引文格式：宋佳倩,李少达,谭骏祥,等. 一种特征量化赋权的配电线点云自动提取方法[J]. 地理空间信息, 2024, 22(2): 17-20. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2024.02.004

一种特征量化赋权的配电线点云自动提取方法

宋佳倩[1]，李少达[1*]，谭骏祥[1]，雷　杰[1]，包栎炀[1]，杜永永[2]，李启涛[3]
（1. 成都理工大学 地球科学学院，四川 成都 610000；2. 国网成都供电公司，四川 成都 610000；
3. 长江水利委员会水文局 长江上游水文水资源勘测局，重庆 400020）

摘　要：针对配电网电力线架设低、线路与植被、构筑物等地物混淆，大规模线路高精度、高效率提取难度大的问题，提出了基于点云多特征量化赋权的电力线提取方法。该方法可根据场景内复杂地物的空间分布特点，选择地物显著区分特征，并在兼顾特征变异性和相关性的基础上量化特征区分电力线的能力，实现电力线与周围地物的分离。选用三景不同规模、地形复杂性的配电网点云数据验证该方法的有效性，实验结果表明电力线提取精度可达97.6%。

关键词：配电网；点云；特征量化；电力线提取
中图分类号：P231　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2024）02-0017-04

Automatic Extraction Method of Power Line Based on Point Cloud Feature Quantification and Weighting

SONG Jiaqian[1], LI Shaoda[1], TAN Junxiang[1], LEI Jie[1], BAO Liyang[1], DU Yongyong[2], LI Qitao[3]
(1. School of Earth Sciences, Chengdu University of Technology, Chengdu 610000, China;
2. State Grid Chengdu Power Supply Company, Chengdu 610000, China;
3. Hydrology Bureau of Yangtze River Water Resources Commission Hydrology and Water Resources Survey Bureau of Upper Yangtze River, Chongqing 400020, China)

Abstract: Aiming at the problems of low power line erection in distribution network, confusion between lines and vegetation, structures and other ground objects, and difficulty in extracting large-scale lines with high precision and efficiency, we proposed a power line extraction method based on point cloud multi-feature quantization and weighting. According to the spatial distribution characteristics of ground objects in the scene, the method selected the features that distinguish the ground objects, and quantified the ability of features to distinguish the power lines based on taking into account the variability and correlation of the features, realizing the separation of power lines and surrounding ground objects. We selected point cloud data of power distribution network with different scales and terrain complexity in three scenes to verify the method's validity. The experimental result shows that the power line extraction accuracy can reach 97.6%.

Key words: power distribution network, point cloud, feature quantization, power line extraction

现有电力线提取方法和相关软件如点云魔方、Alundar Platform点云处理软件等，主要针对高压、超高压输电场景，对于电力线架设较低，线树矛盾严重的配电网场景的适用性研究较少。因此，本文针对配电网场景点云数据重要的邻域几何特征并结合地物空间分布特点，设计了一种基于多特征量化赋权的电力线提取方法。

1　无人机LiDAR点云电力线提取

基于配电网场景的特殊性，本文提出了一种无人机LiDAR点云电力线提取方法。该方法主要包括感兴趣区检测、特征化量化、电力线提取三大步骤。

1.1　感兴趣区检测

针对配电网场景原始点云数据进行感兴趣区检测主要包括两部分工作，分别是离群点检测和格网高差滤波。由于激光雷达扫描仪在获取数据时因空中漂浮物、飞行鸟类等易产生影响数据处理的离群点，因此本文将采用半径滤波算法进行离群点剔除。该方法可根据点云数据密度设置搜索半径、最小点数阈值，有效去除离地物较远、位置较为分散的离群点[1-2]。配电网场景线路架设多经过农村、乡镇等人口密集区域，地形较为平坦，场景内有电力线、杆塔、植被、建筑

收稿日期：2022-08-29。
项目来源：四川省科技计划项目（2021YJ0369）。
第一作者简介：宋佳倩（1996—），硕士研究生，研究方向为无人机激光雷达电力应用，E-mail：1220498148@qq.com。
通信作者：李少达（1969—），博士，教授，研究方向为资源与环境遥感、3S技术与应用，E-mail：1661348392@qq.com。

等地物，其中电力线依靠杆塔水平悬挂于空中，其所处高度范围内可能存在植被、建筑等地物，给电力线提取造成一定干扰。因此可先去除电力线架设高度以下的近地点，减少非电力线点数量，提高后续点云数据处理效率。根据国家能源局《10 kV及以下架空配电网线路技术规程》[3]（以下简称《规程》）中对不同规模配电网架空线路安全距离的规定，可依据实际数据情况设置相应高度阈值 d_H，并基于二维格网划分点云数据，计算每个格网内非地面点高程 Z 与格网内高程最小值 Z_{min} 之差，若 $Z-Z_{min}>d_H$ 保留该点，反之则为近地点，将其去除。通过格网高差滤波可去除全部地面点及大部分植被、建筑物点。

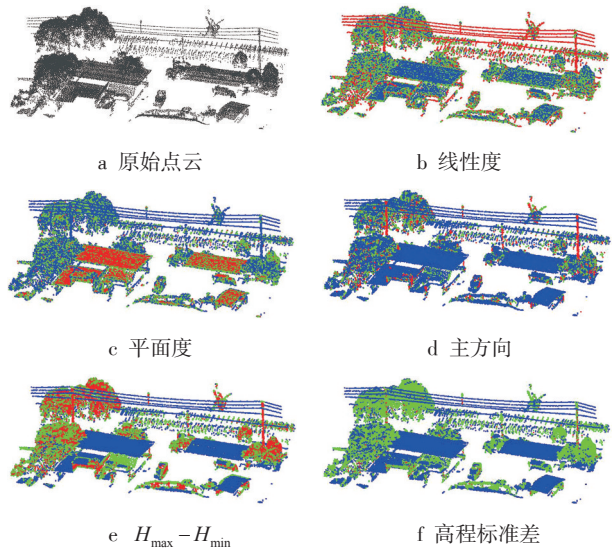
1.2 特征化量化

点云特征作为分类的重要依据，其特征的选取会直接影响分类的精度及效率，因此选择合适的特征来提取目标显得尤为重要[4]。根据不同地物因分布不同、几何特性不同会导致其在特征提取时有不同反应的特点，本文选择了2种类型的点特征来进行分析，即基于特征值特征和基于高度信息特征，共计5种点特征。特征值特征主要包括线性度、平面度、主方向3种，它们是通过构建激光点最佳邻域半径内所有点的协方差矩阵计算而来。高度特征主要有 $H-H_{min}$ 和高程标准差，前者为激光点邻域内总的高差，后者表示激光点邻域内的高程标准差，具体信息见表1。为显示不同特征对地物的区分能力，将计算后的特征值进行归一化，并按[0,0.33]、(0.33,0.67]、(0.67,1]3个区间用蓝、绿、红三色表示特征对地物的显著区分程度，结果如图1所示。

表1 点云特征描述

特征	公式	主要区分对象
线性度	$(\lambda_1-\lambda_2)/\lambda_1$	电力线、杆塔、建筑边界
平面度	$(\lambda_2-\lambda_3)/\lambda_1$	建筑
主方向	λ_1 对应特征向量与竖直方向夹角	杆塔
当前点高程与邻域内最低点的高差	$H-H_{min}$	杆塔、植被
高程标准差	$\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(z_i-z_{ave})^2/(n-1)}$	杆塔

配电网场景主要包括电力线、杆塔、植被和建筑4类地物。根据图1可知线性度、主方向、$H-H_{min}$ 和平面度特征分别在四类地物中表现最好。$H-H_{min}$ 特征中植被和杆塔显著区分性相近，不易将两者进行区分，而在高程标准差特征中两者显著性各异。因此针



a 原始点云　b 线性度　c 平面度　d 主方向　e $H_{max}-H_{min}$　f 高程标准差

图1 特征显著区分性对比

对单一特征在复杂场景中电力线提取适用性较差，精度较低的问题，本文引入了一种特征化量化方法：

1）特征正、负向化处理：为兼顾特征变异性及相关性，需基于电力线对5种特征进行无量纲化处理[5-6]。即电力线在线性特征中表现最佳，其特征值越大越好，因此需对线性度特征正向化处理，如式（1）。其余4种特征对电力线区分性较弱，其特征值越小越好，因此需进行负向化处理，如式（2）。

2）特征变异性与相关性计算：特征变异性（S_j）是指特征在样本之间取值差距的大小，相关性（R_j）是指特征之间的相关程度，将两者综合考虑可实现对电力线点云数据的客观评价，数据计算如式（3）、（4）。

3）量化赋权：根据特征变异性和相关性结果计算特征在整个量化系统中的信息量（W_j），从而分配各特征在区分电力线过程中所占的权重之比。具体权重计算如式（5）。

$$x'_{ij}=\frac{x_j-x_{min}}{x_{max}-x_{min}} \tag{1}$$

$$y'_{ij}=\frac{x_{max}-x_j}{x_{max}-x_{min}} \tag{2}$$

$$S_j=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(x_{ij}-\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}x_{ij}\right)^2}{n-1}} \tag{3}$$

$$R_j=\sum_{l=1}^{p}\left(1-\frac{\mathrm{cov}(x_j,x_l)}{\sqrt{Dx_j,Dx_l}}\right) \tag{4}$$

$$W_j=\frac{S_j\times R_j}{\sum_{j=1}^{p}S_j\times R_j} \tag{5}$$

式（1）、（2）中，x'_{ij}、y'_{ij}为x_{ij}（样本中第i个电力线点的第j个特征的特征值）经正、负向化处理后的特征值；式（3）中n为电力线样本点云；式（4）中p为每个样本点的特征数量；$\mathrm{cov}(x_j, x_l)$为第j个特征和第l个特征之间的协方差；Dx_j、Dx_l为第j个特征和第l个特征的方差；式（5）中S_j和R_j的乘积为第j个特征的信息量，信息量越大，表示该特征的重要性相对较大。

1.3　电力线提取

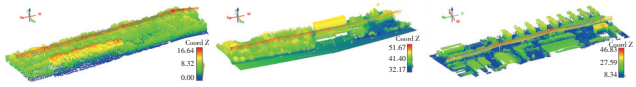
配电网场景电力线提取即从场景内的所有地物中将电力线单独提取出来，采用基于特征权重的电力线提取方法综合考虑了特征与地物间的关系，可实现电力线与场景内其他地物的分离。计算场景内所有地物点经特征赋权后的百分制综合得分，即点经过正、负向化处理后的各特征值与其对应权重（W_j）乘积总和的百分化结果。通过测试确定划分出电力线点的最优分数，分数大于80时能提取出完整的电力线点，此外，还存在部分未完全去除的其他地物点，在点云空间中散乱分布，不具有完整形态，且密度不均，彼此间距离不具有规律性，与电力线点云分布形成鲜明对比。DBSCAN算法是基于密度的聚类算法，具有能忽略噪点和孤立点数据影响，将足够高密度的区域划分为簇，并可在噪声存在的空间数据中发现任意形状聚类体的优点。因此可采用DBSCAN聚类算法表示点云类别间的差异性，实现电力线与其他地物噪点的划分[7]。本文根据电力线架设规则，设置合适的邻域半径和最小样本点数进行密度聚类。根据电力线水平悬挂于一定高度范围内，电力线点数量较多，而其他地物噪点散乱分布的特点。本文通过分析各点云簇的高度分布情况，即同一高度范围内所具有的点云数量筛选出电力线类别，完成电力线提取。

2　实验与结果分析

本实验硬件环境配置为Intel（R）Core（TM）i5-10200H CPU，主频为2.40 GHz，运行内存为16 G，GPU为GeForce GTX1650Ti，显存为4 G。软件环境为CUDA Toolkit 10.0, CUDNN V7.4.1.5；Python 3.8；使用集成的Open3D、pclpy库。

2.1　实验数据

以10 kV和35 kV配电网场景无人机点云数据为研究对象验证该方法的有效性。如图2所示，数据1和数据2为10 kV配电网场景，经过农村地区，线路架设较低，与周围植被、建筑距离较近，点云密度较高。数据2为35 kV配电网场景，经过乡镇地区，相对于10 kV线路架设较高，场景内线路、植被和建筑规划整齐，但线路下的绿化植被与线路距离较近，数据具体信息见表2。可见，选取数据来自不同地理环境、输电线规模、点云密度等，在实际电网工程应用中具有一定代表性。



a 数据1　　b 数据2　　c 数据3

图2　实验数据

表2　实验数据基本信息

实验数据	输电线规模/kV	点密度/(pt/m²)	点数/个
1	10	583.909	4 279 682
2	10	799.672	5 721 819
3	35	153.778	21 561 061

2.2　实验与结果分析

针对10 kV和35 kV配电网点云数据进行电力线提取，首先为保证点云邻域计算准确性且根据《规程》对于配电导线最小线间距离及导线在居民或非居民区与地面或街道行道树之间最小距离要求，本文设置r=0.5 m进行半径滤波，2 m×2 m网格及d_H=2.5 m完成格网高差滤波以实现感兴趣区检测。然后选用n=1 080个电力线点，p=5个点云特征采用本文方法计算各特征的权重，最终线性度、平面度、主方向、$H-H_{\min}$和高程标准差特征的权重依次为0.17、0.17、0.15、0.28和0.23。根据权重计算所有点的特征综合得分以完成电力线候选点云的提取。最后根据电力线样本点分布情况设置邻域半径R_{eps}=1.78 m，最小样本点数P_{minPts}=39进行DBSCAN聚类分离电力线点和其他地物噪点，通过分析各点云簇高程分布情况筛选出电力线点云。

本文精度评价主要通过统计实验提取的电力线点数，并以CloudCompare软件手动提取结果为参考，计算精确率（precision）、召回率（recall）和F1-score等评价指标，具体计算如式（6）、（7）、（8）。

$$\mathrm{precision}=\frac{TP}{TP+FP} \tag{6}$$

$$\mathrm{recall}=\frac{TP}{TP+FN} \tag{7}$$

$$\mathrm{F1-score}=2/\left(\frac{1}{\mathrm{precision}}+\frac{1}{\mathrm{recall}}\right) \tag{8}$$

式中，TP为提取出正确的电力线点数；FP为错误提取的非电力线点数；FN为未提取的电力线点数。

为验证本文方法在配电网场景中的通用性，本文

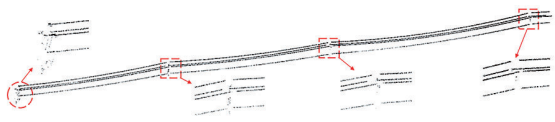
以2.1节选取的三景数据作为测试数据，采用本文方法提取电力线。由表3可知，数据1和2提取精度略低于数据3，精确率分别为96.47%和95.50%，主要原因在于场景内包含的杆塔结构较为复杂，部分与电力线存在相似性，造成提取过程中与电力线连接的杆塔点误提取，如图3a、b虚线圆圈所示；召回率分别为98.36%和97.73%，主要原因在于基于特征权重从场景中分离电力线时，杆塔点综合得分低于电力线点，使得与杆塔连接的电力线点欠提取，如图3a、b虚线方框所示。数据3精确率、召回率相对较高，为97.82%和99.76%，但也存在杆塔结构与电力线结构相似的情况，如图3c虚线方框所示部分杆塔点被误提取。

表3 电力线提取结果分析

数据	精确率/%	召回率/%	F1-score/%
1	96.47	98.36	97.41
2	95.50	97.73	96.60
3	97.82	99.76	98.78



a 数据1电力线提取结果



b 数据2电力线提取结果



c 数据3电力线提取结果

图3 实验数据电力线提取结果

为测试本文方法的可靠性，本文以35 kV配电网场景数据为测试数据，采用现有的2种电力线提取方法与本文方法进行比较，精度评价结果如表4所示。其中方法一是利用霍夫变换检测提取电力线[10]，方法二是基于点云几何特征提取电力线。

表4 不同方法电力线提取结果分析

方法	精确率/%	召回率/%	F1-score/%
方法一	96.65	98.52	97.57
方法二	83.47	94.53	88.66
本文方法	97.82	99.76	98.78

由表4可知，相较于其他2种方法，本文方法提取结果优良，精确率、召回率较高，表明该方法能正确提取电力线。方法一，由于在俯视投影面上会误提取与电力线同直线分布的树木点云，造成精确率相对较低，仅为96.65%。方法二，与本文方法均基于特征提取电力线，但精确率、召回率相对较低，为83.47%和94.53%，原因在于方法二所选特征基于输电场景，高压电线重量及布设长度与配电线不同，会出现如水平夹角略有差异的情况，造成杆塔与电力线连接处欠提取。因此本文所选特征针对配电网场景地物选取，旨在利用特征对地物的显著区分能力分离距离较近的电力线与其他地物，且本文量化赋权方法是基于特征的变异性和相关性综合衡量以确定特征的客观权重，既考虑了不同位置电力线样本点的变异性，又权衡了特征之间的相关程度，具有一定的客观性。

3 结 语

本文以配电网激光点云数据为研究对象，结合激光点云数据特点及配电网输电导线架设特性，建立了一种电力线提取方法。该方法不仅在效率上满足配电网电力巡检时对数据进行实时处理的需求，而且在精度上也满足了对配电网场景进行安全距离分析的应用需求。该方法的优点在于能综合考虑场景内各地物的空间结构和分布特点，根据地物点云特征显著区分性实现较近地物的分离从而以较高精度实现电力线提取。但该方法仍有一些局限，后续研究将进一步完善以提高电力线提取方法的工程适用性。

参考文献

[1] 赵浚壹，马峻，陈寿宏，等. 场景导向的kd-tree点云滤波算法[J]. 激光杂志，2021，42(11):74-78

[2] 鲁冬冬，邹进贵. 三维激光点云的降噪算法对比研究[J]. 测绘通报，2019(增刊):102-105

[3] 天津电力设计院. 10 kV及以下架空配电线路设计技术规程[S].

[4] Farabet，Clement，Couprie，et al. Learning Hierarchical Features for Scene Labeling[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence，2013，35(8):1 915-1 929

[5] 张瑞峰. 基于无人机影像的土地覆盖分类研究[D]. 郑州：郑州大学，2021

[6] 朱凌，林冠强，叶晓君，等. 联合采用客观赋权和夹角度量法的电力系统关键线路辨识[J]. 电力建设，2018，39(3):49-56

[7] 辛守庭，岳玉霞，李利军，等. 基于机器学习的无人机载LiDAR数据处理系统研究[J]. 电子测量与仪器学报，2019，33(10):39-45