



测绘科学
Science of Surveying and Mapping
ISSN 1009-2307,CN 11-4415/P

《测绘科学》网络首发论文

题目：一种高压输电走廊机载激光点云分类方法
作者：周汝琴，许志海，彭炽刚，张峰，江万寿
收稿日期：2017-12-23
网络首发日期：2018-12-12
引用格式：周汝琴，许志海，彭炽刚，张峰，江万寿. 一种高压输电走廊机载激光点云分类方法[J/OL]. 测绘科学.
<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.4415.P.20181211.0956.002.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

一种高压输电走廊机载激光点云分类方法

周汝琴¹, 许志海², 彭炽刚², 张峰², 江万寿¹

(1. 武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430079;

2. 广东电网有限责任公司机巡作业中心, 广州 510600)

✉通信作者 江万寿 研究员 E-mail: jws@whu.edu.cn

摘要 针对输电线路现有点云分类方法存在的分类效率较低及精度不高等问题, 该文从高压输电走廊的地物分布特点出发, 提出一种基于 JointBoost 的高压输电走廊点云分类方法。该方法首先将三维点云转换为二维影像并基于 Hough 变换在影像上检测输电走廊候选区域; 然后对候选区域每个点定义并计算多尺度局部特征向量, 包括高程特征、连通特征、张量特征和平面特征; 最后根据多尺度局部特征用 JointBoost 分类器将待分类点云分为地面、植被、电力线和电力塔 4 类。实验数据表明, 该方法能有效地减少高压输电走廊的点云处理数量, 提高分类效率, 且选取的多尺度特征能有效地表达输电走廊内地物的分布特点, 具有较高的分类精度。

关键词 机载激光点云; 高压输电走廊; JointBoost 分类器; 电力线; 电力塔

中图分类号 P237 文献标志码 A

A JointBoost-based classification method of high voltage transmission corridor from airborne LiDAR point cloud

ZHOU Ruqin¹, XU Zhihai², PENG Chigang², ZHANG Feng², JIANG Wanshou¹

(1. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China; 2. Patrol Operation Center of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510600, China)

Abstract To solve problems of low efficiency and low precision of existing methods for high voltage transmission corridor classification from LiDAR data, considering objects' distribution in high voltage transmission corridor, this paper presented a Jointboost-based classification method for high voltage transmission corridor from airborne LiDAR point cloud. Firstly, the original LiDAR point cloud were transformed into image, and then the candidate region of power transmission corridor was detected by Hough transformation; secondly, multiscale local features of point cloud in candidate region are defined and calculated, including the feature of height, connection, tensor and plane; finally, according to their local features, the point cloud were classified into four categories by a JointBoost classifier: ground, vegetation, power line and power pylon. Experimental results showed the proposed method could efficiently reduce the number of processing data, and the selected features could well represent the objects' distribution in high voltage transmission corridor, and the point cloud of high voltage transmission corridor were classified with high precision.

Key words airborne LiDAR; high voltage transmission corridor; JointBoost classifier; power line; power pylon

收稿日期: 2017-12-23

基金项目: 南方电网重点科技项目 (GDKJQQ20161187)

作者简介: 周汝琴 (1995—), 女, 湖南常德人, 硕士研究生, 主要研究方向为摄影测量与遥感。E-mail: zhouruqin@whu.edu.cn

网络首发时间: 2018-12-12 09:47:22 网络首发地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.4415.P.20181211.0956.002.html>

0 引言

高压输电线路作为长距离、广范围、大容量输电的重要基础设施,其安全对国家经济和人们日常生活至关重要^[1]。为了保障电力传输的安全性,电力管理部门需要定期的对输电线路进行巡检以防止和减少安全事故的发生^[2]。电力部门的常规巡检通常包括电力线结构稳定性监测和安全距离内树障检测两部分内容^[3]。随着经济的快速发展,用电需求越来越大,超高压、大容量输电线路越建越多,线路走廊穿越的地理环境复杂,给线路维修和安全检测带来了极大的挑战^[4]。传统的人工现场勘测和直升机目视巡检的方式已不能满足现代化智能电网的发展需求,电力管理部门急需一种安全、高效的巡检方式以弥补传统方式的不足。机载激光扫描(light detection and ranging, LiDAR)作为一种新兴的遥感数据获取技术,无需外业布控即可快速获取高精度、高密度的三维点云,可以有效地提高电力巡线的效率,减少输电事故的发生^[5]。

输电走廊点云数据的分类作为 LiDAR 数据场景理解及兴趣目标建模(如电力线、电力塔)的一个基本步骤^[6],近些年来,国内外许多学者对其展开了一系列研究。文献[7]提出了一种基于激光点云数据电力线的人工交互提取方法,该方法首先利用 TerraScan 软件重现机载 LiDAR 激光点云空间的分布,然后采用人工交互以及移动激光点拟合法对激光点云数据进行分类来提取电力线点,但该方法自动化程度较低。文献[8]根据电力线的高程分布特点,提出一种高效的电力线点云分类方法,该方法首先基于高程统计直方图粗提取电力线点,然后运用随机抽样一致性(random sample consensus, RANSAC)算法剔除电力塔点,并结合点云高程统计特征剔除绝缘子点,最后根据不同层电力线的高程特征实现电力线的分股。针对森林地区电力线,文献[9]提出了一个基于统计分析和二维影像处理的电力线提取方法,该方法通过一系列阈值的设置实现电力线候选点的提取,然后通过影像处理精确确定电力线点。然而,以上两种方法均需要根据经验设置一系列的高程阈值,适用性不强。针对城区的电力线,文献[10]提出了一个基于支持向量机(support vector machine, SVM)分类器的半自动提取电力线的框架,该方法首先用 Tiffs 软件滤除地面点,并基于 Hough 变换和随机抽样一致性算法进行检测得到电力线候选点,然后对电力线候选点计算其局部特征,最后通过 SVM 分类器提取得到电力线。然而在实际应用(如安全距离内树障检测)中,不仅需要得到电力线点,还需要得到电力线下其他地物类别的分布信息。针对较复杂场景(目标类别为地面、植被、建筑物、电力塔、电力线)的点云分类,文献[11]提出了一种顾及空间上下文关系的 JointBoost 点云分类及特征降维方法,该方法首先计算点云的回波特征和几何特征,然后通过特征选择和上下文关系基于 JointBoost 分类器对点云进行分类。试验证明了该分类方法具有较高的分类精度。文献[12]提出了基于随机森林(random forest, RF)方法的输电巡线点云自动分类方法,该方法首先基于邻域提取点云的局部特征,然后选取随机森林作为分类模型对点云进行分类,实验表明该总体分类精度为 90%。然而,以上这两种方法直接对获取的大面积点云进行处理,大部分非兴趣点增加了分类所需时间。

总的来说,尽管近些年来针对输电线路点云分类的方法在不断改进,但现有方法依旧存在分类效率较低及精度不高等问题。针对这些问题,本文根据高压输电走廊主要地物为地面、植被、电力线和电力塔的分布特点^[13],提出一种基于 JointBoost 的高压输电走廊点云分类方法,具体流程如图 1 所示:对获取的原始点云,首先基于 Hough 变换检测电力走廊候选区域,然后对候选区域每个点云定义并计算其多尺度局部特征,最后根据每个点云的局部特征,基于 JointBoost 分类器将其分为地面、植被、电力线和电力塔 4 类。

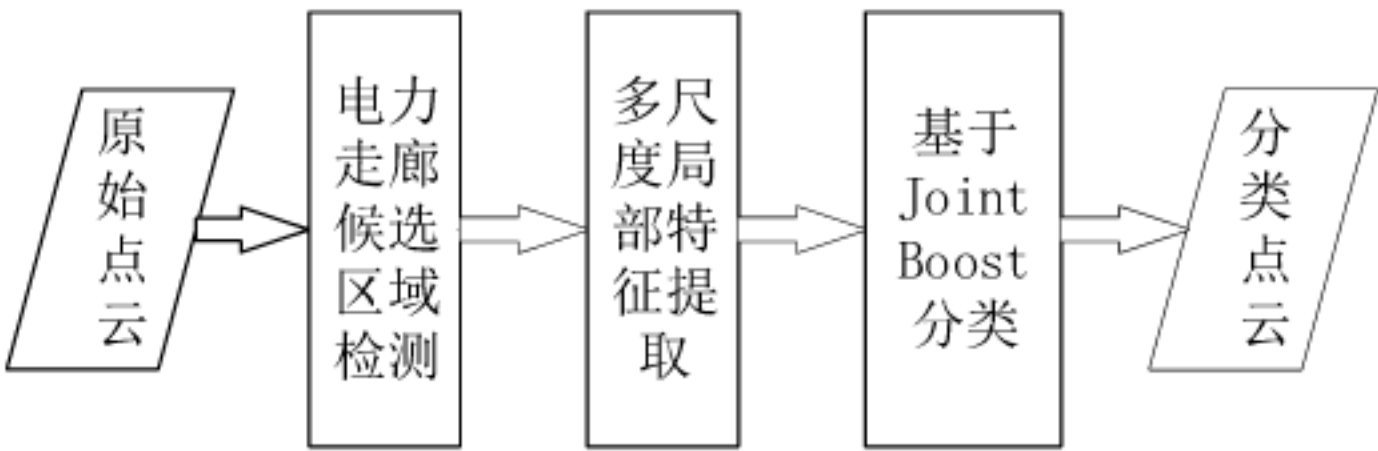


图 1 基于 JointBoost 的高压输电走廊机载激光点云分类流程图
Fig.1 Flowchart of a JointBoost-based Classification Method for High Voltage Transmission Corridor from Airborne LiDAR Point Cloud

1 输电走廊候选区域检测

电力管理部门的常规巡检通常包括两个重要内容^[3]：电力线结构稳定性监测；安全距离内树障检测。也就是说，真正威胁输电线路安全即电力部门需要监测的通常是距离高压输电线路一定范围内的所有地物的分布信息。然而，在实际数据获取过程中，受机载激光雷达飞行高度和扫描角度等因素的影响，获取的输电走廊点云数据中通常包含大量非兴趣点。为了减少后续处理的点云数量，首先需要对输电走廊候选区域进行检测。

本文根据高压输电线路在高程上连续大于输电走廊其他地物等特点^[13]，对获取的原始点云数据基于 Hough 变换^[14]检测输电走廊候选区域：首先将获取的两塔间的所有点云转化为高程影像（图 2（a）），然后通过 Hough 变换检测线状特征（图 2（b）），并根据其直线段方程计算电力线所在范围（图 2（c）），最后根据电力线范围提取出一定距离（大于安全距离）内的所有点云（图 2（d））。经过上述步骤后，得到输电线路一定范围内的所有点云。在后续的处理中，只需对检测候选区域进行分类，从而可以大幅提高点云分类效率。

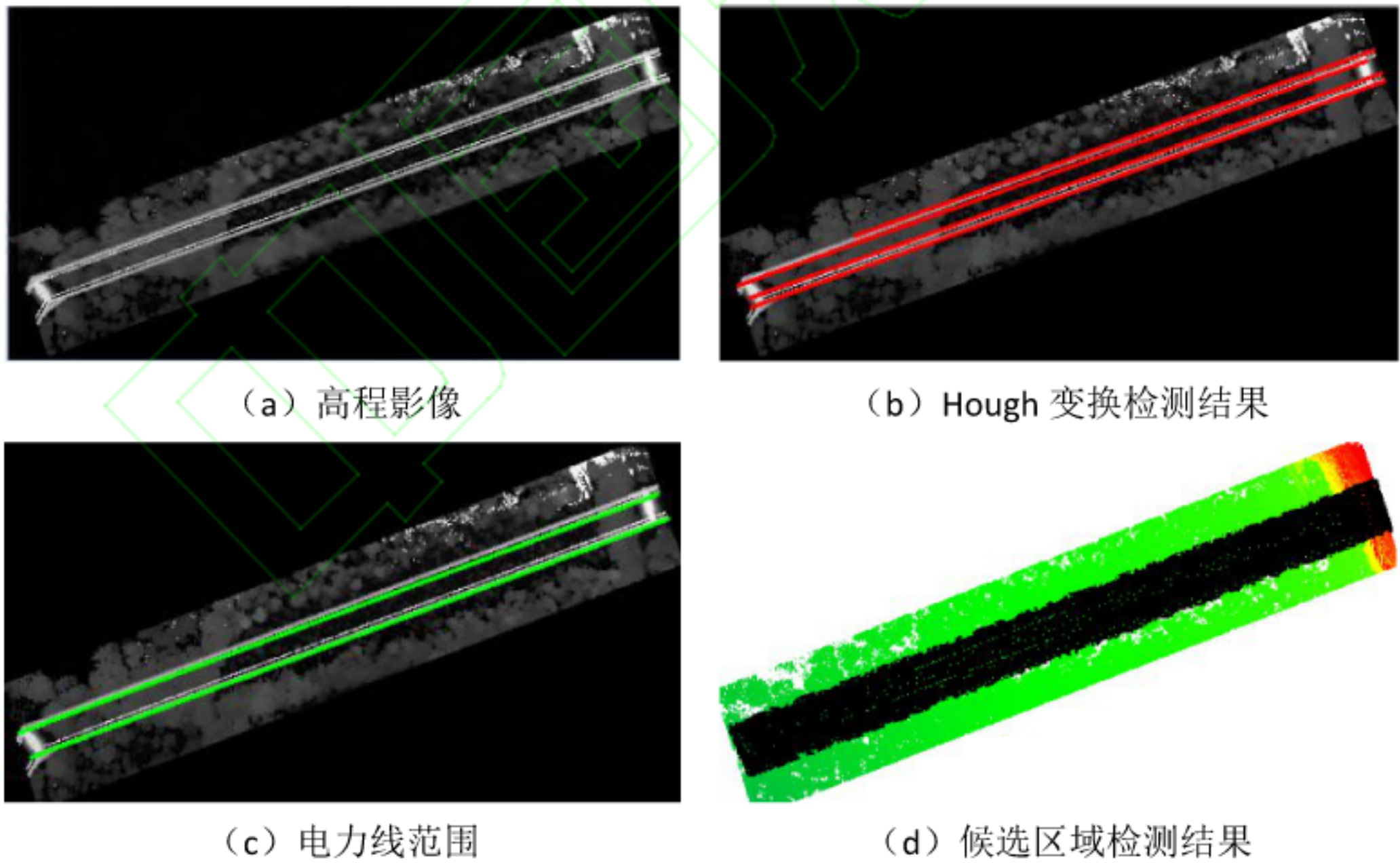


图 2 输电走廊候选区域检测
Fig.2 Candidate Region Detection of High Voltage Transmissions Corridor

2 基于 JointBoost 的分类

现有点云分类方法总体上可以分为两类:带参数的分类器（如 SVM^[10]、Boosting^[11]、RF^[12]）和无

参数的分类器。相比于带参数的分类器，无参数的分类器无需标记好的样本进行训练，可直接对测试数据集进行分类。但在大多数情况下，由于带参数分类器的分类模型经过了训练，其性能要远高于无参数的分类器^[15]。因此，本文选择带参数的分类器进行分类。

针对检测的输电走廊地物一般为地面、植被、电力线和电力塔的情况，本文首先对输电走廊点云进行特征定义，然后计算每个点的多尺度局部特征，最后基于 JointBoost 分类器进行分类，得到每个点云的类别信息。

2.1 特征定义与提取

对基于机器学习的点云分类方法而言，尽管有许多强有力的分类器和成熟的学习理论，但特征的定义与选择依旧是影响点云分类精度的一个重要因素^[11]。与基于对象的特征相比，基于点的特征描述的是以当前点中心的局部邻域内所有点的几何分布信息，对遮挡和噪声更具有鲁棒性^[16]，因此本文采用基于点的特征提取，即对每个点计算其局部特征。

为准确区分不同地物类别，本文在文献[17]的基础上，结合输电走廊主要地物的点云分布特点，从高程特征、连通特征、张量特征和平面特征 4 个方面来描述三维点云的局部特征。所提取特征只使用点云的空间几何信息，未使用回波信息。三维点云的特征计算反映的是某邻域范围内点云的分布特征。针对输电走廊地物的空间分布特征，本文定义了 3 种方式划分点云邻域：

- 1) 以待分类点为中心的球体邻域 V_r ，用来计算待分类点的局部张量特征和平面特征。
- 2) 对整个数据集采用 2D 格网划分的格网邻域 V_{2D} ，用来计算高程特征和平面连通性。
- 3) 对整个数据集采用 3D 格网划分的格网邻域 V_{3D} ，用来计算高程连通性。

结合邻域范围，特征具体定义如表 1。其中， P_i 为当前点， λ_1 、 λ_2 、 λ_3 为邻域内协方差矩阵的 3 个特征值，且 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 > 0$ 。

表1 局部特征定义
Tab. 1 Definition of Local features

类型	符号	定义
高程特征	$S_{density}$	平面密度， P_i 所在 2D 格网的总点数/该 2D 格网的平面面积，植被点和电力塔点所在 2D 网格平面密度一般较大
	$V_{density}$	体密度， P_i 所在 2D 格网的总点数/该 2D 格网的体积，电力线点所在 2D 网格的体密度一般较小
	dh_max	最大高差， P_i 所在 2D 格网内最高点与最低点的高程差，电力线和电力塔所在网格最大高差较大
	D_z	高程方差， P_i 所在 2D 格网内所有点在高程方向上的方差
	dh	P_i 到其所在 2D 格网的最低点的高差，地面点到格网最低点的高差较小，电力线点到格网最低点的高差较大
连通特征	C_z	高程连通性， P_i 所在的 3D 格网在高程方向上与相邻格网是否连通，可用来区分电力线点和电力塔点
	C_{xy}	平面连通性， P_i 所在 2D 格网的最高点与相邻格网最高点的差值是否小于阈值
张量特征	A_λ	$(\lambda_1 - \lambda_3) / \lambda_1$ ， P_i 所在球体邻域内所有点的各向异性
	P_λ	$(\lambda_2 - \lambda_3) / \lambda_1$ ， P_i 所在球体邻域内所有点的平面分布特性
	S_λ	λ_3 / λ_1 ， P_i 所在球体邻域内所有点的球面分布特性
	L_λ	$(\lambda_1 - \lambda_2) / \lambda_1$ ，当前点所在球体邻域内所有点的线状分布性
	$\lambda_{density}$	P_i 所在球体邻域内点云总点数/球体体积
平面特征	N_z	P_i 的法向量角度
	δ_{nz}	P_i 所在球体邻域内所有点的法向量角度的方差
	R_z	P_i 所在球体邻域内所有点到其拟合平面距离的残差
	D_z	P_i 到球体邻域内所有点拟合的平面的距离

三维点云局部特征的计算受邻域大小的影响较大。当邻域设置较小时，局部特征不明显；当邻域设置较大时，计算量增加，且可能混入其他地物。为充分表达点云的局部特征，可使用多尺度的邻域。本文设置球体邻域尺度大小分别为 1、5 和 10 m，2D 格网和 3D 格网尺度大小分别为 0.5、3 和 5 m。

2.2 JointBoost 分类器

在基于机器学习的点云分类方法中，分类器的选取是影响点云分类精度和效率的重要因素之一。直接构造一个识别能力很强的分类器通常是很困难、费时的，相比之下，构造一些较粗糙、简单的分类器往往要容易得多^[15]。JointBoost 分类器正是这样的一个分类器，它通过把多个弱分类器联合在一

起得到一个分类能力很强的分类器，通过寻找类别间的共享特征来减少计算复杂度和样本复杂度^[18]，性能高于其他 Boosting 改进算法。因此，本文选取 JointBoost 分类器对输电走廊点云进行分类。

JointBoost 分类器的主要思想是将多类问题转化为多个二类问题进行处理^[15]。若待分类类别有 C 种，则一共可以分成 $2^C - 1$ 个二类子集 $S(n) (1 \leq n \leq 2^C - 1)$ 。它的分类过程主要包括两个步骤：训练已标记的样本数据 (train) 与预测待分类的测试数据 (predict)。每次迭代训练 (round= m) 中，训练每个二类子集 $S(n) (1 \leq n \leq 2^C - 1)$ 所对应的弱分类器 $h_m^n(v_i, c) (1 \leq c \leq C)$ ，并依据损失函数最小化的原则在多个二类子集中找到最佳的多个类别共享的特征集 $S(n^*)$ ，最后通过最佳的共享特征集所对应的弱分类器叠加得到最终的强分类器 $H(v_i, c)$ ^[6, 15, 18]。某二类子集 $S(n)$ 对应的弱分类器 $h_m^n(v_i, c)$ 和最终的强分类器 $H(v_i, c)$ 的详细定义及训练过程见文献^[18]。

JointBoost 分类器输入的是待分类对象的特征向量 v_i ，输出是对待分类对象每一个可能类别 $c \in C$ (C 是待分类对象所有可能类别的集合) 的概率值函数。通过选取概率最大的类别作为当前特征向量所代表的三维点云的类别，最终得到分类的点云数据。

Boosting 算法实质上 and SVM 算法是一类算法，Boosting 算法最终得到的类间距与 SVM 算法得到的类间距类似，只是对类间距的定义和权向量的优化方法不同 (SVM 对类间距的定义采用的是 2 范数形式而 Boosting 采用的是 1 范数形式)^[19-20]。JointBoost 算法简单易用，除了迭代次数以外不需要调节其他参数；只要有足够多的数据以及弱学习器就能达到任意预测精度^[21-22]。

3 实验结果与分析

为验证本文方法的可行性，采用广东省某输电线路机载激光点云数据进行试验。经过基于 Hough 变换的输电走廊候选区域检测后，得到的输电走廊如图 3 所示。该走廊面积为 $635 \times 38 \text{ m}^2$ ，包含 4 基输电杆塔和 8 相电力线，总点数 698 278 个，平均点间距为 0.3 m。该输电走廊为地形较平坦的平原地区，主要类别为地面、植被、电力线和电力塔，在电力塔附近有部分茂密植被。为方便表示，将 1 号塔和 2 号塔之间的点云数据称为第 1 段数据，将 2 号塔和 3 号塔之间的点云数据称为第 2 段数据，将 3 号塔和 4 号塔之间的点云数据称为第 3 段数据。为对本方法分类结果进行评价，该输电走廊所有点云数据均已经过人工标记，人工标记结果如图 3 所示。

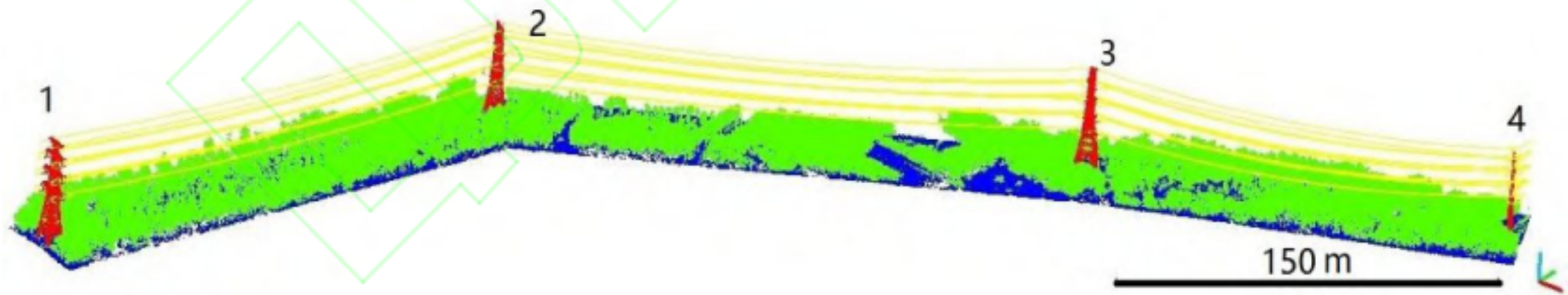


图 3 某输电线路机载激光点云数据人工标记结果
Fig.3 Manually Classified Result of one Power Transmission Corridor from LiDAR Data

点云分类错误主要有两种情况：错分和误分。错分即将该地物点分为其他地物点，误分即将其他地物点分为该地物点。本文采用查全率 (Precise)、查准率 (Recall) 和整体精度 (Accuracy) 对分类结果进行定量的精度评价，其定义分别如式 (1) ~ 式 (3) 所示。

$$\text{Precise} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$\text{Accuracy}=\frac{\text{TP}}{\text{TP}+\text{FN}+\text{FP}+\text{TN}}\tag{3}$$

式中：TP 为真正例，FN 为假反例，FP 为假正例，TN 为真反例。其中，查全率用来评价错分的情况，查准率用来评价误分的情况。查全率和查准率是一对矛盾的度量，一般来说查准率高时，查全率往往偏低；而查全率高时，查准率往往偏低。

在所有点云数据中，选取第一段数据作为训练数据。该训练数据面积为 225 m×38 m，总点数为 243 733 个，主要地物类别为地面、植被、电力线和电力塔，每一类别点数如表 2 所示。从表 2 中可以看出，植被点占了总点数 60%以上，而电力塔和电力线样本数据相比于地面和植被样本要少得多。为了减少样本不平衡对分类结果的影响，在训练过程中，本文选择将训练样本重复 N_i 倍的策略，使得所有样本数量在一个数量级上。其中，某一类别的重复倍数 N_i =类别最大样本数/当前类别样本数。

表2 训练数据信息
Tab.2 Information of Train Data

类别	地面点	植被点	电力线点	电力塔点
点数/个	64 157	164 949	8 507	6 120
重复倍数	2	1	19	26

本文设置前后两次迭代训练的分类精度差值小于 0.001 或迭代次数大于 100 为停止训练条件，得到训练好的分类器。此时，训练样本分类精度如表 3 所示。该训练样本分类总体精度为 98.64%，4 类地物（地面、植被、电力线和电力塔）基本分类正确，查全率均较达到 98%以上，但依旧存在将其他地物如电力线和植被点错分为电力塔点的情况，导致电力塔的查准率偏低，仅 88.62%。

表3 训练样本分类精度
Tab.3 Classification Accuracy of Train Data

类别	地面点	植被点	电力线点	电力塔点	查全率 /(%)
地面点	63 265	881	0	11	98.61
植被点	1 607	162 667	19	656	98.62
电力线点	0	0	8 399	108	98.73
电力塔点	5	34	47	6 034	98.59
查准率/(%)	97.52	99.44	99.22	88.62	/

为测试该分类模型对其他点云数据的有效性，将训练得到的分类器模型对输电走廊其他点云数据进行分类。图 4 为第 2 段点云数据分类结果，该段数据面积为 242 m×38 m，总点数为 227 043 个。从图 4 中可以看出，大片连续的植被和孤立植被均基本分类正确，电力线、电力塔点和地面点总体上符合实际分布情况。表 4 为第 2 段点云数据分类精度评价。该段数据分类总体精度为 97.73%，地面点和电力线点错分为其他地物点的情况较少，查全率分别达到 99.97%、98.61%，同时其他地物点误分为植被点的数量较少，其查准率到达了 99.83%。

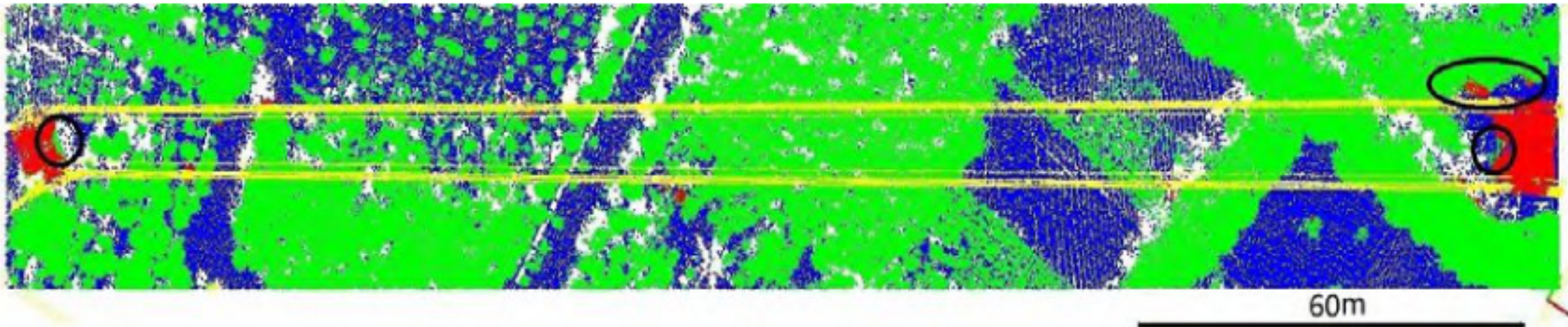


图 4 第 2 段点云数据分类结果
Fig.4 Classification Result of Data 2

表4 第2段点云数据分类精度
Tab.4 Classification Accuracy of Data 2

类别	地面点	植被点	电力线点	电力塔点	查全率/(%)
地面点	62 850	17	0	0	99.97
植被点	3 309	143 388	31	1 199	96.93
电力线点	0	0	8 991	127	98.61
电力塔点	8	221	235	6 667	93.49
查准率 /(%)	94.99	99.83	97.13	83.41	/

但对电力塔点来说，相比于其他地物类别，该类别出现了部分明显的分类错误情况，其查全率（93.49%）和查准率（83.41%）均偏低，这主要是受到电力线点和植被点的影响。对电力塔点，如图 4 中圈出的部分所示，由于电力塔底部局部特征和植被较相似，导致电力塔底部部分点被错分为植被点或电力塔周围的植被点被误分为电力塔点。对电力线点，如图 5 所示，电力塔点与周围的电力线点距离较近，导致电力塔局部特征计算时混入了电力线点；挂线点处的电力线并不是常规的电力线悬链结构，电力线特征不明显；且在对 LiDAR 点云数据人工标记过程中，由于挂线点处电力塔和电力线区分比较粗糙，人工标记时将部分电力线点分为电力塔点（图 5（a）），因此导致计算电力塔分类精度偏低。图 5（b）为本方法分类结果，从局部放大图可以看出，所选的特征基本能准确区分电力线和电力塔点。

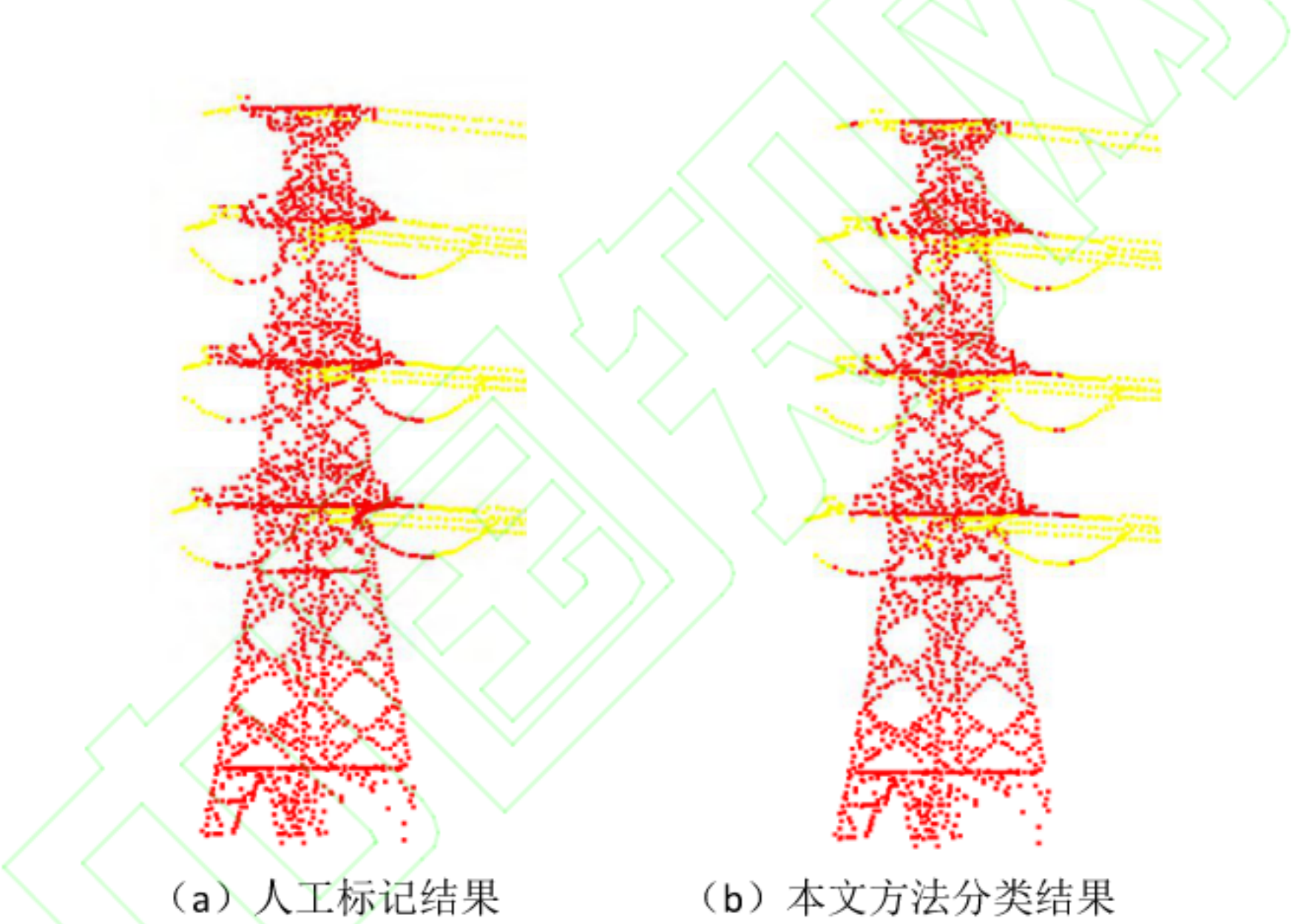


图 5 分类结果对比
Fig.5 Comparison of Classification Results

图 6 为第 3 段点云数据分类结果，该段数据面积为 168 m×38 m，总点数为 227 502 个。与其他两段数据不同的是，该段数据有一基塔为圆柱形电力钢管塔，且有一处为建筑物点云。表 5 为第 3 段点云数据分类精度评价。该段数据分类总体精度为 97.13%。从图 6 中可以看出，地面点、植被点、电力线和电力塔点的分类结果总体上符合实际分布情况。如图 6（a）所示，尽管该数据中的钢管塔与训练数据中的电力塔在形状上有较大差异，但结合其他特征（高度特征、张量特征、连通特征和平面特征），该电力塔依旧被正确分类（90.86%的查全率和 86.94%的查准率）。然而，对于建筑物点（如图 6（b）所框出区域），由于在训练样本中只有地面、植被、电力线和电力塔 4 类，并没有建筑物样本，因此所训练的得到的分类器模型无法正确对建筑物点分类，在预测过程中，选取分类误差最小的类别（植被）为建筑物点类别。

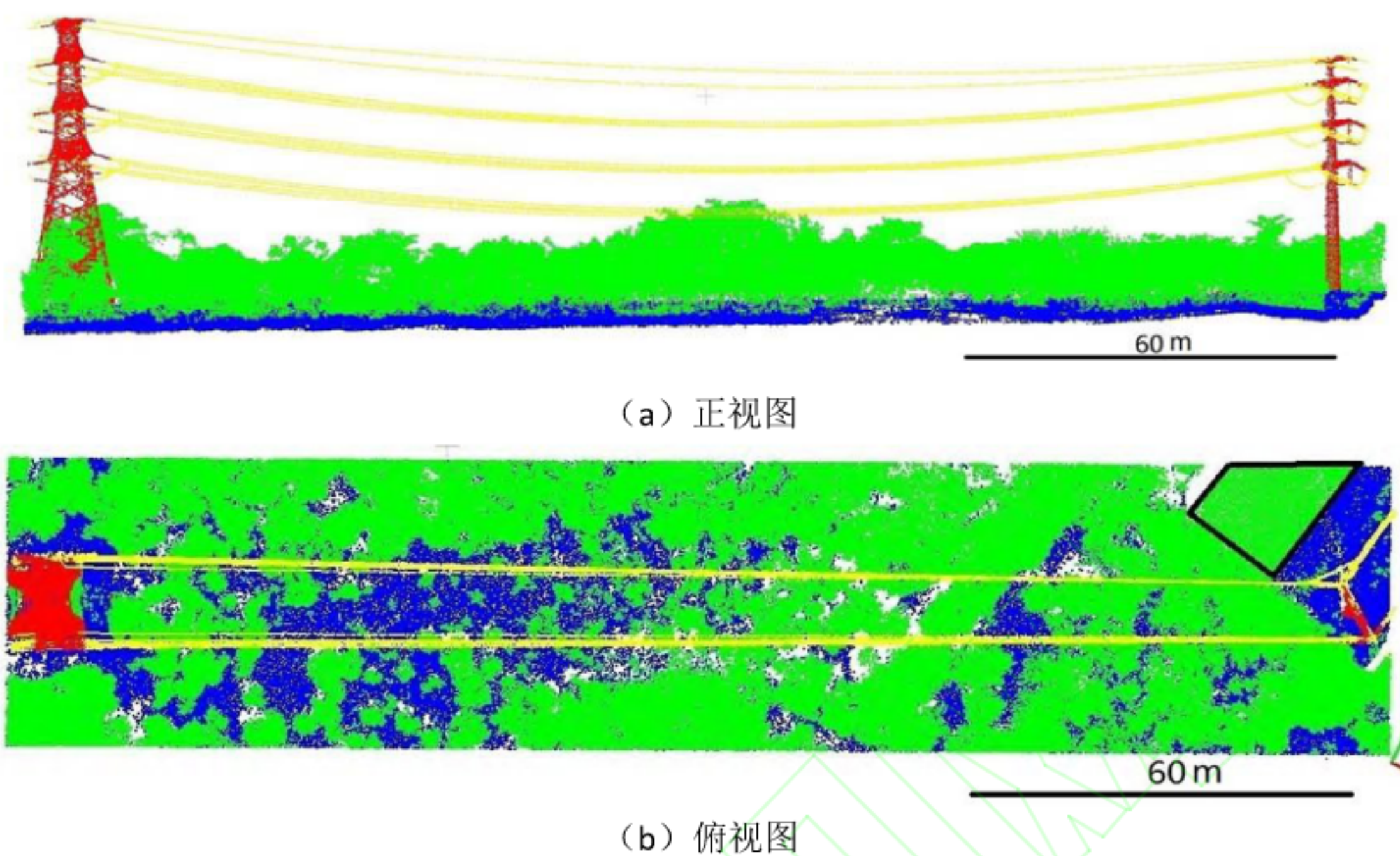


图 6 第 3 段点云数据分类结果
Fig.6 Classification Result of Data 3

表5 第3段点云数据分类精度
Tab.5 Classification Accuracy of Data 3

类别	地面点	植被点	电力线点	电力塔点	查全率/(%)
地面点	65 785	332	0	2	99.49
植被点	4 900	142 657	4	250	96.51
电力线点	0	0	7 348	526	93.32
电力塔点	33	362	126	5 177	90.86
查准率/(%)	93.02	99.52	98.26	86.94	/

为了验证本文方法的有效性，对同样的特征基于随机森林分类器进行分类，分类精度如表 6 所示。该方法分类总体精度为 97.27%，地物类别基本分类正确，与基于 JointBoost 方法的分类精度（97.73%）相差不大，说明本文所定义和选择特征的有效性。但电力塔点分为植被点和植被点分为电力塔点的现象比较严重，导致电力塔点的查全率（82.93%）和查准率（79.06%）明显低于基于 JointBoost 方法的查全率（93.49%）和查准率（83.41%）。

表6 第2段随机森林点云数据分类精度
Tab.6 Random Forest Classification Accuracy of Data 2

类别	地面点	植被点	电力线点	电力塔点	查全率 /(%)
地面点	62 727	140	0	0	99.78
植被点	3 276	143 284	0	1 367	96.86
电力线点	0	1	8 918	199	97.80
电力塔点	10	1 016	191	5 914	82.93
查准率 /(%)	95.02	99.20	97.90	79.06	/

实验结果表明，本文提出的基于 JointBoost 的高压输电走廊点云分类方法，能准确的检测输电走廊候选区域，有效减少点云处理的数据量，提高分类效率；多尺度局部特征向量的选取与定义，体现了输电走廊内各地物的分布特点，结合 JointBoost 分类器，具有较高的分类精度。

4 结束语

本文结合高压输电走廊地物的分布特点，提出一种基于 JointBoost 的高压输电走廊机载激光点云分类方法，即首先检测输电走廊候选区域，然后计算候选区域内每个点的多尺度局部特征，最后基于

JointBoost 分类器将其分为地面、植被、电力线和电力塔 4 类。实验结果表明,该方法具有分类精度高、速度较快等特点,对电力巡线具有一定的实用价值。

下一步的研究将结合电力塔、电力线等地物的重建,形成一个自动化的高压输电线路点云处理框架,以实现超长输电线路电力线的全自动三维重建。此外,由于获取的点云数据密度越来越大,处理计算量也与之剧增,如何提高点云处理效率也是后期一个值得研究的问题。



参考文献

- [1] ZHOU Ruqin, JIANG Wanshou, HUANG Wei, et al. A heuristic method for power pylon reconstruction from airborne LiDAR data[J]. Remote Sensing, 2017, 9(11): 1172.
- [2] 魏峰. 超高压输电线路巡检系统的研究[D]. 济南: 山东大学, 2013.
(WEI Feng. Research on EHV transmission line inspection system[D]. Jinan: Shangdong University, 2013.)
- [3] GUO Bo, LI Qingquan, HUANG Xianfeng, et al. An improved method for power-line reconstruction from point cloud data[J]. Remote Sensing, 2016, 8(1):36.
- [4] 邵允临, 曹晋恩, 尚大伟. 直升机巡检华北电网超高压输电线路[J]. 中国电力, 2003, 36(7): 35-38.
(SHAO Yunlin, CAO Jinen, SHANG Dawei. Patrol inspection of EHV electric power transmission line with helicopter in North China Power Network[J]. Electric Power, 2003, 36(7): 35-38.)
- [5] 周汝琴, 翟瑞聪, 江万寿, 等. 机载激光点云数据中分裂导线自动提取和重建[J]. 测绘科学, 2018, 43(6): 124-130.
(ZHOU Ruqin, ZHAI Ruicong, JIANG Wanshou, et al. Automatic extraction and reconstruction of bundle conductors from airborne LiDAR point clouds[J]. Science of Surveying and Mapping, 2018, 43(6): 124-130.)
- [6] 郭波, 黄先锋, 张帆, 等. 顾及空间上下文关系的 JointBoost 点云分类及特征降维[J]. 测绘学报, 2013, 42(5): 715-721.
(GUO Bo, HUANG Xianfeng, ZHANG Fan, et al. Points cloud classification using jointboost combined with contextual information for feature reduction[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2013, 42(5): 715-721.)
- [7] 徐博, 刘正军, 王坚. 基于激光点云数据电力线的提取及安全检测[J]. 激光杂志, 2017, 38(7): 48-51.
(XU Bo, LIU Zhengjun, WANG Jian. Extraction and security detection of power line based on laser point cloud data[J]. Laser Journal, 2017, 38(7): 48-51.)
- [8] 王平华, 习晓环, 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, 171.
(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, 171.)
- [9] ZHU Lingli, HYYPPÄ J. Fully-automated power line extraction from airborne laser scanning point clouds in forest areas[J]. Remote Sensing, 2014, 6(11): 11267-11282.
- [10] WANG Yanjun, CHEN Qi, LIU Lin, et al. Supervised classification of power lines from airborne LiDAR data in urban Areas[J]. Remote Sensing, 2017, 9(8):771.
- [11] GUO Bo, HUANG Xianfeng, ZANG Fan, et al. Classification of airborne laser scanning data using JointBoost[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2015, 100, 71-83.
- [12] 马文, 耿贞伟, 张小波. 基于随机森林方法的输电巡线点云自动分类[J]. 中国科技纵横, 2017(19): 147-148, 151.
(MA Wen, GENG Zhenwei, ZHANG xiaobo. Automatic classification of transmission line inspection point cloud based on random forest method[J]. China Science & Technology Overview, 2017(19): 147-148,151.)
- [13] 余洁, 穆超, 冯延明, 等. 机载 LiDAR 点云数据中电力线的提取方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2011, 36(11): 1275-1279.
(YU Jie, MU Chao, FENG Yanming, et al. Powerlines extraction techniques from airborne LiDAR data[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2011, 36(11): 1275-1279.)
- [14] LIU Yuee, LI Zhengrong, Hayward R, et al. Classification of airborne LiDAR intensity data using statistical analysis and hough transform with application to power line corridors[C]// Proceedings of the 2009 Digital Image Computing: Techniques & Applications. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2009: 462-467.
- [15] 李子龙, 刘伟铭. 基于 JointBoost I2C 距离度量的图像分类方法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2015, 43(5): 114-119.
(LI Zilong, LIU Weiming. Image classification based on JointBoost I2C distance metric[J]. Journal of South China University of Technology(Natural Science Edition), 2015, 43(5): 114-119.)
- [16] GUO Yulan, BENNAMOUN M, SOHEL F, et al. 3D object recognition in cluttered scenes with local surface features: A survey[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(11): 2270-2287.

- [17] CHEHATA N, GUO Li, MALLET C. Airborne lidar feature selection for urban classification using random forests[C/OL]// Laser scanning 2009, IAPRS, 2009: 207-212[2017-12-23]. http://www.isprs.org/proceedings/XXXVIII/3-W8/papers/207_laserscanning09.pdf.
- [18] TORRALBA A, MURPHY K P, FREEMAN W T. Sharing visual features for multiclass and multi-view objects detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(5): 854-869.
- [19] RATSCH G, ONODA T, MULLER K R. Soft margins for AdaBoost[J]. Machine Learning, 2001, 42(3): 287-320.
- [20] RÄTSCH G, SCHÖLKOPF B, MIKA S, et al. SVM and Boosting: one class[EB/OL].[2017-12-23]. <http://pdfs.semanticscholar.org/f4fe/3c22e7f6cc86ee2fd44314d81c4be90efbee.pdf>.
- [21] 于玲, 吴铁军. 集成学习: BOOSTING 算法综述[J]. 模式识别与人工智能, 2004, 17(1): 52-59.
(YU Ling, WU Tiejun. Assemble learning: a survey of Boosting algorithms[J]. PR&AI, 2004, 17(1): 52-59.)
- [22] 董乐红, 耿国华, 高原. Boosting 算法综述[J]. 计算机应用于软件, 2006, 23(8): 27-29.
(DONG Lehong, GENG Guohua, GAO Yuan. Survey of Boosting[J]. Computer Application and software, 2006, 23(8): 27-29.)