

文章编号 1004-924X(2026)14-2259-12

局部约束 Delaunay 三角网追踪的 LiDAR 建筑物轮廓提取

黄世鑫¹, 刘 科^{1*}, 马洪超², 李 礼², 夏松涛¹, 周圣文¹

(1. 武汉轻工大学 电气与电子工程学院, 湖北 武汉 430048;

2. 武汉大学 遥感信息工程学院, 湖北 武汉 430079)

摘要: 从机载激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)点云中提取建筑物轮廓对建筑物三维重建至关重要, 然而, 点云密度不均与局部缺失给轮廓提取带来了巨大挑战。对此, 提出一种局部约束三角网追踪的 LiDAR 点云建筑物轮廓提取方法。首先, 通过点云坐标确定建筑物外轮廓初始种子点, 使用其近邻点构建局部约束 Delaunay 三角网以精确刻画点之间拓扑连接关系。根据与轮廓种子点相连且边仅属于一个三角形, 并结合最大夹角、闭环检测与回溯机制追踪提取外轮廓点。最后, 通过格网法与连通域分析识别庭院初始种子点, 据此追踪提取庭院轮廓点。从 Vaihingen 与 New Zealand 选取建筑物点云数据进行实验, 实验结果表明, 本方法能准确提取有序轮廓点, 完整性、正确性与质量指标不低于 92.5%, 98.7% 和 92.1%, 优于并发 Delaunay 三角网、Alpha-Shape、边缘系数以及拓扑感知环解析方法。本方法可为建筑物三维重建提供可靠的轮廓信息。

关键词: 激光雷达; 约束 Delaunay 三角网; 建筑物轮廓提取; 追踪; 闭环检测

中图分类号: TP237 **文献标识码:** A

doi: 10. 37188/OPE. 20263414. 2259

CSTR: 32169. 14. OPE. 20263414. 2259

Building contour extraction from LiDAR point clouds via locally constrained delaunay triangulation tracking

HUANG Shixin¹, LIU Ke^{1*}, MA Hongchao², LI Li², XIA Songtao¹, ZHOU Shengwen¹

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, Wuhan Polytechnic University,

Wuhan 430048, China;

2. School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

* Corresponding author, E-mail: liuke@whpu.edu.cn

Abstract: Extracting building contours from airborne LiDAR point clouds is critical for three-dimensional (3D) building reconstruction. However, uneven point density and local data missing pose significant challenges for contour extraction. To address this, a method to extract building contours from LiDAR point clouds using locally constrained Delaunay triangulation tracking was proposed. First, initial seed points of building outer contours were identified based on point cloud coordinates. Locally constrained Delaunay triangulation was built using neighboring points. This step captured topological connections between points

收稿日期: 2026-04-11; **修订日期:** 2026-05-20.

基金项目: 湖北省自然科学基金项目(No. 2025AFB833); 湖北省教育厅科学技术研究项目(No. D20231601); 武汉轻工大学科研项目(No. 2022RZ003)

precisely. Contour points were then tracked by connecting seed points with edges belonging to only one triangle. The tracking employed maximum angle constraints, loop detection, and backtracking mechanisms. Finally, grid analysis and connected component analysis identified inner courtyard seed points. Courtyard contour points were then traced accordingly. Experiments conducted on Vaihingen and New Zealand building point clouds demonstrate that the proposed method can accurately extract ordered contour points. Its completeness, correctness, and quality metrics are not less than 92.5%, 98.7%, and 92.1%, respectively. This performance surpasses that of four comparison methods: Concurrent Delaunay Triangular Meshes (CDTM), Alpha-Shape (AS), Edge Coefficient (EC), and Topology-Aware Loop Parsing (TALP) methods. The proposed method provides reliable contour information for 3D building reconstruction.

Key words: LiDAR; constrained Delaunay triangulation; building contour extraction; tracking; closed loop detection

1 引言

精确提取建筑物轮廓是建筑物三维模型重建的前提条件,对城市实景三维建设具有重要意义^[1-3]。机载激光雷达(Light Detection and Ranging, LiDAR)具有采集点云数据速度快、密度高、精度高的优势^[4-6],使得基于机载 LiDAR 点云的建筑物轮廓提取成为当前主流方式。

基于 LiDAR 点云的建筑物轮廓点提取方法主要分为间接法和直接法。间接法先将点云数据转换为图像数据,再使用成熟的图像算法对图像进行处理,实现轮廓点提取^[7]。文献[8]首先将点云投影至平面格网,再利用 Sobel 算子计算高程梯度,在非结构化地形中提取障碍物轮廓。文献[9]运用 Canny 算子对图像进行处理得到边缘像素,根据边缘像素提取轮廓点。文献[10]将建筑物点云进行投影生成二维图像,结合深度学习与图像处理算法提取内外轮廓点。尽管间接法能够高效提取轮廓点,但将点云数据转换成图像数据时会丢失部分点云信息,同时提取结果受格网尺寸影响^[11]。

直接法直接从点云中提取轮廓点,可分为 Alpha Shapes 算法、基于特征方法、机器学习方法以及基于三角网方法。Alpha Shapes 算法以一个半径为 α 的圆,绕点云滚动实现轮廓点提取^[12]。Alpha Shapes 算法对滚动圆参数比较敏感,对此文献[13]根据点云密度动态设置参数

α ,以提高算法稳健性。基于特征方法依据点云特征识别轮廓点^[14],文献[15]将点云沿不同方向进行划分,将距离最远的点作为轮廓点。文献[16]先计算点的方向向量,再通过分析近邻点的方向向量夹角来识别轮廓点。基于特征方法提取的轮廓点比较粗糙,且为无序结构,增加了后处理工作量。基于机器学习方法先对点云进行特征提取,再使用分类器依据特征来提取轮廓点。文献[17]使用多尺度掩码自编码器做自监督预训练提取点云特征,再通过回归模块识别轮廓点。文献[18]采用 PointNet++ 网络学习特征,再通过边缘预测模块生成建筑物轮廓线角点。机器学习方法通常需要大量训练数据,在一定程度上限制了该类方法的实用性。基于三角网方法先对点云构建三角网,通过处理三角网来提取轮廓点。文献[19]先利用点云构建 Delaunay 三角网,并依据边长优化三角网,将仅属于一个三角形的边定义为轮廓边,轮廓边连接的点定义为轮廓点。文献[20]采用边长与角度约束优化三角网,并通过顶点顶角和判断识别轮廓。基于三角网的方法通常对所有点构建三角网,耗费大量的运行内存,且轮廓点提取结果与构建的三角网密切相关。

综上,虽然现有方法可以提取建筑物轮廓,但由于点云密度不均以及局部缺失,增加了有序轮廓点提取难度。同时,如何提取带有庭院结构的复杂建筑物轮廓,仍是一个难点。对此,提出一种基于局部约束 Delaunay 三角网

追踪的建筑物轮廓提取方法。该方法通过对局部点云数据构建约束三角网,用于精确刻画点之间拓扑连接关系,再使用最大夹角、闭环检测与路径回溯策略,实现轮廓点的精确有序提取,克服点云密度不均以及局部缺失对轮廓提取造成的影响。同时,通过格网法分析点云分布准确识别庭院初始种子点,确保庭院轮廓点准确提取。

2 基本原理

基于局部约束Delaunay三角网追踪的建筑物轮廓提取方法包括两大步骤:轮廓种子点识别与轮廓点追踪。其中,根据坐标与格网分析分别识别外轮廓与庭院轮廓的初始种子点;再通过构建局部三角网追踪提取轮廓点。整体算法流程如图1所示。

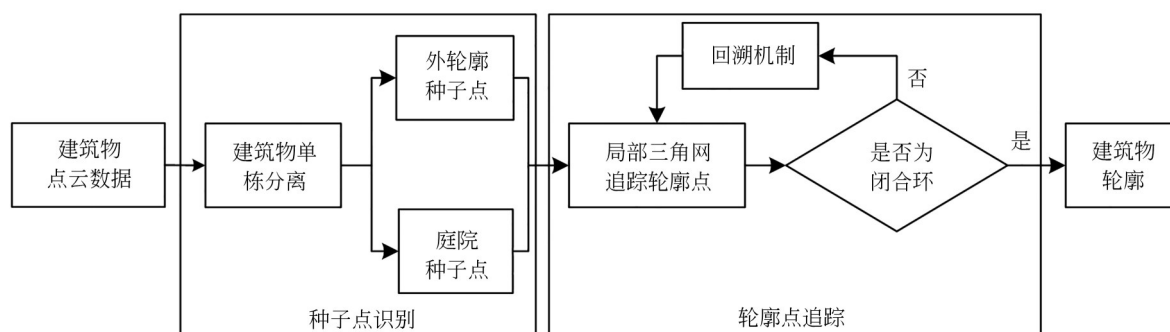


图1 算法流程图

Fig. 1 Algorithmic flowchart

2.1 外轮廓点提取

首先在轮廓点提取阶段,通过对建筑物点云应用欧氏聚类算法来获得单栋建筑物,该算法将与当前种子点距离小于设定阈值的点归为同一簇^[21-22]。

目前,基于三角网的点云轮廓提取方法,普遍先使用整个点云构建三角网,再对三角网进行处理提取轮廓点。该方法存在如下缺陷:(1)三角网无法精确描述点云形状。图2(a)为依据点云构建的无约束Delaunay三角网,可以发现其无法精确描述点之间拓扑连接关系,产生很多不需要的三角形(见图2(a)中矩形框),严重影响后续建筑物轮廓提取。尽管文献[19]通过边长对三角网进行优化,但仍无法完全避免畸形三角形的产生(见图2(b)中矩形框)。(2)计算耗时。构建点云三角网的时间复杂度为 $O(n \log n)^{[23]}$,与点云数量呈线性对数增长,不适合处理海量点云数据。

对此,本文通过构建局部约束Delaunay三角网,仅使用建筑物轮廓附近点云构建三角网,以减少构建三角网的时间。目前基于局部构建约束三角网进行轮廓点提取的方法,一般是先粗提

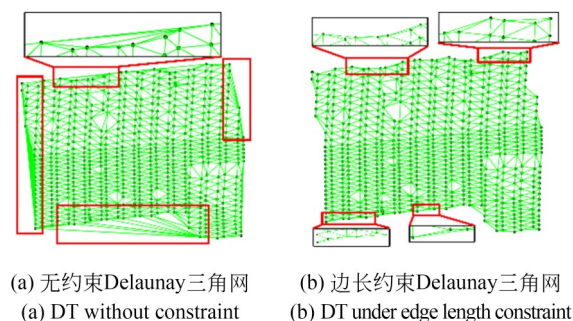


图2 Delaunay三角网

Fig. 2 Delaunay triangulation (DT)

取轮廓点,再仅使用粗轮廓点构建约束三角网^[16,24],据此提取轮廓点。这种方法受粗提取结果影响较大,需要后续处理以提高提取精度。本文方法具体如下:

(1)初始种子点识别。统计所有建筑物点的 X 坐标值,将 X 坐标值最小的点定义为外轮廓初始种子点,如图4(a)中箭头所示。

(2)局部约束三角网构建。由于点云离散分布,直接使用近邻点构建无约束三角网无法准确刻画点之间连接关系,如图4(b)所示,点 P_1 与 P_3 错误连接。因此,采用边长与角度对三角网进行

优化,具体如下:计算每个三角形三条边的边长以及三个内角,仅保留三条边长均小于两倍平均点间距且最小内角大于阈值 $\theta_{\min}$ 的三角形。图 3 展示了将 $\theta_{\min}$ 设置为 $5^\circ, 10^\circ, 15^\circ$ 时构建的约束三角网,可以发现 $\theta_{\min}$ 为 5° 与 15° 时,存在部分畸形三角形未被滤除和需要保留的三角形被删除的问题。而设置为 10° 时,得到比较理想的三角网。因此,根据文献[19]以及图 3,本文将最小内角阈值 $\theta_{\min}$ 设置为 10° 。如图 3(b)与图 4(c)所示,优化后的三角网能够精确描述点云形状。

(3)轮廓点追踪。将与种子点相连且生成的边只属于一个三角形的点作为下一个轮廓点。对于初始种子点,会存在两个候选点,如图 4(d)矩形框,此时随机选择其中一个点作为下一轮廓

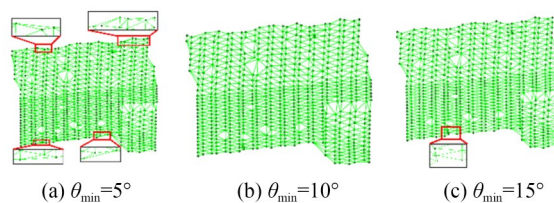


图 3 不同 $\theta_{\min}$ 下约束 Delaunay 三角网

Fig. 3 Constrained Delaunay triangulation of different $\theta_{\min}$

点。后续追踪如图 4(e)所示,点 P 为当前轮廓种子点,点 P_4 为已提取轮廓点,则点 P_5 为下一个轮廓点。

(4)重复步骤(2)和步骤(3),直至不再有新的轮廓点被追踪。如图 4(f)所示,将提取的所有轮廓点进行连接,可以发现提取结果理想。

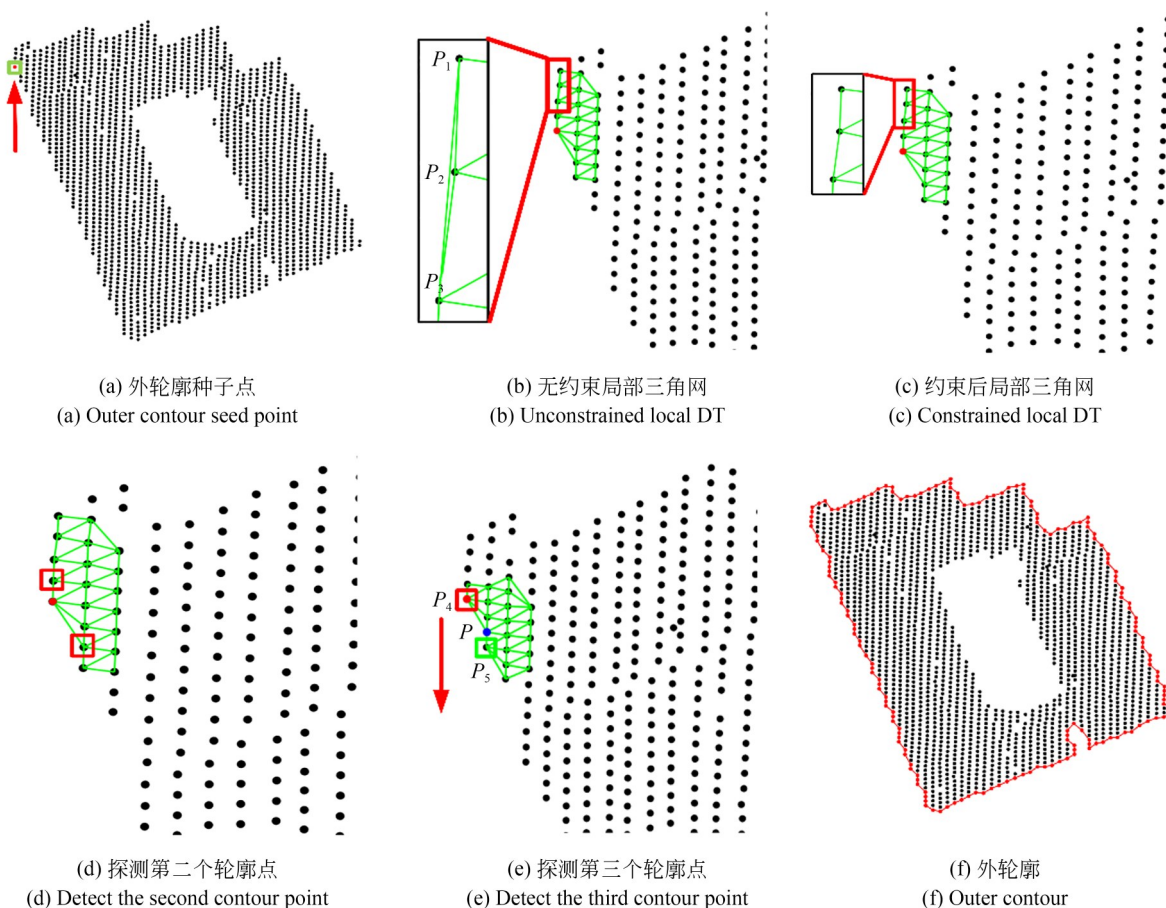


图 4 外轮廓点追踪提取

Fig. 4 Outer contour point tracking and extraction

2.2 最大夹角约束策略

在轮廓点追踪提取过程中,由于点云密度不

均以及局部数据缺失,可能会出现多个满足条件的轮廓点。如图 5(a)所示(彩图见期刊电子版),

红色点为已提取的轮廓点,蓝色点为当前种子点,矩形框内的三个点均为满足轮廓点条件的候选轮廓点。但实际上,点 P_3 为真实轮廓点, P_1 与 P_2 为伪轮廓点。鉴于建筑物轮廓线具有良好的平滑性与连续性,结合人类视觉认知与格式塔连续性原则^[25],本文引入最大夹角策略辅助轮廓追踪。最大夹角法一般是从当前种子点近邻点中,选择旋转夹角最大的候选点作为下一个轮廓点^[26],该方法未考虑点云散乱分布特征,容易遗漏掉轮廓点。本文使用最大夹角约束是在当构建的局部约束三角网出现多邻接候选点时,依据最大夹角选择下一个轮廓点,由于局部三角网能精确刻画点云局部形状,因此本方法可以有效避免轮廓点漏提取问题。

最大夹角约束策略具体步骤如下:以当前轮廓种子点 P 与前一轮廓点 Q 构成向量 QP ,并作为参考起始方向;用当前点 P 与下一个满足条件的轮廓点 P_1, P_2, P_3 ,构建向量 PP_1, PP_2, PP_3 ,分别计算这三个向量与 QP 之间的夹角,记为 α_1, α_2 和 α_3 ;从中选择夹角最大对应的点作为下一个轮廓点。如图 5(b)所示,最大的夹角 α_3 对应的点为 P_3 。因此,将点 P_3 作为下一个轮廓点。

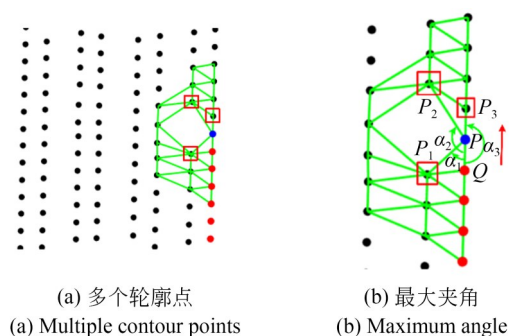


图 5 候选点选择

Fig. 5 Candidate point selection

2.3 闭环检测与回溯机制

在多数情况下通过最大夹角约束能准确识别真实轮廓点,但在点云分布异常情况下,仍可能出现轮廓点误提取。如图 6(a)中矩形框所示,其点云局部放大见图 6(b),可以发现拐角处点云稀疏。若以最大夹角约束追踪轮廓点,会将点 P_2 识别为下一个轮廓点,导致追踪轮廓点失败,如图 6(c)所示。

对此,本方法引入闭环检测与回溯机制,引导追踪提取轮廓点。具体来说,当追踪至最后一个轮廓点时,计算其与初始轮廓种子点之间欧氏距离,如图 6(c)虚线所示。若此距离小于距离阈值 d_0 ,则定义轮廓点形成闭合环,为有效轮廓。否则,为非有效轮廓。此时,沿轮廓追踪路径进行回溯,找到距离最近存在多个轮廓点的种子点处;从该种子点的候选轮廓点中,选择次最大夹角对应的点作为新轮廓点,沿新路径追踪轮廓。重复上述步骤,直至找到满足闭环条件的完整轮廓。如图 6(d)展示了最终提取的轮廓,可以发现外轮廓点被成功提取。

在上述过程中,闭环检测距离阈值 d_0 的设定至关重要。初始轮廓种子点在追踪下一个轮廓点时,会存在两个候选点(见图 4(d)),本方法从中随机选择一个候选点作为下一个轮廓点。理论上从一个候选点出发进行追踪,最后一个轮廓点应为另一个候选轮廓点。因此,追踪起点与终点的距离应受三角网边长限制,根据文献[19],在构建三角网时以两倍平均点间距约束三角网边长,构建的三角网比较理想。因此,在闭环检测中将距离阈值 d_0 设定为两倍平均点间距。

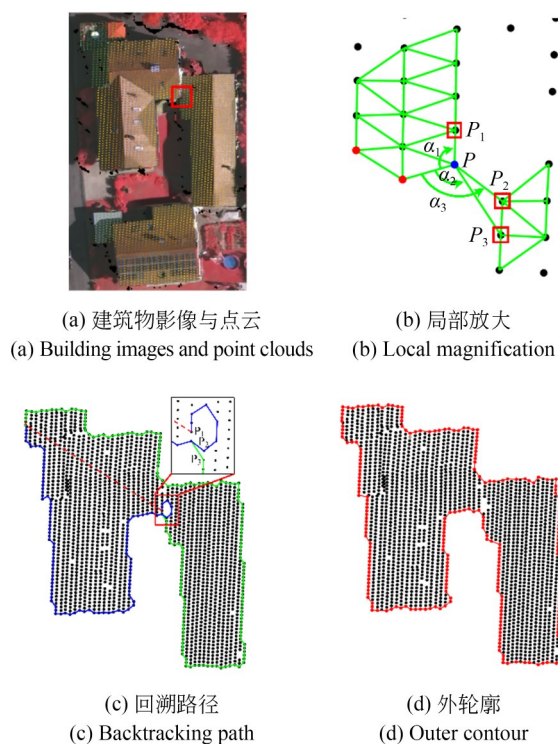


图 6 回溯机制示意图

Fig. 6 Backtracking mechanism diagram

2.4 庭院轮廓点提取

实际场景中,复杂建筑物常包含庭院结构,如图 7(a)所示。由前文介绍可知,只需识别出庭院初始轮廓种子点,即可追踪提取庭院轮廓。对此,本文提出一种基于格网分析的庭院初始种子点识别方法。

首先对建筑点云数据进行网格划分。设格网尺寸大小为 L ,点云数据 X, Y 坐标的最大值与最小值分别为 $x_{\min}, x_{\max}, y_{\min}, y_{\max}$ 。对于每一个点 $P(x, y)$,将其划入行号为 $[(x - x_{\min})/L]$ 、列号为 $[(y - y_{\min})/L]$ 的网格内,如图 7(b)所示。根据文献[27],本文将格网尺寸 L 设置为两倍平均点间距。尽管现有格网分析法能有效提取建筑物粗轮廓点,但无法区分轮廓点是否属于庭院结构^[28]。因此,本文在提取外轮廓的基础上,根据格网内点云分布,并进行格网连通域分析,可识别出庭院轮廓点。具体如下:

将包含外轮廓点的网格标记为外轮廓网格

(见图 7(b)中蓝色网格);对其余网格,若其八邻域网格中存在不包含点且不与外轮廓网格相邻的网格,则标记为潜在庭院网格(见图 7(b)中红色网格);其余标记为普通网格(见图 7(b)中黄色网格)。为避免将点云缺失而识别出的孤立网格直接视为庭院,影响轮廓点提取结果,本文对潜在庭院网格进行连通域分析,仅当庭院网格连通形成封闭环时,才视为真实庭院候选区域。如图 7(c)矩形框所示,因点云缺失形成的非封闭区域虽被初步标记为潜在网格,但因无法形成闭合环而被定义为非庭院轮廓点。而对于图 7(b)中潜在格网,可以形成闭合环,因此判断图 7(b)中建筑物包含庭院结构。随后从庭院格网内选择任意点,从建筑物点云中搜索其近邻点并构建 Delaunay 三角网,若存在某近邻点与该点相连的边仅属于一个三角形,则判断该点为庭院轮廓初始种子点,如图 7(b)箭头所示的点(彩图见期刊电子版)。

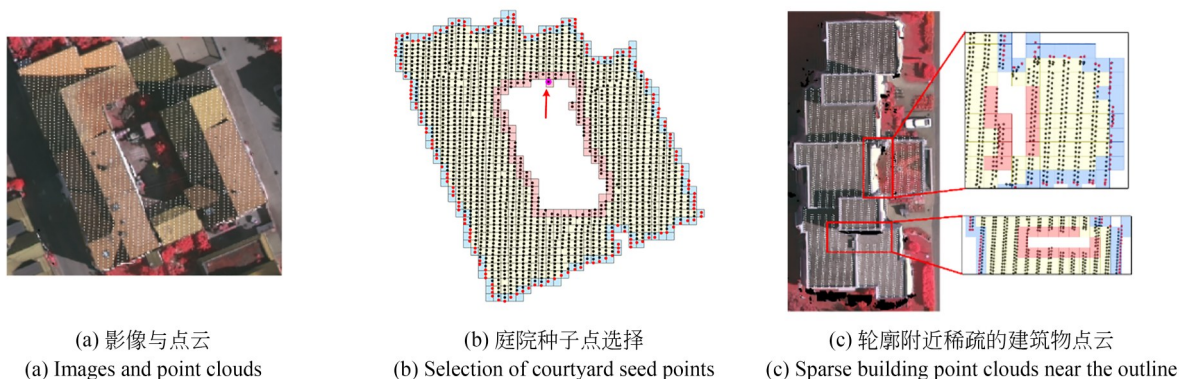


图 7 庭院建筑物

Fig. 7 Courtyard buildings

在提取庭院轮廓点后,依据鞋带定理计算庭院轮廓多边形面积^[29]。由于遮挡等原因,点云中会存在局部数据缺失而形成孔洞,这些孔洞的轮廓点非建筑物真实轮廓点。由于孔洞轮廓点形成的多边形一般面积比较小,而建筑物的庭院结构,一般用于人活动,面积一般比较大。因此,根据文献[30],将面积大于 1 m^2 的多边形对应的轮廓点定义为建筑物庭院轮廓点,否则为非轮廓点。

3 分析与讨论

为了验证本文方法的有效性,选取由国际摄影测量与遥感协会提供的 Vaihingen 城区数据以及 New Zealand 的 Wellington 与 Upper Hutt 城区数据进行测试。测试数据见图 8,共包含 4 块测区:Area 1 至 Area 4。其中 Vaihingen 城区包括 Area 1 与 Area 2,点云密度约 $4 \text{ 点}/\text{m}^2$ 。Wellington 城区建筑物对应 Area 3,点云密度约为 $23 \text{ 点}/\text{m}^2$;Upper Hutt 城区建筑物对应 Area 4,点云密度

约为 29 点/ m^2 。

本方法提取的结果如图 9 所示,其中,红色点与白色点分别为轮廓点与非轮廓点(彩图见期刊电子版)。由图 9 可知,本方法不仅能够提取建筑

物外轮廓点,还能提取带有庭院结构的复杂建筑轮廓点,如图 9 矩形框所示。这是因为本方法通过分析点云在格网内分布特征,能够精确识别庭院初始轮廓种子点,确保庭院轮廓准确提取。

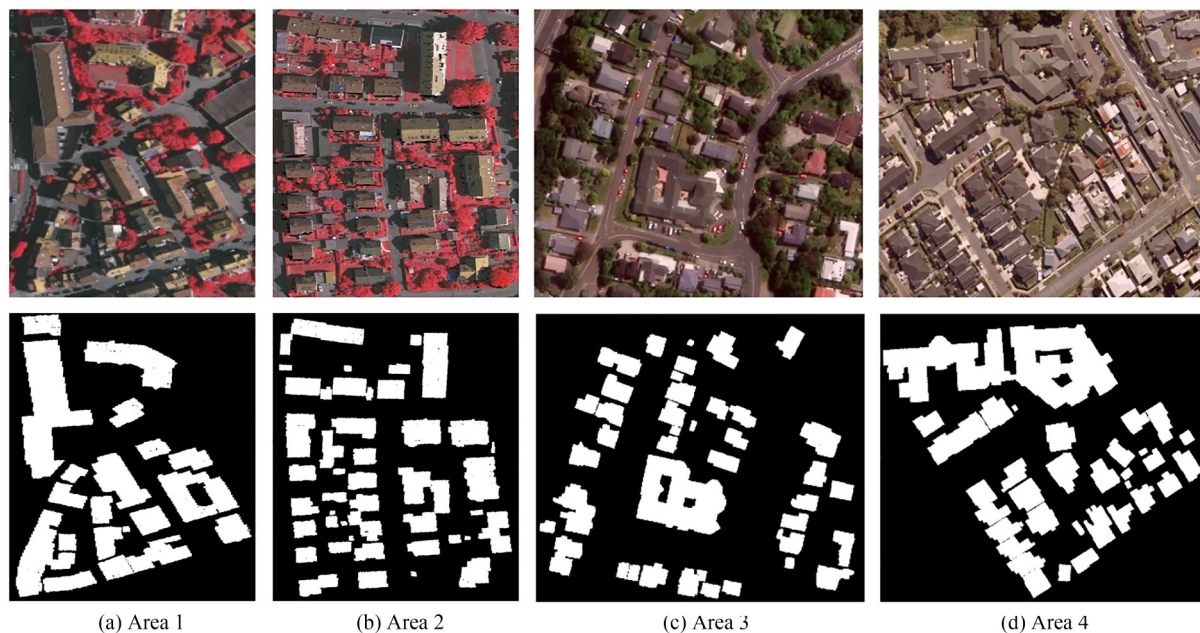


图 8 建筑物影像和点云

Fig. 8 Building images and point clouds

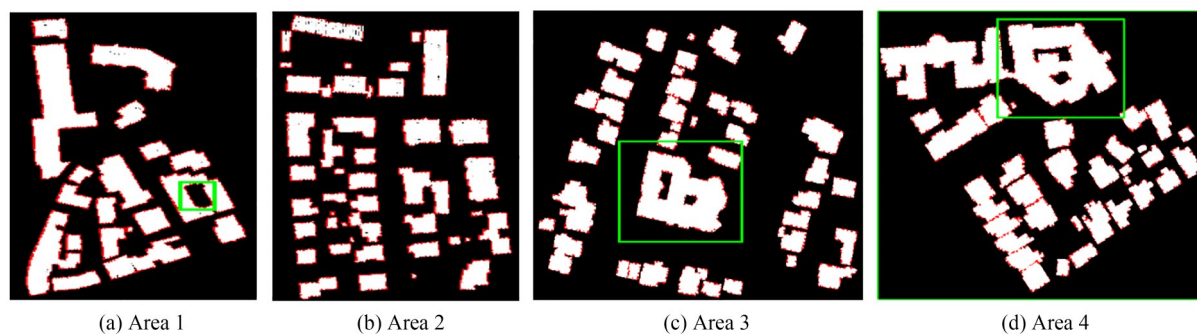


图 9 建筑物轮廓点提取结果

Fig. 9 Building contour point extraction results

为全面评估所提方法的性能,选取四种有代表性的方法进行对比,分别为并发三角网方法(Concurrent Delaunay Triangular Meshes, CDTM)^[20]、Alpha-Shape 方法(AS)^[13]、边缘系数方法(Edge Coefficient, EC)^[31]以及拓扑感知环解析方法(Topology-Aware Loop Parsing, TALP)^[32]。其中,CDTM方法、TALP方法与本方法均基于三角网进行轮廓点提取,EC方法基于点云局部特

征提取轮廓点,目视对比结果见图 10。

对于包含单庭院结构的建筑物 A,除 EC 方法外,其余方法均能提取庭院轮廓。这是因为 EC 方法未考虑建筑物包含庭院结构,仅能提取外轮廓。而本方法通过格网分析准确识别庭院初始种子点,从而确保了轮廓提取的完整性。对于存在数据缺失而形成小孔洞的建筑物 B,AS 方法将孔洞的轮廓点误提取为轮廓;本方法则根

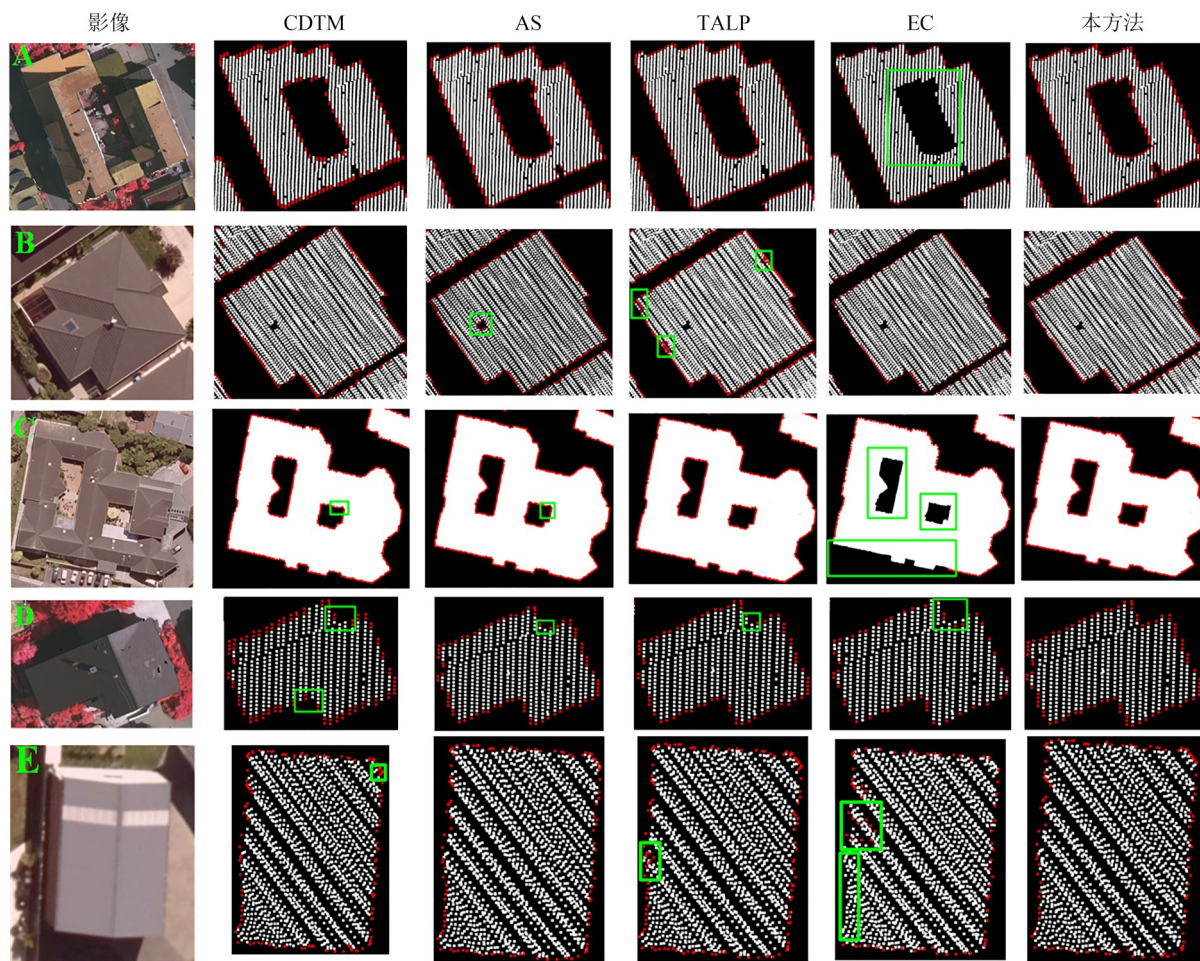


图 10 轮廓点提取目视对比

Fig. 10 Visual comparison of contour point extraction

据真实庭院通常具有合理的尺度和形状的特性,通过面积阈值约束,有效将其排除。对于含多个庭院的复杂建筑物C,EC方法依然失效,而TALP与本方法在庭院拐角处提取的轮廓更为精细,这是因为这两种方法构建的三角网能够准确刻画点之间拓扑连接关系,确保提取的轮廓点为有序结构。但是TALP方法是对整个点云构建三角网,限制了该方法在处理海量点云数据时的实用性。对于存在明显凹拐角的建筑物D,本方法与TALP构建的约束三角网,能够精确描述点云形状,因此能够精确提取凹拐角处轮廓点;CDTM方法在凹角处的统计特征易受噪声干扰,导致轮廓点漏提取;AS方法受滚动圆参数限制,同样凹拐角轮廓点提取不理想;TALP方法在凹角处表现稳健;EC方法由于只将局部范围内边缘系数最大对应的点识别为轮

廓点,这样会遗漏掉边缘系数非最大的轮廓点,因此提取结果最差。对于简单长方形建筑物E,本方法能准确提取完整轮廓;EC方法因长边区域邻域呈线状分布,仅依据最大边缘系数无法识别所有轮廓点,导致轮廓点严重漏提取;CDTM与TALP方法因在长边追踪时受局部点云分布影响,存在个别错误提取;AS方法在此规则形状上表现良好。

除了目视对比外,选择完整性(CP)、正确性(CR)、质量(Q)三个指标进行定量评估,计算公式如下:

$$\begin{aligned}
 CP &= \frac{TP}{TP + FN}, \\
 CR &= \frac{TP}{TP + FP}, \\
 Q &= \frac{TP}{TP + FN + FP}, \quad (1)
 \end{aligned}$$

其中: TP 表示正确提取的轮廓点数, FN 表示漏提取的轮廓点数, FP 表示误提取的轮廓点数。

根据表 1 和表 2 的定量评估结果, 本文方法的完整性 CP 指标均优于 92.5%, 显著优于其他方法, 表明本方法能够较完整地提取建筑物轮廓点。同时, 正确性 CR 指标也接近 100%, 表明本方法提取的轮廓点几乎均是真实建筑物轮廓点, 这有利于后续建筑物三维重建。在质量 Q 指标

上, 本方法明显优于其他四种方法。

相比之下, EC 方法的完整性 CP 指标明显低于其他方法, 这是因为该方法只选取局部范围内最大边缘系数对应的点作为轮廓点, 会漏提取大量其他轮廓点。CDTM 方法与本方法均基于三角网提取轮廓点, 但由于本方法对三角网进行优化处理, 因此本方法各项指标优于 CDTM 方法。

表 1 Vaihingen 轮廓点提取定量评估结果 (每列中最优值加粗加下划线表示)

Tab. 1 Quantitative assessment of boundary point extraction in Vaihingen (The best values in each column are shown in bold and underline) (%)

Methods	Area 1			Area 2		
	CP	CR	Q	CP	CR	Q
CDTM	74.0	79.8	62.3	81.3	70.4	60.5
AS	88.8	99.6	88.5	91.8	98.9	91.1
TALP	83.3	<u>99.9</u>	83.3	89.4	99.6	89.1
EC	49.4	98.7	49.1	47.5	99.5	47.4
Proposed	<u>95.0</u>	99.3	<u>94.3</u>	<u>94.1</u>	<u>99.9</u>	<u>94.0</u>

表 2 New Zealand 轮廓点提取定量评估结果 (每列中最优值加粗加下划线表示)

Tab. 2 Quantitative assessment of boundary point extraction in New Zealand (The best values in each column are shown in bold and underline) (%)

Methods	Area 3			Area 4		
	CP	CR	Q	CP	CR	Q
CDTM	77.5	78.9	64.2	76.8	67.5	56.1
AS	90.9	<u>99.3</u>	90.3	88.4	99.2	87.8
TALP	93.4	91.2	85.8	92.3	86.0	80.2
EC	48.1	99.2	47.9	47.1	99.3	47.0
Proposed	<u>94.0</u>	98.7	<u>92.8</u>	<u>92.5</u>	<u>99.5</u>	<u>92.1</u>

4 结 论

本文提出一种基于局部约束 Delaunay 三角网追踪的机载 LiDAR 建筑物轮廓提取方法。该方法先确定轮廓初始种子点, 根据种子点近邻点构建局部约束三角网, 依据与种子点连接且边仅属于一个三角形的条件, 实现轮廓点的高效有序提取。同时引入闭环检测与回溯机制, 剔除错误的轮廓点。对于包含庭院结构的复杂建筑, 采用格网分析方法识别庭院种子点, 并通过格网连通分析与面积约束准确识别真实庭院轮廓点。选取不同形状结构的建筑物进行实验, 实验表明,

本方法可以准确提取不同形状、包含庭院结构的建筑物轮廓点, 完整性、正确性与质量指标不低于 92.5%, 98.7% 和 92.1%, 优于 CDTM, Alpha Shape, EC 与 TALP 方法。

然而, 提取的轮廓点直接生成的轮廓线, 锯齿问题严重, 难以精确描述建筑物真实形状。因此, 后续将研究如何对轮廓点进行规则化, 以精确描述建筑物真实形状, 并用于后续建筑物三维重建。此外, 传统轮廓点提取方法过于依赖人工定义规则与先验知识, 因此后续研究拟将深度学习方法引入 LiDAR 点云建筑物轮廓提取, 实现端到端的轮廓点提取, 以提高轮廓提取的鲁棒性

与自动化水平。

作者贡献声明:

黄世鑫:方法的提出与实现,论文的构思与撰写;

刘科:方法提出、实验数据及论文审核;

马洪超:论文审核与实验数据;

李礼:论文审核;

夏松涛:数据整理;

周圣文:数据整理。

参考文献:

- [1] LI Y X, HONG D F, LI C Y, *et al.* HD-Net: High-resolution decoupled network for building footprint extraction via deeply supervised body and boundary decomposition[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2024, 209: 51-65.
- [2] 吕文姗, 葛宏. 机载 LiDAR 点云数据的建筑物轮廓提取方法研究[J]. *测绘与空间地理信息*, 2025, 48(5): 147-150.
- LÜ W S, GE H. Research on building contour extraction method from airborne LiDAR point cloud data[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2025, 48(5): 147-150. (in Chinese)
- [3] ZHU Y H, HUANG B L, FAN Y Z, *et al.* Iterative polygon deformation for building extraction[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 4704314.
- [4] 吴海滨, 戴诗语, 王爱丽, 等. CNN-Transformer 结合对比学习的高光谱与 LiDAR 数据协同分类[J]. *光学精密工程*, 2024, 32(7): 1087-1100.
- WU H B, DAI S Y, WANG A L, *et al.* Collaborative classification of hyperspectral and LiDAR data based on CNN-transformer [J]. *Opt Precision Eng.*, 2024, 32(7): 1087-1100. (in Chinese)
- [5] 石义煌, 蔡湛. 一种顾及几何约束的机载 LiDAR 点云建筑物轮廓线提取方法[J]. *测绘科学技术学报*, 2025, 42(1): 68-73.
- SHI Y H, CAI Z. An automatic extraction method of building outlines based on airborne LiDAR point cloud data with emphasis on geometric constraints [J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2025, 42(1): 68-73. (in Chinese)
- [6] 李纲, 刘科, 马洪超, 等. 基于多层级最小外包矩形规则建筑物轮廓线提取[J]. *激光与光电子学进展*, 2024, 61(8): 446-452.
- LI G, LIU K, MA H C, *et al.* Regular building outline extraction based on multi-level minimum bounding rectangle [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2024, 61(8): 446-452. (in Chinese)
- [7] 徐锦芳, 罗小龙, 蒋卫东, 等. 顾及局部特征的三维点云建筑物轮廓精确化提取[J]. *测绘通报*, 2023(8): 51-56.
- XU J F, LUO X L, JIANG W D, *et al.* Extracting accurate building outlines from 3D point clouds considering local features[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2023(8): 51-56. (in Chinese)
- [8] CHEN W, LIU Q J, HU H S, *et al.* Novel laser-based obstacle detection for autonomous robots on unstructured terrain [J]. *Sensors*, 2020, 20 (18): 5048.
- [9] ZHU J, YUE X F, HUANG J P, *et al.* Intelligent point cloud edge detection method based on projection transformation [J]. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2021, 2021(1): 2706462.
- [10] YU B, HU J L, DONG X J, *et al.* A robust automatic method to extract building facade maps from 3D point cloud data[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14 (16): 3848.
- [11] 霍芃芃, 侯妙乐, 杨溯, 等. 机载 LiDAR 点云建筑物屋顶轮廓线自动提取研究综述[J]. *地理信息世界*, 2019, 26(5): 1-13.
- HUO P P, HOU M L, YANG S, *et al.* Automatic extraction of building rooftop outlines using airborne LiDAR: a review [J]. *Geomatics World*, 2019, 26(5): 1-13. (in Chinese)
- [12] JANG E, KANG W. Estimating riparian vegetation volume in the river by 3D point cloud from UAV imagery and alpha shape[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(1): 20.
- [13] DEY E K. Roof boundary points extraction from LiDAR point cloud data using adaptive neighbourhood-based α -shape algorithm [J]. *IEEE Access*, 2025, 13: 163896-163906.
- [14] 涂静敏, 严进, 李礼, 等. 整合边缘卷积与全局-局部自注意力的机载点云分类[J]. *光学精密工程*, 2024, 32(24): 3658-3673.
- TU J M, YAN J, LI L, *et al.* Airborne point cloud classification integrating edge convolution

- and global-local self-attention [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2024, 32(24): 3658-3673. (in Chinese)
- [15] WANG J X, ZANG D D, YU J Z, *et al.* Extraction of building roof contours from airborne LiDAR point clouds based on multidirectional bands [J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(1): 190.
- [16] 赵传, 郭海涛, 王优扬, 等. 利用邻域方向分布的机载激光雷达点云建筑物外轮廓提取 [J]. *光学精密工程*, 2021, 29(2): 374-387.
- ZHAO C, GUO H T, WANG Y Y, *et al.* Building outer boundary extraction from ALS point clouds using neighbor point direction distribution [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2021, 29(2): 374-387. (in Chinese)
- [17] YANG H X, HUANG S F, WANG R S. A method for roof wireframe reconstruction based on self-supervised pretraining [J]. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2024, X-2-2024: 239-246.
- [18] LI L, SONG N, SUN F, *et al.* Point2Roof: End-to-end 3D building roof modeling from airborne LiDAR point clouds [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2022, 193: 17-28.
- [19] AWRANGJEB M. Using point cloud data to identify, trace, and regularize the outlines of buildings [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2016, 37(3): 551-579.
- [20] HE X Z, WANG R Q, FENG C, *et al.* A novel type of boundary extraction method and its statistical improvement for unorganized point clouds based on concurrent delaunay triangular meshes [J]. *Sensors*, 2023, 23(4): 1915.
- [21] HUANG X P, CAO R J, CAO Y Y. A density-based clustering method for the segmentation of individual buildings from filtered airborne LiDAR point clouds [J]. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2019, 47(6): 907-921.
- [22] 陈文龙, 时宏伟. 基于 KD 树改进的 DBSCAN 聚类算法 [J]. *计算机系统应用*, 2022, 31(2): 305-310.
- CHEN W L, SHI H W. Improved DBSCAN clustering algorithm based on KD tree [J]. *Computer Systems & Applications*, 2022, 31(2): 305-310. (in Chinese)
- [23] ELSHAKHS Y S, DELIPARASCHOS K M, CHARALAMBOUS T, *et al.* A comprehensive survey on delaunay triangulation: applications, algorithms, and implementations over CPUs, GPUs, and FPGAs [J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 12562-12585.
- [24] LEI P H, CHEN Z, TAO R L, *et al.* Boundary recognition of ship planar components from point clouds based on trimmed delaunay triangulation [J]. *Computer-Aided Design*, 2025, 178: 103808.
- [25] DOSHI F R, KONKLE T, ALVAREZ G A. A feedforward mechanism for human-like contour integration [J]. *PLoS Computational Biology*, 2025, 21(8): e1013391.
- [26] KIM M, LEE D, KIM T, *et al.* Automated extraction of geometric primitives with solid lines from unstructured point clouds for creating digital buildings models [J]. *Automation in Construction*, 2023, 145: 104642.
- [27] LIU K, MA H C, ZHANG L, *et al.* Building outline extraction using adaptive tracing alpha shapes and contextual topological optimization from airborne LiDAR [J]. *Automation in Construction*, 2024, 160: 105321.
- [28] 伍阳, 王丽妍, 胡春霞, 等. 可变半径 Alpha Shapes 提取机载 LiDAR 点云建筑物轮廓 [J]. *中国图象图形学报*, 2021, 26(4): 910-923.
- WU Y, WANG L Y, HU C X, *et al.* Extraction of building contours from airborne LiDAR point cloud using variable radius Alpha Shapes method [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2021, 26(4): 910-923. (in Chinese)
- [29] 王智, 薛慧艳, 薛晓. SLAM 扫描点云用于异形建筑房产面积计算的方法 [J]. *测绘通报*, 2025(1): 180-184.
- WANG Z, XUE H Y, XUE X. Method for calculating the area of special-shaped buildings using SLAM scanning point cloud [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2025(1): 180-184. (in Chinese)
- [30] ZANG D D, WANG J X, ZHANG X, *et al.* Semantic extraction of roof contour lines from airborne LiDAR building point clouds based on multidirectional equal-width banding [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2024, 17: 16316-16328.
- [31] 韩玉川, 侯贺, 白云瑞, 等. 一种基于边缘系数的闭合点云边缘提取算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(11): 155-160.

HAN Y C, HOU H, BAI Y R, *et al.* A closed point cloud edge extraction algorithm using edge coefficient [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(11): 155-160. (in Chinese)

[32] LIU K, MA H C, LI L, *et al.* Building outline extraction via topology-aware loop parsing and parallel constraint from airborne LiDAR [J]. *Remote Sensing*, 2025, 17(20): 3498.

作者简介:



黄世鑫(2002—),男,湖北武汉人,硕士研究生,2024年于武汉轻工大学获得学士学位,主要从事激光点云数据处理方面的研究。E-mail: 20240612014@whpu.edu.cn

通讯作者:



刘科(1989—),男,湖北仙桃人,博士,讲师,研究生导师,2021年于武汉大学获得博士学位,主要从事多源激光点云数据处理理论与应用等方面的研究。E-mail: liuke@whpu.edu.cn