布料硬度和可供选择的陡坡因素需要根据实验区地形特征来确定,不参与参数优化过程。

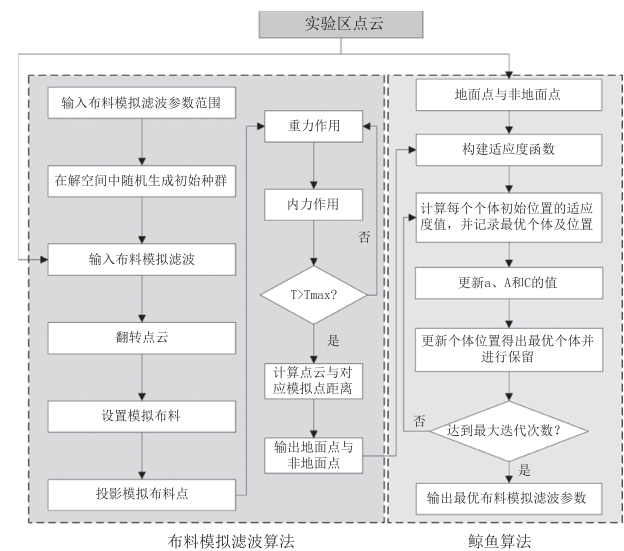


图1 WOA-CSF 流程图

Fig. 1 WOA-CSF flow chart

对点云数据集进行布料模拟滤波分类后, b 为地面点错分为地物点的数量, c 为地物点错分为地

面点的数量, n 为点云总数量。以所有被误分类的数据点与点云总数的比值作为鲸鱼算法适应度函数, 即:

$$E = (b + c)/n \quad (10)$$

令 $P = [GR, hcc, T, dT]$ 为鲸鱼算法的位置解空间, 通过不断地迭代, 在位置解空间 P 中搜索并找到符合条件的向量使得适应度函数值最小, 直至达到最大循环次数后跳出循环, 输出最优的解向量 P_{best} , 即布料参数。

具体求解流程如下:

①设置算法的参数: 种群规模 N ; 最大迭代次数 t_{max} ; 自变量个数 d_i , 建立 4 维解空间 $P = [GR, hcc, T, dT]$ 。参数上限设置为 $P_{min} = [0.4, 0.3, 100, 0.4]$, 参数下限设置为 $P_{max} = [1.5, 1, 500, 1.5]$;

②根据式(10)构建适应度函数, 计算当前座头鲸个体位置的适应度值, 找到当前最优适应度值以及对位置向量, 更新参数 $\vec{a}$ 、 $\vec{A}$ 、 $\vec{C}$ 、 l 、 P ;

③在区间 $(-1, 1)$ 内生成随机数 P , 当 $P < 0.5$

且 $|\vec{A}| < 1$ 时, 则鲸鱼包围猎物; 当 $P < 0.5$ 且 $|\vec{A}| \geq 1$, 则鲸鱼随机搜索猎物; 当 $P \geq 0.5$ 时, 鲸鱼采用螺旋式更新位置;

④更新个体位置, 并替换当前的最优解;

⑤如果迭代次数达到最大, 就会跳过循环, 并生成最优的布料参数。反之, 就会回到步骤 2。

3 实验结果与分析

3.1 实验数据

实验数据来自 open GF 点云数据集^[25], 该数据集包含了不同的地形场景: metropolis、smallcity、village 和 mountain, 并将这 4 个主要地形场景进一步扩展为 9 个更详细的地形场景。此外, 该数据集还提供了每个样本的地面点和非地面点基准分类结果。

本文实验的数据集在每个地形场景中挑选 1 个共计 9 个样本数据进行实验, 由于密集点云数据在位置匹配过程中较容易出现误判。所以, 在进行滤波处理前, 首先对较为密集的点云数据进行抽稀处理, 样本数据的详细信息如表 1 所示。

表 1 OpenGF 数据集场景特点

Tab. 1 Features of openGF dataset scenarios

地形类型	样本数据	地形特征		地面点	地物点
Metropolis	S1_4	建筑物分布整齐, 植被较为稀疏且多为高大乔木, 道路清晰规范, 地面平整	建筑物高度相差不大	113513	316482
	S2_2		建筑物高度相差较大	183040	334989
SmallCity	S3_8	建筑物的高度近似且相对较低	植被多为乔木, 地面相对平坦	160308	107589
	S4_1		乔木, 灌木数量较多, 地面相对平坦	208243	331701
	S5_7		植被多为灌木, 地面略有起伏	198993	311607
Village	S6_7	建筑物数量较少且为低矮平房	植被多为灌木且不整齐, 地面有一定的断裂, 整体较为平整, 但有起伏	132784	46737
Mountain	S7_9	无建筑物, 地面起伏较大	植被全覆盖	41065	482888
	S8_6		植被覆盖率较高, 地面存在凸起和凹陷	140245	267161
	S9_8		植被覆盖率极高, 地面存在突起	68956	470138

3.2 实验过程及结果

为了对比本文建立的 WOA-CSF 算法所求参数与布料参数经验值对不同地形的滤波效果, 本文对 9 个样本数据进行滤波处理。首先根据地形类型对 9 个点云数据样本的滤波参数(布料硬度 RI 以及可供选择的陡坡因素 ST) 进行设置, 如表 2 所列, WOA-CSF 算法的参数根据 2.3 节构建的适应度函数进行建模求取, 布料参数的经验值 $[GR, hcc, T, dT]$ 为 $[1, 0.5, 500, 0.65]$ 。

依照表 2 所获取的参数, 利用两种算法对样本

数据进行点云滤波, 提取出地面点。采用定性和定量的方法对两种算法的滤波结果进行分析和评价。

3.2.1 定性分析

定性分析是将 WOA-CSF 滤波方法与利用经验值参数的布料模拟滤波结果进行对比, 观察滤波后点云的整体特征以及地面点细节, 以验证本文方法对非地面点的滤除效果。滤波结果如图 2 所示, 左边是样本数据, 中间是利用经验值参数的布料模拟滤波方法结果, 右边是本文滤波方法结果。

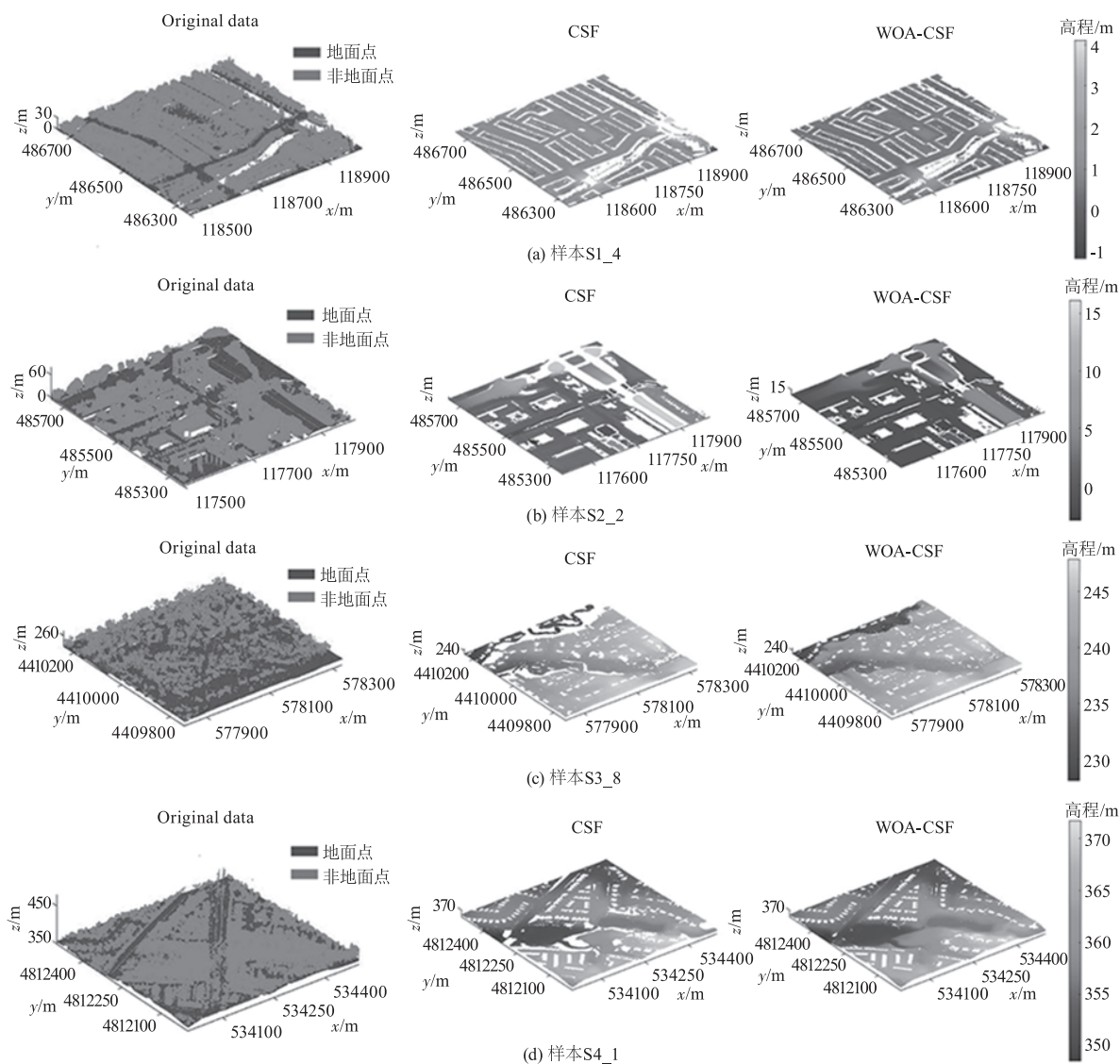
表2 定量实验参数表

Tab.2 Parameters of quantitative experiment

地形类型	样本数据	布料硬度 RI	可供选择的陡坡因素 ST
Metropolis	S1_4	3	false
	S2_2	3	false
SmallCity	S3_8	3	false
	S4_1	3	false
	S5_7	2	true
Village	S6_7	2	true
Mountain	S7_9	1	true
	S8_6	1	true
	S9_8	1	true

通过对比两种算法的滤波结果,可以发现两者都能够有效地过滤掉样本数据中的非地面点。然而能够明显观察到,利用经验值参数的布料模拟滤波

方法进行滤波时,虽然能够有效提取出大部分地面数据点,但也对一些地面具有起伏的地方产生了误分类问题,较多地面点被错误地归类为非地面点,比如乡镇地形场景下样本 S5_7(见图 2(e))的滤波结果。从村庄地形场景下样本 S6_7(见图 2(f))的滤波结果中可以看出两种滤波算法均能有效滤除植被点,但利用经验值进行滤波的布料模拟滤波方法在地面断裂处将一些地面点也滤除掉了,而本文构建的滤波方法能在有效去除植被点的同时较好地保留地面点信息,滤波效果相对更好。这种情况在地面起伏较大的山区中也较为明显,例如山区地形场景下样本 S8_6(见图 2(h))和样本 S9_8(见图 2(i))中,利用经验值进行滤波的布料模拟滤波方法将某些地面凸起部分误分类为非地面点,造成部分地面点的缺失,导致地面细节不太完整,而本文构建的滤波方法能更全面得保留地面的细节数据。



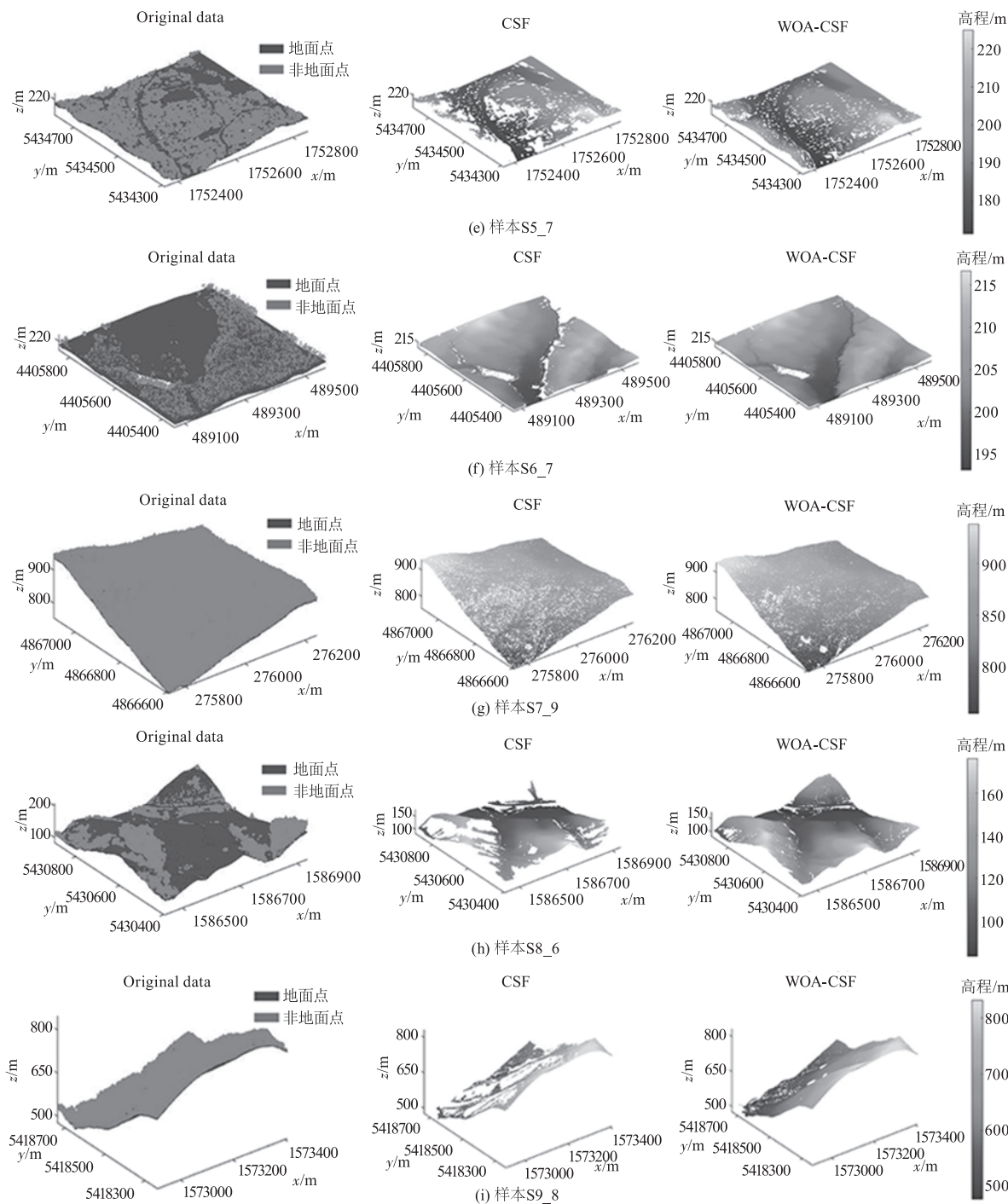


图2 9个区域滤波前后对比图

Fig. 2 Comparison of 9 regions before and after filtering

通过分析定性对比实验的结果发现,相较于利用经验值进行滤波的布料模拟滤波方法,WOA-CSF算法的滤波效果整体较优,尤其在地形较为复杂的情况下滤波效果更好。在较好地滤除非地面点的同时,又极大程度上保留了地形特征。

3.2.2 定量分析

本文使用 ISPRS 在 2003 年提出的滤波误差的评判标准^[26],对滤波方法进行精度评价。如表 3 所

示, a 、 d 分别代表滤波分类后正确分为地面点和地物点的点云数量, b 、 c 分别代表误分为地物点和地面点的点云数量。 e 和 f 代表标定数据中的地面点和地物点总数, g 和 h 代表滤波分类后得到的地面点和地物点总数, n 为点云总数量。

本文使用一类误差(T_1)、二类误差(T_2)、总误差(T)来验证滤波的性能。为了检验滤波算法的分类一致性,还采用了 Kappa 系数对于滤波结果进行

评估,Kappa 系数能够更好地确定滤波结果与预期的结果是否相符。对两类误差、总误差以及 Kappa 系数的计算见式(11)~(14):

$$T_1 = \frac{b}{a+b} \quad (11)$$

$$T_2 = \frac{c}{c+d} \quad (12)$$

$$T = \frac{b+c}{a+b+c+d} \quad (13)$$

$$X_{\text{Kappa}} = \frac{n(a+d) - (ge+hf)}{n^2 - (ge+hf)} \quad (14)$$

表4展示了两种滤波方法在9个样本上的Kappa系数以及3类误差值,表中总误差对比图如图3所示,Kappa系数对比图如图4所示。由表4、图3和图4可知,本文构建的滤波方法的总误差率

和I类误差率显著低于利用经验值进行滤波的布料模拟滤波方法,且Kappa系数均显著提高,最高提高将近40%。相比利用经验值进行滤波的布料模拟滤波方法,WOA-CSF滤波结果在降低I类误差率的同时,也使II类误差率稳定在一定范围内,且部分区域的II类误差率如样本数据S1_4、S7_9有一定程度的下降,同时总误差也都降低。

表3 滤波误差定义

Tab.3 Definition of filtering error

标定数据	滤波结果		
	地面点	地物点	总和
地面点	a	b	$e = a + b$
地物点	c	d	$f = c + d$
总和	$g = a + c$	$h = b + d$	$n = a + b + c + d$

表4 滤波结果误差对比

Tab.4 Error comparison of filtering results

样本数据	$T_1 / \%$		$T_2 / \%$		$T / \%$		Kappa / %	
	CSF	WOA-CSF	CSF	WOA-CSF	CSF	WOA-CSF	CSF	WOA-CSF
S1_4	3.88	3.23	4.78	4.15	4.54	3.91	88.66	90.21
S2_2	18.90	4.03	3.11	5.00	8.69	4.66	80.40	89.92
S3_8	21.55	2.67	7.08	14.22	15.74	7.31	68.55	84.53
S4_1	15.38	2.22	3.41	5.43	8.03	4.19	82.74	91.26
S5_7	24.44	7.15	2.30	5.24	10.93	5.99	76.31	87.44
S6_7	8.28	0.33	10.48	14.29	8.85	3.96	77.94	89.25
S7_9	29.53	11.41	7.27	6.66	9.02	7.04	50.31	62.72
S8_6	35.06	11.61	9.41	17.99	18.24	15.79	57.89	66.81
S9_8	75.77	18.31	1.28	5.05	10.81	6.75	32.15	71.71

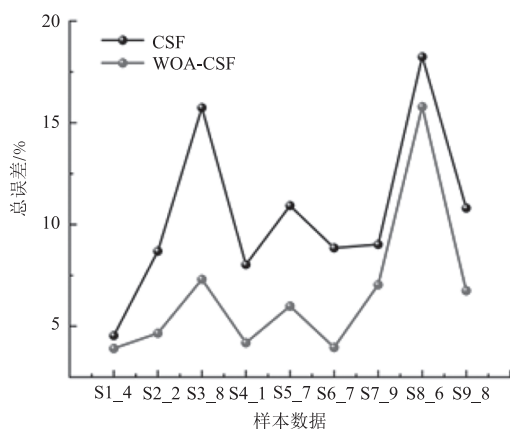


图3 各个样本数据两种算法总误差对比图

Fig.3 Comparison of the total errors of the two algorithms for each sample data

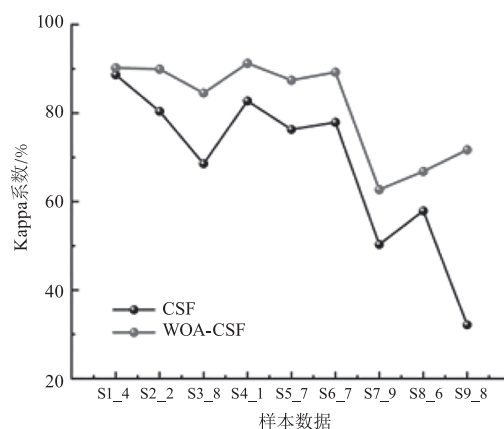


图4 各个样本数据两种算法 Kappa 系数对比图

Fig.4 Comparison of Kappa coefficients of the two algorithms for each sample data

从实验结果可以发现,与利用经验值参数的布料模拟滤波结果相比,本文构建的 WOA-CSF 算法具有更好的性能。滤波分类的结果中,地面点的准确性更高,在植被覆盖率较高且地面存在凸起或凹陷的山区也能识别出多数地面点。即本文构建的滤波算法在总体滤波精度方面有显著提升,且 I 类误差得到了显著降低。

定性分析和定量分析结果表明,WOA-CSF 算法可以提高地面点提取精度,包含较多的地面细节特征,具有一定的可靠性,获取的地面点更适用于构建 DEM 等用途。

4 总 结

针对布料模拟滤波需要人工根据地形特征调整参数的弊端,本文将鲸鱼优化算法与布料模拟滤波算法结合,构建了 WOA-CSF 滤波算法。并利用 Open GF 数据集的训练数据进行定性和定量实验,对该滤波算法进行实验验证,总结如下:

首先,WOA-CSF 算法的总体滤波精度和 Kappa 系数都得到显著提升,且有效降低了 I 类误差。9 组样本点云数据的分类总误差最高提高 8.43%,而 I 类误差最大减少 57.46%,Kappa 系数最高提高 39.56%。

其次,相较于利用经验值参数的布料模拟滤波方法,WOA-CSF 滤波算法在复杂地形区域滤波效果更好,地形适应性较强,能够更好地保留地面细节特征。

最后,本文算法是根据对地形的判别,选择不同的布料模拟滤波参数,从而实现 CSF 更大程度地适应不同的地形,是对 CSF 之前的处理进行的改进。因此,改善 CSF 本身带来的缺陷是后续研究重点。

参考文献:

- [1] Tang Guoan. Progress of DEM and digital terrain analysis in China [J]. Acta Geographica Sinica, 2014, 69 (9): 1305 - 1325. (in Chinese)
汤国安. 我国数字高程模型与数字地形分析研究进展 [J]. 地理学报, 2014, 69 (9): 1305 - 1325.
- [2] Wang Yanfeng, Sheng Yehua, Qin Jiarui, et al. Purification of single building point cloud data using cloth simulation filter [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2020, (9): 72 - 75, 84. (in Chinese)
王燕峰, 盛业华, 秦佳睿, 等. 单体建筑物点云数据的 CSF 净化处理 [J]. 测绘通报, 2020, (9): 72 - 75, 84.
- [3] Vosselman G. Slope based filtering of laser altimetry data [J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2000, 33, 935 - 942.
- [4] Lindenberger J. Laser-profil messungen zur topogra-phische hengelandaufnahme [D]. Stuttgart: Stuttgart University, 1993.
- [5] Axelsson P. Dem generation from laser scanner data using adaptive TIN models [J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2000, 33 (B4): 110 - 117.
- [6] 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.
- [7] Zhang Ningning, Yang Yingbao, Yu Shuang. Filtering method of urban LiDAR point cloud based on slope and region growing algorithm [J]. Geospatial Information, 2016, 14 (3): 30 - 32, 7. (in Chinese)
张宁宁, 杨英宝, 于双. 基于坡度和区域生长的城市 LiDAR 点云滤波方法 [J]. 地理空间信息, 2016, 14 (3): 30 - 32, 7.
- [8] Ding Shaopeng, Liu Rufe, Cai Yongning, et al. A point cloud adaptive slope filtering method considering terrain [J]. Remote Sensing Information, 2019, 34 (4): 108 - 113. (in Chinese)
丁少鹏, 刘如飞, 蔡永宁, 等. 一种顾及地形的点云自适应坡度滤波方法 [J]. 遥感信息, 2019, 34 (4): 108 - 113.
- [9] Sui Lichun, Zhang Yibin, Liu Yan, et al. Filtering of airborne LiDAR point cloud data based on the adaptive mathematical morphology [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2010, 39 (4): 390 - 396. (in Chinese)
隋立春, 张熠斌, 柳艳, 等. 基于改进的数学形态学算法的 LiDAR 点云数据滤波 [J]. 测绘学报, 2010, 39 (4): 390 - 396.
- [10] Zhang Gang, Liu Wenbin, Zhang Nan. Progressive morphological filtering method of dense matching point cloud based on region feature segmentation [J]. Journal of Geoinformation Science, 2019, 21 (4): 615 - 622. (in Chinese)
张刚, 刘文彬, 张男. 基于区域特征分割的密集匹配点云渐进形态学滤波 [J]. 地球信息科学学报, 2019, 21 (4): 615 - 622.
- [11] Li Hui, Li Deren, Huang Xianfeng, et al. Advanced adaptive TIN filter for LIDAR point clouds data [J]. Science of Surveying and Mapping, 2009, 34 (3): 39 - 40, 216. (in Chinese)
李卉, 李德仁, 黄先锋, 等. 一种渐进加密三角网 LiDAR 点云滤波的改进算法 [J]. 测绘科学, 2009, 34 (3): 39 - 40, 216.
- [12] Dong Y Q, Cui X M, Zhang L, et al. An improved progressive TIN densification filtering method considering the density and standard variance of point clouds [J]. ISPRS

- International Journal of Geo-Information, 2018, 7(10).
- [13] Su Dianpeng, Yan Doudou, Chen Liang, et al. Surface-volume-bottom joint-filtering algorithm for Airborne LiDAR bathymetric point cloud [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2023, 52(4): 614 – 623. (in Chinese)
宿殿鹏, 闫豆豆, 陈亮, 等. 机载 LiDAR 测深点云 SVB 联合滤波算法[J]. 测绘学报, 2023, 52(4): 614 – 623.
- [14] Yu Jiayong, Yin Dong, Liu Baolin, et al. Construction of detailed 3D model of construction site and earthwork survey based on UAV [J]. Journal of Hunan University: Natural Sciences, 2023, 50(1): 181 – 188. (in Chinese)
余加勇, 尹东, 刘宝麟, 等. 施工场地无人机精细化三维模型构建及土方测量[J]. 湖南大学学报: 自然科学版, 2023, 50(1): 181 – 188.
- [15] Liu Shuai, Luan Kuifeng, Tan Kai, et al. Multi-type vegetation coverage tidal flat terrain filtering based on UAV LiDAR Point cloud [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(6): 1272 – 1283. (in Chinese)
刘帅, 栾奎峰, 谭凯, 等. 基于无人机 LiDAR 点云的多类型植被覆盖滩涂地形滤波[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(6): 1272 – 1283.
- [16] Meng Huaru, Wu Guowei. Cloth simulation filtering algorithm with topography cognition [J]. Computer Science, 2023, 50(1): 156 – 165. (in Chinese)
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.
- [17] Shi Zhuang, Du Quanye, Wang Qingdong, et al. Cloth simulation filtering method of dense matching point cloud based on virtual grid classification [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2022, (2): 73 – 77. (in Chinese)
石壮, 杜全叶, 王庆栋, 等. 虚拟网格分类支持下的密集匹配点云布料模拟滤波[J]. 测绘通报, 2022, (2): 73 – 77.
- [18] Chu Dong, Wang Lei, Li Jingyu, et al. Research on ground point cloud filtering method based on WPA-CSF [J]. Progress in Geophysics, 2023, 5: 1 – 13. (in Chinese)
储栋, 王磊, 李靖宇, 等. 基于 WPA-CSF 的地面点云滤波方法研究[J]. 地球物理学进展, 2023, 5: 1 – 13.
- [19] Du L M, Zhong R F, Sun H L, et al. Dislocation detection of shield tunnel based on dense cross-sectional point clouds [J]. in IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(11): 22227 – 22243.
- [20] Cui Zhizhong, Zeng Guohui, Huang bo, et al. Parameter optimization of bidirectional LLC resonant converter control based on whale optimization algorithm [J]. Manufacturing Automation, 2021, 43(9): 83 – 86, 92. (in Chinese)
崔智忠, 曾国辉, 黄勃, 等. 基于鲸鱼优化算法的双向 LLC 谐振变换器控制参数优化[J]. 制造业自动化, 2021, 43(9): 83 – 86, 92.
- [21] Su Lijun, Guo Yuan, Tao Wanghai, et al. Inversion of soil hydrodynamic parameters with richards equation based on intelligent optimization algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(5): 324 – 334. (in Chinese)
苏李君, 郭媛, 陶汪海, 等. 基于群智能优化算法的土壤水动力参数反演[J]. 农业机械学报, 2023, 54(5): 324 – 334.
- [22] Han Jun, Li Zhenjie. Optimization of turning tool geometry parameters for thin-walled stainless steel bushing parts [J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2023, (7): 150 – 155. (in Chinese)
韩军, 李贞杰. 不锈钢薄壁套零件加工车刀几何参数优化[J]. 制造技术与机床, 2023, (7): 150 – 155.
- [23] Zou Kehui, Wei Liwei, Deng Qun, et al. Thermal parameter inversion of mass concrete based on improved whale optimization algorithm [J]. Water Resources and Power, 2022, 40(3): 162 – 165, 157. (in Chinese)
邹科辉, 魏李威, 邓群, 等. 基于改进鲸鱼优化算法的大体积混凝土热学参数反演[J]. 水电能源科学, 2022, 40(3): 162 – 165, 157.
- [24] Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm [J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51 – 67.
- [25] Qin N, Tan W K, Ma L F, et al. OpenGF: an ultra-large-scale ground filtering dataset built upon open ALS point clouds around the world [C]//Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. IEEE Publishing House, 2021: 1082 – 1091.
- [26] ISPRS Commission III, working Group 3. Report: ISPRS compasion of filters [R]. Mekelweg: Delft University of Technology, 2003: 18 – 23.