引文格式：袁 超,李元达,陈昌耀,等. 利用自适应邻域特征估算与优选提取电力线[J]. 地理空间信息, 2025, 23(3): 58-60. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.03.014

利用自适应邻域特征估算与优选提取电力线

袁 超[1]，李元达[2]，陈昌耀[3]，刘建明[4]

（1. 江苏省水文地质工程地质勘察院，江苏 淮安 223400；2. 杭州同济测绘有限公司，浙江 杭州 310000；
3. 浙江华东测绘与工程安全技术有限公司，浙江 杭州 310014；4. 河南省地球物理空间信息研究院有限公司，河南 郑州 450009）

摘 要：针对复杂地形下电力快速巡检对电力线信息提取的需求，基于机载LiDAR数据，提出了一种自适应邻域特征估算与优选的电力线提取算法。首先根据电力线高程特征分离非电力线点；再基于自适应邻域构建多维点云特征；然后联合支持向量机—递归特征消除（SVM-RFE）算法实现特征优选；最后对优选特征进行组合，并采用SVM、随机森林方法进行点云分类，提取电力线。结果表明，该方法提取的电力线信息精度较高，具有较好的适用性。

关键词：机载LiDAR；电力线；自适应邻域；特征优选

中图分类号：P231　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）03-0058-03

Power Line Extraction Based on Self-adaptive Neighborhood Feature Estimation and Optimization

YUAN Chao[1], LI Yuanda[2], CHEN Changyao[3], LIU Jianming[4]

(1. Jiangsu Province Institute of Hydrogeological and Engineering Geological Investigation, Huai'an 223400, China;
2. Hangzhou Tongji Surveying & Mapping Co., Ltd., Hangzhou 310000, China;
3. Zhejiang Huadong Mapping and Engineering Safety Technology Co., Ltd., Hangzhou 310014, China;
4. Henan Institute of Geophysical Space Information Co., Ltd., Zhengzhou 450009, China)

Abstract: In response to the demand of power line information extraction in rapid power inspection under complex terrain, based on airborne LiDAR data, we proposed a power line extraction algorithm based on self-adaptive neighborhood feature estimation and optimization. Firstly, based on the elevation characteristics of power lines, we separated non power line points. Then, we constructed multi-dimensional point cloud features based on self-adaptive neighborhood, and used the support vector machine-recursive feature elimination (SVM-RFE) algorithm to achieve optimal feature selection. Finally, we combined the optimal features, and used SVM and random forest method to classify point cloud, achieving the extraction of power lines. The result indicates that this method has high accuracy in power line information extraction and high applicability.

Key words: airborne LiDAR, power line, self-adaptive neighborhood, optimal feature selection

电力安全是日常用电的重要保障，输电线定期巡检能发现电力线可能存在的问题并及时排除故障，确保正常电力的输送[1]。传统人工巡检方法劳动强度大、效率低，难以满足现代化电网建设与管理需求。机载LiDAR借助飞行平台和传感器的优势能有效避免地形、天气等因素的干扰，高效获取目标物的高精度三维信息，在电力巡检方面已开展广泛应用[2-3]。基于机载LiDAR的电力线巡检的关键是实现电力线信息的精确提取。目前电力线提取方法主要分为3大类：①将数据投影到二维空间，并基于电力线在三维空间的连续性分布特征进行提取[4-5]；②电力线模型模拟[6]；③通过统计分析电力线悬空、材质特性等维度特征进而提取电力线[7-9]。相关学者将霍夫变换与欧氏距离聚类相结合实现了单根电力线的提取；但对于垂直排列、交错混合排列的电力线，霍夫变换易出现漏提现象。因此，相关研究首先采用霍夫变换提取电力线候选点，再利用点云滤波算法完成电力线的提取工作[10-11]。基于电力线模型的提取方法根据电力线悬空特性，在不同邻域范围内估算电力线性方程，该方法对方程准确性的要求较高，初始电力线提取失误将直接影响电力线提取的准确性。基于信息差异统计分析的方法对阈值设定的要求较高，普适性较差。上述方法大多根据非监督分类原理提取电力线，精度依赖模型构建和阈值设置，普适性较差。因此，本文提出了

项目来源：基于新一代星载LiDAR数据的中国30 m分辨率森林高度反演研究（42071405）。

第一作者简介：袁超（1979—），高级工程师，注册测绘师，主要从事工程测量、海洋测量、摄影测量与遥感等工作，E-mail：38774593@qq.com。

一种自适应邻域特征估算与优选的电力线提取方法。首先根据电力线悬空特征过滤地面等非目标点，再以熵值为判别标准确定最优邻域并估算点云维度特征，然后引入支持向量机—递归特征消除（SVM-RFE）算法进行特征优选，最后基于优选特征提取电力线信息。

1　基于特征优选的电力线提取方法

为减少数据运算量，实现对电力线信息的精提取，本文根据电力线悬空特征分析电力线走向，并对数据进行分段滤波，提取候选点；再基于自适应邻域构建采样点各维度特征，并利用SVM-RFE算法实现特征优选；最后根据特征优选组合，利用SVM、随机森林（RF）等算法实现电力线的提取。

1.1　候选点分割

在获取大范围数据时，机载LiDAR无法区分目标物与非目标物，获取的数据中包含电力杆塔、房屋、植被、地面等干扰因素，数据冗余度高、目标提取困难。因此，本文根据研究区地形和电力线空间分布特征，按照电力线走向对整体点云进行分块，进而根据高程分布特征滤除地面数据。判断电力线走向是为分块确定方向，以防电力线被纵向分割。首先分析研究区点云覆盖范围内 X、Y 方向的最大、最小坐标，并计算其差值 Δx、Δy；再根据 Δx、Δy 大小判断电力线方向，若 $\Delta x>\Delta y$ 则按 X 方向进行分块，反之则按 Y 方向进行分块。由于高层建筑、高大树木的高程特征与电力线接近，以整体为研究单元，难以在滤除建筑物、树木的同时保留电力线特征，因此需对点云进行分块处理。本文根据各分块单元内点云分布特征，设定合适的阈值进行滤波，将各分段距离设定为40 m，并结合地形起伏情况进行适当调整。

1.2　自适应邻域特征估算

邻域点的选择是估计点云数据微分几何属性的主要依据，邻域范围的合理性对点云几何特征构建十分重要。常规的点云特征构建多根据固定邻域范围选取邻近点，但在估算法向量时起伏较大区域的采样点将产生偏差，进而影响点云数据目标提取、滤波等操作的准确性。本文首先利用信息熵数值分析点云空间分布特征，值越小表示邻域范围内点云的空间分布特征越接近，即最优邻域；然后利用PCA算法估算采样点的几何特征，并基于最优邻域几何特征构建各维度的点云特征，主要包括：①通过采样点邻域构建协方差矩阵求取3个局部特征向量，特征向量的排序可反映采样点邻域内点的空间分布特征，利用特征向量值计算线性、平面性、各向异性和曲率变化等维度特征值；②高程特征，根据电力线悬空的空间分布特征计算采样点邻域内点的最大最小高程、高程差 H_{cz}、高程均值 H_{mean}、高程方差 H_{δ} 等高程分布特征。点云局部特征与信息熵的计算公式为：

$$\begin{cases} C=\dfrac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(p_i-\bar{p})\times(p_i-\bar{p})^{\mathrm{T}} \\ C\times\vec{\boldsymbol{v}}_j=e_j\times\vec{\boldsymbol{v}}_j,\ j\epsilon\{0,1,2\} \end{cases} \tag{1}$$

$$E_V=-\sum_{i=1}^{3}v_i\ln v_i \tag{2}$$

$$L_V=\left(V_1-V_2\right)\Big/V_1 \tag{3}$$

$$P_V=\left(V_2-V_3\right)\Big/V_1 \tag{4}$$

$$G_V=\left(V_1-V_3\right)\Big/V_1 \tag{5}$$

$$C=3V_3\Big/\left(V_1+V_2+V_3\right) \tag{6}$$

式中，N 为采样点邻域内点的数量；$\bar{p}$ 为邻域中所有点的质心；e_j 为协方差矩阵的第 j 个特征值；$\vec{\boldsymbol{v}}_j$ 为第 j 个特征向量；V_1、V_2 为局部特征向量方向的偏离度，V_3 为法线方向的偏离度，$V_1\geqslant V_2\geqslant V_3>0$；$L_V$、$P_V$、$G_V$、$C$ 分别为线性值、平面性值、各向异性值、曲率变化值。

1.3　SVM-RFE算法特征优选

对于待分对象具有较高分离度的特征集，可有效提高机器学习的运算效率，提升模型分类精度，因此本文引入SVM-RFE[12]算法对最优邻域下构建的点云采样点的维度特征进行优选，进而实现电力线信息的精确提取。该算法基于SVM的最大间隔分类原理，按贡献对训练数据样本特征进行排序，根据得分情况选择较重要的特征进行点云分类，提取电力线信息。

2　电力线提取结果分析

2.1　候选点分割

本文对两组机载LiDAR数据进行实验，数据包含待巡检电力线以及复杂地形下房屋、树木等干扰源。为有效提取电力线，沿电力线方向将实验数据分割为边长为40~50 m的分段，高差阈值设置为25 m，以保证候选点分割的速度和效果。电力线候选点的分割效果见图1，可以看出，电力线点云得到了很好的保留，但高层建筑、较大植被和高压电塔等干扰源未完

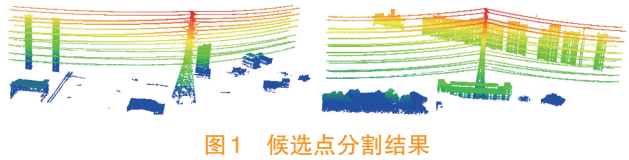


图1　候选点分割结果

全滤除，需进一步进行电力线精提取。

2.2 特征构建与优选

最优邻域判定时，本文以0.1 m、0.5 m为邻域搜索半径的上下限，设置半径增长步长为0.05 m，采用PCA算法计算采样点特征值，利用信息熵函数计算局部邻域的信息熵，以最小信息熵对应的特征向量为采样点的特征值，分析目标物点云的空间分布特征[13]。由图2可知，自适应邻域计算得到的信息熵最小，表明本文方法可有效确保邻域范围内点云分布的一致性，提高点云特征估算的准确性。利用SVM-RFE算法对采样点维度特征计算所得的12个特征进行排序（图3），特征得分越小，表明特征越重要，对目标对象的可分度越高。因此，本文利用 L_V 、 H_δ 、 H_{cz} 、 P_V 等特征进行点云分类，提取电力线。

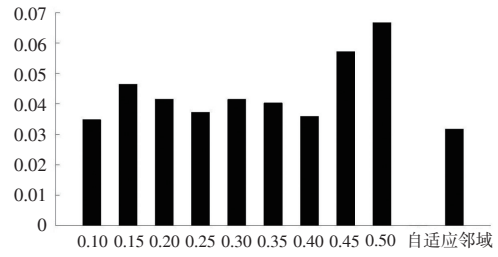


图2 自适应邻域熵值计算

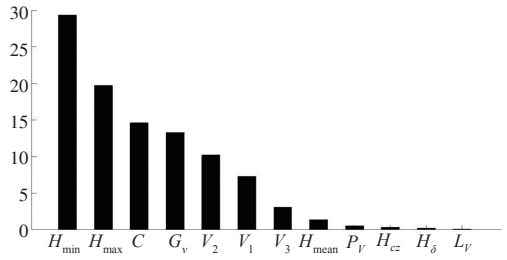
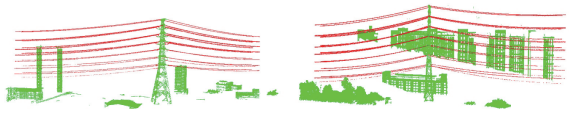


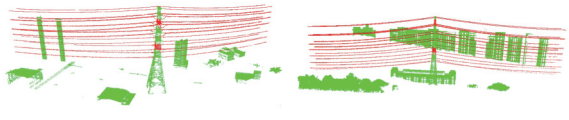
图3 SVM-RFE算法的点云变量特征重要性排序

2.3 电力线提取对比分析

本文基于不同特征组合，采用RF[14]、SVM算法进行电力线信息提取[15]。具体模型评价指标对比见表1，其中方案2的提取精度最高，因此本文采用SVM算法以 H_δ 、 H_{cz} 、 P_V 为最优特征组合进行电力线信息提取，并与霍夫变换提取结果（提取精度为91.2%）进行对比（图4）。



a 本文算法



b 霍夫变换方法

图4 电力线提取成果对比

表1 不同特征组合方案下电力线提取精度对比

分类模型	方案编号	特征组合	提取精度/%
SVM	1	L_V 、 H_δ 、 H_{cz} 、 P_V	93.9
	2	H_δ 、 H_{cz} 、 P_V	96.7
	3	H_{cz} 、 P_V	82.2
	4	P_V	79.6
RF	5	L_V 、 H_δ 、 H_{cz} 、 P_V	91.6
	6	H_δ 、 H_{cz} 、 P_V	92.1
	7	H_{cz} 、 P_V	84.7
	8	P_V	78.4

3 结 语

本文提出了一种邻域自适应特征估算与特征优选的电力线提取方法，首先利用PCA估算采样点邻域内的点云特征，计算信息熵值，并以此为判别标准确定最优邻域；再以最优邻域为基础估算采样点多维度特征；然后引入SVM-RFE算法对提取的12个点云特征变量特征进行优选，选取较重要的 L_V 、 H_δ 、 H_{cz} 、 P_V 特征进行多种方案组合；最后导入SVM、RF模型提取电力线。对比最优方案与霍夫变换的提取结果发现，本文方法可以很好地排除电力塔造成的干扰，较完整准确地提取电力线，且适用于多种类型地形。

参考文献

[1] 孙斐. 以机载LiDAR点云为数据源的电力线自动提取算法研究[J]. 测绘标准化,2023,39(3):81-85

[2] 张智前,叶周润,欧鑫,等. 基于机载LiDAR系统的电力线点云提取方法研究[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版),2023,46(8):1 103-1 108

[3] 张清波,严加栋. 融合自适应最优邻域和卷积神经网络的三维点云分类[J]. 测绘通报,2023(7):177-182

[4] 陈睿星,吴军,赵雪梅,等. 顾及长尾分布的机载LiDAR点云CNN语义分割[J]. 仪器仪表学报,2023,44(7):282-295

[5] 钱建国,魏立,李游,等. 基于三维点云的输电线路分类去噪算法研究[J]. 应用激光,2022,42(11):104-112

[6] 吴争荣,樊灵孟,吴新桥,等. 基于机载激光点云的输电线路树障隐患快速检测方法[J]. 应用激光,2022,42(3):128-134

[7] 王果,王强,徐棒,等. 机载激光雷达电力线提取的布料模拟法[J]. 激光技术,2022,46(1):134-138

[8] 赵沛冉,管海燕,李迪龙,等. 利用样本生成方法进行机载多光谱LiDAR数据深度学习分类[J]. 测绘通报,2021(12):16-21

[9] 曾远,陈亦,姚攀,等. 基于机载激光点云数据的输电线走廊自动识别技术[J]. 应用激光,2021,41(5):1 033-1 038

[10] 朱依民,田林亚,毕继鑫,等. 基于无人机机载LiDAR的电

（下转第65页）