

基于坡度滤波的无人机测绘点云特征提取与滤波分类研究

刘 锋¹, 刘 鹏²

(1. 西安铁路职业技术学院 土木工程学院, 西安 710600;

2. 西安科技大学 测绘科学与技术学院, 西安 710054)

摘要: 为提高无人机测绘点云数据的质量与利用率, 利用坡度滤波技术优化设计无人机测绘点云特征提取与滤波分类方法; 利用硬件设备获取无人机测绘点云数据, 通过粗配准和精准配准两个步骤, 实现对初始点云数据的配准工作; 通过对无人机测绘点云数据的滤波处理, 降低初始数据中的干扰项; 利用坡度滤波技术提取无人机测绘点云数据的地形、纹理、形状等特征, 根据特征相似度的计算结果, 完成测绘点云的滤波分类。通过性能测试实验得出结论: 与传统方法相比, 优化设计方法得出点云数据的信噪比提高 41.22, 特征提取占比所有提升、冗余度得到明显降低, 分类查全率和查准率分别提高了 1.25% 和 2.1%。

关键词: 坡度滤波; 无人机测绘; 点云特征提取; 滤波分类

Research on Feature Extraction and Filtering Classification of UAV Surveying Point Clouds Based on Slope Filtering

LIU Feng¹, LIU Peng²

(1. School of Civil Engineering, Xi'an Railway Vocational & Technical Institute, Xi'an 710600, China;

2. College of Geomatics, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: To improve the quality and utilization of unmanned aerial vehicle (UAV) point cloud data, slope filtering technology is used to optimize the design of UAV point cloud feature extraction and filtering classification methods. The hardware devices are used to obtain the UAV surveying point cloud data, the initial point cloud data is registered through two steps of coarse registration and precise registration. The point cloud data measured by the UAVs is filtered and measured to reduce the interference terms of the initial data. The slope filtering technology is used to extract the terrain, texture, shape and other features from the UAV point cloud data, and the filtering and classification of the surveyed point cloud are completed according to the calculation of feature similarity. Through the performance testing experiments, it is concluded that compared with traditional methods, the signal-to-noise ratio of the point cloud data obtained by the optimized design is improved by 41.22%, with an overall increase in the feature extraction and significant reduction in redundancy, and the classification recall and precision are improved by 1.25% and 2.1%, respectively.

Keywords: slope filtering; UAV surveying and mapping; point cloud feature extraction; filter classification

0 引言

无人机是一种使用无线遥控装置及程式控制的非人驾驶飞行器, 也可使用机载电脑进行全天候或间歇性的自动操控。按照应用范围, 无人机可以划分为军事和民用两大类。在军事上, 无人机有侦察飞机和目标飞机之分。在民用领域, 无人机在航拍、农业、植保等方面得到广泛应用, 极大地扩大了自身的应用。测绘是无人机的重要工作内容之一, 测绘指的是对地面上已经存在的特征点和界线进行选择, 并利用测量手段获得能够反映地面现状的图形和位置以及它们之间相关信息的技术^[1]。无人机的测绘结果以点的形式记录, 每一个点包含有三维坐标, 有些可能含有颜色信息或反射强度信息, 因此点云数据为无人机测绘工

作的直接输出结果。为了保证无人机测绘点云数据能够有效的应用到实际的测绘工作中, 需要根据点云特征对其进行分类, 为此提出无人机测绘点云特征提取与滤波分类方法。

特征提取就是从一系列的观测数据出发, 通过构造出具有一定信息量的、无冗余的衍生值, 为以后的学习、推广以及在特定情形下提高模型的可解释性。点云滤波分类就是划分无人机测绘点云数据的所属类型, 并抑制点云数据中的干扰数据, 降低点云数据的分类误差。现阶段无人机测绘点云特征提取与滤波分类方法中发展较为成熟的研究成果包括: 文献 [1] 中提出的分段线性 Morse 理论下的特征提取方法、文献 [2] 提出的基于时延空时滤波的特征

收稿日期: 2023-06-13; 修回日期: 2023-07-03。

基金项目: 2017 年度地理信息工程国家重点实验室开放基金 (SKLGIE2017-M-3-3)。

作者简介: 刘 锋 (1979-), 男, 研究生, 副教授。

引用格式: 刘 锋, 刘 鹏. 基于坡度滤波的无人机测绘点云特征提取与滤波分类研究[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(12): 296-302.

提取与分类方法以及文献 [3] 提出的基于无人机影像密集匹配点云的特征提取方法, 文献 [1] 提出方法通过对关键点的识别构造关键线, 并构造出 Morse-Smale 复形, 以完成表面拓扑特征的构造; 其次, 研究一种新的特征重要度测度, 并通过 Morse-Smale-复形的均值特征值, 实现表面拓扑特征重要度的双评价; 最后对表面拓扑特征进行简化和表示。文献 [2] 提出方法将多通道脑电信号进行时延, 基于最小二乘原理, 构建基于时间-空间滤波的 EEG 代价函数, 并对其进行迭代优化, 通过交替优化的方式估计空时滤波器和源信号, 使代价函数收敛并得到空时滤波器, 实现空域的源分离和时域的波形提取。文献 [3] 提出方法利用树顶点、树高等植被信息, 提取地面点, 进而生成整个区域的数据特征的方法。然而上述传统方法在实际应用过程中存在明显的特征提取精度低的问题, 最终降低数据的滤波分类效果, 为此引入坡度滤波技术。

坡度滤波技术是指利用点云坡度变化特征提取地形的过程, 利用坡度滤波技术对无人机测绘点云特征提取与滤波分类方法进行优化设计, 以期能够提升无人机测绘点云特征的提取精度, 进而提高点云的滤波分类效果。

1 无人机测绘点云特征提取与滤波分类方法设计

优化设计的无人机测绘点云特征提取与滤波分类方法的运行可以分为 3 个部分, 首先对采集的无人机测绘点云数据进行滤波处理, 其目的是过滤初始点云数据中的噪声部分, 保证点云特征提取与分类的精准度; 然后以滤波处理完成的点云数据为处理对象, 在坡度滤波算法的支持下, 完成对测绘点云数据坡度、纹理、形状等特征的提取; 最终根据无人机测绘点云特征的提取结果, 采用特征匹配的方式进行数据分类, 得出最终的特征提取与滤波分类结果。

1.1 获取无人机测绘点云数据

无人机执行测绘工作主要是利用摄像机或激光扫描设备获取目标区域内各个节点的映射数据, 通过多节点映射数据的拼接与组装, 实现无人机测绘点云数据的获取^[2]。无人机的测绘原理如图 1 所示。

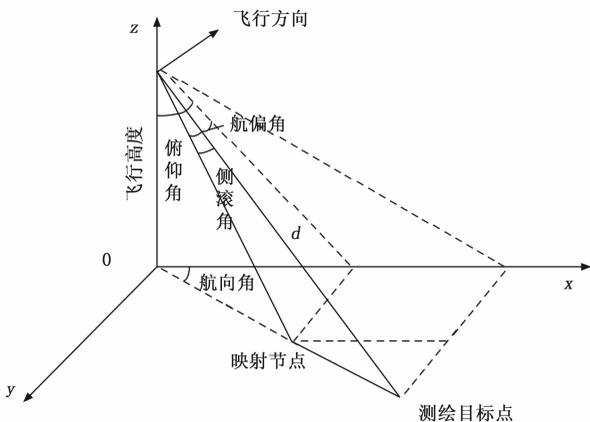


图 1 无人机测绘原理图

无人机内部的扫描仪和相机, 是由发射体发射出的光束, 再通过旋转棱镜, 投射到目标上, 在抵达物体表面之后, 会被反射回来。用测距系统的检测器来接收反射的信号, 测量发出到返回所需要的时间, 从而来计算距离。与此同时, 还可以将射出的激光光束在水平方向和垂直方向上的扫描角度进行记录, 以此来推断出物体到扫描仪中心的相对三维坐标, 并且还可以将反射信号的强度值进行记录下来^[3]。利用 CCD 成像系统对图像进行采集, 再经过后期的纹理贴图处理, 就可以获得目标的真正的三维模型。在激光扫描仪中, 采集的是系统的局部坐标, 通常 x 、 y 轴就是本地坐标系的水平平面, z 轴就是垂直方向。以获得发射出去的激光光束的水平 and 垂直方向角度为依据, 并通过测距系统计算得到扫描点到仪器中心的距离值^[4]。无人机测绘工作中 (x, y) 位置上获取的点云数据为:

$$\begin{cases} x = x_{\text{real}} + \left(d \cos \theta - \frac{d \sin \theta}{\sqrt{1-b^2}} b \right) \cos \omega \sin \alpha + \frac{d \sin \theta}{\sqrt{1-b^2}} \cos \varphi \\ y = y_{\text{real}} + \left(d \cos \theta - \frac{d \sin \theta}{\sqrt{1-b^2}} b \right) \sin \omega + \frac{d \sin \theta}{\sqrt{1-b^2}} \sin \varphi \\ z = z_{\text{real}} + \left(d \cos \theta - \frac{d \sin \theta}{\sqrt{1-b^2}} b \right) \cos \omega \cos \alpha \end{cases} \quad (1)$$

其中: $(x_{\text{real}}, y_{\text{real}}, z_{\text{real}})$ 和 (x, y, z) 分别为无人机测绘区域内的实际地物位置信息及其测绘点云数据采集结果, 参数 d 为记录光波从发射到目标反射接收所经历的时间计算得出的激光到数据采集设备的距离, α 、 φ 、 ω 和 θ 分别对应的是无人机俯仰角、航偏角、侧滚角和扫描角, b 为成像角参数系数, 式 (1) 中变量 d 和 b 的求解公式如下:

$$\begin{cases} d = \frac{1}{2} \nu \cdot t \\ b = \cos \omega \sin \alpha \cos \varphi + \sin \kappa \sin \omega \end{cases} \quad (2)$$

其中: ν 为测绘信号在无人机飞行介质中的传输速度^[5]。获取的扫描数据就可以按照矩阵形式逐行逐列的进行组织, 得出的数据形式为测绘点云图像, 从而完成无人机测绘点云数据的获取。

1.2 无人机测绘点云数据配准

以初始采集的无人机测绘点云数据为处理对象, 采用单位四元数法求取转换矩阵, 实现点云的初始配准。在初始配准过程中, 首先提取物体的靶标点或提取物体位置大致相同的几个点, 然后通过四元数法求取目标的刚体变换参数, 实现两组点云的初始配准^[6]。四元数法属于非迭代算法, 适用于大规模点云数据的配准, 对任意转动的矩阵具有高效性, 且其计算精度较高, 可方便地编制程序。在无人机测绘点云数据的初始配准过程中, 设置的旋转配准矩阵和平移配准矩阵如下:

$$\begin{cases} \mathbf{A}_{\text{rotate}} = \begin{bmatrix} 0.5632 & -0.8263 & 0.0004 \\ 0.8263 & -0.5632 & 0.0005 \\ -0.0002 & 0.0006 & 1.0000 \end{bmatrix} \\ \mathbf{A}_{\text{translation}} = \begin{bmatrix} 20.2598 \\ 23.6319 \\ -0.9269 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (3)$$

那么无人机测绘点云数据的初始配准过程可以量化描述为:

$$P_{\text{Registration}}(x, y, z) = A_{\text{translation}} \cdot P(x, y, z) + A_{\text{rotate}} \quad (4)$$

在采用四元数法进行点云初始配准时, 参照点和目标点的数目必须一致, 且数目不少于 4, 通常在计算时, 会选择物体的同一位置的拐点进行配准, 而当待配准点云没有显著拐点时, 因为每一点云在一个空间上都有一个主方向, 根据所获得的特征向量, 可同时计算出与主方向垂直的两个次方向。通过这种方式, 能够以点云的中心作为原点, 以点云的主要方向和其他两个副方向作为坐标轴, 构建出一个参考坐标系^[7]。仅需将两个基准坐标系进行调整, 使其达到一致, 即可完成点云初始匹配。在此基础上, 对点云数据进行精细配准, 即将两个角度获得的点云数据和一个初始位置估算值为初值, 并进行反复迭代, 得到更准确的刚性转换^[8]。假设 $P_1(x_1, y_1, z_1)$ 与 $P'_1(x'_1, y'_1, z'_1)$ 为两片待配准的点云集合, 在精准匹配过程中, 首先对点云数据 P_1 中包含的每个分量, 搜索其在点云 P'_1 的最近点 u 来作为对应点。若点 P_1 的对应点集为 u_1 , 取 Q 为求对应点的操作, 即:

$$U = Q(P_1, P'_1) \quad (5)$$

那么无人机测绘点云数据的精准配准结果为:

$$P_{\text{accurate}}(x, y, z) = \frac{\sum_{i=1}^{N_{\text{Point cloud}}} \|u_i - A_{\text{rotate}} G(P_{\text{Registration}}(x, y, z)) P_i - e_{A_{\text{translation}}}\|^2}{N_{\text{Point cloud}}} \quad (6)$$

其中: $N_{\text{Point cloud}}$ 为初始采集的无人机测绘点云数据量, G 为刚体变量矢量矩阵, 将式 (4) 的计算结果 $P_{\text{Registration}}(x, y, z)$ 代入到式 (6) 中, 得出无人机测绘点云数据的配准结果^[9]。按照上述方式将求解得到的刚体变换作用到第一片点云数据上, 得到新的无人机测绘点云数据匹配结果利用新的点集重复以上步骤, 直到达到收敛条件。

1.3 无人机测绘点云数据滤波处理

点云数据滤波处理的目的是降低无人机测绘过程中环境与设备影响因素对点云数据质量产生的干扰, 无人机测绘点云数据的滤波处理大体可以分为两个步骤, 第一步是剔除初始点云数据中的粗差部分, 第二步是以数学形态学为理论支持, 完成对点云数据的滤波, 在滤波处理过程中处理对象均为采集并配准完成的无人机测绘点云数据, 每完成一次滤波处理将处理结果赋值给初始数据^[10]。在粗差剔除处理过程中, 首先, 对点云所处的平面进行二维网格划分, 求出每一网格的指数和每一网格的平均高度。虚网格的大小和点云的密度有关, 假设无人机测绘点云数据的点云密度为 ρ , 此时要求构建虚拟网格尺寸满足如下条件:

$$\omega = \sqrt{\frac{1}{\rho}} = \sqrt{\frac{1}{N_{\text{Point cloud}} \sqrt{(x_{\text{max}} - x_{\text{min}})(y_{\text{max}} - y_{\text{min}})(z_{\text{max}} - z_{\text{min}})}}} \quad (7)$$

式 (7) 中, 变量 $x_{\text{min}}, y_{\text{min}}, z_{\text{min}}$ 为点云中 x, y 和 z 三轴方向上的最小值, $x_{\text{max}}, y_{\text{max}}, z_{\text{max}}$ 对应的是三轴方向上的最大

值^[11]。当点云分布较为均匀的情况下, 将网格尺寸设置为 ω 。在此基础上设置各个虚拟网格的阈值为:

$$\omega_0 = \omega \cdot \alpha \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_{\text{Point cloud}}} (h_i - \bar{h})^2}{N_{\text{Point cloud}}}} \quad (8)$$

其中: h_i 和 \bar{h} 分别为网格高程值及其平均值, α 为随机正整数。对每一网格进行高程分析, 计算出各网格的高程与其平均值之差, 并将其与式 (8) 设置的阈值进行对比, 大于阈值的认定为粗差点剔除。对于超出阈值的点删除, 反复迭代直到没有点位删除为止^[12]。在研究区按一定尺度设定网格尺度, 并利用一定尺度的构造单元对其进行开口操作和闭合操作, 先腐蚀后膨胀的开运算可以分离出地面点, 先膨胀后腐蚀的闭运算可以分离出地物点, 腐蚀即用格网邻域内窗口中的最小高程值代替格网高程值, 这能够过滤掉大多数尺寸小于结构单元的地物点, 膨胀与腐蚀相反, 主要通过格网邻域内窗口中的最大高程值代替格网高程值, 这能够更好地复原地形起伏的点位^[13]。腐蚀和膨胀的计算公式如下:

$$\begin{cases} P_{\text{corrosion}}(x, y, z) = (P(x, y, z) \otimes s) \\ P_{\text{expansion}}(x, y, z) = (P(x, y, z) \oplus s) \end{cases} \quad (9)$$

其中: s 为腐蚀或膨胀后的索引值。由于窗口太小, 很难准确地选择合适的窗口, 而对于大规模的建筑、植被等地物点, 因此将固定窗口变为渐变的窗口, 利用连续的窗口变化, 结合已有的高程阈值, 对不同尺度的地物点进行筛选, 同时保留一定的地物点, 从而达到提高滤波精度的目的^[14]。为保证无人机测绘点云数据的滤波处理效果, 除上述步骤外还需要对点云数据进行均值滤波, 就是在点云数据上对目标数据给一个模板, 此模板包含其周围的相邻数据, 再用模板中的所有点云数据的平均值取代原始点云数据值。按照上述方式完成对初始无人机测绘点云数据的滤波处理。

1.4 利用坡度滤波技术提取无人机测绘点云特征

在无人机测绘点云特征提取过程中, 提取的特征目标包括: 地形特征、纹理特征、边缘特征、形状特征等, 利用坡度滤波技术用来提取无人机测绘点云数据的地形特征^[15]。坡度滤波技术的执行流程如图 2 所示。

按照图 2 所示的流程, 以滤波处理完成的无人机测绘点云数据作为处理对象, 通过去噪处理, 得到了在最大比例尺范围内的地表种子点集。以这些地表种子点作为参考, 利用梯度阈值来审核和筛选下一层次的种子点, 其原理如图 3 所示。

判断图 3 中 K_2 为地面种子点的条件是 K_1 与 K_2 之间坡度与坡度阈值之间的关系, 无人机测绘点云数据中任意节点位置上实际坡度值的计算公式为:

$$\tau_{\text{slope}} = \frac{H_{\Delta}(K_1, K_2)}{\sqrt{\sqrt{(K_2(x) - K_1(x))^2 + (K_2(y) - K_1(y))^2 + (K_2(z) - K_1(z))^2}}} \quad (10)$$

式中, $K_1(x)$ 、 $K_1(y)$ 和 $K_1(z)$ 分别为节点 K_1 位置上的坐标分量, $K_2(x)$ 、 $K_2(y)$ 和 $K_2(z)$ 对应的是 K_2 位置上的 3 个坐标分量, 另外变量 $H_{\Delta}(K_1, K_2)$ 为 K_1 与 K_2 之间的高度差^[16]。若计算得出式 (10) 的计算结果 λ 取值低于设置阈值, 则保留 K_2 为地面种子点, 否则进行下一节点的判断, 遍历每个网格, 实行相同的步骤, 直至全部二级格子的种子点都被筛选出来。以该级别的地表种子点为参照物, 重复上述步骤, 对下一级别的地表种子点进行筛选, 直至获得最小尺寸的地面种子点, 提取出的地面种子点即为无人机测绘点云数据的地形最小特征量。根据坡度滤波的求解结果, 将网格属性进行了划分, 并在选定了单个网格内的地面种子点之后, 针对不同的网格属性, 需要给出相应的地形计算因子, 地形计算因子特征的提取结果为:

$$\tau_{\delta} = f_{\text{multiple}}\left(\frac{P}{h_P - h_K}\right) \quad (11)$$

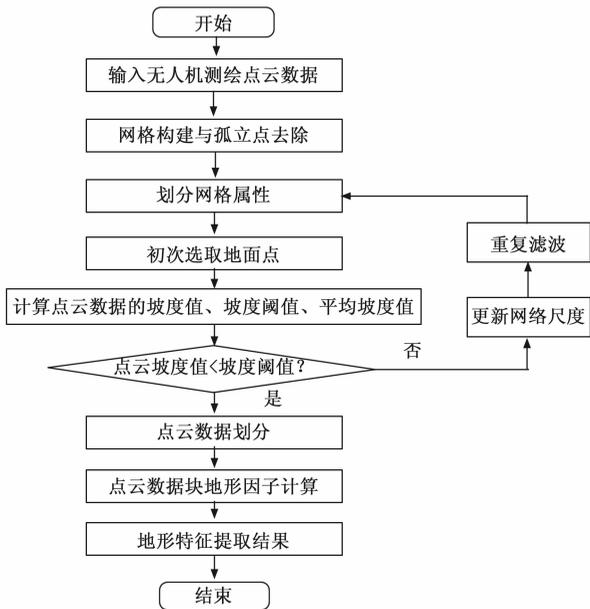


图 2 无人机测绘点云的坡度滤波流程图

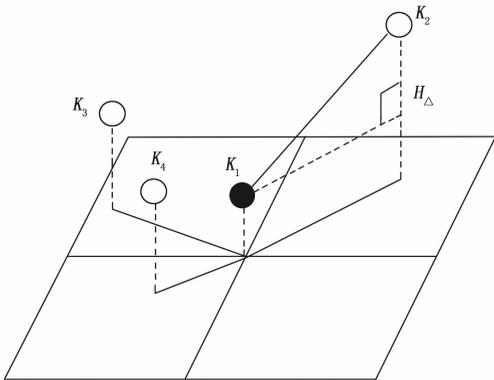


图 3 坡度滤波阈值筛选点云数据种子点原理图

其中: h_P 和 h_K 分别为初始点云数据和选择种子点的高度值, $f_{\text{multiple}}()$ 为倍数求解函数。除上述地形特征外, 还

需要计算最大坡度、坡度增量作为提取的无人机测绘点云数据地形特征量, 提取结果为:

$$\begin{cases} \tau_{\text{slope-max}} = f_{\text{max}}(\tau_{\text{slope}}) \\ \tau_{\text{slope-}\Delta} = \frac{\tau_{\text{slope}}(t_2) - \tau_{\text{slope}}(t_1)}{t_2 - t_1} \end{cases} \quad (12)$$

式中, $f_{\text{max}}()$ 为最大值求解函数, $\tau_{\text{slope}}(t_1)$ 和 $\tau_{\text{slope}}(t_2)$ 分别为 t_1 和 t_2 时刻无人机测绘点云数据的坡度值。对式 (10) ~ (12) 进行加权融合, 得出无人机测绘点云数据地形特征的提取结果^[17]。除地形特征外, 无人机测绘点云数据纹理特征的提取结果为:

$$\begin{cases} \lambda(i) = \bar{\lambda} \pm \sqrt{\bar{\lambda}^2 - \lambda_{\text{Gaussian}}} \\ \bar{\lambda} = \frac{r_x^2 \cdot r_{yy} \cdot \frac{r_x \times r_y}{|r_x \times r_y|} - 2r_x \cdot r_y \cdot r_{xy} \cdot \frac{r_x \times r_y}{|r_x \times r_y|} + r_y^2 \cdot r_{xx} \cdot \frac{r_x \times r_y}{|r_x \times r_y|}}{2(r_x^2 r_y^2 - (r_x \cdot r_y)^2)} + \\ \lambda_{\text{Gaussian}} = \frac{r_{xx} \cdot \frac{r_x \times r_y}{|r_x \times r_y|} \cdot r_{yy} \cdot \frac{r_x \times r_y}{|r_x \times r_y|} - (r_{xy} \cdot \frac{r_x \times r_y}{|r_x \times r_y|})^2}{r_x^2 r_y^2 - (r_x \cdot r_y)^2} \end{cases} \quad (13)$$

其中: $\bar{\lambda}$ 、 $\lambda_{\text{Gaussian}}$ 和 $\lambda(i)$ 分别为点云数据中的平均曲率特征、高斯曲率特征和第 i 个数据节点的曲率特征, r_x 、 r_y 、 r_{xy} 、 r_{xx} 和 r_{yy} 均为拟合曲面的偏微分^[18]。最终对式 (13) 的特征分量提取结果进行融合, 即可完成对点云数据纹理与边缘特征的提取, 同理可以得出无人机所有测绘点云数据中多个特征量的提取, 最终将多类型特征进行融合, 完成无人机测绘点云特征提取工作, 输出综合特征提取结果, 标记为 τ_{extract} 。

1.5 实现无人机测绘点云数据滤波分类

根据数据内容可以将无人机测绘点云数据分成建筑数据、植被数据、道路数据等多种类型, 考虑无人机测绘原理, 得出不同类型点云数据的标准特征, 分别标记为 τ_{build} 、 $\tau_{\text{vegetation}}$ 和 τ_{road} , 以此作为点云数据滤波分类的划分标准。在数据滤波分类之前, 需计算提取的点云特征与设置标准特征之间的相似度, 计算公式如下:

$$\zeta_i = \frac{\tau_{\text{extract}} \cdot \tau_i}{\|\tau_{\text{extract}}\| \cdot \|\tau_i\|} \quad (14)$$

其中: τ_i 为设置的第 i 个数据类型的标准特征, 将坡度滤波技术支持下得出的特征量化提取结果代入到式 (14) 中, 即可得出特征相似度的度量结果。在滤波分类过程中, 以测绘点云数据的滤波处理结果为处理对象, 判断式 (14) 的计算结果是否高于阈值 ζ_0 , 若 ζ_i 取值高于 ζ_0 , 则说明当前无人机测绘点云数据类型为 i , 否则进行下一类别的特征匹配, 直至满足阈值条件为止^[19]。最终将点云数据的滤波分类结果表示为:

$$F = \begin{cases} \sum P_i(x, y, z), & \zeta_i \geq \zeta_0 \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (15)$$

重复上述操作，完成对无人机实时测绘点云数据采集结果的滤波与分类处理，并将最终处理结果以可视化的形式输出。

2 性能测试实验分析

为了验证优化设计的基于坡度滤波的无人机测绘点云特征提取与滤波分类方法是否达到预期设计要求，设计性能测试实验，根据优化设计方法的功能内容将实验分成 3 个部分，第一部分就是测试无人机测绘点云数据的滤波性能，判断优化设计方法是否能够提高初始数据质量，并有效过滤初始数据中的干扰项；第二部分是测试无人机测绘点云数据的特征提取性能，判断优化设计方法是否能够提取完整点云特征；第三部分则是测试优化设计方法的分类精度。此次性能测试实验以白盒测试思路作为支持，通过对无人机测绘点云数据样本的设置，得出点云提取特征与分类的预期值，比对优化设计方法实际输出结果与预期值之间的偏差，得出优化方法性能的量化测试结果。

2.1 无人机样机选择与调试

此次实验选择测图鹰 X100 航测遥感图人机作为样机，该设备为可担任操作的全自动无人机航测设备。测图鹰 X100 无人机由弹射起飞系统、电子盒子、小型数字航拍装置、地面站控制系统以及地面与地面通信数据链路组成。测图鹰 X100 航拍和遥感无人机系统，具有完整的一体化设计，不需要进行现场拼装，不需要专业的操作人员进行手动操作，可为使用者提供一种简单、高效、安全的航拍和遥感数据采集方法。无人机在垂直方向上的扫描范围为 $[0^\circ, 80^\circ]$ ，水平方向上的扫描范围为 $[0^\circ, 360^\circ]$ ，测量精度为 5 mm，测量速度能够达到 12 000 点/秒^[20]。为判断优化设计的基于坡度滤波的无人机测绘点云特征提取与滤波分类方法是否能够适应不同分辨率的点云数据，控制无人机样机飞行到不同高度，并根据数据采集任务，规划无人机样机的飞行路线。在实验开始之前，需要对无人机样机进行调试，判断无人机是否能够正常起飞、飞行和降落，若调试发生无人机运行存在故障，则需要维修无人机或更换无人机样机。

2.2 准备无人机测绘点云数据样本

控制无人机飞行至 500 m 高度，采用旋转多面镜扫描方式，设置脉冲频率为 100 kHz，获取高程测绘点云数据样本，如图 4 所示。

在此基础上，控制无人机的飞行高度为 100 m，重复上述点云数据采集工作，得到低程点云数据样本的准备结果。为保证实验变量的可信度，共准备 600 组测绘点云数据，其中高程数据和低程数据量分别为 300 组。

2.3 设置性能量化测试指标

根据性能测试实验目的，分别从滤波、特征提取和分类 3 个方面设置性能量化测试指标，其中滤波性能的性能量化测试指标为信噪比，该指标的数值结果为：

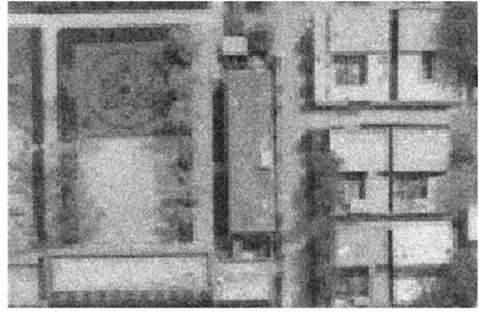


图 4 高程测绘点云数据样本示意图

$$\epsilon = \frac{num_{signal}}{num_{noise}} \quad (16)$$

其中： num_{signal} 和 num_{noise} 分别为无人机测绘点云数据的有效值和噪声值，计算得出无人机测绘点云数据的信噪比越高，证明对应方法的滤波性能越优。无人机测绘点云数据特征提取性能的测试指标为特征提取占比和冗余度，其中特征提取占比指标的数值结果为：

$$\chi = \frac{n_{characteristic}}{n_{Point\ cloud}} \quad (17)$$

式中，变量 $n_{characteristic}$ 和 $n_{Point\ cloud}$ 分别对应的是特征特征提取量和点云样本数据量，另外特征提取冗余度指标的测试结果如下：

$$\varphi = \sqrt{(\tau_{extract}(i+1) - \tau_{extract}(i))^2} \quad (18)$$

其中： $\tau_{extract}(i)$ 和 $\tau_{extract}(i+1)$ 分别为提取的连续两个数据特征。测试得出特征提取占比指标取值越大、特征提取冗余度取值越小，证明对应方法的特征提取性能越好。而分类性能的测试指标为：查全率和查准率，上述指标的计算公式为：

$$\begin{cases} \eta_{precision\ ratio} = \left(\frac{n_{out}}{n_{Point\ cloud}}\right) \times 100\% \\ \eta_{search\ strategy} = \left(\frac{n_{\varepsilon}}{n_{Point\ cloud}}\right) \times 100\% \end{cases} \quad (19)$$

式 (19) 中， n_{out} 和 n_{ε} 分别对应的是实际划分的点云数据量以及分类正确的点云数据量，最终计算得出查全率 $\eta_{precision\ ratio}$ 和查准率 $\eta_{search\ strategy}$ 的值越小，证明对应方法的滤波分类性能越低。

2.4 实验结果与分析

2.4.1 点云滤波结果对比分析

对所优化设计基于坡度滤波的无人机测绘点云特征提取与滤波分类方法进行了相应的验证，其所进行实验的软件平台主要是利用 C 与 C++ 语言，结合 OpenGL 开源图形库，在 Windows 环境下利用 Microsoft Visual Studio 2013 开发平台进行编程开发实现。主要针对软件平台的环境配置、点云滤波和特征提取等功能的实现进行说明。在上述编程工具的支持下，实现对优化设计方法的开发，并得出输出相应的特征提取结果和滤波分类结果。



图 5 点云数据滤波噪声数据量控制效果图

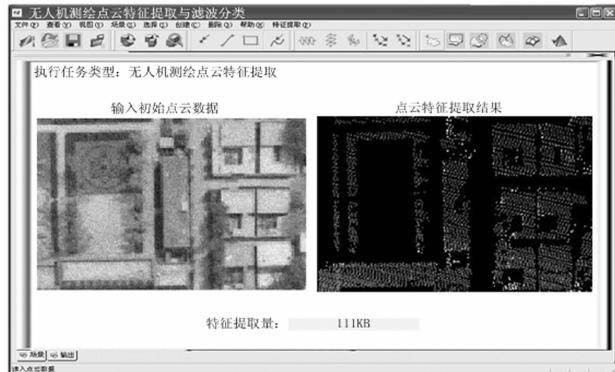


图 6 点云特征提取的效果图

图 5 表示结果对应的初始数据为高程点云数据, 按照上述方式可以得出所有点云数据样本的特征提取与滤波分类结果。为体现出优化设计方法在特征提取、滤波以及分类性能方面的优势, 设置传统的基于时延空时滤波的特征提取与分类方法和基于无人机影像密集匹配点云的特征提取与分类方法作为实验的两个对比方法, 并保证在实际运行过程中, 对比方法的开发环境与处理对象均相同, 从而保证实验变量的唯一性。重复上述操作, 得出对比方法的特征提取与滤波分类输出结果。提取无人机初始测绘点云数据的滤波结果数据, 得出反映 3 种方法滤波性能的测试结果, 如表 1 所示。

表 1 无人机测绘点云滤波性能测试数据表

数据样本编号	基于时延空时滤波的特征提取与分类方法		基于无人机影像密集匹配点云的特征提取与分类方法		基于坡度滤波的无人机测绘点云特征提取与滤波分类方法	
	有效数据量/kB	噪声数据量/kB	有效数据量/kB	噪声数据量/kB	有效数据量/kB	噪声数据量/kB
G01	174	16	178	12	186	4
G02	199	21	205	15	213	7
G03	216	14	221	9	224	6
G04	244	16	249	11	252	8
G05	183	17	191	9	196	4
D01	191	19	203	7	207	3
D02	204	16	210	10	212	8
D03	219	21	227	13	233	7
D04	176	14	184	6	189	1
D05	192	18	202	8	207	3

表 1 中, G 和 D 分别为高程点云数据和低程点云数据, 将表 1 中的数据代入到式 (16) 中, 计算得出两种对比方法的平均信噪比分别为 11.83 和 22.03, 优化设计方法输出结果的平均信噪比为 58.15。

2.4.2 点云特征提取对比分析

对无人机点云集合进行特征提取后的效果如图 6 所示。收集 3 种方法输出的无人机测绘点云数据的特征提取

结果, 通过式 (17) 和式 (18) 的计算, 得出特征提取性能的测试对比结果, 如图 7 所示。

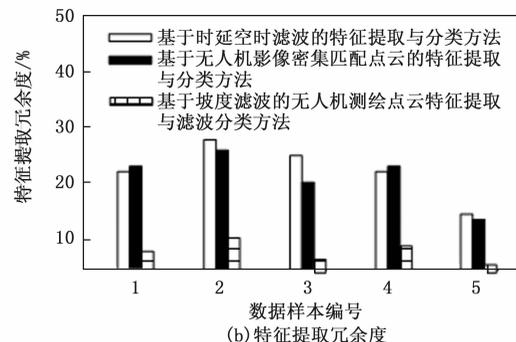
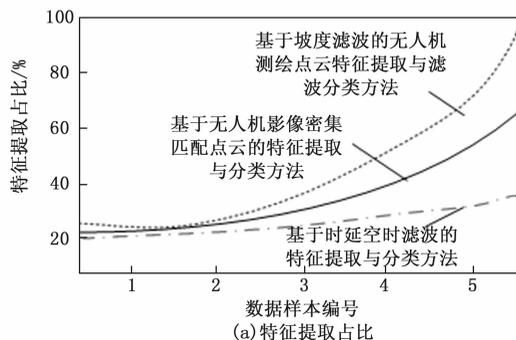


图 7 特征提取性能测试结果

从图 7 可以直观地看出, 与两种传统方法相比, 优化设计方法的特征提取占比更大, 同时特征提取冗余度更低, 由此证明优化设计方法能够在保证提取特征完整性的同时, 降低特征之间的重复度。

2.4.3 点云特征分类对比

对无人机点云集合进行特征分类后的效果如图 8 所示。提取 3 种方法输出的无人机测绘点云滤波分类结果, 通过数据统计得出反映点云数据分类性能的测试结果, 如表 2 所示。

将表 2 中数据代入到式 (19) 中, 计算得出 3 种方法的平均分类查全率分别为 96.0%、96.7% 和 97.6%, 3 种方法的分类查准率平均值对应的是 96.4%、98.0% 和 99.3%, 由此可以证明优化设计方法具有良好的分类性能。

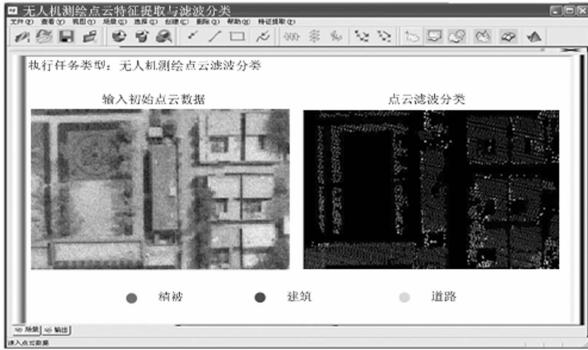


图 8 点云数据滤波分类效果

表 2 无人机测绘点云滤波分类性能测试数据表

数据样本编号	基于时延空时滤波的特征提取与分类方法		基于无人机影像密集匹配点云的特征提取与分类方法		基于坡度滤波的无人机测绘点云特征提取与滤波分类方法	
	$n_{out}/组$	$n_z/组$	$n_{out}/组$	$n_z/组$	$n_{out}/组$	$n_z/组$
G01	282	288	284	291	288	296
G02	290	291	291	292	293	294
G03	290	290	292	293	295	299
G04	291	290	295	295	298	298
G05	294	288	296	295	298	299
D01	291	287	292	293	294	299
D02	287	289	290	294	291	298
D03	281	290	284	293	288	297
D04	285	292	287	298	290	299
D05	289	288	291	295	294	299

3 结束语

利用无人机测绘设备获取的点云数据具有数据量大、立体化、离散化及分布不均等特征，在扫描测绘过程中，由于存在障碍物或镜面反射等因素，会导致点云数据产生空隙，给后续点云处理及模型建立带来很大的难度。在扫描测绘时，不可避免地会引入数据噪声，特别是在锐利的边缘和对象的边界附近，由于扫描结果中存在的噪音，使得目标点与其周边地区之间的距离发生了较大的偏差，从而对后续的处理造成了一定的影响。在此次研究过程中，利用坡度滤波技术的应用，实现对无人机测绘点云特征提取与滤波分类的优化设计，从实验结果中可以看出，优化设计方法在滤波、特征提取以及分类等方面均得到提升，因此优化设计方法对于无人机的测绘工作具有较高的实用价值。然而在使用三维扫描设备进行数据采集时，受扫描取向的影响，其扫描覆盖的区域会受到一定的限制，从而产生了测量盲区，优化设计方法还不能对测绘点云的盲区部分进行处理，还需要在未来的研究工作中进一步优化，间接地提高无人机的测绘工作质量。

参考文献:

[1] 吉雨田, 张春亢, 尹 耀. 分段线性 Morse 理论下的地表拓扑特征提取与简化 [J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59 (8):

318-324.
 [2] 林艳飞, 卢志强, 李博闻, 等. 基于时延空时滤波的 P300 波形提取及目标分类算法 [J]. 北京理工大学学报, 2021, 41 (3): 327-333.
 [3] 付翔翔, 邓运员, 郑文武, 等. 基于无人机影像密集匹配点云的传统村落地面点提取及 DEM 生成——以湘西德夯村为例 [J]. 测绘通报, 2021 (12): 1-5.
 [4] 汪文琪, 李宗春, 付永健, 等. 一种多尺度自适应点云坡度滤波算法 [J]. 武汉大学学报 (信息科学版), 2022, 47 (3): 438-446.
 [5] 崔 浩, 高 飞, 余 敏, 等. 结合 CSF 和 TIN 的机载 LiDAR 点云滤波算法 [J]. 合肥工业大学学报 (自然科学版), 2022, 45 (5): 644-648.
 [6] 何 荣, 宋庭生, 连增增. 改进影像匹配点云滤波方法的下沉盆地建模 [J]. 测绘科学, 2022, 47 (2): 62-69.
 [7] 白莎莎, 张海洋, 许世东, 等. 基于机载激光雷达点云的雪道坡度提取算法 [J]. 应用光学, 2021, 42 (3): 481-487.
 [8] 范佳鑫, 王 春, 代 文, 等. 基于多尺度高程变异系数的影像匹配点云滤波方法 [J]. 地理与地理信息科学, 2023, 39 (2): 25-31.
 [9] 朱依民, 田林亚, 毕继鑫, 等. 基于无人机机载 LiDAR 的电力线点云提取与重建 [J]. 激光技术, 2021, 45 (5): 554-560.
 [10] 赵明君, 刘 超, 高 翔, 等. 基于多尺度网格的点云自适应坡度滤波算法 [J]. 合肥工业大学学报 (自然科学版), 2021, 44 (2): 266-272.
 [11] 李 豆, 李朋飞, 穆兴民, 等. 机载 LiDAR 测量复杂地形中滤波算法的比较研究 [J]. 水土保持研究, 2021, 28 (4): 171-178.
 [12] 马 涛, 杨小明, 阎跃观, 等. 以窗口化和地形坡度为基础的植被茂密区域点云滤波算法 [J]. 测绘通报, 2021 (8): 33-36.
 [13] 徐 画, 陈建平, 张权平, 等. 无人机点云数据的危岩体结构信息提取 [J]. 测绘科学, 2021, 46 (7): 137-144.
 [14] 王淑睿, 郭 宝, 郭锐哲, 等. 基于模糊集的陶质文物碎片点云特征提取算法 [J]. 西北大学学报 (自然科学版), 2021, 51 (5): 750-758.
 [15] 王明军, 易 芳, 李 乐, 等. 自适应局部邻域特征点提取和匹配的点云配准 [J]. 红外与激光工程, 2022, 51 (5): 431-440.
 [16] 季钰林, 钟剑丹, 李英祥, 等. PointPCA: 一种三维空间点云的特征提取算法 [J]. 计算机应用研究, 2023, 40 (1): 294-298.
 [17] 史红霞, 王建民. 基于法向量区域聚类分割的点云特征线提取 [J]. 中国机械工程, 2021, 32 (21): 2552-2561.
 [18] 杨宜林, 李积英, 王 燕, 等. 基于 NDT 和特征点检测的点云配准算法研究 [J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59 (8): 198-204.
 [19] 王春香, 刘 流, 钱 亮, 等. 基于散乱点云的孔洞边界特征点检测 [J]. 应用激光, 2021, 41 (4): 883-889.
 [20] 石宇芃, 马宏军, 陈 豹. 基于四元数的四旋翼无人机扩展卡尔曼滤波算法 [J]. 控制工程, 2021, 28 (11): 2131-2135.