

# 基于机载激光雷达点云的飞行障碍物提取方法研究

苏伟 赵晓凤 张明政 王伟

(中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100083)

**摘要:** 无人机搭载激光雷达扫描仪以获取机载点云已成为农作物冠层结构信息提取的理想数据源,基于机载激光雷达点云提取树木、电力塔、电力线等飞行障碍物,为无人机安全飞行提供可靠数据。首先,使用 TerraSolid 软件对点云进行滤波,分离地面点,提取植被树木、电力塔、电力线等障碍物,根据地物分布进行点云分幅。利用 PCL 点云库中随机采样一致性及稳健的特征值法构建平面模型,实现分幅后的点云非地面点及飞行障碍物提取。最后,以人工滤波结果和分类结果为参考点云,分别建立基于 TIN 算法的滤波结果和 PCL 分割结果的精度验证混淆矩阵,从而对滤波及分割提取障碍物的结果进行精度评价。研究表明,TerraSolid 软件处理分幅点云效率优于整幅点云数据,TerraSolid 及 PCL 两者对于处理相同分幅点云结果较为相近,其中 PCL 操作快捷高效,可视性较差。在提取飞行障碍物的过程中,可结合二者优势。

**关键词:** 机载激光雷达; PCL; RANSAC; 稳健特征值; 平面分割模型

**中图分类号:** TN958.3      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-1298(2017)S0-0079-07

## Extracting Flying Obstacles Using Airborne LiDAR Point Cloud Data

SU Wei ZHAO Xiaofeng ZHANG Mingzheng WANG Wei

(College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Laser pulse launching by LiDAR sensor has strong penetrability and sun shine as well as extreme weather has little influence on it, because of which, it can genuine acquire the three-dimensional information on the ground. It is an ideal data source for crop canopy structure information extraction. In this paper, based on the airborne laser radar data, as the goal was to extract the corresponding feature ground point. Using the TerraSolid software to classify the whole points, the points were divided into different classification, such as ground, vegetation, wire power and wire line. Meanwhile, RANdom SAMple Consensus (RANSAC) was applied to fit the plane segmentation model based on the Point cloud library (PCL), which optimized the obstacles extraction results. The TerraSolid software classification results, PCL plane segmentation fitting results with initial classification of point cloud for confusion matrix were obtained, respectively. Confusion matrix for precision evaluation was concluded. Correlation analysis was carried out on two kinds of precision evaluation. Research results show that it is better for TerraSolid to deal with block rather than the whole point cloud data. The results of TerraSolid and PCL are similar for the same point cloud. Its operation is fast and efficient but poor for the visibility. We can combine both advantages in extracting obstacles. This study basically achieved the anticipated goal of flying obstacles extraction, to provide security for the unmanned aerial vehicle (UAV) flight and help with the flight path planning.

**Key words:** airborne LIDAR; PCL; RANSAC; robust eigenvalue; plane segmentation model

## 引言

农作物表型信息提取是精细农业的前提和基础,无人机遥感信息平台获取农田作物信息,具有运

行成本低、灵活性高以及时效性等特点,是目前农田作物信息快速获取的重要手段<sup>[1]</sup>。无人机在田间飞行过程中,因实际需求限制,飞行高度较低,容易触碰障碍物,如田块中间高大树木、人工建筑物、电

线杆等设施,提取飞行障碍物将对无人机安全飞行提供基础数据保障。

机载激光雷达(Airborne laser radar, ALR)是集激光扫描仪、全球定位系统、惯性导航系统于一体的主动式航空遥感技术,激光脉冲穿透能力强,可以快速获取地物三维结构信息<sup>[2]</sup>。提取机载激光雷达点云的关键步骤是点云滤波和地物分类。滤波去除地面点,其精度直接影响后续工作的精度<sup>[3]</sup>。预处理后的点云数据,精度高,噪点少,利于提取地物表面信息,应用至模型中以解决实际问题。李光辉等<sup>[4]</sup>对冰川区域的机载激光雷达数据进行分类处理,提取冰川的数字高程模型。骆社周等<sup>[5]</sup>发展了基于原始激光点云激光穿透指数(LPI)的简化计算方法,并基于 Beer-Lambert 原理,用实测 LAI 数据与  $-\ln(LPI)$  进行回归分析,建立了基于 LiDAR 数据的森林 LAI 反演模型。刘婷等<sup>[6]</sup>基于孔隙率的方法用机载 LiDAR 数据提取玉米叶倾角信息应用到 PROSAIL 模型中,提高反演玉米叶面积指数的精度。刘清旺等<sup>[7]</sup>结合机载激光雷达和高光谱组合系统对亚热带森林做估测遥感试验并提取森林高度和优势树种类别信息。王平等<sup>[8]</sup>从机载激光雷达点云中快速提取电力线点云,并运用不同层电力线的高程差异实现电力线的分股。

MENG 等<sup>[9]</sup>对当前主要的激光雷达数据滤波算法进行较为全面的总结,从激光雷达回波数量和类型、预处理步骤、输入数据格式、迭代特性、邻域定义以及其他关键因素等 6 个方面对滤波方法进行总结,包括基于分割和聚类的算法、形态学算法、方向扫描算法、基于轮廓算法、基于不规则三角网算法(TIN)和基于插值算法等。其中点云分割是根据空间、几何和纹理等特征对点云进行划分,使得同一划分内的点云有相似的特征<sup>[10]</sup>,基于分割、聚类的思想衍生出多种滤波方法,如区域生长法、表面生长法、自适应随机抽样一致性法<sup>[11]</sup>、欧几里得条件聚类<sup>[12]</sup>等。然而多数方法用处理后的点云识别二维表面,特别是建筑物房顶<sup>[13]</sup>一类的较为光滑的表面,而不是粗糙的表面,像自然界的地面等。CHANG<sup>[14]</sup>对大量的机载激光雷达点云滤波,用于提取城市区域的地面特征点,例如建筑物和树木等,使用三维的  $k$  邻域分割算法,将大量数据分成众多小块来优化提取算法,通过  $x$ 、 $y$  方向的阈值提高分割算法的有效性。

点云滤波实现地面点剔除与地物点的提取。随机抽样一致性分割算法对于噪点、离群点有较好的鲁棒性,在机载 LiDAR 点云分割中应用广泛。该方法通过设置一定的准则,提出点云中存在的粗差及

异常值,达到获得理想模型拟合参数的目的<sup>[15]</sup>。基于不规则三角网滤波算法中,AXELSSON<sup>[16]</sup>假设地形局部区域是平坦的,选择局部范围内最低点做种子点构建初始稀疏不规则三角网,计算三角网内待定点距离三角网节点的坡度值及到三角形所在平面的距离判断是否该点为地面点。因此,本文利用不规则三角网滤波算法和随机一致性点云分割方法实现机载点云滤波和分类处理,以期达到提取飞行障碍物的目的,并对提取结果进行精度评价。

## 1 方法与算法

### 1.1 不规则三角网渐加密滤波算法

AXELSSON<sup>[16]</sup>提出了一种基于不规则三角网(TIN)的逐渐加密滤波算法,在 TerraSolid 软件中产品化,是目前使用最广泛的滤波方法之一。种子点选取由用户定义格网中选择,格网的大小由研究区最大的类型结构确定,如该研究区最大的建筑物边长。

如图 1 所示  $E(x_E, y_E, z_E)$ 、 $F(x_F, y_F, z_F)$ 、 $G(x_G, y_G, z_G)$  分别为某 TIN 的 3 个节点,  $P(x, y, z)$  为不规则三角形内的某离散点,  $d$  为待定点到三角面的距离,  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$  分别为离散点  $P$  和三角形节点  $E$ 、 $F$ 、 $G$  连线同三角形平面所形成的夹角。

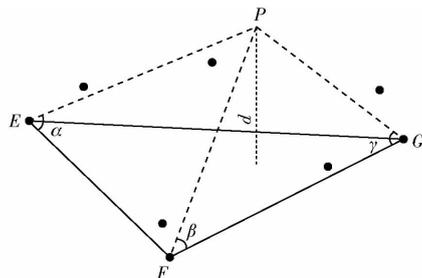


图 1 TIN 加密过程中距离  $d$  和夹角示意图

Fig. 1 Distance and angle diagram during TIN encryption process

三角形 3 个顶点  $E$ 、 $F$ 、 $G$  确定平面方程为

$$Ax + By + Cz + D = 0 \quad (1)$$

式中  $A$ 、 $B$ 、 $C$ 、 $D$ ——三元一次平面拟合方程系数

三角形 3 个顶点  $E$ 、 $F$ 、 $G$  到离散点  $P$  的距离为

$$\begin{cases} S_E = \sqrt{(x_E - x_P)^2 + (y_E - y_P)^2 + (z_E - z_P)^2} \\ S_F = \sqrt{(x_F - x_P)^2 + (y_F - y_P)^2 + (z_F - z_P)^2} \\ S_G = \sqrt{(x_G - x_P)^2 + (y_G - y_P)^2 + (z_G - z_P)^2} \end{cases} \quad (2)$$

式中  $S_E$ 、 $S_F$ 、 $S_G$ ——三角形 3 个顶点  $E$ 、 $F$ 、 $G$  各自到离散点  $P$  的距离

则距离  $d$  和夹角为

$$d = \left| \frac{Ax_P + By_P + Cz_P + D}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} \right| \quad (3)$$

$$\alpha = \arcsin \frac{d}{S_E} \quad \beta = \arcsin \frac{d}{S_F} \quad \gamma = \arcsin \frac{d}{S_C} \quad (4)$$

在三角网加密过程中,距离  $d$  和夹角  $\alpha$  是判断是否符合阈值的主要参数,如果在阈值范围内,将离散点  $P$  添加到 TIN 中,并继续迭代,直至没有新点加入。

## 1.2 基于 PCL 的随机抽样一致性算法

随机抽样一致性 (RANdom SAmple Consensus, RANSAC),早在 1981 年由 FISCHLE 和 BOLLES 提出,用于解决影机定位问题 (Location determination problem)<sup>[17]</sup>。它是一种迭代算法,从一系列包含“局外点”的观测数据中估算数学模型参数。RANSAC 算法有一定的不确定性,通过尽可能多次迭代,得到合适结果的概率越大。RANSAC 算法的基本假设:观测数据由局内点和局外点组成,其中局内点可以拟合数学模型,而局外点是不适应模型的数据;通过给定一组数据,数据中包含最小数量的局内点,存在一个适合这些数据的估算模型<sup>[18]</sup>。

RANSAC 算法需要输入一组观测数据,适用于数据的模型,构成模型所需最少数据的个数  $M$ ,算法的最大迭代次数  $k$ ,用于决定数据是否适合模型的阈值  $t$  以及判断模型拟合好坏的局内点数目  $H$ ,输出最佳拟合数据的模型参数。重复以下步骤:①选择一个包含原始数据的随机样本子集,称其为假设局内点。②选择一个模型使之适应于假设的局内点。③将所有的数据代入②的模型中进行测试,根据模型限定的函数,如果点适应于②的模型,则被认为是局内点。④如果有足够多的点被归类至局内点,则认为估算模型很好。⑤用所有归为局内点的数据重新估算模型,以提高模型的合理性。

模型的阈值  $t$  以及判断模型拟合好坏的局内点数目  $H$  可以由具体实验和观测数据决定,迭代次数  $k$  可以由经验知识确定。当 RANSAC 算法估算模型参数时, $p$  表示从数据集中随机抽取若干点且这些点均为局内点的概率;同时, $p$  也表示该算法得出的有效结果的概率。 $w$  表示每次从观测数据集中随机抽取的单个点是局内点的概率,即

$$w = \frac{H}{X} \quad (5)$$

式中  $X$ ——数据集中点数目

一般来说, $w$  的值事先无法得知,可以根据经验得到一些粗值。假定用于估算模型的  $n$  个点,是独立选取的。 $w^n$  表示  $n$  个点均是局内点的概率,则  $1 - w^n$  表示在  $n$  个点中至少有一个点是局外点的概

率, $(1 - w^n)^k$  表示在迭代  $k$  过程中,RANSAC 算法不会选择  $n$  个点为局内点的概率,与  $1 - p$  相等,即  $1 - p = (1 - w^n)^k$ ;若等式两边取对数,得出迭代次数  $k$  为

$$k = \frac{\lg(1 - p)}{\lg(1 - w^n)} \quad (6)$$

前面提到假设点是独立选择,也就是说是有放回的随机抽样,点在迭代过程中可能被重复抽取。而推导出的迭代次数  $k$  被看做是点不重复抽样的上限,为得到更好的参数  $k$ ,可以增加标准差或是倍数等,标准差定义为

$$S(k) = \frac{\sqrt{1 - w^n}}{w^n} \quad (7)$$

## 1.3 平面模型拟合实现点云分割

点云数据拟合平面方法主要包括最小二乘法、特征值法等。最小二乘法<sup>[19]</sup>利用方程  $z = ax + by + e$  拟合平面,且假设误差仅存在  $z$  方向;而点云数据在  $x, y, z$  3 个方向均存在误差,最小二乘法在一定程度上并不适用于点云数据的平面拟合<sup>[15]</sup>。特征值法在满足  $a^2 + b^2 + c^2 = 1$  的条件下,根据方程  $ax + by + cz + d = 0$  计算  $a, b, c, d$  平面模型参数,这种方法在  $x, y, z$  3 个方向存在误差的情况下能获得最优的平面估计。设点云数据的集合为  $\{x_i, y_i, z_i\} (i = 1, 2, \dots, s)$ ,其中  $s$  为点集的总数,则平面模型参数符合如下矩阵

$$[x_i \ y_i \ z_i \ -1][a \ b \ c \ d]^T = 0 \quad (8)$$

从矩阵可知,至少需要 3 个数据点才能计算基本矩阵。结合 RANSAC 这个稳健的估算方法,随机抽取 3 个局内点算出参数的初始值,根据初始值依次测试全部数据点,试图找出全部局内点。此时需要判断准则来确定数据点是否为局内点,计算点到平面的距离,即  $d_i = |ax_i + by_i + cz_i - d|$ 。

理论上局内点到拟合平面的距离为零,考虑实际运用,用符合阈值范围  $(0, \delta_0)$  的点来近似拟合平面。结合 RANSAC 算法准则,特征值法平面拟合的流程如图 2 所示。

## 2 结果与分析

### 2.1 数据概况

本文使用的数据为商业数据,初始点云坐标位置存在偏移。数据的原始格式为 \*.las 格式,可利用 CloudCompare、ENVI LiDAR、TerraSolid 等软件打开查看相应原始状态;包含偏移的  $x, y, z$  坐标、强度信息 (Intensity)、返回数 (Return number)、回波次数 (Number of returns)、分类 (Classification) 等内容。特别说明,该数据已经有分类别,本文在使用该数据

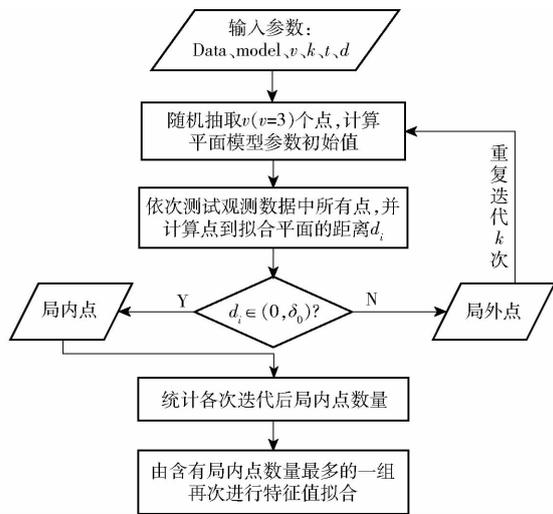


图2 基于RANSAC稳健的特征值法平面拟合流程图  
Fig.2 Eigenvalue method based on RANSAC robust flow chart of surface fitting

过程中将所有类别归为 default 类别进行使用,原分类结果与本文提取结果可进行对比分析。图3是点云的三视图,分别为点云的左视、正视、俯视3个角度,图中包括了电力塔及电力线,高低不同树木等以及地面点。

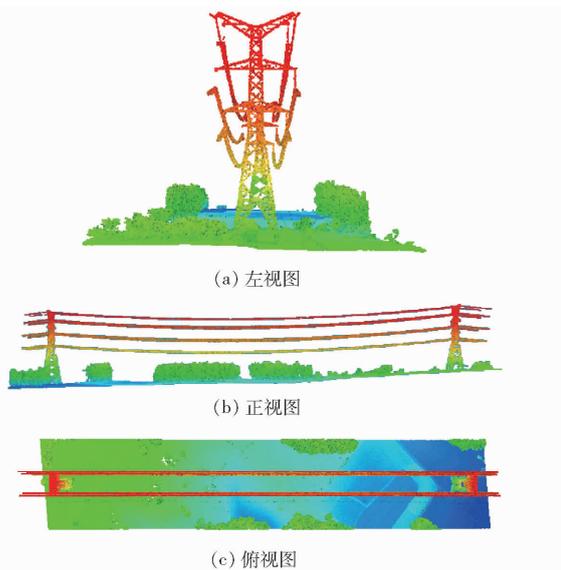


图3 数据三视图

Fig.3 Data on three view drawing

## 2.2 处理过程

首先用 TerraSolid 对整幅点云进行不规则三角网渐加密滤波并提取出电力线;对不包含电力线点云的数据分幅分块,并依次进行滤波处理,达到提取植被点、电塔点等飞行障碍物的目的。整幅点云处理结果如图4所示。利用不规则三角网渐加密算法,滤波剔除地面点提取地物点后,依次分出电力线、电力塔、高矮不同的树木。

Point Cloud Library 点云库简称 PCL,是大型跨平台开源编程库,可实现大量点云相关的通用算

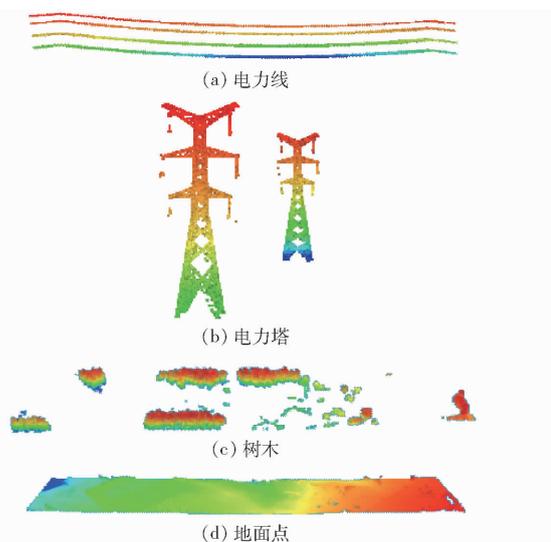


图4 点云处理结果

Fig.4 Results of point cloud processing

法和高效的数据结构,涉及点云获取、滤波、分割、配准等<sup>[11]</sup>。使用 PCL 实现基于 RANSAC 稳健的特征值平面拟合算法对分幅分块数据提取飞行障碍物。对数据编号 1~36,保存格式为 \*.pcd,并添加文件头,满足 Width × Height = Points,其中对于无序点云,Height = 1。文件头内容需按照顺序 VERSION、FIELDS、SIZE、TYPE、COUNT、WIDTH、HEIGHT、VIEWPOINT、POINTS、DATA 并用换行隔开。

将 36 幅点云依次输入到平面分割模型中,提取电力塔、植被等飞行障碍物,分割后各个拟合平面参数如表 1 所示。依次查看各块点云拟合结果,其中,大部分地面点拟合平面效果好,分割出的非平面点即为提取的飞行障碍物点云。总结分割误差有两类,其一距离阈值设定的不合理,使得该地面点的点云没有被正确分割;其二因地形起伏明显区块划分需要调整。以编号 15、24 两个区块为例,调整距离参数及区块划分,改善分割效果,提高飞行障碍物的提取能力。

图 5 表示区块 15 的原始状态、初次分割结果、再分幅、二次分割结果、提取的植被点、分离的地面点示意图。由图 5b 可知该区块分割结果存在距离阈值不当,分幅不恰当的问题。对比初次平面分割结果,图 5c 切去部分地面点保留树木和地面点相交部分。调整平面分割模型中的距离阈值后,从图 5d~5f 中不难看出对于平面拟合的地面点有小部分划分至非平面点。相比较初次分割结果有明显改进。

图 6a 表示的是区块 24 的初次分割结果,该区块存在问题是平面分割模型中距离阈值不当,仅需要调整阈值,优化分割结果。从图 6b~6d 中可知,



根据混淆矩阵的基本统计估计量包括:总体分类精度  $P_c$ 、用户精度  $P_{ui}$ 、制图精度  $P_{ai}$ 、Kappa 系数等。总体分类精度  $P_c$  是具有概率意义的一个统计量,表示对于每一个随机样本,所分类的结果与对应区域的实际类型相一致结果的概率

$$P_c = \sum_{i=1}^n \frac{q_{ii}}{Q} \quad (11)$$

式中  $q_{ii}$ ——对每一个随机样本,分类结果与实测结果相一致的数目

用户精度  $P_{ui}$  表示从分类结果中任取一个随机样本,其所具有的类型与实际类型相同的概率。第  $i$  类的用户精度  $P_{ui}$  公式可表示为

$$P_{ui} = \frac{q_{ii}}{Q_{i+}} \quad (12)$$

式中  $q_{ii}$ ——分类结果中任取一个随机样本,其类型与实际类型相同的数目

制图精度  $P_{ai}$  表示相对于地面获得的实际资料中的任意一个随机样本,分类图上同一个地点的分类结果与其相一致的条件概率。第  $i$  类的制图精度  $P_{ai}$  公式可表示为

$$P_{ai} = \frac{q_{ij}}{Q_{+j}} \quad (13)$$

式中  $q_{ij}$ ——相对于地面获得的实际资料中任意一个随机样本,分类图上同一地点分类结果与其相一致的数目

在对混淆矩阵进行分析得出其总体精度、用户精度、制图精度后,往往仍需要一个更客观的指标来评价分类质量,如两个数据之间的吻合程度。Kappa 分析产生的评价指标被称 Kappa 系数或  $K_{hat}$  统计,  $K_{hat}$  是一种测定两幅图之间的吻合程度或精度指标,其公式为

$$K_{hat} = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r x_{+i} x_{i+}}{N^2 \sum_{i=1}^r x_{+i} x_{i+}} \quad (14)$$

式中  $r$ ——混淆矩阵中的总列数(总的类别数)

$x_{ii}$ ——混淆矩阵中第  $i$  行、第  $i$  列上元素数量(即正确分类的数量)

$x_{i+}$ 、 $x_{+i}$ ——第  $i$  行、第  $i$  列的总元素数量

$N$ ——总的用于精度评价的元素数量

$K_{hat}$  既考虑到了对角线上被正确分类的元素,同时也考虑了不在对角线上的漏分误差和错分误差<sup>[20]</sup>。

## 2.4 评价结果与讨论

PCL 初次分割中,区块 15、24、25、34 平面近似拟合分割效果较差,故抽取 4、5、14、15、24、25、34、35 及包含电塔点的共计 10 个区块进行精度评价分

析。表 2、3 分别是部分 TerraSolid 及 PCL 滤波、分割结果的精度评价表,编号 6、7 为提取的电塔点,以点云的初始类别为参考分类,建立混淆矩阵并制作精度评价表。表 2 中,区块 25、35 的 Kappa 系数较低,实验过程中通过目视判读认为区块 35 的滤波效果较为理想,如图 8 将两者情况进行定性对比:通过对比不难看出,红色框内绿色点在 TerraSolid 滤波结果中被分至地面点,因为缺少实地考察,难以定论。区块 25 地势较为平坦,是覆盖面积较大的一部分点云,凸起的小山包被误分为植被点,即 ground Kappa 值较低。

表 2 部分区块 TerraSolid 滤波提取精度评价表

Tab.2 Some blocks TerraSolid filtering extraction accuracy evaluation

区块	制图精度		用户精度		总体精度	Kappa 系数		
	地面点	植被/电力塔	地面点	植被/电力塔		总体	地面点	植被/电力塔
4	1.000	0.997	0.997	1.000	0.998	0.997	0.994	1.000
5	1.000	0.993	0.998	1.000	0.998	0.995	0.991	1.000
6	1.000	0.985	0.991	1.000	0.994	0.988	0.977	1.000
7	1.000	0.973	0.991	1.000	0.993	0.982	0.964	1.000
14	0.999	0.990	0.984	1.000	0.993	0.986	0.974	0.999
15	0.990	0.999	0.998	0.996	0.997	0.992	0.998	0.986
24	1.000	0.510	0.994	1.000	0.994	0.672	0.506	1.000
25	1.000	0.207	0.982	1.000	0.982	0.337	0.203	1.000
34	0.735	0.973	0.953	0.832	0.870	0.726	0.918	0.607
35	0.558	0.960	0.982	0.359	0.640	0.319	0.911	0.194

表 3 部分区块 PCL 滤波提取精度评价表

Tab.3 Some blocks PCL plane segmentation extraction accuracy evaluation

区块	制图精度		用户精度		总体精度	Kappa 系数		
	地面点	植被/电力塔	地面点	植被/电力塔		总体	地面点	植被/电力塔
4	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
5	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
6	0.997	1.000	1.000	0.996	0.998	0.997	1.000	0.993
7	1.000	0.990	0.997	1.000	0.998	0.993	0.987	1.000
14	0.995	0.952	0.925	0.997	0.968	0.933	0.880	0.992
15	0.896	0.827	0.443	0.981	0.836	0.505	0.358	0.857
24	0.998	1.000	1.000	0.698	0.998	0.821	1.000	0.697
25	0.998	0.008	0.517	0.818	0.518	0.007	0.003	0.646
34	0.623	0.756	0.429	0.873	0.726	0.327	0.261	0.438
35	0.567	1.000	1.000	0.371	0.655	0.348	1.000	0.210

表 3 中,是利用 PCL 点云库平面近似拟合分割的初始分类结果,区块 25 初次拟合结果,因点云覆盖面积大,但是突出的非地面点不明显,故而初次分割效果较差,改进分割后的结果较好,见 2.2 节。

对 PCL 各区块平面拟合结果进行修正,并绘制



图8 区块35初始类别与TerraSolid结果对比

Fig. 8 Compared with results of TerraSolid  
block 35 original category

Overall、Conditional Kappa 系数图, 如图9所示。  
88.6%的区块 Overall Kappa 系数大于0.8, 91.67%

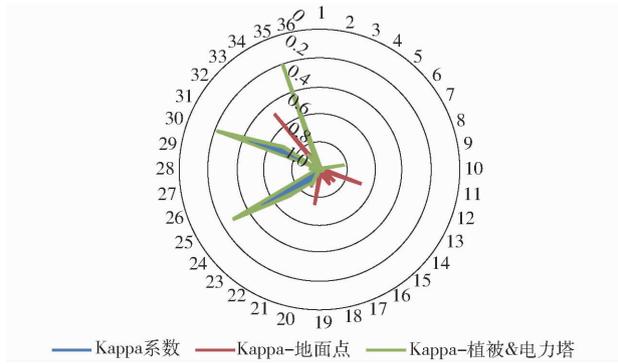


图9 PCL平面拟合分割Kappa系数及条件Kappa系数

Fig. 9 PCL plane fitting segmentation Kappa and  
conditions Kappa

的区块 Overall Kappa 系数大于0.6, 仅有3个区块数值在0.4上下, 区块25利用TerraSolid与PCL点云库均提取效果不佳, 区块30、35通过目视判读对原始数据类别分配有异议。

### 3 结论

(1) 针对机载LiDAR点云数据的基本特征, 提出了基于不规则三角网渐加密滤波算法、随机抽样一致性算法以及平面模型拟合的飞行障碍物提取算法。数据处理和精度评价结果证明, 该方法对于飞行障碍物的提取有较高的准确性和可靠性。

(2) 数据分析与处理结果表明, TerraSolid软件处理分幅点云效率优于整幅点云数据, 对于电力线点云提取准确性高。

(3) 基于PCL的随机抽样一致性稳健特征值法近似拟合平面点云, 能可靠分离地面点与非地面点, 36个区块中有88.6%的Overall Kappa系数大于0.8, 91.67%的区块Overall Kappa系数大于0.6, 较好地实现植被、电力塔等飞行障碍物提取。

### 参 考 文 献

- 汪沛, 罗锡文, 周志艳, 等. 基于微小型无人机的遥感信息获取关键技术综述[J]. 农业工程学报, 2014, 30(18): 1-12. WANG Pei, LUO Xiwen, ZHOU Zhiyan, et al. Key technology for remote sensing information acquisition based on micro UAV [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(18): 1-12. (in Chinese)
- 张小红. 机载激光雷达测量技术理论与方法[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2007: 16-25.
- 孙崇利, 苏伟, 武红敢, 等. 改进的多级移动曲面拟合激光雷达数据滤波方法[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(2): 349-354. SUN Chongli, SU Wei, WU Honggan, et al. Improved hierarchical moving curved filtering method of LIDAR data [J]. Infrared and Laser Engineering, 2013, 42(2): 349-354. (in Chinese)
- 李光辉, 王成, 刁晓环, 等. 机载LiDAR和高光谱数据融合提取冰川雪线[J]. 国土资源遥感, 2013, 25(3): 79-84. LI Guanghui, WANG Cheng, XI Xiaohuan, et al. Extraction of glacier snowline based on airborne LiDAR and hyperspectral data fusion [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2013, 25(3): 79-84. (in Chinese)
- 骆社周, 王成, 张贵宾, 等. 机载激光雷达森林叶面积指数反演研究[J]. 地球物理学报, 2013, 56(5): 1467-1475. LUO Shezhou, WANG Cheng, ZHANG Guibin, et al. Forest leaf area index (LAI) inversion using airborne LiDAR data [J]. Geophys, 2013, 56(5): 1467-1475. (in Chinese)
- 刘婷, 苏伟, 王成, 等. 基于机载LiDAR数据的玉米叶面积指数反演[J]. 中国农业大学学报, 2016, 21(3): 104-111. LIU Ting, SU Wei, WANG Cheng, et al. A method of estimating maize LAI using airborne LiDAR data [J]. Journal of China Agricultural University, 2016, 21(3): 104-111. (in Chinese)
- 刘清旺, 谭炳香, 胡凯龙, 等. 机载激光雷达和高光谱组合系统的亚热带森林估测遥感试验[J]. 高技术通讯, 2016, 26(3): 264-274. LIU Qingwang, TAN Bingxiang, HU Kailong, et al. The remote sensing experiment on airborne LiDAR and hyperspectral integrated system for subtropical forest estimation [J]. Chinese High Technology Letters, 2016, 26(3): 264-274. (in Chinese)
- 王平华, 刁晓环, 王成, 等. 机载激光雷达数据中电力线的快速提取[J]. 测绘科学, 2017, 42(2): 154-158. WANG Pinghua, XI Xiaohuan, WANG Cheng, et al. Study on power line fast extraction based on airborne LiDAR data [J]. Science of Surveying and Mapping, 2017, 42(2): 154-158. (in Chinese)
- MENG X, CURRIT N, ZHAO K. Ground filtering algorithms for airborne LiDAR data: a review of critical issues [J]. Remote Sensing, 2010, 2(3): 833-860.
- 朱德海, 郭浩, 苏伟. 点云库PCL学习教程[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2012: 338.
- LIN X, ZHANG J. Segmentation-based filtering of airborne LiDAR point clouds by progressive densification of terrain segments [J]. Remote Sensing, 2014, 6(2): 1294-1326.

- SU Ning. Research on variable rate fertilization control technology in precision agriculture[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2016. (in Chinese)
- 12 陈义强, 刘国顺, 习红昂. 基于地统计学的农业田间试验地选择及评价方法[J]. 江西农业大学学报, 2013, 35(2): 419-426.  
CHEN Yiqiang, LIU Guoshun, XI Hongang. Selection and evaluation method for agriculture experiment field based on geostatistics[J]. Acta Agriculture Universitatis Jiangxiensis, 2013, 35(2):419-426. (in Chinese)
- 13 马亚斌, 宋晓宇, 杨贵军, 等. 冬小麦生育期内土壤氮素的时空变异[J]. 中国农业科学, 2015, 48(20):4086-4099.  
MA Yabin, SONG Xiaoyu, YANG Guijun, et al. Temporal and spatial variation of soil nitrogen within growth stage of winter wheat[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2015, 48(20):4086-4099. (in Chinese)
- 14 朱求安, 张万昌, 余钧辉. 基 GIS 的空间插值方法研[J]. 江西师范大学学报:自然版, 2004, 28(2):183-188.  
ZHU Qian, ZHANG Wanchang, YU Junhui. The spatial interpolations in GIS[J]. Journal of Jiangxi Normal University: Natural Science, 2004, 28(2):183-188. (in Chinese)
- 15 李新, 程国栋, 卢玲. 空间内插方法比较[J]. 地球科学进展, 2000, 15(3):260-265.  
LI Xin, CHENG Guodong, LU Ling. Comparison of spatial interpolation methods[J]. Advance in Earth Sciences, 2000, 15(3): 260-265. (in Chinese)
- 16 展晓日, 朱向荣, 史新元, 等. SPXY 样本划分法及蒙特卡罗交叉验证结合近红外光谱用于橘叶中橙皮苷的含量测定 [J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(4):964-968.  
ZHAN Xiaori, ZHU Xiangrong, SHI Xinyuan, et al. Determination of hesperidin in tangerine leaf by near-infrared spectroscopy with spxy algorithm for sample subset partitioning and Monte Carlo cross validation[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(4):964-968. (in Chinese)
- 17 邝继双, 张漫. 产量分布图生成系统的研究[J]. 中国农业大学学报, 2003, 8(4):9-13.  
KUANG Jishuang, ZHANG Man. Study on a yield map generating system[J]. Journal of China Agricultural University, 2003, 8(4):9-13. (in Chinese)
- 18 张星炜, 查勇. GPS 单点定位误差分析[J]. 南京师范大学学报:自然科学版, 2006, 29(3):122-126.  
ZHANG Xingwei, ZHA Yong. Analysis to the error of GPS location of single site[J]. Journal of Nanjing Normal University: Natural Science, 2006, 29(3):122-126. (in Chinese)
- 19 唐银凤. 叶绿素含量测定中的误差分析[J]. 南京理工大学学报, 1997, 21(2):130-132.  
TANG Yinfen. Error analysis in measuring chlorophyll content[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 1997, 21(2):130-132. (in Chinese)
- 20 刘光孟, 汪云甲, 王允. 反距离权重插值因子对插值误差影响分析[J]. 中国科技论文在线, 2010, 5(11):879-884.  
LIU Guangmeng, WANG Yunjia, WANG Yun. Impact of inverse distance weighted interpolation factors on interpolation error [J]. Science Paper Online, 2010, 5(11):879-884. (in Chinese)
- 21 朱宗申. 影响统计插值分析误差的若干因素分析[J]. 气象学报, 1992, 50(2):167-180.  
ZHU Zongshen. Effect of some factors on the analysis error of statistica interpolation[J]. Acta Meteorologica Sinica, 1992, 50(2): 167-180. (in Chinese)

~~~~~  
(上接第 85 页)

- 12 SHENDRYK I, BROICH M, TULBURE M G, et al. Bottom-up delineation of individual trees from full-waveform airborne laser scans in a structurally complex eucalypt forest[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 173:69-83.
- 13 XU B, JIANG W, SHAN J, et al. Investigation on the weighted RANSAC approaches for building roof plane segmentation from LiDAR point clouds[J]. Remote Sensing, 2016, 8(1):5.
- 14 CHANG J. Segmentation-based filtering and object-based feature extraction from airborne LiDAR point cloud data [J]. Dissertation Abstracts International, 2011, 73(1):169-176.
- 15 李孟迪, 蒋胜平, 王红平. 基于随机抽样一致性算法的稳健点云平面拟合方法[J]. 测绘科学, 2015, 40(1):102-106.  
LI Mengdi, JIANG Shengping, WANG Hongping, et al. A RANSAC-based stable plane fitting method of point clouds[J]. Science of Surveying and Mapping, 2015, 40(1):102-106. (in Chinese)
- 16 AXELSSON P. DEM generation from laser scanner data using adaptive TIN models [C] // International Archives of Photogrammetry & Remote Sensing, 2000.
- 17 FISCHLE M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[M]. ACM, 1981: 381-395.
- 18 周春霖, 朱合华, 李晓军. 随机抽样一致性平面拟合及其应用研究[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(7):177-179.  
ZHOU Chunlin, ZHU Hehua, LI Xiaojun. Research and application of robust plane fitting algorithm with RANSAC [J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(7):177-179. (in Chinese)
- 19 官云兰, 程效军, 施贵刚. 一种稳健的点云数据平面拟合方法[J]. 同济大学学报:自然科学版, 2008, 36(7):981-984.  
GUAN Yunlan, CHENG Xiaojun, SHI Guigang. A robust method for fitting a plane to point clouds [J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2008, 36(7):981-984. (in Chinese)
- 20 胡德勇, 邓磊. 遥感图像处理原理和方法[M]. 北京: 测绘出版社, 2014:164-168.