



武汉大学学报(信息科学版)

Geomatics and Information Science of Wuhan University

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

## 《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目: 建筑几何正则化约束下的室内点云线段提取  
作者: 翟若明, 韩贤权, 甘孝清, 邹进贵, 邹双朝, 万鹏, 黎建洲  
DOI: 10.13203/j.whugis20240384  
收稿日期: 2024-12-25  
网络首发日期: 2025-01-21  
引用格式: 翟若明, 韩贤权, 甘孝清, 邹进贵, 邹双朝, 万鹏, 黎建洲. 建筑几何正则化约束下的室内点云线段提取[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版).  
<https://doi.org/10.13203/j.whugis20240384>



**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。

DOI:10.13203/j.whugis20240384

### 引用格式：

翟若明, 韩贤权, 甘孝清, 等. 建筑几何正则化约束下的室内点云线段提取[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, DOI:10.13203/J.whugis20240384 (ZHAI Ruoming, HAN Xianquan, GAN Xiaoqing, et al. Extraction of Line Segments from Indoor Point Clouds under Building Geometric Regularization Constraints[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, DOI:10.13203/J.whugis20240384)

## 建筑几何正则化约束下的室内点云线段提取

翟若明<sup>1,2,3</sup>, 韩贤权<sup>1,2,3\*</sup>, 甘孝清<sup>1,2,3</sup>, 邹进贵<sup>4</sup>, 邹双朝<sup>1,2,3</sup>, 万鹏<sup>1,2,3</sup>, 黎建洲<sup>1,2,3</sup>

1 长江科学院工程安全与灾害防治研究所, 湖北 武汉, 430010;

2 水利部水工程安全与病害防治工程技术研究中心, 湖北 武汉, 430010;

3 国家大坝安全工程技术研究中心, 湖北 武汉, 430010;

4 武汉大学测绘学院, 湖北 武汉, 430079

**摘要：**针对建筑室内点云三维线段提取方法中存在的线段冗余、完整度低和精度不足等问题，提出了一种融合建筑几何正则化约束的三维线段提取与优化算法。首先，采用点云的区域生长与合并算法完成面片分割，经平面投影提取二维轮廓线，并通过 3D-2D 反投影得到初始建筑轮廓线段集合。然后，结合建筑几何正则化特性，设计了融合邻接面片相交线、建筑主方向、建筑轮廓共线和建筑结构正交的多重几何约束条件，通过构建的线段优化模型，实现了建筑结构轮廓线的高精度提取，显著提升了其整体的准确性与完整度。该优化过程先分析了面片间的空间邻接关系，对与面片的相交线共线的线段进行方向向量校正，并分析建筑结构主方向与提取轮廓线段的相似度，有效地过滤了冗余的非建筑结构线段，进而通过判断线段间的空间拓扑关系，解决了线段间的不闭合、角度偏移的问题，为既有建筑的室内实景三维重建提供细节丰富的几何结构特征。将该方法在两个室内场景上进行定量分析，结果显示，平均完整度较传统方法提升了 6.61%，平均冗余度减少了 11.72%，结合对另外两个场景的定性分析，进一步验证该方法在处理复杂建筑结构时的有效性，体现对多样化建筑室内结构的良好适应性和稳健性。

**关键词：**三维点云；几何特征提取；平面分割；线段提取；建筑结构

收稿日期：2024-12-25

基金项目：国家自然科学基金（42271447，42001374）

第一作者：翟若明，博士，工程师，研究方向为点云数据处理、建筑信息模型生成。ruomingzhai@whu.edu.cn

通讯作者：韩贤权，博士，正高级工程师。hanxq@mail.crsri.cn

---

# Extraction of Line Segments from Indoor Point Clouds under Building Geometric Regularization Constraints

ZHAI Ruoming<sup>1,2,3</sup>, HAN Xianquan<sup>1,2,3\*</sup>, GAN Xiaoqing<sup>1,2,3</sup>, ZOU Jingui<sup>4</sup>, ZOU Shuangchao<sup>1,2,3</sup>,  
WAN Peng<sup>1,2,3</sup>, LI Jianzhou<sup>1,2,3</sup>

- 1 Changjiang River Scientific Research Institute, Wuhan 430010, China;
- 2 Research Center on Water Engineering Safety and Disaster Prevention of MWR, Wuhan 430010, China;
- 3 Research Center on National Dam Safety Engineering Technology, Wuhan 430010, China;
- 4 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China

**Abstract:** To address the issues of redundancy, low integrity, and insufficient precision in 3D line segment extraction from building indoor point clouds, a 3D line segment extraction and optimization algorithm incorporating building geometric regularization constraints is proposed. Initially, a region growing and merging algorithm is applied to segment point clouds into surface patches upon which 2D profile lines are extracted through plane projection, followed by the 3D-2D back-projection to obtain the initial set of building profile line segments. Next, leveraging architectural geometric regularization features, a multi-constraint model was designed that integrates the building's principal direction, intersection lines of adjacent facets, collinearity of building contours, and orthogonality of architectural structures. Through this segment optimization model, high-precision extraction of building structure contour lines was achieved, significantly enhancing their overall accuracy and completeness. The optimization process first analyzes the spatial adjacency relationships between patches and corrects the orientation of line segments that are collinear with intersecting lines of patches. It then analyzes the alignment between the building's principal directions and the extracted contour line segments to effectively filter out redundant non-structural segments, while subsequently evaluating the spatial topological relationships between line segments to mitigate the discontinuity and angular deviation, thereby providing detailed geometric features for the indoor 3D reconstruction of existing buildings. Quantitative analysis conducted on two indoor scenes demonstrates a 6.61% improvement in average completeness and an 11.72% reduction in average redundancy compared to traditional methods. Complementary qualitative analysis of two additional indoor scenes further validates its effectiveness in addressing complex building structures, highlighting its robust adaptability and reliability across diverse interior architectural contexts.

**Key words:** three-dimensional point cloud; geometry feature extraction; plane segmentation; line segment extraction; building structure

利用三维激光扫描技术能够快速地获取高精度海量点云数据，通过建立实景三维模型<sup>[1]</sup>为数字城市建设<sup>[2]</sup>、古文物保护<sup>[3]</sup>、基础设施智能化管理<sup>[4]</sup>等数字孪生应用提供数据支撑。在室内实景三维重建中，受复杂空间布局、物体遮挡及光照反射等影响，三维激光扫描技术采集的点云数据可能存在场景缺失、噪声多等问题，无法直接用于建筑结构的几何建模。目前，主要通过设计特征描述子<sup>[5]</sup>或数据驱动的大模型<sup>[6]</sup>实现点云分割，并根据分割结果提取几何特征<sup>[7]</sup>，用于后续的精细化几何建模。对于呈平面特性的建筑结构而言，提取平面轮廓线能够快速地恢复建筑整体结构，为实现建筑室内的三维重建提供精确线框模型。

按照点云的几何组织方式，点云的线特征提取可以分为基于点邻域特征<sup>[8-9]</sup>、基于空间划分<sup>[10-11]</sup>和基于面片<sup>[12-13]</sup>的线提取方法。基于点邻域特征的方法是计算点云数据内每个点在邻域内的几何表征，

并通过几何表征变化的阈值条件进一步地筛选边缘点集。常见的几何表征是以每个点的  $k$  近邻定义的协方差矩阵的特征值来构造边缘几何特征，例如 Hackel<sup>[8]</sup>等将平面性、散射性、线性度等局部几何参数结合二分类器初步预测边缘点概率，再采用高阶马尔科夫随机场算法选取边缘点集。文献[14]和文献[15]通过计算相邻点间的法向量偏移进行点云排序与筛选。部分学者<sup>[16-18]</sup>则以局部几何特征的空间梯度变化为判断依据，例如 Xin 等<sup>[18]</sup>设计了一种加权质心位移结构，通过检测该结构在三个主轴方向的梯度变化来感知几何边缘。然而，局部几何特征的提取容易受到点云噪声影响，导致在复杂室内环境下鲁棒性较差。为了获取更丰富、更准确的点特征信息，部分研究<sup>[19-20]</sup>直接利用深度学习方法提取高维度的点特征向量，通过连接二分类器预测边缘点概率。但边缘点训练样本集的制作耗时耗力，样本质量取决于人工识别水平。然而，通过上述算法获取的线特征均表现为离散边缘点集，缺少几何参数化的线特征。

基于空间划分的方法是在曼哈顿世界假设下，认为空间结构是由两两垂直的平面和平面相交线构成的，主要分为基于投影切片和基于平面相交的轮廓线提取方法。其中，基于投影切片的方法<sup>[10,21-22]</sup>是沿着特定轴向对点云进行切片并提取特征点，通过线段拟合获取最终建筑轮廓线。该方法需要过滤室内家具、屋顶等不满足曼哈顿世界假设的物体，只适用于空间结构简单的场景。基于平面相交的方法则根据所有平面相交关系，采用全局优化算法选取最优平面相交线段集合，如 Polyfit 算法<sup>[23]</sup>根据各平面内的点云分布特性建立关于相交线段的全局能量方程，利用二元线性规划算法求解最优相交线段集合。然而，当提取平面数量剧增时，能量优化算法会存在计算效率低的问题。因此，部分研究<sup>[11,24]</sup>仅求解地面与其他垂直平面的最优相交线段集合以构成闭合轮廓线段，进而沿垂直方向拉伸得到结构紧凑的三维轮廓结构。该类方法对点云数据质量要求高，适用于建筑外轮廓提取，无法获取室内精细轮廓线。

基于面片的方法则是在同一平面对满足距离阈值条件的点簇聚类并生成面片，通常采用随机采样一致性 (Random Sample Consensus, RANSAC)<sup>[25]</sup>、超体素<sup>[26]</sup>、区域生长<sup>[27]</sup>等平面分割算法提取多个面片，以获得面片轮廓线段集合。基于 RANSAC 的方法<sup>[12]</sup>通过随机选取点集进行平面拟合，获取面片数量取决于距离阈值的设置，而基于超体素的方法<sup>[28-29]</sup>生成几何结构规则的超体素，但两类方法都需要分析面片间的邻接关系，保留不共面的面片边界点集。基于点云区域生长算法<sup>[13,30]</sup>则是将共面的面片合并后直接提取轮廓线，例如 F3D 方法<sup>[30]</sup>将面片进行平面投影生成灰度图像，通过提取二维线段并反投影，最终生成三维线段集合。Hu 等<sup>[13]</sup>在此基础上采用 DexiNed 模型改进 2D 线段提取，结合层次拓扑关系实现共线优化。基于区域生长和合并的方法能够有效减少面片数量，在大规模室外场景下展现出较好的平面轮廓提取效果，但由于室内线特征提取对空间拓扑要求较高，现有方法仍存在线段不闭合及正交线段角度偏移等问题

针对以上问题，本文在点云面片提取的基础上提出了一种建筑几何正则化的点云三维线段优化算法，通过平面相交性、建筑整体结构和几何拓扑关系的共同约束，实现建筑室内场景下高完整度、低冗余度的线轮廓提取。

## 1 建筑结构约束的三维线段提取研究方法

大部分建筑结构实体在几何形态上具有平面特性，不同平面相交构成了建筑结构的轮廓线。本文提出了一种基于建筑几何正则化约束的点云三维线段提取方法，具体流程如图 1 所示。该方法主要涉及四个部分：面片分割、面片轮廓线提取、基于邻接面片约束的线段优化、基于建筑结构化约束的线段优化。在点云面片分割阶段，根据设定的几何阈值条件进行区域生长和区域合并，生成初始的三维面片集合。在面片轮廓线提取阶段，将每个三维面片投影到二维平面坐标系，生成相应的灰度图，并

利用图像边缘提取算法获取二维线段，经反投影得到初始的三维线段集合。在此基础上，优先计算面片的结构化特性并过滤掉非结构化面片，再对保留的结构化面片计算其线段的结构化特性，进一步地过滤面片内部的非结构化线段。在基于邻接面片约束的线段优化阶段，分析面片间的邻接关系，并以面片相交线的直线方程作为约束条件，通过分析面片与其关联面片的轮廓线段的共线特性，对面片轮廓线段进行方向向量优化。最后，在建筑结构化约束的线段优化阶段，引入建筑结构主方向约束，保留与建筑主方向一致的线段，再应用建筑轮廓共线约束对共线线段进行合并优化，随后引入建筑角点正交约束以校正线段间的角度关系，解决不闭合和角度偏移问题。通过本文提出的线段提取与优化方法，可以准确获取建筑结构轮廓线特征，从而为既有建筑的室内实景重建提供更为精确的三维线框模型。

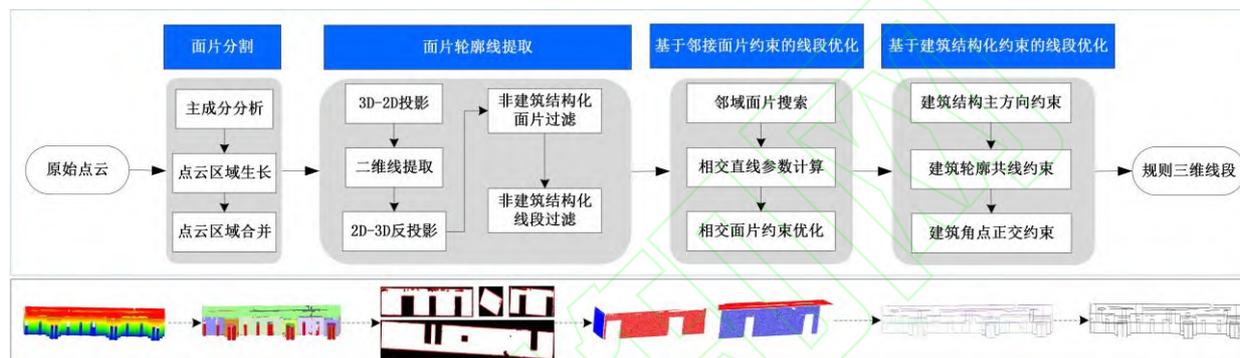


图 1 建筑几何正则化约束下的三维线段提取流程

Fig.1 Flow of 3D line segment extraction based on geometric regularization constraints

## 2 点云平面分割与轮廓线提取

### 2.1 基于区域生长与合并的点云面片分割

点云区域生长与合并<sup>[31]</sup>算法通过估计相邻点云间的法向量变化进行点云聚类簇分割，并依据点簇间法向量的相似性合并相同平面的点云，最终将离散点云数据整合成连续面片集合。为了分析点云的平面特性，在 KD 树邻域索引的基础上采用主成分分析法<sup>[32]</sup> (Principal Component Analysis, PCA)，以构造邻域协方差矩阵并计算每个点的局部曲率  $C_e$  和法向量  $n_e$ ：

$$C_e = \frac{e_3}{e_1 + e_2 + e_3} \quad (1)$$

$$n_e = u_3 \quad (2)$$

式中： $e_1$   $e_2$  和  $e_3$  为协方差矩阵的特征值 ( $e_1 \geq e_2 \geq e_3$ )， $u_1$ 、 $u_2$  和  $u_3$  为对应的特征向量。

基于以上特征，采用点云区域生长和区域合并算法实现面片分割。在区域生长过程中，通过聚类几何特征相似的点云，生成多个点云聚类簇：1) **种子点选取与生长**：根据曲率升序排序，选取 90% 点云建立查询列表  $P_Q$  并从中选取种子点。设定区域生长条件，包括法向量方向偏移  $\theta_n$ 、法向量垂直距离  $d_{ortho}$ 、空间距离  $P_{proj}$ ，以判断邻域点  $P_a^0$  是否满足公式 (3) 至 (5) 生长条件。若满足，则将邻域点加入当前临时聚类区域列表  $R_k$ ；2) **聚类区域集合生成**：继续选取新种子点并重复生长过程，直至无法找到满足条件的邻域点；3) **同质聚类条件判断**： $R_k$  内点数  $\geq 30$ ，则加入聚类簇集合  $R_C$ ；否则，重新加入未处理点云列表。重复步骤 1) 至 3) 直到  $P_Q$  列表查询结束。

$$\cos^{-1}(n_s^i \cdot n_a^j) < \theta_n \quad (3)$$

$$|n_s^i \cdot \overline{P_s^i P_a^j}| < d_{\text{ortho}} \quad (4)$$

$$|\overline{P_s^i P_a^j}| < d_{\text{proj}} \quad (5)$$

式中： $n_s^i$ 和 $n_a^j$ 分别表示种子点和邻域点的法向量， $d_{\text{ortho}}$ 是待选点沿种子点法向量方向到邻域平面的垂直距离， $d_{\text{proj}}$ 是种子点与待选点间的自适应距离阈值。

为了进一步优化聚类结果，对几何特性相似的邻近聚类簇进行合并：1) 聚类簇几何特征计算：计算每个聚类簇 $R_k$ 的曲率 $C_{R_k}$ 、法向量 $n_{R_k}$ 和平均尺度参数 $D_{RS}^i$ ；2) 聚类簇间的相邻簇查找：遍历 $R_C$ ，若两个聚类簇的重合点数超过3，则记录到邻接聚类簇信息列表 $\Pi_i \Pi_j$ ；3) 聚类簇合并：遍历 $\Pi_i$ ，若 $\theta_{R_n}$ 和 $d_{R_{\text{ortho}}}$ 满足公式(6)和(7)合并条件且合并点数大于100，则形成新的点云簇并加入面片集合。

$$\cos^{-1}(n_{R_k} \cdot n_{R_l}) < \theta_{R_n} \quad (6)$$

$$|n_{R_k} \cdot \overline{P_{R_k} P_{R_l}}| < d_{R_{\text{ortho}}} \quad (7)$$

## 2.2 面片轮廓线提取

对于上述获得的面片集合，其轮廓线满足曼哈顿世界假设下的建筑结构，即三维空间结构是由不同平面间的面片相交形成的。因此，通过提取面片的轮廓线，可以获得建筑结构的整体轮廓。将面片的点云投影到同一拟合平面上，拟合后的平面方程可表示为：

$$\frac{x - x_0}{n_x} = \frac{y - y_0}{n_y} = \frac{z - z_0}{n_z} \quad (8)$$

式中： $P_o(x_o, y_o, z_o) = \frac{\sum_0^m P_m(x_m, y_m, z_m)}{m}$ 和 $n(n_x, n_y, n_z)$ 分别为面片质心和法向量。

对于面片上任意一点 $P_{u_x}$ ， $P_{u_x}$ 沿法向量 $n$ 投影得到投影点 $P_{u_x}'$ 。在投影平面上，选取 $\overline{P_{u_x}' P_o}$ 为x轴、 $u_y = u_x \times n$ 为y轴建立平面坐标系。以 $d_s$ 为图像分辨率，点云的像素坐标可表示为：

$$\begin{cases} u_i = \frac{\overline{P_o P_i}' \cdot u_x - x_{\min}}{d_s} \\ v_i = \frac{\overline{P_o P_i}' \cdot u_y - y_{\min}}{d_s} \end{cases} \quad (9)$$

在投影图像中，将包含点云的像素灰度值设为255，其它区域的像素灰度值设为0。如图2所示，对于某一墙立面的投影面片图像，首先利用图像形态学的膨胀和腐蚀操作来填补细小空洞并平滑轮廓边缘。然后，采用Canny算子<sup>[33]</sup>提取边缘像素点，结合CannyLines线段拟合法<sup>[34]</sup>提取二维线段端

点。最后，将提取二维线段端点通过二维到三维的反投影生成初始三维线段集合。

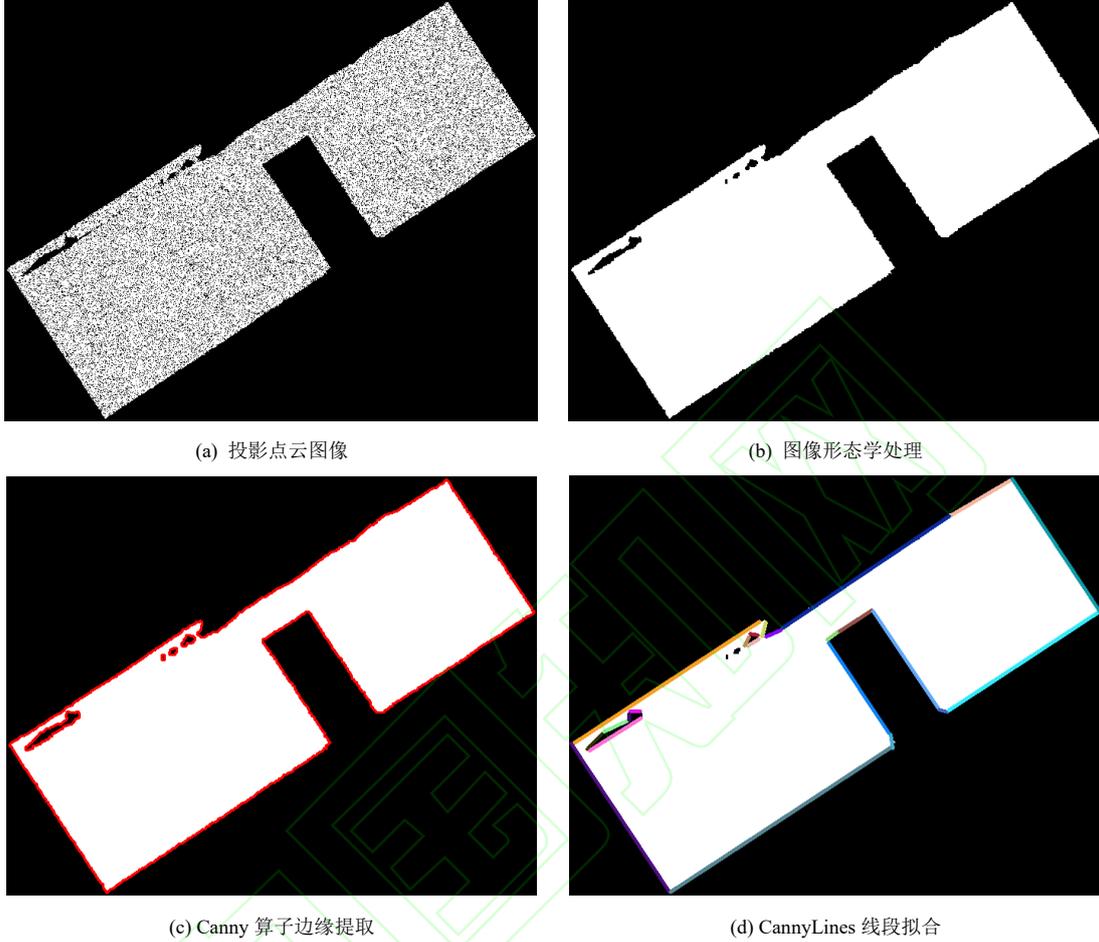


图2 轮廓线段提取流程

Fig.2 Flow of profile line segment extraction

### 2.3 异常面片与线段的剔除

根据建筑结构的几何规则特性，对面片内部线段的正交性进行判定，并剔除不符合正交特性的异常面片。首先，对面片内不同方向的线段进行聚类，当两线段之间的夹角偏差超过  $30^\circ$  时，视为不同簇。接着，将每个聚类簇内的线段按总长度降序排列，选取前两大簇  $C_1$  和  $C_2$  用于正交性判断。如果这两簇的线段总长度之和小于面片内线段总长度的 30%，则该面片被视为异常面片并剔除：

$$L\left(\sum_{i=0, i \in C_1} l_i\right) + L\left(\sum_{j=0, j \in C_2} l_j\right) < 0.3 * L\left(\sum_{m=0, m \in P} l_m\right) \quad (10)$$

对于保留的面片，进一步剔除偏离面片主方向的异常线段。以  $C_1$  和  $C_2$  作为面片结构主方向，筛选出与该方向偏差小于  $10^\circ$  的线段，并根据这些线段占面片总长度的比率  $\varepsilon$ ，自适应地选取距离阈值：

$$d_{\text{abnorm}} = \begin{cases} 10D_{\text{RS}}, & 75\% < \varepsilon \\ 20D_{\text{RS}}, & 50\% \leq \varepsilon \leq 75\% \\ 40D_{\text{RS}}, & 0 < \varepsilon < 50\% \end{cases} \quad (11)$$

若线段的距离在该阈值范围内，则保留该线段；否则，将其视为异常线段并剔除。

### 3 建筑几何规则约束的线段优化

#### 3.1 邻接面片约束的线段优化

受二维线段拟合误差影响，从不同面片轮廓线中提取的同一线段在三维空间中可能存在不重合现象。类似于 Lin 等<sup>[35]</sup>定义的 LSHP 半平面相交结构，本文提出了基于邻接面片的相交直线约束条件，通过分析相交直线与面片内线段方向的共线性，对满足共线条件的面片线段进行方向向量改正：

1) 查找邻域面片信息：遍历每个面片内的轮廓点，搜索其球形区域内与其他面片相邻的轮廓点，并将这些邻近点记录到邻接面片信息列表  $\Gamma_i$  中。建立面片相交矩阵  $M_{\text{intersect}} \in R^{C \times C}$ ，遍历所有面片并计算其法向量与邻接面片法向量的方向偏移。当偏移角度超过设定的相交角度阈值  $\alpha_{\text{adj}}$  时，在  $M_{\text{intersect}}$  中记录为有效相交面片。

2) **构建相交直线结构**：如图 3 所示，相交直线的方向向量由两相邻面片的法向量的垂直方向确定，而相交直线上的一点为两拟合平面质心投影的中点。由此，相交直线  $l_i$  可表示为：

$$l_i : \frac{X - X_i}{n_{i_x}} = \frac{Y - Y_i}{n_{i_y}} = \frac{Z - Z_i}{n_{i_z}} \quad (12)$$

$$\begin{cases} n_i = n_m \times n_a \\ P_i = |P_a \cdot n_a, P_m \cdot n_m, n_i|^{-1} \cdot |P_a \cdot n_a, P_m \cdot n_m, P_a \cdot n_i| \end{cases} \quad (13)$$

式中： $n_a$  和  $n_m$  为相邻面片的法向量， $P_a$  和  $P_m$  为相邻面片上的点， $n_i$  和  $P_i$  为相交线的方向向量和点。

3) **相交直线的面片线段优化**：遍历所有构建的相交直线结构，并对每个相邻面片中的线段与相交直线进行相似性判断。如果线段满足邻接角度阈值  $\theta_l$  和邻接距离阈值  $d_l$  的约束条件，则将线段投影至相交直线上，并对其进行角度偏移的优化处理，确保线段与相交直线结构的准确对齐。

$$\cos^{-1}(v_{l_i} \cdot v_{l_r}) < \theta_l \quad (14)$$

$$\begin{cases} \left| \overline{P_{l_r}^0 P_{l_i}} - |v_{l_i} \cdot \overline{P_{l_r}^0 P_{l_i}}| \cdot v_{l_i} \right| < d_l \\ \left| \overline{P_{l_r}^1 P_{l_i}} - |v_{l_i} \cdot \overline{P_{l_r}^1 P_{l_i}}| \cdot v_{l_i} \right| < d_l \end{cases} \quad (15)$$

式中： $P_{l_r}^0$  和  $P_{l_r}^1$  为面片上线段  $l_r$  的两端点， $P_{l_i}$  为相交直线结构上一点， $v_{l_i}$  和  $v_{l_r}$  为直线方向向量。

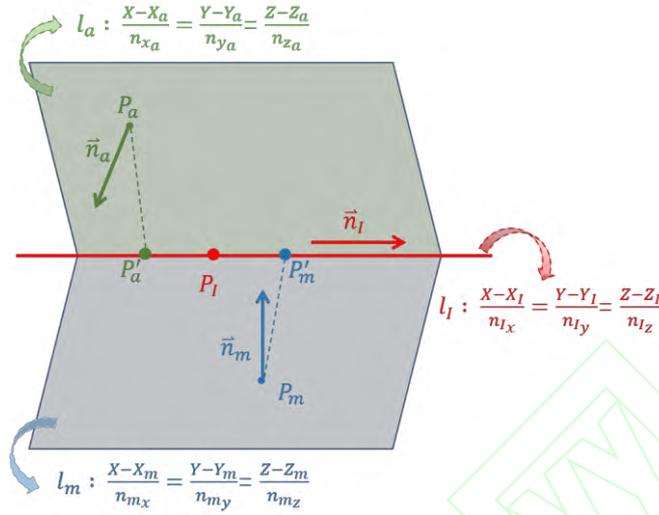


图3 相交直线结构示意图

Fig.3 Diagram of intersecting linear structure

### 3.2 建筑结构约束的线段优化

针对所有提取的三维面片线段，基于建筑结构的几何约束进行优化处理，包括基于建筑结构主方向的线段剔除、基于建筑轮廓共线性和结构正交性的合并、连接及角度校正操作。

#### 3.2.1 基于建筑结构主方向的线段剔除

对于具有明确结构主方向的建筑场景，可通过 PCA 算法计算整体点云的特征向量，确定建筑结构的三个主方向轴的方向向量  $e_x$ 、 $e_y$  和  $e_z$ 。根据线段与主方向轴的方向向量偏差，对线段采取主方向过滤。

$$\theta_{\min} = \min \{ \cos^{-1}(e_x \cdot v_l), \cos^{-1}(e_y \cdot v_l), \cos^{-1}(e_z \cdot v_l) \} \quad (16)$$

$$\begin{cases} \theta_{\min} < \theta_{\text{prin}}, \text{属于建筑主结构} \\ \theta_{\min} \geq \theta_{\text{prin}}, \text{不属于建筑主结构} \end{cases} \quad (17)$$

$\theta_{\min}$  为线段与主方向的最小夹角值，当  $\theta_{\min}$  落在预设的主方向角度阈值  $\theta_{\text{prin}}$  范围内时，该线段被识别并保留为建筑结构线段；否则，将其视为非建筑结构线段并予以过滤，从而优化线段检测流程并提升识别准确性。

#### 3.2.2 建筑轮廓共线性的三维线段优化

为解决同一轮廓线内的多段线不连续、不共线的问题，提出了基于建筑轮廓共线性的三维线段优化算法。具体步骤如下：

- 1) 合并所有面片的线段，并按照线段长度从大到小排序，生成三维线段集合  $L_{\text{collinear}}$ 。
- 2) 遍历  $L_{\text{collinear}}$ ，以其中第一条线段  $l_1$  为例，计算其与其它线段的方向向量夹角。如果夹角小于共线方向夹角阈值  $\theta_{\text{collinear}} \in [0^\circ, 10^\circ]$ ，则将该线段加入共线线段候选列表  $L_1 = \{l_1^0, l_1^1, \dots, l_1^i\}$ 。

3) 遍历  $L_1$  内的线段，将线段  $l_i^s$  的起点  $P_i^s$  和终点  $P_i^e$  投影到  $l_1$  上，得到投影点  $P_i^s$  和  $P_i^e$ ，并计算其投影距离  $d_i^s$  和  $d_i^e$ 。如果  $d_i^s$  和  $d_i^e$  均小于共线距离阈值  $d_{\text{collinear}}$ ，则认为  $l_i^s$  与  $l_1$  属于同一轮廓线；

4) 根据  $l_i^s$  的投影端点与  $l_1$  的端点之间的位置关系，决定合并后的线段的端点位置。常见的相对位置关系有三种：

- ① 两个投影端点均在  $l_1$  内，合并后端点保持不变，如图 4 (a) 所示。
- ② 投影端点均位于  $l_1$  的同一侧延长线上，若两线段的距离小于共线延长距离阈值  $d_{\text{collinear\_extend}}$ ，则选择四个端点中最长线段的端点作为合并后线段的端点，如图 4 (b) 所示。
- ③ 一个投影端点位于  $l_1$  的延长线上，另一个投影端点在  $l_1$  内，合并后以延长线上端点作为新端点，如图 4 (c) 所示。

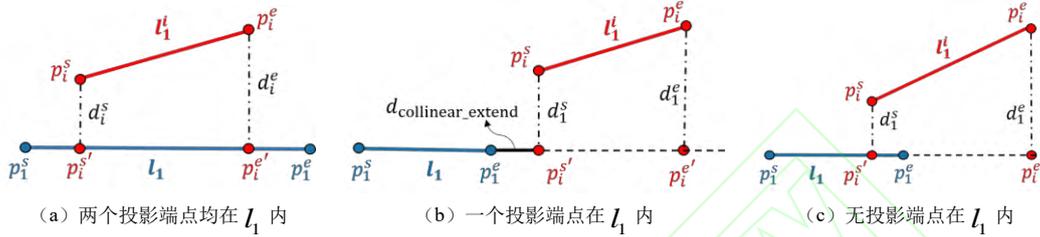


图 4 空间共线相对位置示意图

Fig.4 Diagram of relative position of spatial collinearity.

### 3.2.3 建筑结构正交的三维线段优化

相似地，线段正交优化以长度降序排序后的线段集合为待优化线段列表  $L_{\text{ortho}}$ ，假设线段的长度与提取可靠性成正比。因此，在满足正交条件的线段对中，以长度值最大的线段为基准线，对另一条线段进行优化，具体步骤如下：

- 1) 重新计算共线优化后的线段集合的线段长度，并按长度排序生成新的线段列表  $L_{\text{ortho}} L_{\text{ortho}}$ 。以列表中的第一条线段  $l_1$  为例，计算其与其它线段的方向向量夹角。如果夹角小于正交方向夹角阈值  $\vartheta_{\text{ortho}} \in [\vartheta_{\text{ortho}}^i, 90^\circ]$   $\vartheta_{\text{ortho}} \in [75^\circ, 90^\circ]$ ，则将该线段加入共线线段候选列表  $L_1 = \{l_1^0, l_1^1, \dots, l_1^i\}$   $L_1 = \{l_1^0, l_1^1, \dots, l_1^i\}$ 。
- 2) 遍历  $L_1$ ，计算线段间的正交距离。以图 5 中的线段相对位置为例，设  $d_i^1$  和  $d_i^i$  分别  $d_i^0$  为  $l_1^i$  端点到线段  $l_1$  和线段  $l_i^i$  的最短垂直距离。

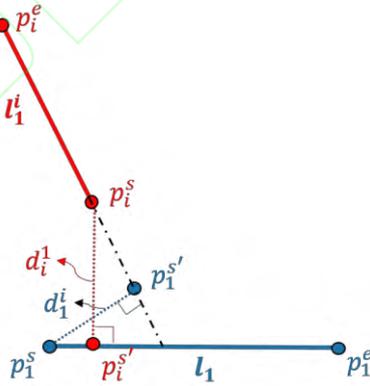


图 5  $l_1$  与  $l_i^i$  的线段正交距离示意图

Fig.5 Diagram of orthogonal distance of line segments  $l_1$  and  $l_i^i$

在  $d_i^1, d_1^0$  满足正交距离阈值条件下，存在三种相对位置关系：

- ① 若  $d_i^1 < d_{s\text{-ortho}}$  且  $d_1^0 < d_{s\text{-ortho}}$ ，则  $l_i^i$  投影点在  $l_1$  内（如图 6 (a) 所示）。以  $l_1$  为主参考线，选择距离  $l_1$  最近的端点作为优化后线段上的点。同时，将线段  $l_i^i$  的方向向量在  $l_1$  和  $l_i^i$  方向向量所构成的平面内进行旋转，使得在  $l_1$  和  $l_i^i$  正交，优化后的线段方程可表示为：

$$\begin{cases} l_1^i: \frac{X - X_{l_1^i}}{v'_x} = \frac{Y - Y_{l_1^i}}{v'_y} = \frac{Z - Z_{l_1^i}}{v'_z} \\ \vec{v}'_i(v'_x, v'_y, v'_z) = \vec{v}' \times \vec{v}_0, \vec{v}' = \vec{v}_0 \times \vec{v}_1 \\ P'_1(X_{l_1^i}, Y_{l_1^i}, Z_{l_1^i}) = P_0 - P_1 \cdot \vec{v}_0 \end{cases} \quad (18)$$

式中:  $\vec{v}'$  是  $l_1^i$  和  $l_1$  构成的平面法向量,  $\vec{v}'_i$  为优化后的线段方向向量,  $P'_1(X_{l_1^i}, Y_{l_1^i}, Z_{l_1^i})$  为优化后的  $l_1^i$  端点, 随后计算原线段  $l_1^i$  的另一端点到  $l_1^i$  上的投影点。

- ② 若  $d_i^l < d_{s\text{-ortho}}$  且  $d_1^l < d_{s\text{-ortho}}$ ,  $l_1^i$  投影点在  $l_1$  的延长线上, 优化后线段如图 6 (b) 所示。
- ③ 若  $d_i^l < d_{s\text{-ortho}}$  且  $d_1^l > d_{s\text{-ortho}}$ ,  $l_1^i$  投影点在  $l_1$  线段内, 优化后线段如图 6 (c) 所示。

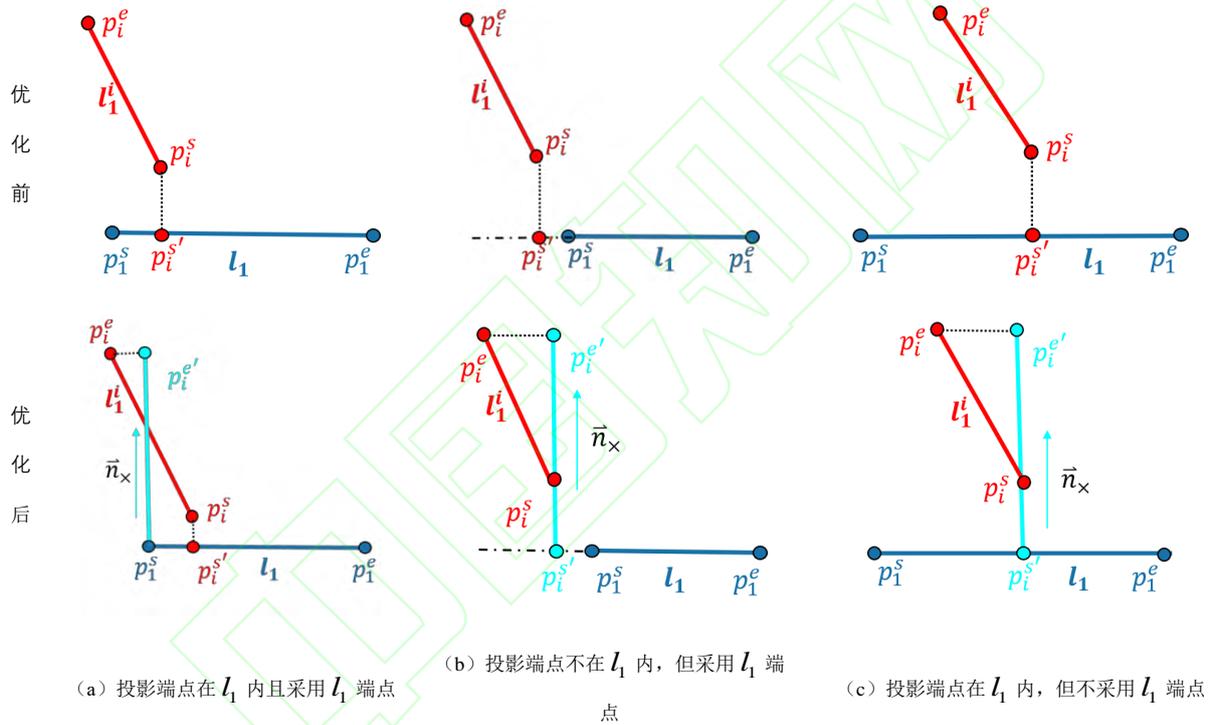


图 6 满足  $d_i^l \leq d_{s\text{-ortho}}$  且  $d_1^l < d_{s\text{-ortho}}$  正交约束条件的线段位置示意图。

Fig.6 Diagram of position of line segments satisfying the orthogonal constraints of  $d_i^l < d_{s\text{-ortho}}$

## 4 实验结果与分析

### 4.1 实验数据与参数配置

为验证基于点云数据的建筑结构线段提取效果, 本文选择了四个建筑室内场景, 分别源自 MiMap、ISPRS-Indoor Modelling、S3DIS 和 ETH-UZH 数据集, 各场景的详细描述见表 1。

表 1 室内点云数据信息

Table 1 Indoor point cloud data information				
实验类型	数据来源	激光扫描设备	场景名称	点云数量/个
定量分析	MiMap	Riegl VZ100	scene1	2098121

	Indoor Modelling	Viametris iMS3D	TUB1	34269468
定性分析	S3DIS	Matterport	Area5_hallways	21672856
	ETH-UZH	Faro Focus 3D	synth1	2124394

在精度评定方面，部分学者采用准确率和召回率来反映提取线段数量的概率<sup>[26,36]</sup>。然而，这两个指标不能准确反映提取线段的长度。为更直观地评价提取线段的精度，本文依据真实线段与提取线段之间的相对重合位置分析线段提取效果。图 7 展示了真实线段  $l_{GT}$  与提取线段  $l_{DT}$  的相对重合位置关系。

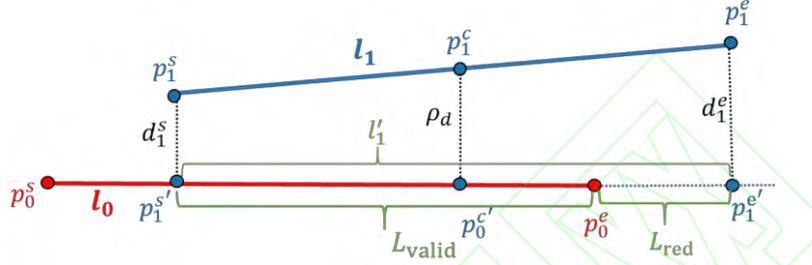


图 7 真实线段和提取线段的相对位置关系

Fig.7 Relative position between the real line segment and extracted line segment

其中， $\rho_d$  表示  $l_1$  两端点到  $l_0$  的垂直距离平均值， $\rho_0$  为线段距离阈值。当  $\rho_d < \rho_0$  时， $L_{\text{overlap}} = l_{GT} \cap l_{DT}$  表示  $l_1$  投影线段  $l'_1$  与  $l_0$  的重合线段长度， $L_{\text{non-overlap}} = l_{DT} - (l_{GT} \cap l_{DT})$  为  $l_1$  投影线段  $l'_1$  与  $l_0$  的不重合线段长度。这里， $l_{GT}$  表示真实线段， $l_{DT}$  表示提取线段在对应真实线段上的投影线段。基于以上定义，我们提出了完整度和冗余度的计算方法：

$$\text{完整度} = \frac{\sum_{i=0}^n \left( l_{GT}^i \cap \sum_{j=0}^t l_{DT}^{ij} \right)}{\sum_{i=0}^n l_{GT}^i} \quad (19)$$

$$\text{冗余度} = \frac{\sum_{i=0}^n \left( \sum_{j=0}^t l_{DT}^{ij} - \left( l_{GT}^i \cap \sum_{j=0}^t l_{DT}^{ij} \right) \right)}{\sum_{i=0}^n l_{GT}^i} \quad (20)$$

在提取线段时，算法生成的线段数量通常超过实际线段数量，导致冗余度有时超过 1。通常，提取的有效线段总长度越大，线段提取的完整度也越高；反之，冗余线段的总长度越小，冗余度也就越低。为了进行定量分析，本文选用了 MiMap 和 Indoor Modelling 场景中的线框模型（如图 8 所示）作为真实线段的参照集合，以评估线段提取的改善效果。随后，针对 S3DIS 和 ETH-UZH 场景，借助 Revit 建模软件重建其 BIM 模型并导出线框模型，以进一步验证算法的通用性（如图 9 所示）。

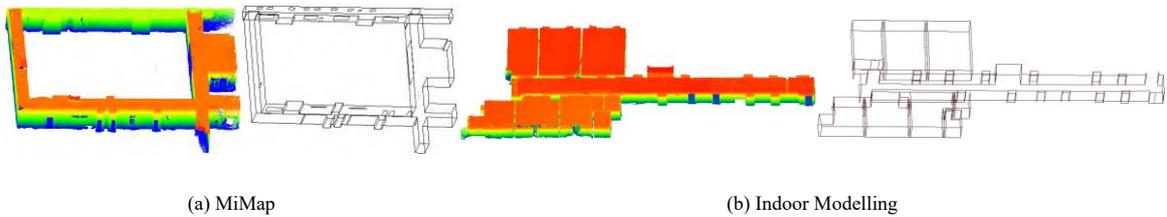


图 8 MiMap 和 Indoor Modelling 场景的点云与线框模型  
Fig.8 Point cloud and line frame model in MiMap / Indoor Modelling scenes

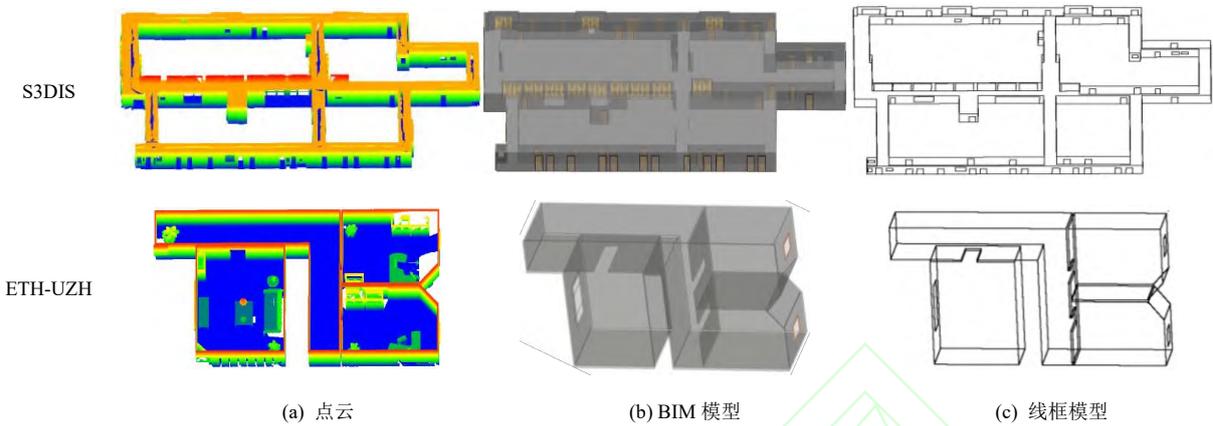


图9 S3DIS 和 ETH-UZH 场景的点云、BIM 模型与线框模型  
Fig.9 Point cloud of scenes of S3DIS/ ETH-UZH scenes

#### 4.2 三维线段的定量分析

在面片提取过程中，为适应不同场景规模的点云，距离阈值（ $d_{s\_ortho}$ 、 $d_{proj}$  和  $d_{R\_ortho}$ ）可以根据点云稀疏程度自适应调整。在建立 KD 树邻域搜索时，以当前点与其第 3 个最近邻点的距离作为点距离尺度。当点云稀疏时，点距离尺度较大而导致欠分割，造成结构线特征丢失；反之，点云稠密时，点距离尺度较小，容易造成过分割，从而提取出非轮廓线段。基于此，区域生长距离阈值经验性地设置

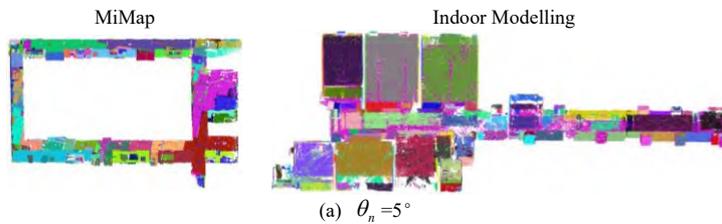
为  $d_{s\_ortho} = D_S^i$ ， $d_{proj} = 5D_S^i$ ，而区域合并距离阈值则以聚类簇内的平均点距离尺度  $D_{RS}^i = \frac{\sum_{j \in P_k} D_S^j}{j}$  进行调

整，定义为  $d_{R\_ortho} = 50D_{RS}^i$ 。表 2 展示了区域生长角度阈值  $\theta_n$  从  $5^\circ$  到  $30^\circ$  范围内变化时，点云和聚类簇数量统计结果。结果表明，当  $\theta_n$  较小时，部分点云因过小的聚类簇点云被视为噪声而过滤；当  $\theta_n$  过大时，聚类簇的丢失率降低，但同时导致大量碎片化面片生成。为平衡噪声点过滤和面片碎片化之间的矛盾，并尽量保留有效线段。最终，令  $\theta_n = \theta_{R\_n} = 15^\circ$  作为区域生长与合并的角度阈值，提取结果如图 10 所示。

表 2 角度阈值约束下的面片提取数量

Table 2 Amount of extracted patch under angular threshold constraints

场景	$\theta_n$	$5^\circ$	$10^\circ$	$15^\circ$	$20^\circ$	25	30
MiMap	丢失率(%)	13.61	9.20	7.72	7.06	6.58	6.22
	聚类簇(个)	6707	6136	6138	6066	6035	6129
Indoor Modelling	丢失率(%)	56.02	34.59	24.83	19.77	16.72	14.72
	聚类簇(个)	8410	9266	10062	10563	10943	11187



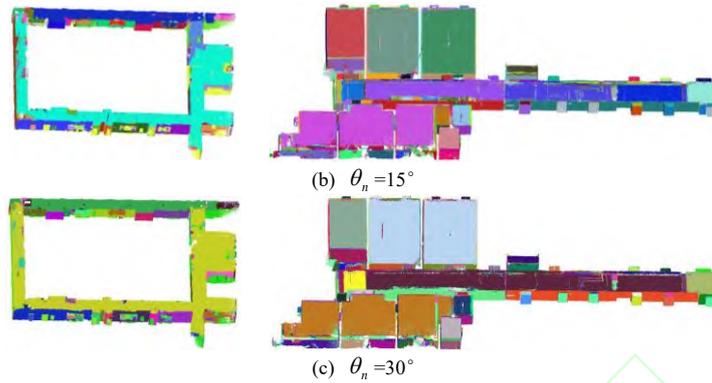


图 10 面片提取效果对比结果

Fig.10 Comparative results of representations of extracted patches

在面片线段提取阶段，本研究采用的 CannyLines 算法<sup>[34]</sup>与两种广泛使用的 2D 线段提取算法，如 LSD<sup>[37]</sup>和 FLD<sup>[38]</sup>方法进行对比分析。如图 11 所示，三种方法在建筑轮廓线的拟合上均表现出良好的效果。然而，LSD 和 FLD 算法在图像提取过程中对椒盐噪声较为敏感，这在 Indoor Modelling 场景中较为明显，产生大量无关杂乱线段。此外，这两种算法在处理长线段时倾向于将其分割成多个短线段。相比之下，CannyLines 算法<sup>[34]</sup>在这些方面表现更为稳健，为后续线段优化提供了更准确的线段信息。

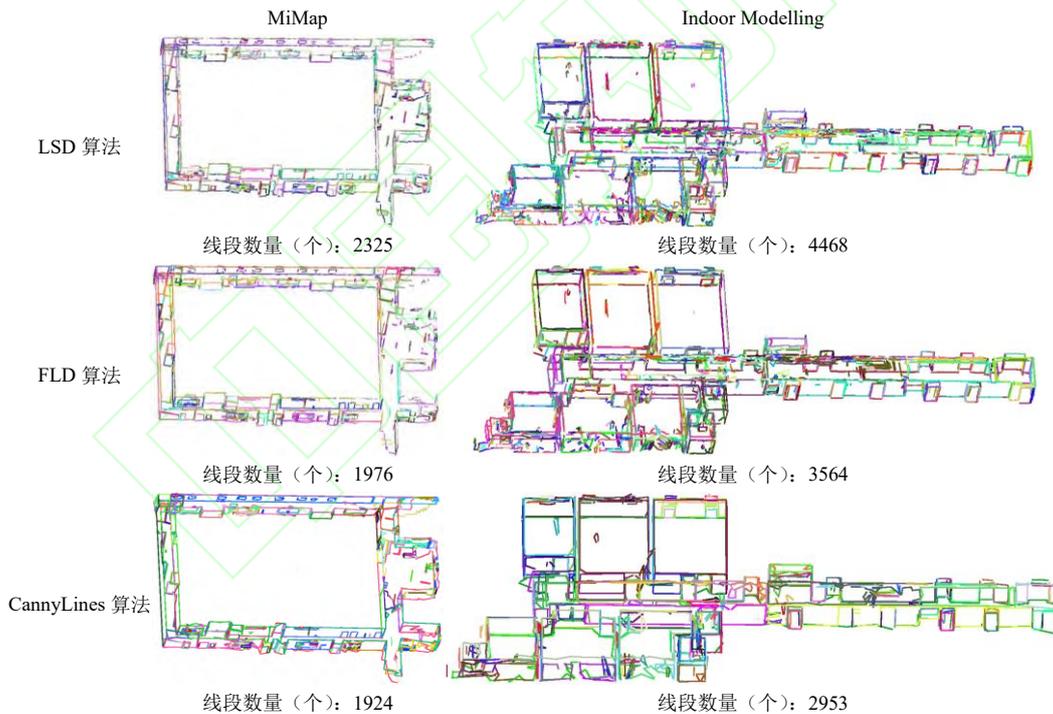


图 11 线段提取效果

Fig.11 Comparative results of extracted line segments

邻接面片约束的线段优化算法主要以线段角度校正为核心，其中角度阈值  $\theta_l$  和距离阈值  $d_l$  分别设置为  $15^\circ$  和  $0.1 \text{ m}$ 。本实验重点探讨了建筑几何正则化约束对提取线段的闭合补全效果，分析的参数包括主方向参数  $\theta_{\text{prin}}$ 、共线参数 ( $\mathcal{G}_{\text{collinear}}$ 、 $d_{\text{collinear}}$  和  $d_{\text{collinear\_extend}}$ )，以及正交参数 ( $\mathcal{G}_{\text{ortho}}$  和  $d_{\text{s-ortho}}$ )，共六个参数。通过控制变量法逐步分析这些参数对线段完整度和冗余度的 (精度评定的线段距离阈值  $\rho_0$   $\rho_0$  设定为  $0.35 \text{ m}$ )。

在主方向约束实验中，当  $\theta_{\text{prin}} \in [5^\circ, 10^\circ, 15^\circ, 20^\circ]$ ，固定其他参数以减少共线和正交约束的影响：

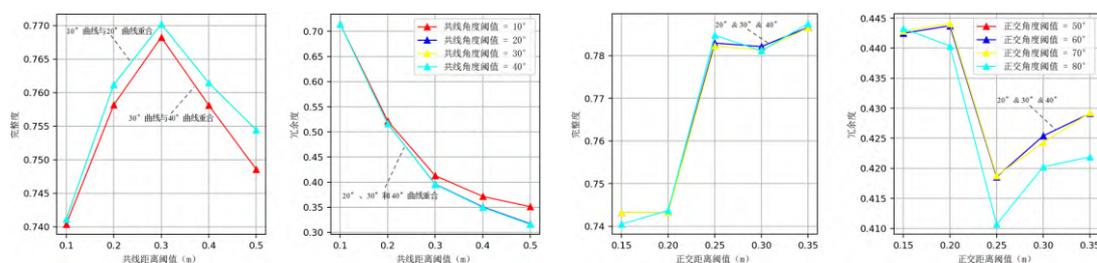
$d_{\text{collinear\_extend}} = 0.25 \text{ m}$ ,  $\vartheta_{\text{collinear}} = 0^\circ$ ,  $d_{\text{collinear}} = 0.001 \text{ m}$ ,  $\vartheta_{\text{ortho}} = 90^\circ$ ,  $d_{\text{s-ortho}} = 0.001 \text{ m}$ 。由表 3 可见, 随着主方向参数  $\theta_{\text{prin}}$  的增大, 完整度和冗余度均逐渐提升。当  $\theta_{\text{prin}}$  较小时, 只有严格朝向主方向的线段被保留, 部分建筑结构相关线段被错误删除; 而当  $\theta_{\text{prin}}$  增大时, 主方向优化的作用逐渐减弱, 保留的线段数量增加, 呈现正相关趋势。最终在 MiMap 和 Indoor Modelling 场景中, 当  $\theta_{\text{prin}} = 15^\circ$  时取得最佳效果, 因而以此为主方向约束条件进行后续的共线约束参数分析。

表 3 主方向约束的精度评定指标

主方向角度阈值/(°)	MiMap		Indoor Modelling	
	完整度/(%)	冗余度/(%)	完整度/(%)	冗余度/(%)
5	71.91	62.81	63.83	48.04
10	71.95	89.72	65.49	55.64
15	72.53	96.83	65.89	58.32
20	72.47	98.39	65.90	58.85

图 12 (a) 和 (b) 分别展示了在共线约束参数  $\vartheta_{\text{collinear}}$  和  $d_{\text{collinear}}$  下的完整度和冗余度变化曲线。在 MiMap 场景中, 完整度在  $d_{\text{collinear}} = 0.3\text{m}$  时达到最大, 而冗余度随着  $d_{\text{collinear}}$  的增大逐渐减少。当  $d_{\text{collinear}} = 0.3\text{m}$ ,  $\vartheta_{\text{collinear}} = 40^\circ$  时, 线段优化效果显著。对于 Indoor Modelling 场景, 由于建筑结构的主方向特征较为明显, 邻接面片的相交线约束已确保了共线线段的一致性和连续性, 因此  $\vartheta_{\text{collinear}}$  和  $d_{\text{collinear}}$  的变化对提取效果的改善并不显著。当  $d_{\text{collinear}} > 0.2\text{m}$  时, 完整度逐渐下降, 而冗余度也随之下降。为了在该数据集中保持高完整度, 因此减弱共线约束的影响, 令  $d_{\text{collinear}} = 0.1\text{m}$ ,  $\vartheta_{\text{collinear}} = 40^\circ$ 。

图 12 (c) 和 (d) 则反映了正交约束参数  $d_{\text{s-ortho}}$  和  $\vartheta_{\text{ortho}}$  下的完整度和冗余度变化曲线。在规模较大且存在较多空洞的 MiMap 场景中, 正交线段相交区域的缺失较为严重, 完整度在  $d_{\text{s-ortho}} = 0.35\text{m}$  时达到最高, 但冗余度也随之增加。这是由于人工提取的真实线段 (如图 8 所示) 仅包括天花板、地板、墙体、门和窗户的线段, 而实际扫描场景中可能存在缺少门扇的门框或无法反射激光的光滑玻璃窗, 导致结构正交区域的线段端点在经过延长和闭合处理后, 整体线段的冗余度增加。至于  $\vartheta_{\text{ortho}}$  的变化, 两个场景中的精度指标变化不明显, 但在  $\vartheta_{\text{ortho}} = 80^\circ$  时均表现出相对较高的完整度和较低的冗余度。因此, 对于 MiMap 场景, 设置  $d_{\text{s-ortho}} = 0.35\text{m}$ ,  $\vartheta_{\text{ortho}} = 80^\circ$ , 而在 Indoor Modelling 场景中, 设置  $d_{\text{s-ortho}} = 0.2\text{m}$ ,  $\vartheta_{\text{ortho}} = 80^\circ$ 。



(a) MiMap 共线约束

(b) MiMap 正交约束

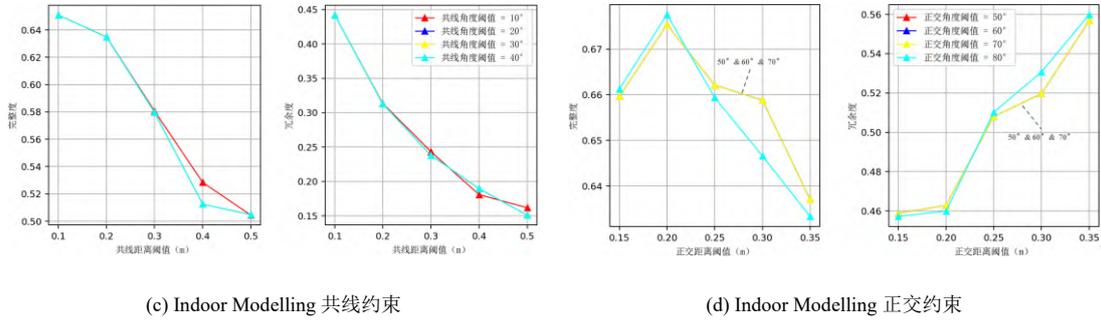


图 12 共线约束下的完整度/冗余度变化曲线图

Fig.12 Completeness/Redundancy curves of collinear constraints

根据设定的参数，本研究方法与现有算法进行了对比实验。F3D 方法<sup>[30]</sup>以面片轮廓线作为最终的线段提取结果，而本文方法通过引入规则建筑结构的几何正则化约束进行优化。图 13 显示了精度评定距离阈值  $\rho_0$  在 0m 到 0.5m 之间以 0.005m 步长递增  $\rho_0$  的完整度和冗余度变化曲线，并计算了该区间内的平均完整度和平均冗余度。表 4 总结了两个场景中的真实线段信息、提取线段信息和相关精度指标的平均值。

在 MiMap 场景中，本文方法在完整度方面始终优于 F3D 方法<sup>[30]</sup>，同时冗余度也显著降低。平具体而言，平均完整度提高了 6.61%，而平均冗余度则减少了 11.72%。这表明本文方法能够有效剔除与建筑结构无关的杂乱线段，并解决了大部分结构正交区域的不闭合问题。从图 14 (a) 和 (b) 中可以看出，本文方法在墙体结构轮廓剔除了大部分冗余的共线短线段（红框）和部分非建筑结构线段（绿框）。尽管场景存在不完整性，右下区域的墙体结构经正交约束校正，整体墙体与相邻墙体保持垂直（蓝框），并且墙面黑板的轮廓线段不连续和不闭合现象得到了显著改善（橙框）。

在 Indoor Modelling 场景中，本文方法提取的线段数量虽然较少，但线段总长度明显更多。可以看出本文方法在完整度方面优于 F3D 方法<sup>[30]</sup>。当  $\rho_0 < 0.2m$  时，冗余度略低于 F3D 方法<sup>[30]</sup>；当  $\rho_0 > 0.2m$  时，冗余度略高于 F3D 方法<sup>[30]</sup>约 1.23%。如图 14 (c) 和 (d) 所示，这一现象可能是由于本文方法提取到了更多、更完整的窗体结构（橙框），但由于这些结构不属于线框模型，在精度评定时归为冗余线段。此外，门框与墙体结构不处于同一平面，通过共线校正，门框与墙体结构保持平行状态（红框），两者间的垂直连接得到了改善（蓝框）。总体而言，本文方法提取的线段在建筑主方向特征上更为明显，更好地反映了建筑的整体结构轮廓。

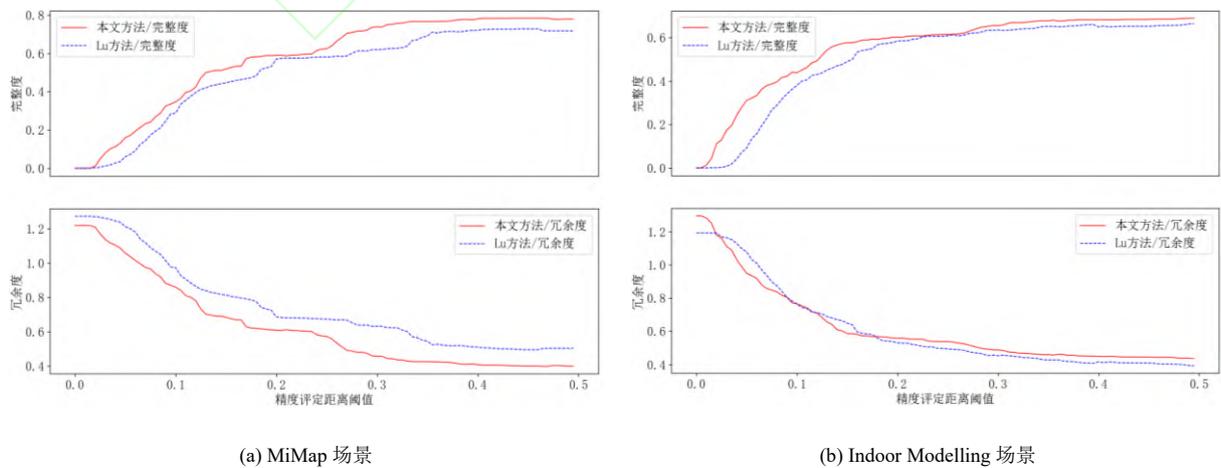


图 13 本文方法和 F3D 方法<sup>[30]</sup>的完整度/冗余度变化曲线图  
Fig.13 Completeness/Redundancy curves of our method and F3D method<sup>[30]</sup>

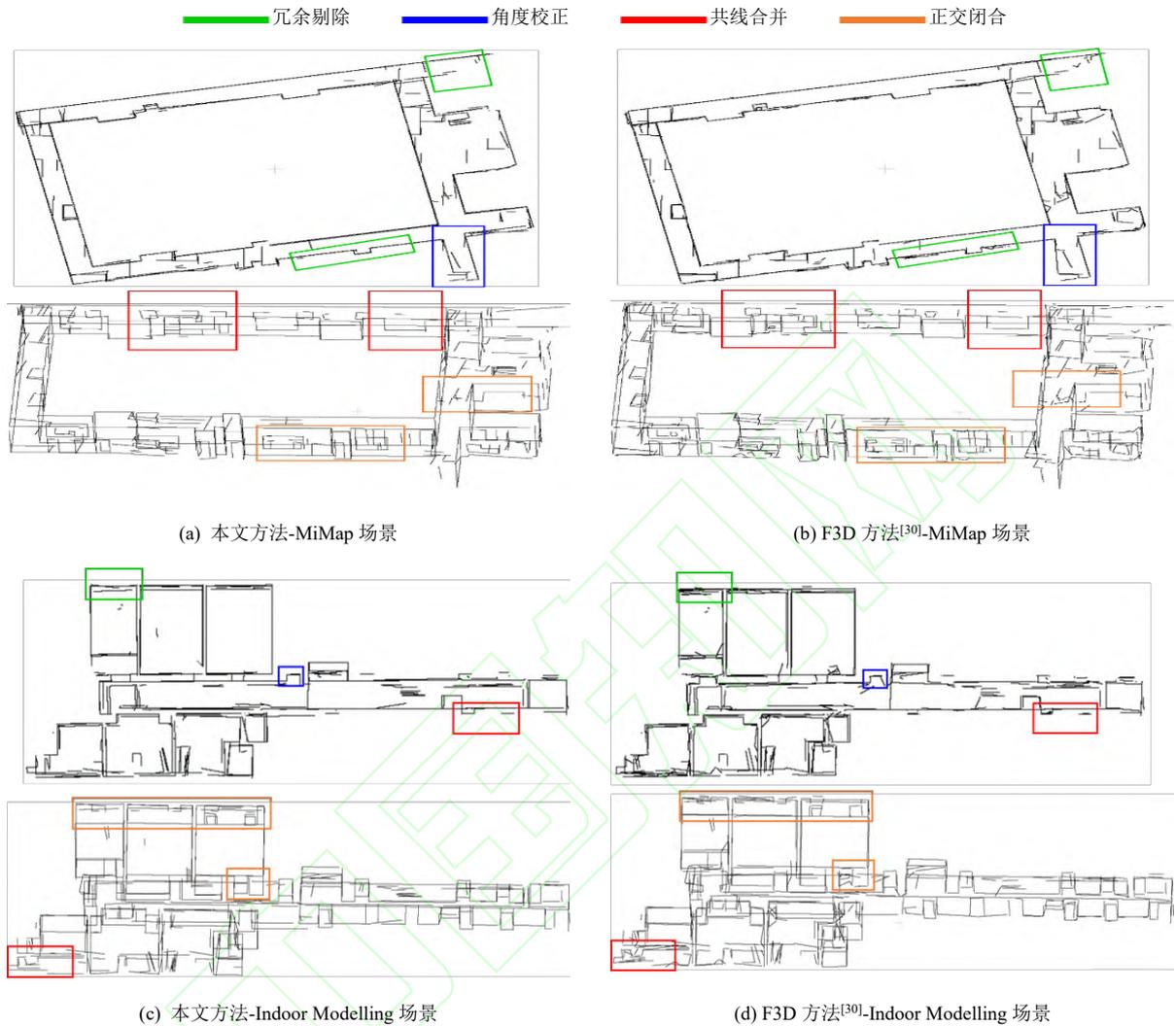


图 14 MiMap 和 Indoor Modelling 场景的三维线段提取结果

Fig.14 3D line segment extraction results of MiMap and Indoor Modelling

表 4 本文方法和 F3D 方法<sup>[30]</sup>在 MiMap 和 Indoor Modelling 场景的评价指标

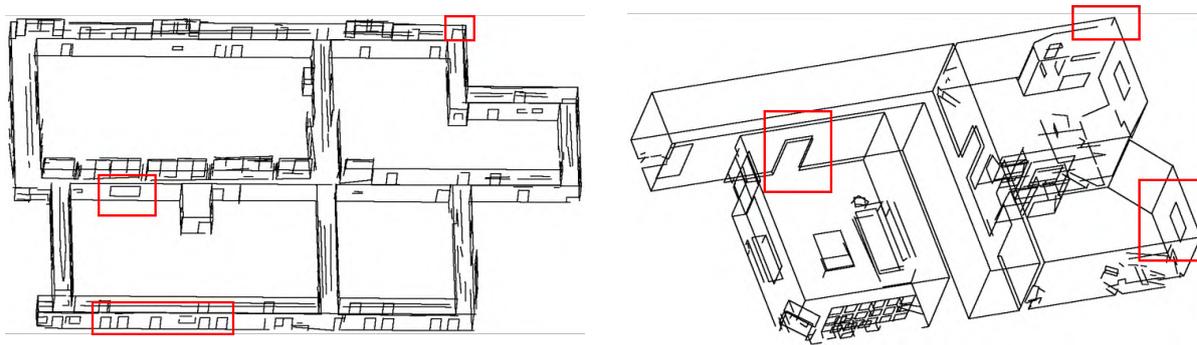
Table 4 Evaluation metrics of our method and F3D method<sup>[30]</sup> in MiMap and Indoor Modelling

场景	算法	真实线段信息		提取线段信息		平均完整度 (%)	平均冗余度 (%)
		数量/个	总长度/m	数量/个	总长度/m		
MiMap	本文方法	265	982.82	481	1196.60	56.70	62.96
	F3D 方法			621	1249.20	50.09	74.68
Indoor Modelling	本文方法	550	794.47	527	1028.98	55.53	61.64
	F3D 方法			564	947.39	50.49	60.41

### 4.3 三维线段的定性分析

在 S3DIS 和 ETH-UZH 场景中, 本研究采用 BIM 模型导出的线框模型作为真实线段集合, 对梯度边缘方法<sup>[39]</sup>、F3D 方法<sup>[30]</sup>以及本文方法进行了定性对比分析。梯度边缘方法<sup>[39]</sup>通过计算空间位置的梯





(c) 本文方法

图 15 S3DIS 和 ETH-UZH 场景的三维线段提取结果

Fig.15 3D line segment extraction results of MiMap and Indoor Modelling

表 5 梯度边缘方法<sup>[39]</sup>、F3D 方法<sup>[30]</sup>和本文方法在 S3DIS 和 ETH-UZH 场景的评价指标

Table 5 Evaluation metrics of gradient edge method<sup>[39]</sup>, F3D method<sup>[30]</sup> and our method in S3DIS and ETH-UZH

场景	线段数量 (个)		完整度 (%)		冗余度 (%)	
	本文方法	F3D	本文方法	F3D	本文方法	F3D
S3DIS	764	768	82.87	80.97	43.44	43.85
ETH-UZH	499	516	82.46	75.80	80.46	103.80

## 5 结语

本文提出了一种基于建筑几何正则化约束的点云线特征提取算法，旨在为三维重建提供轮廓精确、结构合理的建筑线特征。在四个室内场景中进行了实验验证，结果表明：通过邻接面片的角度校正，有效减小了正交线段的角度偏移误差；建筑主方向约束在一定程度上减少了冗余线段；共线线段的优化算法成功合并了多处冗余线段，显著降低了数据冗余度。此外，建筑几何正则化中的正交约束在门、窗、墙角等局部区域对线段进行了合理的合并，提高了线段几何的完整度，改善了建筑轮廓线的精确提取效果。

然而，本文方法在点云空洞区域的线段提取效果有限，尚需进一步优化，同时在建筑几何正则化约束参数的自适应选择上仍需探索更自动化且稳健的解决方案，以提高算法在不同场景中的适应性和精度。

## 参考文献

- [1] Chen Jun, Liu Jianjun, Tian Haibo. Basic Directions and Technological Path for Building 3D Realistic Geospatial Scene in China. [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2022,47(10):1568-1575. (陈军,刘建军,田海波.实景三维中国建设的基本定位与技术路径[J].武汉大学学报(信息科学版),2022,47(10):1568-1575.)
- [2] Zhu Q, Li S M, Hu H, et al. Multiple Point Clouds Data Fusion Method for 3D City Modeling [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2018, 43(12): 1962-1971. (朱庆,李世明,胡翰,等.面向三维城市建模的多点云数据融合方法综述[J].武汉大学学报(信息科学版),2018,43(12):1962-1971.)
- [3] Ursini A, Grazzini A, Matrone F, et al. From scan-to-BIM to a Structural Finite Elements Model of Built Heritage for Dynamic Simulation[J]. Automation in Construction, 2022, 142: 104518.
- [4] Li Deren, Zhang Hongyun, Jin Wenjie. The Mission of Geo-spatial Information Science in New Infrastructure Era [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2022,47(10):1515-1522. (李德仁,张洪云,金文杰.新基建时代地球空间信息学的使命[J].武汉大学学报(信息科学版),2022,47(10):1515-1522.)

- 
- [5] Yang Bisheng, Dong Zhen. Progress and Perspective of Point Cloud Intelligence[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2019, 48(12): 1575–1585. (杨必胜, 董震. 点云智能研究进展与趋势[J]. *测绘学报*, 2019, 48(12): 1575–1585.)
- [6] Yang Bisheng, Chen Yiping, Zou Qin. Opportunities and Challenges of Spatiotemporal Information Intelligent Processing of Surveying and Mapping in the Era of Large Models[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(11): 1756–1768. (杨必胜, 陈一平, 邹勤. 从大模型看测绘时空信息智能处理的机遇和挑战[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2023, 48(11): 1756–1768.)
- [7] Xia S, Chen D, Wang R, et al. Geometric Primitives in LiDAR Point Clouds: A Review[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 13: 685–707.
- [8] Hackel T, Wegner J D, Schindler K. Contour Detection in Unstructured 3D Point Clouds[A]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)[C]. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 1610–1618.
- [9] Jiang T, Wang Y, Zhang Z, et al. Extracting 3-D Structural Lines of Building from ALS Point Clouds Using Graph Neural Network Embedded with Corner Information[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61, 1558–0644.
- [10] Tian P, Hua X, Tao W, et al. Robust Extraction of 3D line Segment Features from Unorganized Building Point Clouds[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(14).
- [11] Han J, Rong M, Jiang H, et al. Vectorized Indoor Surface Reconstruction from 3D Point Cloud with Multistep 2D Optimization[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 177: 57–74.
- [12] Li J, Chen D, Hu F, et al. Shape-preserving Mesh Decimation for 3d Building Modeling[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2024, 126: 103623.
- [13] Hu Z, Chen C, Yang B, et al. Geometric Feature Enhanced Line Segment Extraction from Large-scale Point Clouds with Hierarchical Topological Optimization[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2022, 112: 102858.
- [14] Chen X, Yu K. Feature Line Generation and Regularization from Point Clouds[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(99).
- [15] Chen, X, Zhao B. An Efficient Global Constraint Approach for Robust Contour Feature Points Extraction of Point Cloud[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61, 5703816.
- [16] Chen D, Li J, Di S, et al. Critical Points Extraction from Building Facades by Analyzing Gradient Structure Tensor[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(16): 3146.
- [17] Xia S, Wang R. A Fast Edge Extraction Method for Mobile Lidar Point Clouds[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017, 14(8): 1288–1292.
- [18] Xin X, Huang W, Zhong S, et al. Accurate and Complete Line Segment Extraction for Large-scale Point Clouds[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2024, 128.
- [19] Himeur C E, Barthe L, Paulin M, et al. PCEDNet: A Lightweight Neural Network for Fast and Interactive Edge Detection in 3D Point Clouds[J]. 2020.
- [20] Cao L, Xu Y, Guo X. WireframeNet: A Novel Method for Wireframe Generation from Point Cloud[J]. *Computers & graphics*, 2023, 115(Oct.): 226–235.
- [21] Zhao Mengna, Hua Xianghong, Feng Shaoquan, et al. Information Extraction of Buildings, Doors, and Windows based on Point Cloud Slices[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(06): 0604002. (赵梦娜, 花向红, 冯绍权, 等. 基于点云切片的建筑物门窗信息提取[J]. *中国激光*, 2020, 47(06): 0604002.)
- [22] Li Jintao, Cheng Xiaojun. Straight Line Segment Feature Extraction Method for Building Facade Point Cloud Data[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2019, 46(11): 1109002. (李金涛, 程效军. 建筑物立面点云直线段特征提取方法[J]. *中国激光*, 2019, 46(11): 1109002.)
- [23] Nan L, Wonka P. PolyFit: Polygonal Surface Reconstruction from Point Clouds[C]//ICCV 2017. 2017.
- [24] Cui Y, Li Q, Yang B, et al. Automatic 3-D Reconstruction of Indoor Environment with Mobile Laser Scanning Point Clouds[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, PP(99): 1–14.
- [25] Li Jianzhou, Han Xianquan, Wan Peng. Application of Improved Random Sample Consensus in Building Status Survey[J]. *Journal of Changjiang River Scientific Research Institute*, 2023, 40(08): 152–156+176. (黎建洲, 韩贤权, 万鹏. 改进随机抽样一致性算法在建筑物现状测量中的应用[J]. *长江科学院院报*, 2023, 40(08): 152–156+176.)
- [26] Lin Y, Wang C, Chen B, et al. Facet Segmentation-based Line Segment Extraction for Large-scale Point Clouds[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(9): 4839–4854.
- [27] Luo Qixiong, Zhang Chunkang, Luo Jun. Indoor 3D Point Cloud Plane Segmentation based on Boundary Feature Constraints[J]. *Laser Journal*, : 1–8. (罗启雄, 张春亢, 罗俊. 基于边界特征约束的室内三维点云平面分割[J]. *激光杂志*, : 1–8.)
- [28] Zai D, Li J, Guo Y, et al. 3-D road Boundary Extraction from Mobile Laser Scanning Data via Supervoxels and Graph Cuts[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2017, 19(3): 802–813.
- [29] Li Pangyin, Mi Xiaoxin, Ding Penghui, et al. Fusion of Vehicle-Mounted Imagery and Point Cloud for Road Boundary Extraction and Vectorization[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(4): 631–639. (李庞胤, 米晓新, 丁鹏辉, 等. 融合车载影像与点云的道路边界提取与矢量化[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2024, 49(4): 631–639.)
- [30] Lu X, Liu Y, Li K. Fast 3D Line Segment Detection from Unorganized Point Cloud[J]. *arXiv preprint arXiv:1901.02532*, 2019.
- [31] Anh-Vu V, Linh T, Debra L, Michela B. Octree-based region growing for point cloud segmentation[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote*

---

Sensing, 2015, 104:88–100.

- [32] Ditttrich A, Weinmann M, Hinz S. Analytical and Numerical Investigations on the Accuracy and Robustness of Geometric Features Extracted from 3D Point Cloud Data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 126: 195–208.
- [33] Canny J. A Computational Approach to Edge Detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, PAMI-8(6):679-698.
- [34] Lu X, Yao J, Li K, et al. CannyLines: A Parameter-free Line Segment Detector[A]. 2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)[C]. Quebec City, QC, Canada: IEEE, 2015: 507–511.
- [35] Lin Y, Wang C, Cheng J, et al. Line Segment Extraction for Large Scale Unorganized Point Clouds[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 102: 172–183.
- [36] Wang C, Dai Y, Elsheimy N, et al. 2020. Isprs Benchmark on Multisensory Indoor Mapping and Positioning[J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, V-5-2020: 117-123.
- [37] Gioi R, Jérémie J, Morel J, et al. LSD: A Fast Line Segment Detector with a False Detection Control[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2010, 32(4):722-732.
- [38] Lee J, Lee S, Lim J, et al. Outdoor place recognition in urban environments using straight lines[C]/IEEE International Conference on Robotics & Automation.IEEE, 2014. DOI:10.1109/ICRA.2014.6907675.
- [39] Chen Hao, Ding Qichuan, Pan Lei. Edge Optimized Extraction from the Organized Point Cloud Data base on the Gradient Clustering[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(05): 165–174. (陈浩, 丁其川, 潘磊. 基于梯度聚类的有序点云边缘优化提取方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(05): 165–174.)

### 网络首发:

标题: 建筑几何正则化约束下的室内点云线段提取

作者: 翟若明, 韩贤权, 甘孝清, 邹进贵, 邹双朝, 万鹏, 黎建洲

收稿日期: 2024-12-25

DOI:10.13203/j.whugis20240384

### 引用格式:

翟若明, 韩贤权, 甘孝清, 等. 建筑几何正则化约束下的室内点云线段提取[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, DOI:10.13203/J.whugis20240384 (ZHAI Ruoming, HAN Xianquan, GAN Xiaoqing, et al. Extraction of Line Segments from Indoor Point Clouds under Building Geometric Regularization Constraints[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, DOI:10.13203/J.whugis20240384)

网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别, 请以正式出版文件为准!

---

### 您感兴趣的其他相关论文:

一种面向大型室内场景的高可用手机视觉全局定位方法

柳景斌, 郭英晖, 喻文慧

武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(12): 2301-2312.

<http://ch.whu.edu.cn/article/doi/10.13203/j.whugis20210602>

### 室内圆柱引导的激光雷达全局定位与回环检测

史鹏程, 李加元, 刘欣怡, 张永军

武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(7): 1088-1099.

---

<http://ch.whu.edu.cn/article/doi/10.13203/j.whugis20220761>

**自动绘制室内平面图的点云向量追踪算法**

蔡来良, 宋德云, 胡青峰, 魏峰远, 舒前进

武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(9): 1404-1411.

<http://ch.whu.edu.cn/article/doi/10.13203/j.whugis20190258>

