

引用格式:李沛婷,赵庆展,陈洪.回波强度约束下的K-means无人机LiDAR点云聚类滤波[J].地球信息科学学报,2018,20(4):471-479. [ Li P T, Zhao Q Z, Chen H. Filtering UAV LiDAR point cloud with K-means clustering under the constraint of echo intensity[J]. Journal of Geo-information Science, 2018,20(4):471-479. ] DOI:10.12082/dqxxkx.2018.170423

# 回波强度约束下的无人机LiDAR点云K-means聚类滤波

李沛婷,赵庆展\*,陈洪

1. 石河子大学信息科学与技术学院,石河子 832000; 2. 国家遥感中心新疆兵团分部,石河子 832000; 3. 兵团空间信息工程技术研究中心,石河子 832000

## Filtering UAV LiDAR Point Cloud with K-means Clustering under the Constraint of Echo Intensity

LI Peiting, ZHAO Qingzhan\*, CHEN Hong

1. College of Information Science and Technology, ShiHeZi University, Shihezi 832000, China; 2. Division of National Remote Sensing Center, Xinjiang Production and Construction Corps, Shihezi 832000, China; 3. Geospatial Information Engineering Research Center, Xinjiang Production and Construction Corps, Shihezi 832000, China

**Abstract:** Digital elevation model (DEM) is an effective way of describing terrain. Unmanned Aerial Vehicle (UAV) light detection and ranging (LiDAR) has become a novel and powerful technology to produce DEM. Point cloud filtering is very important to generate DEM. However, low efficiency, over-segmentation, under-segmentation, and low precision have been problems in point cloud filtering. In order to improve filter accuracy and reduce ground point clouds data volume for rapidly establishing high accuracy DEM, this paper puts forward a filter method by K-means clustering to acquire ground point clouds based on constraint of normalized echo intensity values. UAV Scout B1-100 was used to carry laser scanner VUX-1 to acquire point clouds with high density and resolution in Xinjiang man's valley. The Riegl LMS and OxTS NAVgraph software were then used to carry out registration and correction of point clouds in study area. The point clouds after processing of removing noise points and diluting points had a total of 107 372 points. Then, K-means method was used under constraint of three-dimensional coordinates' values of point clouds to get three different clustering results. Meanwhile, maximum-minimum standard method was introduced to normalize values of original echo intensity to a range of 0 to 1. The corresponding ground point clouds were obtained for different clustering results by choosing different ranges based on normalized intensity values. Finally, we merged ground point clouds from different clustering results to acquire ground point clouds in entire study area. For comparisons, we also used

收稿日期 2017-09-12;修回日期:2018-01-16.

**基金项目** 新疆生产建设兵团科技计划项目(2015BA006);兵团空间信息工程技术研究中心创建项目(2016BA001);中央引导地方科技发展专项资金项目(201610011)。 [ **Foundation items:** Xinjiang Production and Construction Corps Science and Technology Project, No.2015BA006; Geospatial Information Engineering Research Center To Create, Xinjiang Production and Construction Corps, No.2016BA001; The Central Government Directs Local Science and Technology Development Special Funds, No.201610011. ]

**作者简介** 李沛婷(1993-),女,硕士生,主要从事空间信息技术及应用、无人机遥感应用基础、点云数据处理研究。

E-mail: sw\_lpt@sina.com

\***通信作者** 赵庆展(1972-),男,教授,主要从事农业信息化、空间信息系统集成与服务研究。E-mail: zqz\_inf@shzu.edu.cn

K-means clustering method under constraint of original values of echo intensity and three-dimensional coordinates. The results show that the ground point cloud obtained from K-means clustering and constraint with original values of echo intensity has 66 713 points, accounting for 62.133% of the total number of point clouds in this paper. An additional 13 648 subsurface vegetation points can be removed by using this paper's method, reducing the ratio of ground point clouds to total point clouds to 49.422%. This method can better maintain terrain profile and reduce data volume of the ground point cloud, thus laying the foundation for the rapid establishment of high precision DEM.

**Key words:** UAV LiDAR; K-means clustering; point cloud preprocessing; point cloud filtering; echo intensity normalization

**\*Corresponding author:** ZHAO Qingzhan, E-mail: zqz\_inf@shzu.edu.cn

**摘要:**针对目前无人机激光雷达点云滤波过程中存在的效率低、误分割和精度差等问题,本文在对点云三维坐标进行K-means聚类得到不同聚类结果的基础上,引入最大-最小标准化方法对不同聚类结果的点云回波强度原始值进行标准化,得到0-1范围回波强度规则值。针对不同聚类结果选择不同范围的回波强度规则值得到对应地面点云,以提升研究区点云的滤波精度并减少其地面点云的数据量。同时,对比利用K-means聚类对三维坐标和回波强度原始值进行滤波的结果。结果表明:对研究区点云去噪、抽稀预处理后得到107 372个点云数,利用K-means方法对三维坐标和回波强度原始值进行聚类滤波得到地面点数为66 713个,占点云总数的62.133%。通过使用本文方法可剔除过分割地表植被点13 648个,得到地面点云占点云总数的49.422%。该方法能够较好地保持地形轮廓并降低地面点云的数据量,从而为后期快速建立高精度DEM奠定基础。

**关键词:** 无人机LiDAR; K-means聚类; 点云预处理; 点云滤波; 回波强度标准化

## 1 引言

目前,描述地形的有效方法之一是构建数字化高程模型DEM(Digital Elevation Model),而且DEM在很多应用领域上是重要的基本需求和地形产品<sup>[1]</sup>。无人机激光雷达LiDAR(Light Detection And Ranging)作为一种新型的主动式遥感技术,因其可直接获取高精度三维数据、较高空间分辨率和低成本等优点已逐渐成为构建大区域DEM的有效方法之一。通常,机载LiDAR获取的点云包含三维坐标、回波强度、回波次数、颜色信息等,即每一个点均可由[X, Y, Z, I, N, R, G, B]八维数据组成,其中[X, Y, Z]为三维坐标, I为回波强度值, N为回波次数, [R, G, B]为红绿蓝色值<sup>[2]</sup>。在离散点云的处理过程中,点云滤波是后续点云建模的基础环节<sup>[3]</sup>,因此对点云滤波算法的研究至关重要。其中,点云聚类分割是点云滤波算法中较常见的一种,即将具有相同特征的点进行合并,将不同特征的点进行分割<sup>[4]</sup>。

常用的点云聚类算法主要包括K-means聚类和模糊C-means聚类,其中K-means聚类,又称硬C-means聚类,是对数据硬划分的经典算法之一<sup>[5]</sup>,常被用来快速处理海量数据。于双等<sup>[6]</sup>提出采用模糊C-means聚类方法来快速简单地分割出平坦复杂区域的地面点与非地面点,但是该方法针对有坡

度、地形较为复杂的区域还需改进。孙红岩等<sup>[7]</sup>提出对于分布呈现类内团聚状的点云数据,采用K-means聚类方法对其进行分割可得到较好的结果。因本文研究区点云呈现明显聚状,故选择K-means聚类分割方法。同时,上述这些点云聚类的滤波方法主要利用三维坐标信息<sup>[8]</sup>,很少应用回波强度信息。张小红等<sup>[9]</sup>利用实测数据对不同反射介质的激光回波强度信息进行标定,实现了结合强度和高程信息来进行点云分割。曾齐红<sup>[10]</sup>探讨了基于回波强度、回波次数等属性特征的点云分割方法,结果表明回波强度可以明显提高点云的分割精度。曾静静等<sup>[11]</sup>和都伟冰等<sup>[12]</sup>采用回波强度提取道路,主要通过把回波强度值作为道路提取的特征之一,获取了高准确度的道路骨架网,且通过实测数据对提取精度进行分析,表明该提取方法的有效性。张爱玲<sup>[13]</sup>利用激光强度信息对建筑物进行第一次分类,明显提高了建筑物分类的正确率。路兴昌等<sup>[14]</sup>也融合激光回波强度和采样点的距离对建筑物进行初步分割。龚亮等<sup>[15]</sup>分别采用K-means聚类和模糊C-means聚类对线性变换后的回波强度值进行聚类来提取机载LiDAR点云道路,结果表明采用K-means方法对强度值进行聚类的效果更好。总之,越来越多的学者开始重视对回波强度信息的使用。采用回波强度分割地物的核心思想是通过划分强度区

间,根据不同地物目标的回波强度存在差异来区分地物<sup>[2]</sup>。但是,如果直接利用回波强度值进行聚类,得到的聚类结果会出现严重的过分割或欠分割现象。因此,本文在对三维坐标进行 K-means 聚类的基础上,对回波强度原始值采用最大-最小标准化方法得到回波强度规则值,实现在滤波过程中尽量减少过分割或欠分割,同时提高聚类滤波效果和减少地面点云的数据量。

## 2 数据获取

### 2.1 无人机平台

实验使用瑞士 Aer Scout 公司所设计制造的 Scout B1-100 单旋翼无人机作为飞行平台,具有飞行姿态稳定,起降较为灵活的特点。该无人机主旋翼直径 3.2 m,机身长、宽和高分别为 3.3、1 和 1.3 m,尾翼直径 0.65 m,续航时间 90 min,有效载荷 18 kg。在该平台上集成了惯性导航系统 INS (Inertial Navigation System) 和 Riegl 公司的激光扫描仪 VUX-1,激光扫描仪的具体参数如表 1 所示。

表 1 VUX-1 激光扫描仪产品参数

Tab. 1 Specifications of VUX-1 laser scanner

速度 (/转·s <sup>-1</sup> )	发射频率 (/点·s <sup>-1</sup> )	测距误差 /mm	最大飞行 高度/m	最大 视场角/°	回波 强度/bit
10~200	550 000	±10	5500	330	16

### 2.2 研究区概况

获取数据区域位于新疆玛纳斯河谷(86°3'30"~86°4'10" E, 44°5'20"~44°5'30" N),时间为 2016 年 6 月 3 日,该区域内主要有旱生灌木、梭梭群系和裸露沙土。获取数据的飞行任务参数设置如下:航高 80 m,巡航速度 8 m/s,航线 4 条。截取其中植被稀疏、地势起伏的小部分区域作为研究区,研究区所记录的点云回波强度  $I$  为 16 bit,点云密度为 21.085 pts/m<sup>2</sup>,未经过去除点云噪声和抽稀预处理的三维坐标及回波强度原始值对应范围分别为  $\{X=(19.158, 95.872), Y=(221.748, 288.322), Z=(644.779, 667.952), I=(0, 65535)\}$ 。

## 3 点云聚类

首先,利用软件 PCM (Points Cloud Magic) 对点云进行剔除噪声和抽稀预处理,为后期降低聚类误差和提高聚类速度奠定基础;然后采用软件 Matlab

R2017a 提取点云三维坐标和回波强度原始值  $[X, Y, Z, I]$ ,对回波强度原始值  $I$  进行标准化得到回波强度规则值,同时采用 K-means 聚类对三维坐标  $[X, Y, Z]$  进行聚类数目为 3 的聚类,得到 3 类不同坐标范围的聚类结果;最后,针对不同聚类结果,使用不同范围的回波强度规则值滤波得到每一类的地面点,并将每一类的地面点合并得到整个研究区地面点,同时对比采用 K-means 聚类对三维坐标及回波强度原始值  $[X, Y, Z, I]$  得到整个研究区地面点。其技术流程如图 1 所示。

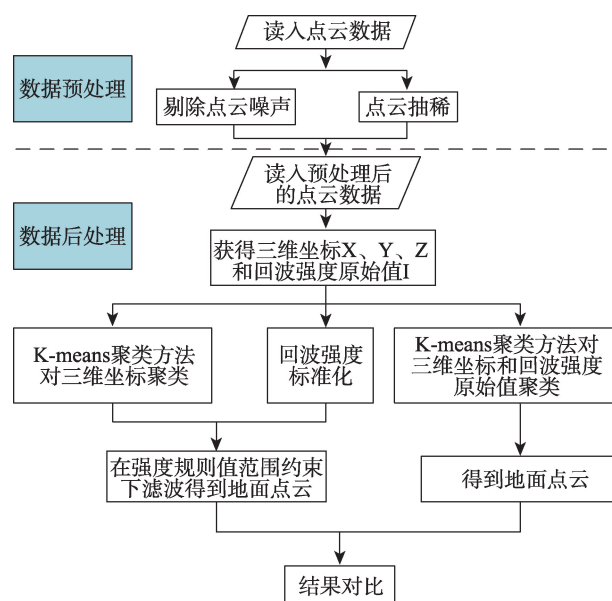


图 1 机载 LiDAR 在回波强度值约束下的 K-means 点云聚类滤波方法技术流程图

Fig.1 Process flow chart of filtering by K-means clustering under constraints of point clouds' echo intensity values

### 3.1 点云预处理

由于无人机平台受振动、空气悬浮颗粒物、载荷减振系统等影响,其获取的点云中包含大量的噪声点和离群点<sup>[16]</sup>,加之点云的数据量较大,采用过多的地面数据点进行 DEM 构建势必会提高计算复杂度并降低时间效率<sup>[17]</sup>。因此,本文采用软件 PCM 实现去除点云噪声点和点云抽稀的预处理,抽稀后的研究区点云个数减少到 107 449 个。基于点云局部空间分布统计去除点云噪声,将局部点密度与整体点密度相差较大的点标记为噪声点,设计局部临域点数,即参与计算局部点云密度的点云个数为 60 个,去除噪声点数为 77 个,最终得到有效的点云总数为 107 372 个。



### 3.2 点云回波强度值规则化

相同物质的回波强度较为接近,可以用来区分不同属性的物质<sup>[18]</sup>。回波强度信息受到激光测量距离、入射角、大气衰减等影响会存在异常的回波值,所以需要对回波强度值进行规则化。一般步骤是首先去除强度值中较为明显的粗差点,然后把强度值变换到0-1范围之间。本文采用最大-最小标准化方法对回波强度原始数据进行线性变换得到0-1范围的强度规则值,规则化公式如下:

$$\begin{cases} I_{eco} = I_{\max} - I_{\min} \\ I'_i = (I_i - I_{\min}) / I_{eco}, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (1)$$

式中: $I_{eco}$ 是回波强度最大值 $I_{\max}$ 和最小值 $I_{\min}$ 的差值; $I'_i$ 和 $I_i$ 分别表示第 $i$ 个点云回波强度变换后和变换前对应的值。

采用软件 Matlab R2017a 提取点云三维坐标和回波强度原始值,绘出研究区原始的点云三维图。同时,剔除回波强度原始值中的异常值,找到最小强度值 $I_{\min}$ 为32,最大强度值 $I_{\max}$ 为65 535,根据式(1)对回波强度原始值进行标准化。图2为原始点云数据三维可视化和回波强度标准化后对应的强度规则值统计直方图,其中图2(a)为研究区原点云,不同颜色代表不同回波强度原始值,蓝色代表回波强度原始值范围为4095-23 552,绿色代表回波强度原始值范围为26 624-38 911。图2(b)为回波强度规则值的直方统计图。从图2(b)可看出,研究区回波强度规则值在0.4-0.5范围下对应的点云总数为20 193个,在0.5-0.6范围下对应的点云总数为49 793个,在0.7-1.0范围下对应的点云总数仅

有72个,说明研究区中大量点云的回波强度规则值范围为0.4-0.6。

### 3.3 K-means 点云聚类滤波方法

K-means 聚类方法属于非监督学习算法,只需要较少的先验知识,输入随机分布的数据点,并根据这些数据点的相似集群特点来聚类分割<sup>[19]</sup>。其主要思想是先从原始数据中随机选取 $k$ 个对象作为初始聚类中心,然后通过计算每个对象与各个聚类中心之间的距离来得到聚类子集,直到算法满足一定的终止条件<sup>[20]</sup>。K-means 聚类算法的理论依据如式(2)所示,聚类的结果使式(2)的解最优。

$$J = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^k \alpha_{ij} |x_i - C_j|^2, \alpha_{ij} = \begin{cases} 1, & x_i \in C_j \\ 0, & x_i \notin C_j \end{cases} \quad (2)$$

式中: $J$ 为目标函数; $M$ 为参加聚类的样本数量; $k$ 为聚类中心个数; $x_i$ 为第 $i$ 个样本点; $\alpha_{ij}$ 为 $x_i$ 与第 $j$ 类中心的关系; $C_j$ 为第 $j$ 类的中心。

K-means 聚类可分为以下4个步骤,其算法处理过程如图3所示。

- (1)输入经过预处理后的点云数据;
- (2)假定划分聚类数目为 $k$ ,确定 $k$ 个对象的初始化聚类中心 $\{U_j | j=1, \dots, k\}$ ,设置聚类最大的迭代次数 $m$ ;
- (3)根据多维欧式距离公式,计算每个聚类对象 $j$ 与其对应的中心 $U_j$ 之间的距离来重新对聚类对象 $i$ 进行划分,得到 $k$ 个对象的聚类中心 $\{C_j | j=1, \dots, k\}$ ;
- (4)计算相邻2次聚类中心的变化量 $\Delta\{D_j | j=$

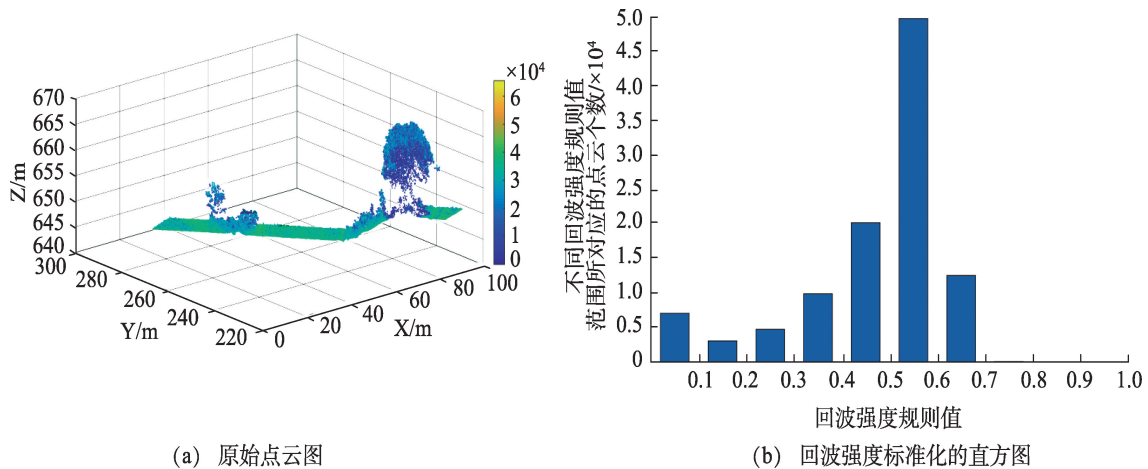


图2 研究区原始点云和回波强度规则值的直方图

Fig. 2 Original point clouds of study area and histogram of normalized echo intensity

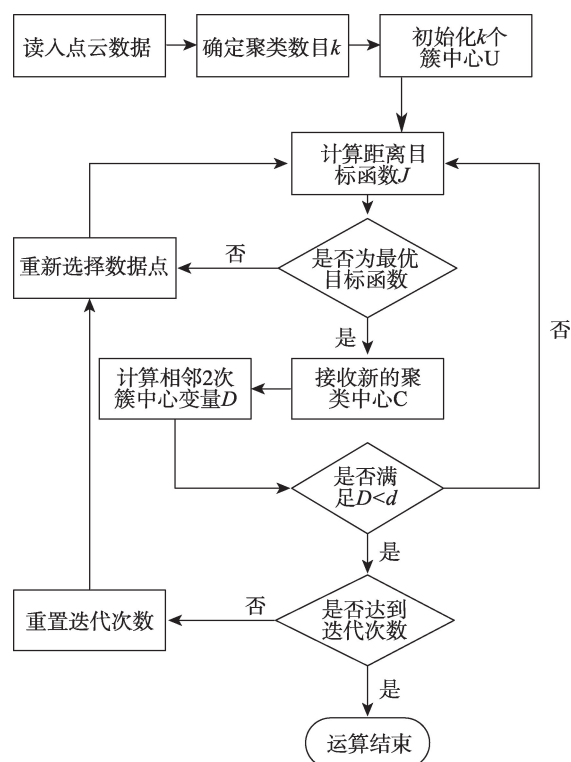


图3 K-means 聚类算法流程图

Fig. 3 Flow chart of K-means clustering algorithm

1, ..., k}, 循环步骤(2)、(3)直到满足终止条件, 则输出聚类结果。

通过使用距离来衡量点云之间的差异程度, 距离越小, 差异程度越低, 则越有可能聚成一类, 反之也成立<sup>[21]</sup>。本文根据欧式距离来确定样本点 $X$ 与 $Y$ 的相似度, 如式(3)所示。

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^p (x_i - y_i)^2} \quad (3)$$

式中: $x_i$ 和 $y_i$ 分别表示样本点 $X$ 和 $Y$ 中对应的第 $i$ 个变量值。本文选择点云的空间三维坐标 $[X, Y, Z]$ 和回波强度值 $I$ 作为聚类变量。

聚类的终止条件包括迭代次数小于等于给定的迭代次数和相邻2次聚类中心变化量 $\Delta\{D_j | j=1, \dots, k\}$ 小于阈值。通过多次测试, 本文选取迭代次

数为20次, 距离阈值为0.01, 聚类数目为3。使用SPSS软件对采集样本进行训练得到初始聚类中心, 表2为采用K-means聚类方法分别对三维坐标 $[X, Y, Z]$ 聚类得到的第1、2类和第3类对应的初始聚类中心和对三维坐标及回波强度原始值 $[X, Y, Z, I]$ 聚类得到的初始聚类中心。从表2可看出, 回波强度原始值参与聚类会导致每一类的初始聚类中心发生较大变化。因为回波强度原始值 $I$ 对应的值比三维坐标 $[X, Y, Z]$ 对应的值大, 所以在训练得到初始聚类中心的过程中, 回波强度聚类中心促使三维坐标的聚类中心发生较大变化。

## 4 聚类滤波结果与分析

### 4.1 对回波强度原始值聚类结果

聚类的评定方法主要有目视检查法、随机抽样法、交叉表法等<sup>[22]</sup>, 本文使用目视检查法来分析聚类滤波的结果。针对研究区采用K-means聚类对点云三维空间坐标和回波强度原始值4个变量进行聚类, 利用软件Matlab R2017a编程实现点云聚类可视化。图4为采用K-means聚类对三维坐标和回波强度原始值 $[X, Y, Z, I]$ 进行聚类后的可视化结果, 其中图4(a)–(c)不同颜色代表不同的强度值, 分别表示研究区在强度原始值范围为15 630–31 620、31 653–65 535和0–15 597下的聚类结果。图4(b)是聚类滤波得到研究区的地面点云, 地面点云个数为66 713个, 占点云总数百分比为62.133%。从图4(b)可看出, 地面点云中存在过分割的植被点和较多孤立的点和点群, 这种对回波强度原始值进行聚类滤波得到地面点云的方法欠佳。

### 4.2 对回波强度规则值聚类结果

为更好聚类滤波得到精度高且数据量低的地面点云, 本文首先采用K-means方法对三维坐标进行聚类, 然后使用软件SPSS对各聚类结果的强度

表2 研究区初始聚类中心

Tab. 2 Initial cluster centers in study area

	三维空间坐标及回波强度原始值初始聚类中心			三维空间坐标初始聚类中心		
	第1类	第2类	第3类	第1类	第2类	第3类
X坐标	67.1966	53.8721	76.8761	57.4998	95.8115	19.1575
Y坐标	245.7896	258.3698	236.1397	262.1605	225.1530	284.8528
Z坐标	655.9452	646.0260	659.6934	644.8965	650.4123	644.9588
I回波强度原始值	25 924.8299	37 331.2513	5281.7794			

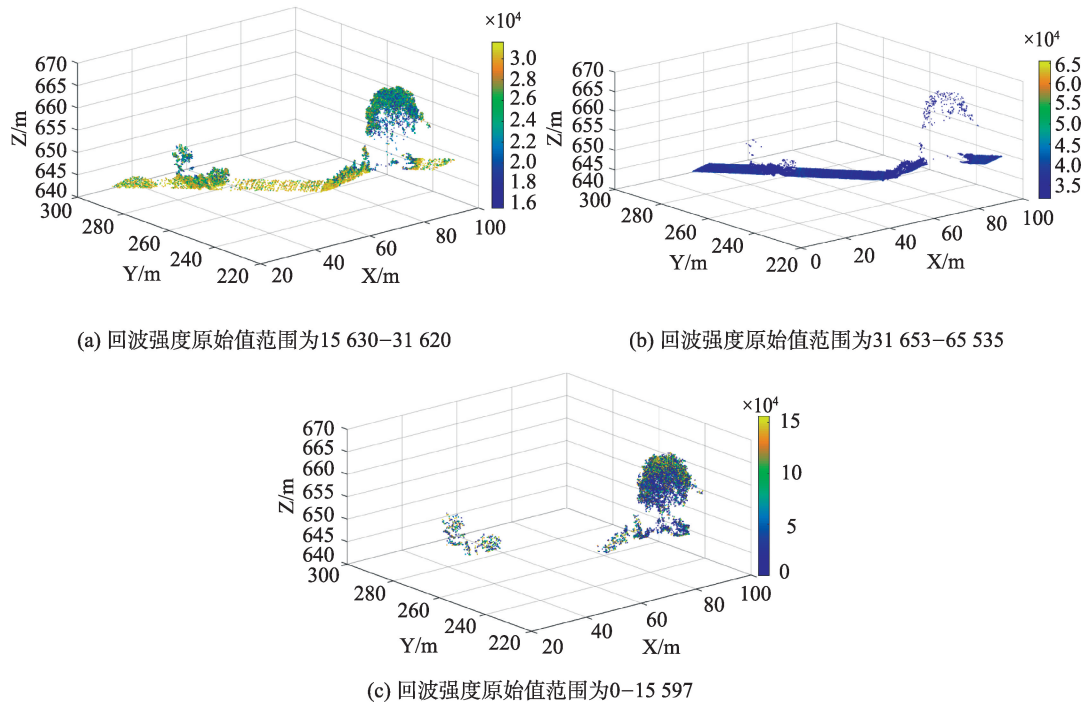


图4 研究区域在回波强度原始值约束下的K-means聚类滤波结果

Fig. 4 Filter results of K-means clustering under the constraint of original echo intensity values

规则值进行描述统计其频率,使用不同百分位对应的强度规则值作为强度规则值范围的起始点,多次实验后,最终得到各聚类结果对应的强度规则值范围,根据这些范围来获得每一类地面点云;最后综合每一类地面点云得到整个研究区的地面点。其地面点云可视化结果如图5所示。

图5(a)为第1类聚类结果,点云个数为32 186,其对应三维坐标数据范围 $\{X=(45.3065, 75.7665), Y=(237.3893, 267.0268), Z=(644.8293, 649.2605)\}$ ;图5(b)是选取回波强度规则值范围为0.5376–0.7331滤波第1类聚类的结果得到第1类对应的地面点,其地面点云个数为22 562,占点云总数百分比为70.099%。

图5(c)为第2类聚类结果,点云个数为3921,其对应三维坐标数据范围 $\{X=(68.5288, 95.8720), Y=(221.7483, 244.6950), Z=(647.46453, 667.9515)\}$ ;图5(d)是选取回波强度规则值范围为0.6000–0.8000滤波第2类聚类的结果得到第2类对应的地面点,其地面点云个数为3855,占点云总数百分比为9.830%。

图5(e)是第3类聚类结果,点云个数为35 971,其对应三维坐标数据范围 $\{X=(19.1575, 52.3818), Y=(259.8480, 288.3215), Z=(644.7788, 652.5630)\}$ ;

图5(f)是选取回波强度规则值范围为0.4911–0.6697滤波第3类聚类的结果得到第3类对应的地面点,其地面点云个数为26 648,占点云总数百分比为74.082%。

图5(g)是本文聚类滤波方法得到研究区全部的地面点云,占点云总数百分比为49.422%。

对比图4(b)和图5(g),分析2种聚类方法得到地面点云的结果可知,本文方法比使用K-means方法直接对回波强度原始值聚类滤波得到地面点的方法更优,可以有效的去除过分割的植被点数13 648个,从而得到数据量较少的地面点云,降低了过分割和欠分割的点云数目,有效地克服了K-means聚类硬分割的特点。

## 5 结论与讨论

本文提出了一种在回波强度约束下的K-means点云聚类滤波方法,该方法首先采用K-means方法对点云三维坐标进行聚类,同时采用最大-最小标准化方法对原始回波强度值进行标准化得到强度规则值,然后针对不同聚类结果选择不同范围的强度规则值得到对应地面点,最后将不同聚类结果的地面点合并得到整个研究区地面点。对比直接使用K-



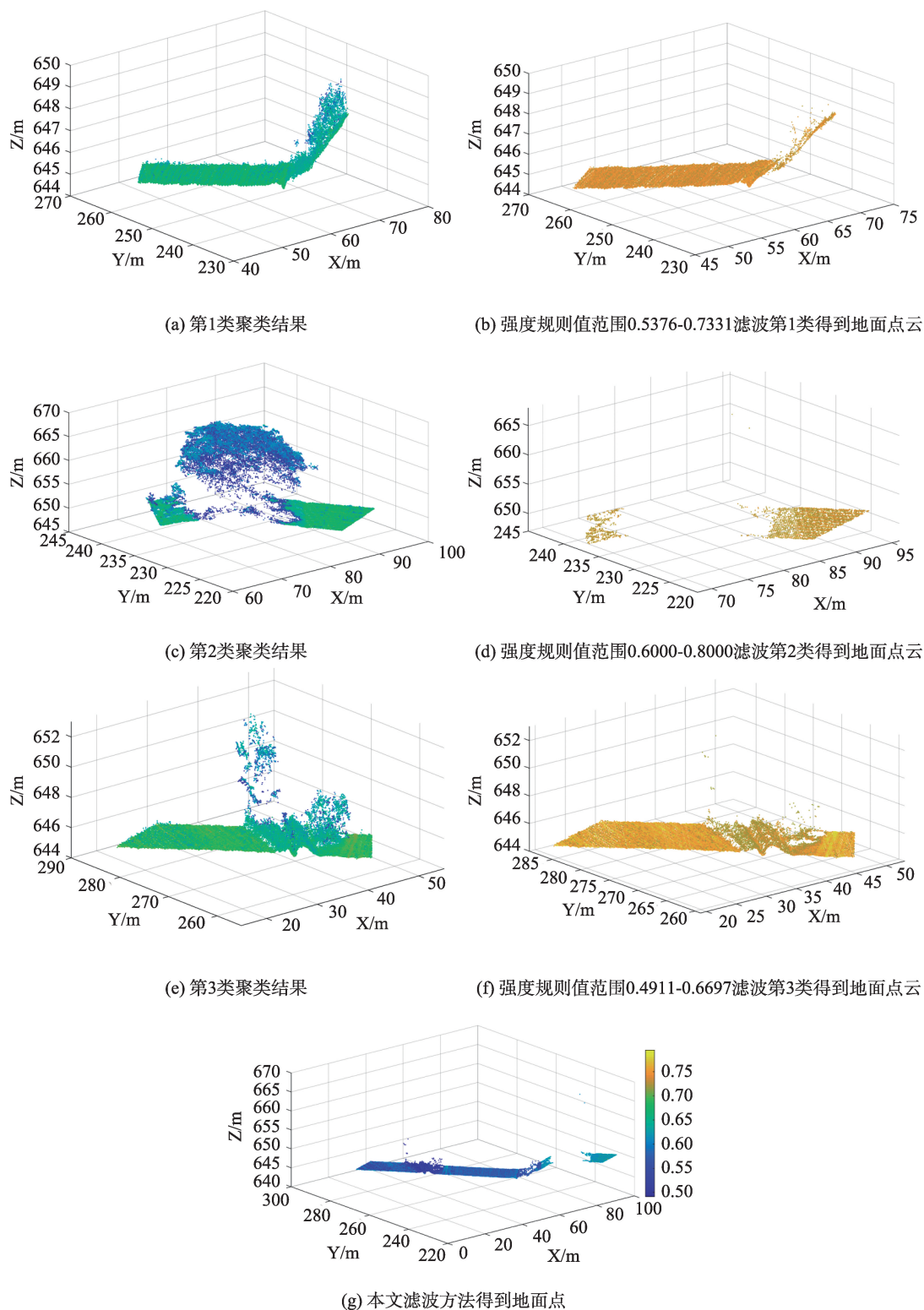


图5 研究区域在回波强度规则化值约束下的K-means聚类滤波结果

Fig. 5 Filter results of K-means clustering under the constraint of normalized echo intensity

means方法对三维坐标和回波强度原始值进行聚类滤波,本文滤波方法得到的地面点云具有以下优点:

(1) 针对每一类聚类结果中地物和地形复杂程

度可以灵活的选择不同范围的回波强度规则值,较好去除更多地表低矮植被点,获取较高精度地面点云。

(2) 针对地形起伏的区域,本文聚类滤波获取地

面点云的方法能很好地克服坡度剧烈变化的因素。

需要说明的是,因为本文仅在回波强度值约束下获得点云聚类滤波结果,所以滤波得到的地面点云依旧存在少量的欠分割和过分割现象,地面点云中存在少量的低矮植被点。因此,结合点云几何特征、回波次数和回波强度值来提高点云聚类滤波结果有待进一步探讨。同时,在地物复杂的研究区,若采用目视检查方法对聚类结果进行评价会存在较大误差,为有效避免误差,是否可以结合交叉表法对聚类结果进行定量评价,利用交叉表来计算漏分误差、错分误差和总误差,然后计算 Kappa 系数来评定滤波结果值得进一步研究。

#### 参考文献(References):

- [1] Polat N, Uysal M, Toprak A S. An investigation of DEM generation process based on LiDAR data filtering, decimation and interpolation methods for an urban area[J]. Journal of the International Measurement Confederation, 2015,75:50-51.
- [2] 马鼎,李斌兵.黄土沟壑区切沟植被的激光点云滤波及地形构建[J].农业工程学报,2013,29(15):162-164. [Ma D, Li B B. Vegetation filtering in gully region of loess plateau based on laser scanning point cloud's intensity attenuation model and its terrain construct[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2013,29(15):162-164. ]
- [3] 喻亮,李婷,詹庆明,等.基于多维欧氏空间相似度的激光点云分割方法[J].国土资源遥感,2014,26(3):31-36. [Yu L, Li T, Zhan Q M, et al. Segmentation of LiDAR point clouds based on similarity measures in multi-dimensional Euclidean space[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2014,26(3):31-36. ]
- [4] 朱磊,王健,许开辉,等.采用聚类分析的车载点云地物分类[J].测绘科学,2016,41(4):77. [Zhu L, Wang J, Xu K H, et al. Classification method of vehicle-borne LiDAR point cloud based clustering[J]. Science of Surveying and Mapping, 2016,41(4):77. ]
- [5] 王丽辉.三维点云数据处理的技术研究[D].北京:北京交通大学,2011. [Wang L H. Study on data processing technology of 3D cloud points[D]. Beijing: Beijing JiaoTong University, 2011. ]
- [6] 于双,杨英宝,李成仁.基于模糊C均值聚类的机载LiDAR点云滤波[J].测绘与空间地理信息,2015,38(2):141-143. [Yu S, Yang Y B, Li C G. A filtering method of airborne LiDAR data based on fuzzy c-means clustering[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2015,38(2): 141-143. ]
- [7] 孙红岩,孙晓鹏,李华.基于K-means聚类方法的三维点云模型分割[J].计算机工程与应用,2006(10):42-45. [Sun H Y, Sun X P, Li H. 3D point cloud model segmentation based on k-means cluster analysis[J]. Computer Engineering and Applications, 2006(10):42-45. ]
- [8] 伊丕源,童鹏,赵英俊.典型地物机载激光雷达测量系统回波强度特征实验分析[J].科学技术与工程,2016,16(16):216-221. [Yi P Y, Tong P, Zhao Y J. Typical land cover characteristics of airborne LiDAR intensity data: an experimental study[J]. Science Technology and Engineering, 2016,16(16):216-221. ]
- [9] 张小红,刘经南.利用激光强度信息分类激光扫描测高数据[J].武汉大学学报·信息科学版,2005,30(3):189-192. [Zhang X H, Liu J N. Classification of laser scanning altimetry data using laser intensity[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2005,30(3):189-192. ]
- [10] 曾齐红.机载激光雷达点云数据处理与建筑物三维重建[D].上海:上海大学,2009. [Zeng Q H. Airborne LiDAR point cloud data processing and 3D building reconstruction[D]. Shanghai: Shanghai University, 2009. ]
- [11] 曾静静,卢秀山,王健,等.基于LiDAR回波信息的道路提取[J].测绘科学,2011,36(2):142-143. [Zeng J J, Lu X S, Wang J, et al. Road extraction based on the echo information of LiDAR[J]. Science of Surveying and Mapping, 2011,36(2):142-143. ]
- [12] 都伟冰,王双亭,王春来.基于机载LiDAR粗糙度指数和回波强度的道路提取[J].测绘科学技术学报,2013,30(1):63-67. [Du W B, Wang S T, Wang C L. Road extraction based on roughness index and echo intensity of airborne LiDAR[J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2013,30(1):63-67. ]
- [13] 张爱玲.融合激光扫描强度和遥感信息的建筑物分类研究[J].激光杂志,2016,37(1):22-25. [Zhang A L. Building classification based on laser scanning intensity and remote sensing message[J]. Laser Journal, 2016,37(1):22-25. ]
- [14] 路兴昌,张学霞.基于回波强度和采样点距离的点云滤波研究[J].测绘科学,2009,34(6):196-197. [Lu X C, Zhang X X. Study on points cloud filtering based on reflectance intensity and range[J]. Science of Surveying and Mapping, 2009,34(6):196-197. ]
- [15] 龚亮,张永生,李正国,等.基于强度信息聚类的机载LiDAR点云道路提取[J].测绘通报,2011(9):15-17. [Gong L, Zhang Y S, Li Z G, et al. Automated road extraction from LiDAR data based on clustering of intensity[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2011(9):15-17. ]
- [16] Xian F H, Jesse S J, MING J W, et al. A review of algorithms for filtering the 3D point cloud[J]. Signal Processing Image Communication, 2017,57:103-105.



- [17] 孙智慧,陆声链,郭新宇,等.基于点云数据的植物叶片曲面重构方法[J].农业工程学报,2012,28(3):185-190. [ Sun Z H, Lu S L, Guo X Y, et al. Surfaces reconstruction of plant leaves based on point cloud data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012,28(3):185-190. ]
- [18] 尹艳豹,唐守正,郎璞梅,等.多回波机载LiDAR数据提取林地DEM的判别分析方法[J].林业科学,2011,47(12):106-113. [ Yin Y B, Tang S Z, Lang P M, et al. Determination of DEM based on multiple-echo data of airborne LiDAR in mountainous wooded area using discriminant analysis[J]. Scientiasilvae Sinicae, 2011,47(12):106-113. ]
- [19] Aroraa P, Dr.b D, Varshney S. Analysis of k-means and k-medoids algorithm for big data[J]. Procedia Computer Science, 2016,78:507-510.
- [20] 张坤.基于三维激光扫描的点云数据逆向重建算法研究[D].秦皇岛:燕山大学,2016. [ Zhang K. Research of algorithm of point cloud reconstruction based on 3-dimension laser scanning[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2016. ]
- [21] Chinhou T, Weiliu J, Weiliu Y. Algorithmic clustering of LiDAR point cloud data for textural damage identifications of structural elements[J]. Journal of the International Measurement Confederation, 2017,108:77-90.
- [22] 胡永杰,程朋根,陈晓勇,等.机载激光雷达点云滤波算法分析与比较[J].测绘科学技术学报,2015,32(1):72-77. [ Hu Y J, Cheng P G, Chen X Y, et al. The analysis and comparison of airborn LiDAR point cloud filter algorithms[J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2015,32(1):72-77. ]