引文格式:霍芃芃,江金光,董友强,等.广域特征优化的机载点云建筑屋顶边缘点提取方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(6):1216-1227.DOI:10.13203/j.whugis20250033

Citation:HUO Pengpeng,JIANG Jinguang,DONG Youqiang,et al.A Method of Extracting Building Roof Edge Points from Airborne Point Clouds with Wide-Area Feature Optimization[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2026,51(6):1216-1227.DOI:10.13203/j.whugis20250033

广域特征优化的机载点云建筑屋顶边缘点提取方法

霍芃芃[1,2,3] 江金光[1,2] 董友强[4] 范红超[5]

1 武汉大学卫星导航定位技术研究中心,湖北 武汉,430079
2 武汉大学电子信息学院,湖北 武汉,430079
3 北京市测绘设计研究院,北京,100045
4 北京建筑大学测绘与城市空间信息学院,北京,102612
5 挪威科技大学土木与环境系,挪威 特隆赫姆,7034

摘 要:机载点云是建筑屋顶边缘点提取的关键数据源,当前提取方法普遍存在自动化程度较低和准确度不足的问题。针对以上问题,提出一种基于机载点云的建筑屋顶边缘点机器学习提取策略,高效集成各类点云边缘点检测特征优势,可实现复杂场景下的自适应建筑屋顶边缘点提取。首先将建筑屋顶点云实施降维处理,生成多级特征并确定尺度不变特征,然后利用多种点云特征检测算法计算建筑屋顶边缘在多尺度下的强区别性特征,形成特征矩阵并输入至CatBoost(categorical boosting)分类模型进行训练与预测,最后实现建筑屋顶边缘点的准确提取。为验证所提方法的有效性,选取挪威特隆赫姆市机载点云数据集进行测试,最终建筑屋顶边缘点的提取准确率可达91.16%,耗时表现良好且平稳。实验结果表明,所提方法仅需少量标注数据即可有效收敛,为建筑屋顶边缘点提取提供了高效、精确且泛化性良好的方案。

关键词:广域特征优化;机载点云;建筑屋顶边缘点;机器学习;多尺度

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2025-06-30

DOI:10.13203/j.whugis20250033 **文章编号**:1671-8860(2026)06-1216-12

A Method of Extracting Building Roof Edge Points from Airborne Point Clouds with Wide-Area Feature Optimization

HUO Pengpeng[1,2,3] *JIANG Jinguang*[1,2] *DONG Youqiang*[4] *FAN Hongchao*[5]

1 GNSS Research Center, Wuhan University, Wuhan 430079, China
2 Electronic Information School, Wuhan University, Wuhan 430079, China
3 Beijing Institute of Surveying and Mapping, Beijing 100045, China
4 School of Geomatics and Urban Spatial Informatics, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 102612, China
5 Department of Civil and Environmental Engineering, Norwegian University of Science and Technology, Trondheim 7034, Norway

Abstract: **Objectives**: Airborne point cloud serves as a crucial data source for the extraction of building roof edge points. However, current extraction methods generally suffer from low automation levels and insufficient accuracy. **Methods**: To address these issues, we innovatively propose a machine-learning-based extraction strategy for building roof edge points from airborne point clouds. The proposed method efficiently integrates the advantages of various point-cloud-based edge-point detection features, enabling the adaptive extraction of building roof edge points in complex scenarios. First, the proposed method performs dimensionality reduction on the point cloud of the building roof, generating multi-level features and determining

基金项目:国家自然基金青年项目(42301516);"十四五"国家重点研发子课题(2022YFF0904303-2)。

第一作者:霍芃芃,博士生,研究方向为摄影测量与遥感。18511220067@163.com

通信作者:江金光,博士,教授。jinguang@whu.edu.cn

董友强,博士,讲师。dongyouqiang.@bucea.edu.cn

scale-invariant features. Subsequently, multiple point-cloud feature-detection algorithms are utilized to calculate highly discriminative features of building roof edges at multiple scales. These features form a feature matrix, which is then input into the categorical boosting machine-learning algorithm for training and prediction, ultimately achieving the accurate extraction of building roof edge points. **Results:** To verify the proposed method, the airborne point-cloud dataset of Trondheim, Norway is selected for testing. The extraction accuracy of building roof edge points can reach 91.16%, and the time-consuming performance is good and stable. **Conclusions:** Experimental results demonstrate that the proposed method can converge effectively with only a small amount of labeled data, providing an efficient, accurate, and highly generalizable solution for the extraction of building roof edge points.

Key words: wide-area feature optimization; airborne point clouds; building roof edge points; machine learning; multi-scale

建筑屋顶边缘点作为城市建筑三维重建的关键数据基础,如何准确、高效地基于机载点云数据实现建筑屋顶结构特征的提取,一直是研究的热点与难点。当前主流的研究方法按照分析对象维度可大致划分为3类,分别是基于点的方法、基于面的方法和基于体素的方法。

直接利用点的基本几何特征及其邻域信息,通过主成分分析方法计算创建协方差矩阵的特征值和特征向量,可以实现对点云数据的结构特征提取。文献[1]将特征值作为邻域图中的边分配惩罚权重,通过构建最小化权重子图,实现对点云数据结构特征的精准捕捉。文献[2]基于点的特征值引入表面变化概念,并用于点云分类,但该方法容易将高曲率点过度分类为边缘点,并且对决策阈值表现出较强的依赖性。

点云数据是由大量离散点组成的数据集,具有离散特性,缺乏直接的法线信息与连接信息,相比于从点数据中提取结构特征,基于平面的结构提取更易于实现[3]。鉴于此,部分研究工作聚焦于优化建筑屋顶表面的重建算法,期望通过三角网模型最大限度地保留点云数据的几何特征,同时降低结构提取的难度。文献[4]对检测到的非平面邻域点的三角网格进行二次细分,定位新的特征点后重建三角网模型,该方法虽能优化特征提取结果,但依赖原始三角网模型的构建质量,且对噪声点敏感。随着数学方法的发展,基于移动最小二乘法(moving least square, MLS)的曲面重建技术成为研究热点。文献[5]利用MLS技术,以片断形式构建平滑数学曲面,并通过识别多个曲面交点进行特征检测;文献[6]进一步拓展该方法,通过提取MLS表面的特征曲线,提高了对噪声和模糊数据的鲁棒性;文献[7]提出邻域几何属性分析算法,利用随机抽样一致性(random sample consensus, RANSAC)算法在每个点的k近邻间拟合局部数学平面,通过优化并计算离群点间的最大角度差距来检测边缘。然而,此类方法依赖于固定阈值的设定,且无法通过自动化手段寻得最佳阈值。文献[8]利用RANSAC算法计算数学平面间的交叉线,位于交叉线交点上或足够靠近交点的点被视作边缘点,但该方法在同步处理多个平面的点云数据时存在局限性。

当前,将体素作为点云数据的最小处理单元来实现建筑屋顶结构特征提取的相关研究已展现出明显优势[9-10]:(1)将点云数据体素化表示,能够有效简化数据处理流程;(2)体素的三维立体形态更有利于捕捉三维空间的结构信息,可视为二维图像像素在三维空间中的对应表示[11]。文献[12]将结构张量运算应用于体素化点云,以体素列表的形式提取体积边缘,该方法的三维空间边缘检测与二维网格角点检测逻辑一致,可视为Harris角点检测方法的扩展应用。相比于直接基于点云数据开展主成分分析的方法,该方法在检测精度和抗噪性方面具有一定优势,但其分类过程仍依赖于针对特定数据集的手动阈值设定,限制了方法的通用性[13]。

综上所述,基于机载点云的建筑屋顶边缘点提取是一个复杂且多维度的问题,至今仍未形成统一的解决方案,亟需探索一种鲁棒性强、自动化程度高且能广泛适用于多场景复杂建筑屋顶的特征检测方法。

1　广域特征优化的建筑屋顶边缘点提取方法

本文提出一种基于机载点云的建筑屋顶边缘点机器学习提取策略,包括预处理、特征选取、特征分析和特征增强4个核心步骤。

在预处理阶段,将点云数据从全局坐标系转

换至局部坐标系,实施降维处理,以构建建筑屋顶的多细节层次架构并提取尺度不变特征,构建k维树以优化点的搜索效率。在特征选取阶段,手动标注样本时,选择建筑风格、规模差异显著的建筑屋顶边缘点作为目标,确保样本具有多样性和代表性;自动标注样本时,选择Z^2值、法线聚类等实际应用效果较好的特征提取方法进行检测。在特征分析阶段,充分考虑建筑屋顶边缘的几何形状、邻域关系等特性来构建特征矩阵,在多尺度范围下对不同类型的建筑屋顶边缘点进行适配区间分析。特征增强阶段,CatBoost(categorical boosting)分类模型依据其梯度提升机制与数据处理策略,优化部署各类特征检测方法,通过调整模型参数来增强建筑屋顶边缘点特征识别的效果,最终实现边缘点的准确提取。建筑屋顶边缘点提取方法流程如图1所示,其中,预处理部分的H、N、W分别表示点云数据在体素化或局部空间表达中的三维空间尺度,即高度方向、点云数量或邻域数量方向、宽度方向。首先,对点云数据进行降维与归一化处理,利用多种特征提取方法生成多级特征,S表示不同尺度的特征比例,用于多尺度特征融合;然后,结合手动与自动标注策略构建维度为$K\times N$的特征矩阵,K表示特征数量,N表示建筑屋顶点云数量;最后,通过CatBoost优化权重,实现特征增强,最终输出建筑屋顶边缘点的分类结果。

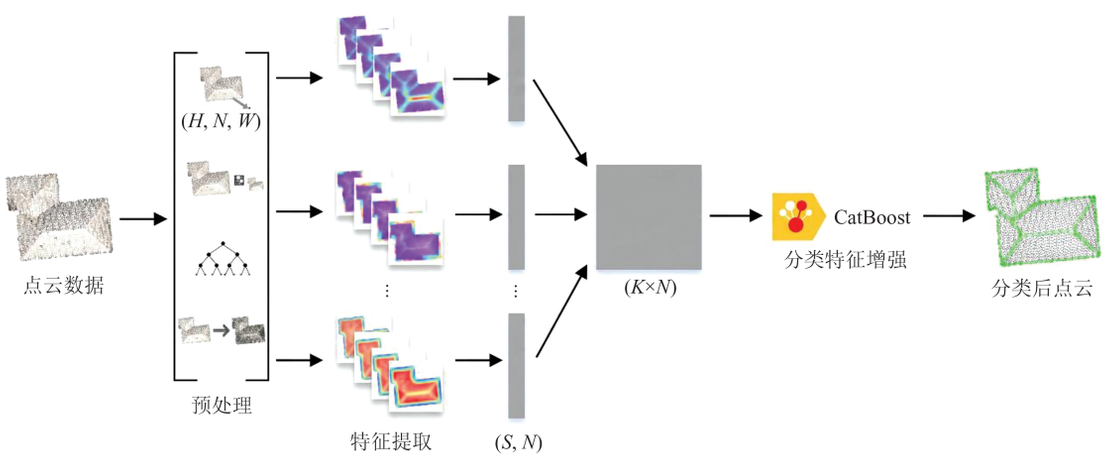


图1 建筑屋顶边缘点提取方法流程

Fig. 1 Flowchart of Edge Points Extraction Method for Building Roofs

1.1 预处理

在预处理阶段,首先利用Open3D中的get_center函数计算点云中心点,并将点云中心移至原点,避免因坐标值过大或高精度小数存储导致的浮点精度损失问题。然后,计算移位后的各点到原点的距离,以最远点距离作为缩放因子来划分各点,实现点云坐标在单位球体内的归一化处理,既满足了部分特征对数据间隔的要求,又保证了特征的尺度不变,且保留缩放因子以便后续恢复。最后,为实现快速定位点的局部邻域,采用k维树组织点云数据,并应用Open3D中的estimate_normals函数基于点邻域估计的协方差生成特征向量,实现点法线计算,点法线可用于三维点云的特征描述。

1.2 特征选取

特征选取阶段遵循3项主要原则:(1)采用具备丰富特征集的判别性学习方法替代直接运用几何信息的原始方法,以此来提升特征表达的丰富度与区分性;(2)基于点的邻域信息构建信息丰富的特征值,并将点表征为高阶实体,从而易于捕捉更为复杂的局部结构特征;(3)运用多尺度特征计算方法替代单一全局最优尺度方法,以适配不同建筑屋顶边缘类型在不同尺度下的差异性表现。研究所选特征的目标不在于单独检测所有类型建筑屋顶的边缘点,而是侧重于实现稳定区分相同或相似类型的建筑屋顶边缘点,或提供一致信息以权衡其他特征的重要性。

基于现有研究成果可知,Z^2值、法线聚类、k近邻质心距离、协方差特征值4种特征提取方法在建筑屋顶边缘点提取的实际应用中效果良好,本文将4种方法的特点、优点、缺点和应用场景进行对比总结,具体结果见表1。

在协方差特征值中,线性度、平面度、球度等常规几何特征常应用于训练阶段的建筑屋顶边缘点检测,相关特征定义及其计算公式见表2。

1.3 特征分析

建筑物是城市中最主要的人工地物,建筑屋顶通常展现出规则的空间形态,如屋顶面共面、

表 1　主流建筑屋顶特征提取方法的对比

Table 1　Comparison of Mainstream Extraction Methods for Building Roof Features

方法	特点	常规特征	优点	缺点	应用场景
Z^2值	通过引入绝对值算子Z^2，将屋顶高程极值统一映射到同一判别框架，将分别针对高值和低值设置的双阈值简化为单阈值	Z^2	简化模型，放大极端Z值差异，加速算法在阈值区间收敛，提升边缘检测的准确性和效率	面对复杂屋顶形状或特殊结构屋顶时适应性受限	适用于屋顶上下表面区分较为明确且结构相对简单的建筑屋顶边缘点的提取
法线聚类	基于高斯映射和k近邻分析构建，创建原理与文献[14]提出的理论相似，即计算各点与其k近邻法线向量的夹角或距离	下部体素、上部体素、周围体素、边缘体素	利用边缘处法线向量显著变化的特性，有效捕捉边缘信息，对噪声和点云密度变化有良好的鲁棒性	计算量较大，对计算资源要求较高	广泛应用于各种建筑屋顶边缘检测，尤其在噪声较多或点云密度不稳定的点云数据中表现较好
k近邻质心距离	通过量化邻近点分布的不均匀性，根据点与邻近点间的距离判断边缘位置	k近邻质心距离、k近邻最大距离	能适应点云密度变化，可有效识别外部边缘	对内部边缘的识别能力有限，仅能在较大尺度下有效检测出边缘	在识别建筑屋顶外部边缘且点云密度有变化的场景中较为适用
协方差特征值	计算局部邻域内点的协方差矩阵及其特征值，根据边缘处点云数据在不同方向上的特征值变化判断边缘[15]	特征值λ_0、λ_1、λ_2、特征值之和、全方差、特征熵、各向异性、线性度、平面度、球度、表面变化	量化点云局部几何特性变化，可从局部几何特征角度准确识别边缘	对复杂局部几何结构的理解不够全面	适用于基于局部几何特征分析的建筑屋顶边缘点的提取，尤其是边缘方向上点云稀疏性明显的情况

表 2　协方差特征值的常用特征

Table 2　Common Characteristics of Covariance Eigenvalues

特征类型	计算公式
特征值	λ_0、λ_1、λ_2
特征值之和	$\lambda_0+\lambda_1+\lambda_2$
全方差	$\sqrt[3]{\lambda_0\lambda_1\lambda_2}$
特征熵	$-\sum_{i=1}^{3}\lambda_i\cdot\ln\lambda_i$
各向异性	$\frac{\lambda_2-\lambda_0}{\lambda_2}$
线性度	$\frac{\lambda_2-\lambda_1}{\lambda_2}$
平面度	$\frac{\lambda_1-\lambda_0}{\lambda_2}$
球度	$\frac{\lambda_0}{\lambda_2}$
表面变化	$\frac{\lambda_0}{\lambda_0+\lambda_1+\lambda_2}$

边缘平行或垂直等，常识性特征可作为先验知识来辅助特征提取。此外，文献[16]在多尺度框架下对各类边缘特征提取方法进行测试，实验结果表明，引入多尺度分析能够有效丰富特征集，并提升特征提取算法的尺度不变性。

依次分析§1.2选取的特征，除Z^2值外，其余特征均为多尺度特征。在不同尺度下计算建筑屋顶点云中每个点的特征值，使每个点产生n个特征值，n为尺度的数量。尺度的定义参考文献[17]，最小尺度定义为每个点到其10个最近邻点的平均距离，最大尺度定义为周边点云边界框对角线的10%。为了从尺度概念中获取足够的有效信息，本文采用8个尺度来验证特征提取方法在建筑屋顶边缘点提取的最佳尺度区间，若采用的尺度较少，将导致信息量不足；若采用的尺度过多，则各尺度的特征值高度相似，徒增计算处理时间和内存消耗。

Z^2值直接利用屋顶的空间形态特征，通过对点云质心上方或下方距离较大的点赋予正向权重来进行边缘点判断。该方法引入绝对值运算符，将最高点与最低点合并，无需再对Z值分别设定质心上方与下方两个独立阈值，实现阈值的单一化。将Z^2作为绝对值运算符，可进一步区分极端Z值，易于机器学习的算法收敛。Z^2值特征不依赖任何邻域关系，属于全局特征，因此，不存在多尺度计算过程。Z^2值的计算结果如图2所示，其中，紫色表示低边缘概率，红色表示高边缘概率，颜色梯度反映数值由0至1的连续变化，本文图2至图9均以此方式表示。

法线聚类方法首先计算建筑屋顶点云中局部小邻域内的法线；然后，将点沿其法线向量平

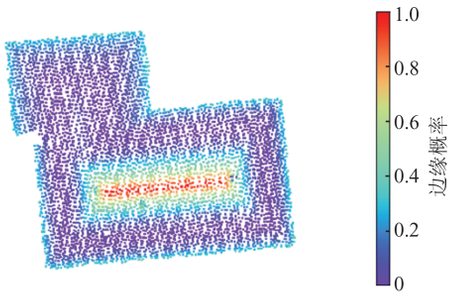
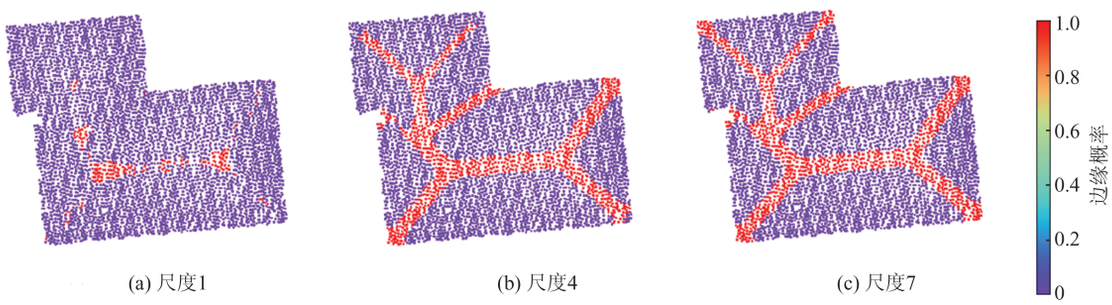


图2 Z^2值的计算结果

Fig. 2 Calculation Results of Z^2 Values

移至终点,并采用基于密度的空间聚类算法对平移后的点云进行聚类分析;最后,将聚类结果转换回点云后,即可分辨屋顶面点与边缘点。为进一步提升边缘提取的准确性,可结合建筑屋顶的空间形态对特征值的数值区间进行精细划分。不同尺度法线聚类的计算结果如图3所示。

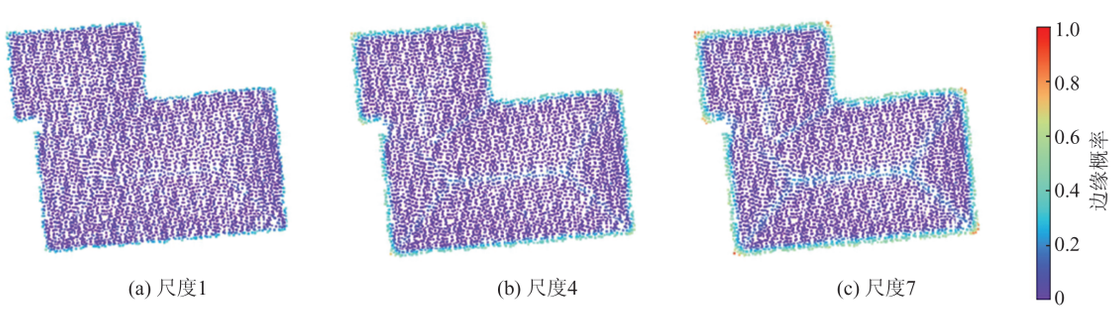
k近邻质心距离法利用边缘点邻域分布不对称的特点进行判别。对于非边缘点,其邻近点通常围绕查询点较为均匀地分布;而对于边缘点,邻近点往往主要集中在查询点的一侧,从而导致邻域分布不对称。因此,当查询点一侧聚集较多邻近点、而另一侧邻近点明显较少时,查询点与其k近邻质心之间的距离会增大,表明该点更可能位于边缘位置。不同尺度下k近邻质心距离的计算结果如图4所示。k近邻质心距离法在较大尺度下表现较好,能适应点云密度变化,可有效识别大部分外部边缘,但对内部边缘的识别能力相对有限。



(a) 尺度1 (b) 尺度4 (c) 尺度7

图3 不同尺度法线聚类的计算结果

Fig. 3 Calculation Results of Normal Cluster at Different Scales



(a) 尺度1 (b) 尺度4 (c) 尺度7

图4 不同尺度k近邻质心距离的计算结果

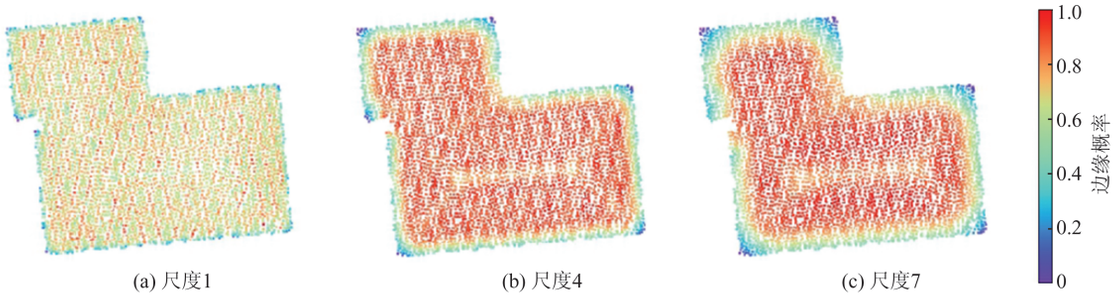
Fig. 4 Calculation Results of Centroid Distances for k-Nearest Neighbors at Different Scales

不同尺度特征值之和的计算结果如图5所示。由图5可知,在不同尺度下,建筑屋顶点云特征值之和的最小值均对应屋顶结构最低部分的边缘点。不同尺度全方差的计算结果如图6所示。由图6可知,全方差的最大值对应屋顶结构中的屋脊线,次大值可用于检测与地面不平行的边缘。

线性度、平面度和球度分别表征点云局部邻域在一维、二维和三维结构上的几何占优程度,因此常被称为维度特征。三者取值均为[0,1],可用于描述局部结构更接近线状、面状还是体状分布。依据文献[18],这类维度特征由局部结构张量的特征值组合构成,可用于表征点在不同维度结构中的相对归属程度。近年来,相关研究进一步表明,局部邻域尺度的选择与有效几何特征的筛选会显著影响三维散乱点云的分类性能,采用自适应邻域尺度可提高局部几何特征表达的稳定性和判别能力[19]。不同尺度下线性度、平面度和球度的计算结果分别如图7、图8和图9所示,各特征极值可对应屋顶结构中不同类型的边缘点。

1.4 特征增强

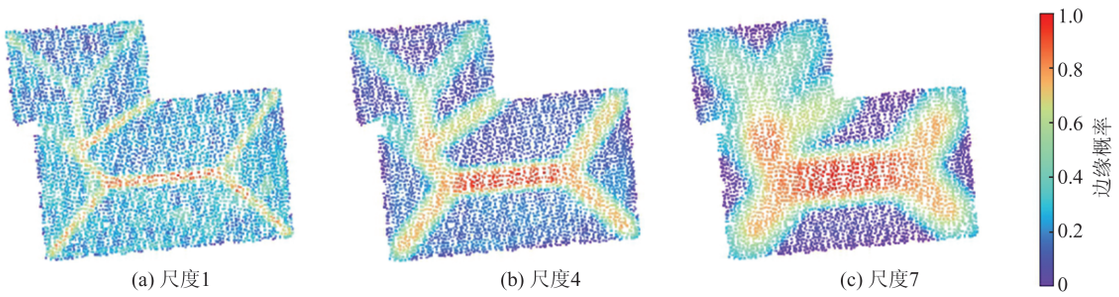
单一特征提取方法通常依赖特定阈值或特定尺度区间,难以同时适应多尺度场景下类型多样的建筑屋顶边缘。不同特征对不同边缘类型



(a) 尺度1　　(b) 尺度4　　(c) 尺度7

图 5　不同尺度特征值之和的计算结果

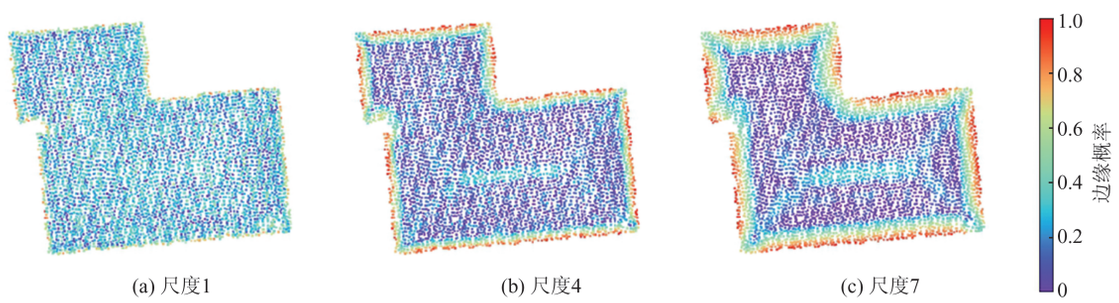
Fig. 5　Calculation Results of the Sum of Eigenvalues at Different Scales



(a) 尺度1　　(b) 尺度4　　(c) 尺度7

图 6　不同尺度全方差的计算结果

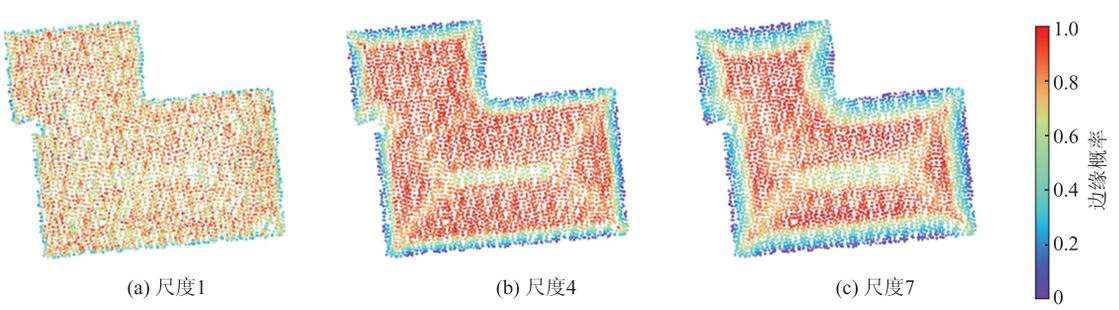
Fig. 6　Calculation Results of Total Variance at Different Scales



(a) 尺度1　　(b) 尺度4　　(c) 尺度7

图 7　不同尺度线性度的计算结果

Fig. 7　Calculation Results of Linearity at Different Scales



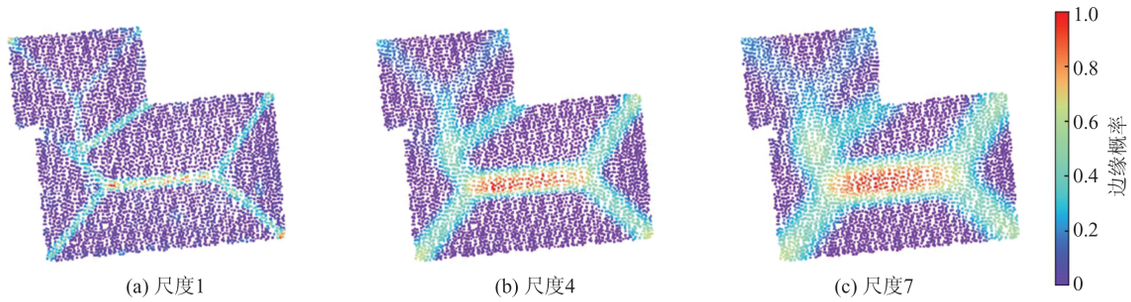
(a) 尺度1　　(b) 尺度4　　(c) 尺度7

图 8　不同尺度平面度的计算结果

Fig. 8　Calculation Results of Flatness at Different Scales

的响应能力存在差异,因此,有必要对多类特征进行融合,提高边缘点提取的自动化程度和稳健性[20]。

本文运用CatBoost[21]将前文所述的各类特征提取方法进行高效集成,充分发挥各自的特性优势,实现建筑屋顶边缘点的自动分类提取。CatBoost作为一种基于梯度提升决策树机制的机器学习算法,在执行分类任务中展现出明显优势,其底层架构设计之初便具备对标量与分类特征的支持能力,可同时处理数百个特征值作为输入数据,可有效拓宽数据处理的维度与深度。在公开数据集环境下,将CatBoost与极端梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)、轻量级梯度提升机(light gradient boosting machine, Light



(a) 尺度1 (b) 尺度4 (c) 尺度7

图9 不同尺度球度的计算结果

Fig. 9 Calculation Results of Sphericity at Different Scales

GBM)等类似的梯度提升决策树方法进行对比评估,CatBoost因其独特的对称树结构、有序提升机制和对类别特征的内置支持,能够高效处理高维特征矩阵,避免过拟合,在处理多尺度特征时表现出更稳定的收敛性[22]。CatBoost在训练和预测方面均呈现较高效能,类似于其他梯度提升决策树方法,CatBoost具备依据各特征对模型重要性进行排序的能力,这一特性使其能够精准契合多样化的需求场景并实现优化处理。相比于XGBoost和LightGBM,CatBoost的类别特征处理能力与高维特征抗过拟合特性更适配本文框架[23]。深度学习常借助体素化、图卷积转换,存在损失建筑屋顶边缘几何细节(如屋脊锐度)的风险,且依赖大规模标注与GPU算力,与本文轻量化、可解释性强的特征工程范式形成互补而非替代关系[24]。此外,CatBoost具备详实的文档资料,涵盖一组默认经验参数和针对特定任务的精细参数设置指南,为其在不同应用场景中的快速集成与有效实施提供了坚实基础。由此可见,CatBoost在建筑屋顶边缘点提取的研究领域具有明显的应用价值与潜力。

在CatBoost的训练过程中,手动标记建筑屋顶边缘点是关键的前置任务。本文采用CloudCompare软件,依据统一且尺度足够大的边宽进行手动标注,旨在使边缘点清晰连贯、易于识别,该标注原则有助于增强训练样本中边缘点的连续性和类别可分性,使模型能够更充分地学习屋顶边缘点与非边缘点之间的几何差异特征,尤其有利于识别结构复杂、边界过渡不明显的屋顶内部边缘。为提升CatBoost算法的通用性,应构建结构多样、尺度丰富的建筑屋顶样本数据集。该数据集需覆盖简单和复杂结构屋顶的各类边缘样本,增强算法在不同屋顶结构场景中的泛化能力;同时,还应纳入大、小尺度的建筑屋顶结构样本数据,利于模型在处理不同尺度点云数据时捕捉尺度不变特征,从而使边缘点提取与分类性能更加稳定高效。

2 建筑屋顶边缘点提取实验及分析

2.1 实验数据

本文实验数据采用挪威特隆赫姆市2020-07-13采集的机载激光雷达点云数据,数据覆盖140栋建筑,包括独立住宅、大型公寓等多种类型,实验数据如图10所示。采用CloudCompare软件对建筑屋顶点云数据进行手动分割和标注,类型分为边缘和非边缘两类。最终将140栋建筑屋顶分为两组,其中90栋用于训练,50栋用于预测。机载点云数据具体见表3。



(a) 机载点云数据(全域) (b) 独立住宅 (c) 大型公寓

图10 实验数据

Fig. 10 Experimental Data

表 3　机载点云数据

Table 3　Airborne Point Cloud Data

数据集	独立住宅/栋	大型公寓/栋	边缘点/个	非边缘点/个
训练集	60	30	218 935	1 204 996
预测集	40	10	93 732	354 923
总数	100	40	312 667	1 559 919

2.2　实验配置

本文边缘点检测方法以 Python 3[25]编程语言实现,运用多个库,其中关键库包括:(1)Open3D,用于三维数据处理的现代库,因内置多个点云处理功能与可视化功能而被广泛应用[26];(2)CatBoost,基于决策树的梯度提升机器学习算法,可用于分类任务并支持特征重要性评估[27];(3)Numpy 和 Pandas,Python 中用于科学计算与数据分析的基础软件包[25,27-29]。

2.3　评价指标

在点云分类任务中,常用的评价指标包括总体准确率(overall accuracy, OA)、平均交并比(intersection over union, IoU)、查准率 P 和查全率 R[30]。由于本文仅关注建筑屋顶边缘点这一目标类别,因此,不再使用平均 IoU,而直接采用 IoU 进行评价,计算公式为:

$$E_{\mathrm{IoU}}=\frac{N_{\mathrm{TP}}}{N_{\mathrm{TP}}+N_{\mathrm{FP}}+N_{\mathrm{FN}}} \tag{1}$$

式中,TP(true positive)为真正例,N_{TP} 表示模型正确预测为正例的样本数;FP(false positive)为假正例,N_{FP} 表示模型错误预测为正例的样本数;FN(false negative)为假负例,N_{FN} 表示模型错误预测为负例的样本数。OA 是通过计算预测结果中各类别被正确分类样本所占比例得到的总体精度,计算公式为:

$$E_{\mathrm{OA}}=\frac{N_{\mathrm{TP}}+N_{\mathrm{TN}}}{N_{\mathrm{TP}}+N_{\mathrm{TN}}+N_{\mathrm{FP}}+N_{\mathrm{FN}}} \tag{2}$$

式中,TN(true negative)为真负例,N_{TN} 表示模型正确预测为负例的样本数。查准率 P 是指模型预测为正例的样本中实际为正例的比例,计算公式为:

$$P=\frac{N_{\mathrm{TP}}}{N_{\mathrm{TP}}+N_{\mathrm{FP}}} \tag{3}$$

查全率 R 是指实际为正例的样本中被模型预测为正例的比例,计算公式为:

$$R=\frac{N_{\mathrm{TP}}}{N_{\mathrm{TP}}+N_{\mathrm{FN}}} \tag{4}$$

2.4　实验结果

为准确了解每个特征的性能表现,本次实验分别在 8 个尺度下为各特征设置分类阈值,并基于相应分类阈值独立计算每个特征的 IoU 得分。围绕表现最佳的 IoU 得分进行尺度区间的递归收敛,从而实现分类阈值的优化。表 4 表示在 8 个尺度下,运用各特征优化阈值后单独计算所得的 IoU 结果,IoU 值越大,表示该特征对屋顶边缘点的区分能力越强。

表 4　多尺度下各特征的 IoU 值

Table 4　IoU Values of Each Feature at Multi-scales

特征类型	尺度 1	尺度 2	尺度 3	尺度 4	尺度 5	尺度 6	尺度 7	尺度 8	组合值	平均值
Z^2	52.79									52.79
下部体素	49.35	50.68	50.38	45.73	44.39	42.78	41.49	40.20	53.27	45.63
上部体素	48.91	47.58	51.39	50.51	49.69	50.99	46.62	45.91	51.38	48.95
周围体素	58.97	61.79	60.75	57.93	56.43	55.50	53.31	51.84	62.01	57.07
边缘体素	50.70	53.10	52.80						52.38	52.20
k近邻质心距离	53.93	57.67	60.50	63.39	65.33	66.77	67.86	68.33	64.33	62.97
k近邻最大距离	51.24	51.81	52.02	52.08	52.17	52.27	52.31	52.36	52.21	52.03
λ_0	50.96	59.24	55.50	53.91	51.45	50.79	50.58	50.09	51.88	52.82
λ_1	50.96	58.88	61.72	60.72	60.08	59.35	59.09	58.57	57.49	58.67
λ_2	50.96	50.43	50.94	51.51	51.81	52.04	52.03	51.69	50.96	51.43
特征值之和	50.96	53.48	54.70	54.44	54.52	54.42	54.43	54.50	50.96	53.93
全方差	50.96	54.38	53.48	51.42	51.45	51.12	50.97	50.75	51.07	51.82
特征熵	50.00	53.61	54.96	54.85	54.53	54.47	54.45	54.58	54.18	53.93
各向异性	50.96	59.77	55.70	53.50	52.00	51.30	50.00	50.07	53.78	52.91
线性度	50.96	61.34	65.21	62.56	61.01	59.75	59.20	58.54	62.03	59.82
平面度	50.00	63.71	67.54	65.54	63.59	60.71	60.05	59.30	65.21	61.31
球度	50.96	59.77	55.70	53.50	52.00	51.30	49.99	50.07	53.78	52.91
表面变化	50.96	61.55	56.03	54.01	52.48	51.96	51.40	50.75	54.28	53.64

由表4可知,下部体素和上部体素在多数尺度下的独立检测效果欠佳,而周围体素检测性能良好,尤其在小尺度区间优势显著,该结果表明体素特征可有效提取屋顶边缘信息。平面度在全尺度范围内综合检测性能最优,k近邻质心距离在最大尺度下IoU达到峰值,且其8个尺度的IoU平均值为所有特征中最高。由表4可知,基于结构张量构建的部分协方差特征及其派生特征在尺度1下的IoU多集中在50%左右,说明其作为单一特征在最小尺度邻域内对边缘点与非边缘点的独立区分能力有限,对边缘识别的有效贡献不足。由于多数特征无法独立适配所有类型的建筑屋顶边缘检测,如下部体素与上部体素仅针对特定边缘类型设计,因此,需引入查准率指标开展综合评价。查准率的计算规则与IoU保持一致,且设定分类阈值需保证真实边缘点占比不低于10%,以避免单一尺度下出现评价偏差。多尺度下各特征的查准率计算结果如表5所示,查准率值越大,代表特征识别为边缘点的样本中真实边缘点的比例越高,即该特征对建筑屋顶边缘点的判别精度越好。

表5 多尺度下各特征的查准率值

Table 5 Precision Values of Each Feature at Multi-scales

特征类型	尺度1	尺度2	尺度3	尺度4	尺度5	尺度6	尺度7	尺度8	组合值	平均值
Z^2	63.09									63.09
下部体素	52.54	55.88	55.08	54.61	57.33	57.00	56.75	55.67	57.20	55.61
上部体素	51.53	50.30	52.41	51.83	52.75	51.55	51.99	51.11	52.59	51.68
周围体素	61.09	63.61	64.82	64.00	64.12	63.17	63.87	61.80	65.64	63.31
边缘体素	61.56	64.36	63.93						68.70	63.28
k近邻质心距离	67.04	74.72	79.88	81.76	82.92	84.58	85.68	86.99	85.18	80.45
k近邻最大距离	63.91	68.57	70.06	70.90	71.91	72.75	72.81	72.94	72.39	70.48
λ_0	51.47	96.94	99.20	76.44	70.63	74.80	65.02	55.46	59.64	73.75
λ_1	51.47	64.59	77.36	80.42	82.05	79.61	79.35	79.69	70.15	74.32
λ_2	51.62	53.44	53.86	52.31	52.56	53.84	54.81	55.54	52.14	53.50
特征值之和	51.47	56.21	71.27	70.00	75.82	76.65	74.58	73.20	64.10	68.65
全方差	51.47	65.23	62.76	63.25	61.14	58.26	53.92	52.59	57.37	58.58
特征熵	52.31	55.32	67.74	67.88	74.10	74.89	73.40	72.45	74.06	67.26
各向异性	52.73	92.83	95.33	89.29	71.12	71.32	65.39	55.62	66.60	74.20
线性度	51.47	77.01	83.95	83.99	86.11	77.38	74.10	71.33	75.58	75.67
平面度	59.46	88.17	90.81	89.05	91.68	89.35	79.81	78.01	81.70	83.29
球度	62.73	92.83	95.33	89.29	71.12	71.32	65.39	55.62	66.60	75.45
表面变化	52.79	96.70	99.36	99.50	94.58	82.11	75.98	66.39	76.66	83.43

本文实验采用随机抽样方式选取样本与正例样本,二分类任务下随机猜测的查准率期望为50%,可作为特征有效性的评价基准。由表5可见,各特征在不同尺度下的查准率均高于该基准,说明在检出真实边缘点比例不低于10%的条件下,所有特征均可为边缘识别提供有效信息,仅在贡献程度上存在差异。其中,上部体素与特征值λ_2的检测效果相对较弱,查准率仅略高于评价基准;k近邻质心距离在大尺度区间表现较好,表明变化特征在较小尺度下的检测性能优于平面度。

CatBoost可量化各特征对模型预测结果的贡献度并完成重要性排序,特征重要性越高,其数值波动对模型预测结果的影响越显著。特征重要性排序结果如表6所示,其中,尺度2下的球度为贡献度最高的单特征。多尺度综合分析表明,平面度为模型核心判别特征,该特征在前20项重要特征中出现3次,且累积贡献度最高。

各特征采用多进程并行计算,模型总耗时低于各特征计算耗时之和,且整体耗时由单特征最大计算耗时决定,特征计算耗时变化趋势如图11所示。由图11可知,体素类特征耗时随点云数量增加呈线性增长,增速平缓,其中,边缘体素的计算耗时相对最高。基于结构张量构建的各类特征统一归为协方差特征值,该类特征是唯一耗时呈非线性增长的特征类型。边缘体素在常规尺度屋顶点云处理中耗时较高,而协方差特征值受非线性增长特性影响,在组合公寓楼、工业建筑等超大尺度屋顶点云场景下,其计算耗时将显著增加。

2.5 实验分析

相较于大多深度神经网络方法,训练完成后的CatBoost模型可不受限于特定数量的点,同时可对大批量点云数据进行单点预测。训练后的

表 6　特征重要性排序

Table 6　Ranking of Feature Importance

排名	特征类型	重要性	排名	特征类型	重要性
1	球度@尺度 2	5.241 6	11	平面度(均值)	1.630 5
2	特征值λ_1@尺度 3	4.924 7	12	k近邻质心距离@尺度 6	1.536 5
3	k近邻质心距离@尺度 7	4.381 4	13	球度@尺度 1	1.507 7
4	表面变化@尺度 1	3.731 7	14	各向异性@尺度 2	1.388 5
5	表面变化@尺度 4	3.392 3	15	特征值λ_1@尺度 4	1.350 4
6	表面变化@尺度 2	2.801 2	16	球度@尺度 5	1.301 6
7	Z^2	2.753 9	17	特征值λ_0@尺度 5	1.288 1
8	k近邻最大距离(均值)	2.118 4	18	平面度@尺度 2	1.279 3
9	全方差@尺度 2	1.869 0	19	特征值λ_2(均值)	1.255 1
10	平面度@尺度 3	1.675 9	20	各向异性@尺度 4	1.232 0

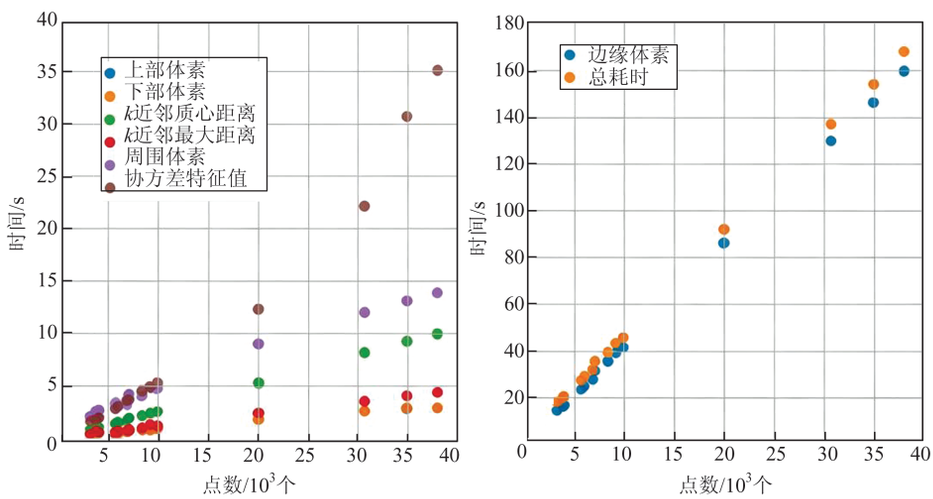


图 11　特征计算耗时趋势

Fig. 11　Time Consumption Trend for Feature Calculation

CatBoost模型在测试集上的IoU为83.89%,OA为91.16%,查准率与查全率分别为90.46%、92.03%,均超过90%,表明其在高维特征矩阵下的强分类能力。由于实验中用于计算分数的数据集均匀分布,因此,OA可被视为最有效的衡量指标,查全率比查准率高1.57%,可知模型将点分类为边缘时存在过度预测的倾向。

将CatBoost模型在4种不同结构建筑屋顶点云中的提取结果进行可视化,结果如图12所示。由图12可知,建筑屋顶的外边缘均被准确检测,且具有均匀的边缘宽度,特别是折角处边缘检测效果理想,保持与现实世界相同的直角状而非圆角,尽管图12(d)屋顶的西北角因树木遮挡而导致数据缺失,但外边缘点仍得到合理检测。图13为屋顶内边缘检测结果,内边缘整体可被有效检出,但其边缘宽度的一致性与连续性相较于外边缘仍有不足。该现象主要受屋面相交角度的影响,点云表征下的边缘易呈现平滑过渡形态,难以保持理想的棱角特征,因此,需设定角度阈值来约束检测过程,阈值设置过小将导致边缘漏检。图14为双烟囱结构的屋顶检测结果,此类附属构筑物区域的边缘提取精度与稳定性相对偏低。

3　结　语

本文提出一种基于机载点云的建筑屋顶边缘点机器学习提取策略,该方法融合多种点云边缘检测特征的优势,可实现复杂场景下建筑屋顶边缘点的精准检测,为城市建筑自动化三维重建提供可靠的数据支撑。该方法通过递增k近邻搜索邻域数量与体素尺度,在多尺度条件下计算点云特征并构建特征矩阵,将其作为输入数据,经CatBoost模型训练优化后完成建筑屋顶边缘点提取。为验证所提方法的有效性,选取挪威特隆赫姆市140栋建筑的机载点云数据开展实验,通过人工标注少量典型样本,构建模型训练集和测试集。实验结果表明,训练后的模型可有效区分屋顶边缘点与非边缘点,OA达91.16%,IoU达83.89%,算法耗时稳定且效率优异。

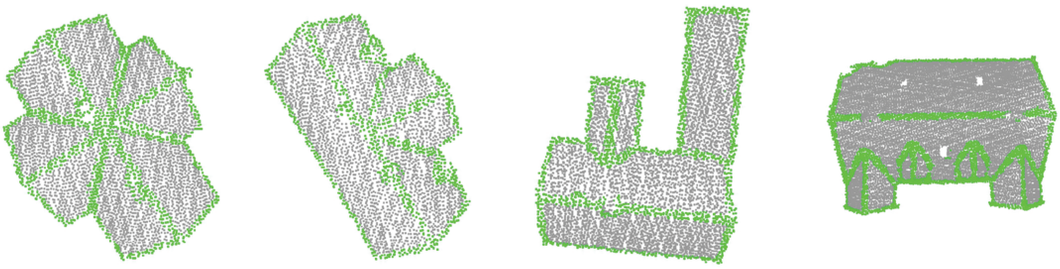


图12 4种屋顶结构边缘点提取结果俯视图

Fig. 12 Top View of Edge Point Extraction Results for Four Roof Structure Types

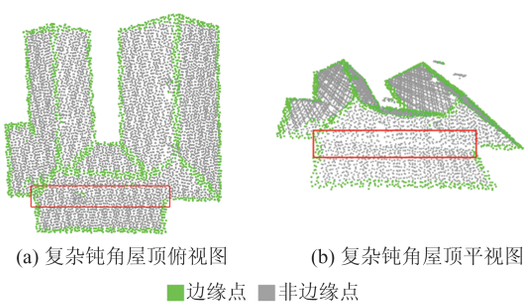


图13 屋顶钝角边缘提取结果

Fig. 13 Extraction Results of Roof Obtuse Edges

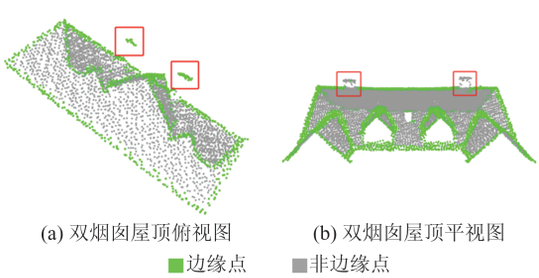


图14 双烟囱屋顶提取结果

Fig. 14 Extraction Results of Roof with Double Chimneys

本文方法具备良好的泛化性能,在复杂建筑屋顶场景中边缘检测效果良好,但在异形屋顶与强遮挡场景下的适应性仍有待进一步验证。相比于依赖大规模标注样本的机器学习方法,本文方法仅需少量标注数据即可快速收敛,为建筑屋顶边缘点提取提供了高效、高精准的技术方案。后续研究将引入半监督学习框架,融合深度特征优化算法,进一步提升复杂场景下屋顶边缘点的提取精度与鲁棒性。

参 考 文 献

[1] GUMHOLD S, WANG X L, MACLEOD R. Feature Extraction from Point Clouds[C]//The 10th International Meshing Roundtable, Newport Beach, USA, 2001.

[2] PAULY M, GROSS M, KOBBELT L P. Efficient Simplification of Point-Sampled Surfaces[C]//IEEE Visualization, Boston, USA, 2002.

[3] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast Point Feature Histograms for 3D Registration[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, Kobe, Japan, 2009.

[4] ATTENE M, FALCIDIENO B, ROSSIGNAC J, et al. Sharpen & Bend: Recovering Curved Sharp Edges in Triangle Meshes Produced by Feature-Insensitive Sampling[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2005, 11(2): 181-192.

[5] FLEISHMAN S, COHEN-OR D, SILVA C T. Robust Moving Least-Squares Fitting with Sharp Features [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2005, 24(3): 544-552.

[6] DANIELS II J, OCHOTTA T, HA L K, et al. Spline-Based Feature Curves from Point-Sampled Geometry[J]. *The Visual Computer*, 2008, 24(6): 449-462.

[7] NI H, LIN X G, NING X G, et al. Edge Detection and Feature Line Tracing in 3D-Point Clouds by Analyzing Geometric Properties of Neighborhoods [J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(9): 710.

[8] MITROPOULOU A, GEORGOPOULOS A. An Automated Process to Detect Edges in Unorganized Point Clouds[J]. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2019, IV-2/W6: 99-105.

[9] 马天恩, 刘涛, 杜萍, 等. 一种聚合全局上下文信息的三维点云语义分割方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(12): 2548-2559.
MA Tianen, LIU Tao, DU Ping, et al. A 3D Point Cloud Semantic Segmentation Method for Aggregating Global Context Information[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(12): 2548-2559.

[10] 汤圣君, 张韵婕, 李晓明, 等. 超体素随机森林与LSTM神经网络联合优化的室内点云高精度分类方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(4): 525-533.
TANG Shengjun, ZHANG Yunjie, LI Xiaoming, et al. A High-Precision Indoor Point Cloud Classifi-

cation Method Jointly Optimized by Super Voxel Random Forest and LSTM Neural Network[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(4): 525-533.

[11] FAN H. TBA4256 3D Digital Modelling: Segmentation [EB/OL]. [2026-04-18]. https://ntnu.blackboard.com/.

[12] RYDE J, DELMERICO J A. Extracting Edge Voxels from 3D Volumetric Maps to Reduce Map Size and Accelerate Mapping Alignment[C]//The 9th Conference on Computer and Robot Vision, Toronto, Canada, 2012.

[13] BORRMANN D, ARZBERGER F, JÖRISSEN S. Robotic 3D Scan Repository[EB/OL]. [2026-04-18]. http://kos.informatik.uni-osnabrueck.de/3Dscans/.

[14] WEBER C, HAHMANN S, HAGEN H. Sharp Feature Detection in Point Clouds[C]//Shape Modeling International Conference, Aix-en-Provence, France, 2010.

[15] CHARLES R Q, HAO S, MO K C, et al. PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, USA, 2017.

[16] HACKEL T, WEGNER J D, SCHINDLER K. Contour Detection in Unstructured 3D Point Clouds[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, USA, 2016.

[17] HIMEUR C E, LEJEMBLE T, PELLEGRINI T, et al. PCEDNet: A Lightweight Neural Network for Fast and Interactive Edge Detection in 3D Point Clouds[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2021, 41(1): 1-21.

[18] DEMANTKÉ J, MALLET C, DAVID N, et al. Dimensionality Based Scale Selection in 3D LiDAR Point Clouds[J]. *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2011, 38(5): 97-102.

[19] GÜNEN M A. Adaptive Neighborhood Size and Effective Geometric Features Selection for 3D Scattered Point Cloud Classification[J]. *Applied Soft Computing*, 2022, 115: 108196.

[20] 徐旺, 游雄, 张威巍, 等. 面向城市增强现实信息标注的建筑物场景结构提取方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(6): 926-935.
XU Wang, YOU Xiong, ZHANG Weiwei, et al. Building Scene Structure Extraction Method for Urban Augmented Reality Annotation[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(6): 926-935.

[21] HANCOCK J T, KHOSHGOFTAAR T M. CatBoost for Big Data: An Interdisciplinary Review[J]. *Journal of Big Data*, 2020, 7(1): 94.

[22] BENTÉJAC C, CSÖRGŐ A, MARTÍNEZ-MUÑOZ G. A Comparative Analysis of Gradient Boosting Algorithms[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2021, 54(3): 1937-1967.

[23] DOROGUSH A V, ERSHOV V, GULIN A. CatBoost: Gradient Boosting with Categorical Features Support[EB/OL]. [2025-12-23]. https://arxiv.org/abs/1810.11363.

[24] 龚健雅, 张展, 贾浩巍, 等. 面向多源数据地物提取的遥感知识感知与多尺度特征融合网络[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(10): 1546-1554.
GONG Jianya, ZHANG Zhan, JIA Haowei, et al. Multi-source Data Ground Object Extraction Based on Knowledge-Aware and Multi-scale Feature Fusion Network[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(10): 1546-1554.

[25] MILLMAN K J, AIVAZIS M. Python for Scientists and Engineers[J]. *Computing in Science & Engineering*, 2011, 13(2): 9-12.

[26] ZHOU Q Y, PARK J, KOLTUN V. Open3D: A Modern Library for 3D Data Processing[EB/OL]. [2026-01-15]. https://arxiv.org/abs/1801.09847.

[27] WANG H J, LIANG Q X, HANCOCK J T, et al. Feature Selection Strategies: A Comparative Analysis of SHAP-Value and Importance-Based Methods[J]. *Journal of Big Data*, 2024, 11(1): 44.

[28] HARRIS C R, MILLMAN K J, VAN DER WALT S J, et al. Array Programming with NumPy[J]. *Nature*, 2020, 585(7825): 357-362.

[29] THE PANDAS DEVELOPMENT TEAM. Pandas-Dev/pandas: Pandas[EB/OL]. [2026-04-18]. https://doi.org/10.5281/zenodo.3509134.

[30] ZHANG J Y, ZHAO X L, CHEN Z, et al. A Review of Deep Learning-Based Semantic Segmentation for Point Cloud[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 179118-179133.