

DOI: 10.11835/j.issn.2096-6717.2024.058



开放科学(资源服务)标识码 OSID:



基于深度学习的室内多视角点云自动化配准方法

刘界鹏^{1a}, 胡晓^{1a}, 李东声^{1a}, 陈天择^{1b}, 范晓亮², 瓮雪冬²

(1. 重庆大学 a. 土木工程学院; b. 自动化学院, 重庆 400045; 2. 中铁建工集团有限公司, 北京 100160)

摘要: 尺寸质量检测是成品房屋交付前的必要步骤, 但传统人工检测方法耗时费力。随着利用陆地激光扫描仪进行自动化尺寸质量检测得到更多关注, 室内多视角点云自动化配准变得更加重要。在室内布置标靶的效率偏低, 且成品房屋室内有大量重复结构, 不适合仅依赖自然几何基元或俯视图进行无标靶配准, 提出一种基于深度学习的室内多视角点云自动化配准方法: 利用 PointAF 神经网络对扫描点云数据进行语义分割, 再进行实例分割, 得到不同结构的点云实例; 利用门实例进行两两配准, 计算变换参数, 通过基于重叠置信度和冲突约束的评价函数去除错误匹配, 并使用基于生成树的顺序配准方法完成多视角配准。在验证和对比实验中, 利用 2 套成品房屋共 21 站扫描点云数据, 验证了所提方法的有效性和精度。

关键词: 激光扫描; 点云配准; 室内场景; 深度学习; 点云分割

中图分类号: TU198 文献标志码: A 文章编号: 2096-6717(2025)05-0012-11

Towards automated multi-view point cloud registration of indoor scenes using deep learning

LIU Jiepeng^{1a}, HU Xiao^{1a}, LI Dongsheng^{1a}, CHEN Tianze^{1b}, FAN Xiaoliang²,
WENG Xuedong²

(1a. School of Civil Engineering; 1b. School of Automation, Chongqing University, Chongqing 400045, P. R. China;

2. China Railway Construction Engineering Group, Beijing 100160, P. R. China)

Abstract: Dimensional quality inspection is a necessary step before delivering finished residences. However, traditional manual inspection methods are time-consuming and labor-intensive. As automated dimensional quality inspection using terrestrial laser scanners receives more attention, automated multi-view point cloud registration of indoor scenes becomes more important. Due to the fact that posting targets indoors is inefficient and a large number of repetitive structures fill the indoor scenes of finished residence, it is not suitable to rely solely on natural geometric primitives or top views for target-less registration. In this paper, a deep learning-based automated multi-view point cloud registration method for indoor scenes is proposed. Firstly, the PointAF neural network is used to semantically segment the scanned point cloud data. Then instance segmentation is performed to obtain point cloud instances with different structures. Next, pairwise registration is performed to

收稿日期: 2024-03-19

基金项目: 国家自然科学基金(52130801, 52108283)

作者简介: 刘界鹏(1978-), 男, 博士, 教授, 主要从事混合结构和智能建造研究, E-mail: liujp@cqu.edu.cn。

李东声(通信作者), 男, 博士, E-mail: lds@cqu.edu.cn。

Received: 2024-03-19

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (Nos. 52130801, 52108283)

Author brief: LIU Jiepeng (1978-), PhD, professor, main research interests: hybrid structure and intelligent construction, E-mail: liujp@cqu.edu.cn.

LI Dongsheng (corresponding author), PhD, E-mail: lds@cqu.edu.cn.

compute the transformation parameters using door instances. False matches are then removed using an evaluation function based on overlapping confidence and conflict constraints. Finally, multi-view registration is achieved using a spanning tree based sequential registration method. In the validation and comparison experiments, a total of 21 stations of scanned point cloud data from two sets of finished residences are utilized to demonstrate the effectiveness and accuracy of the proposed method.

Keywords: laser scanning; point cloud registration; indoor scenes; deep learning; point cloud segmentation

近年来,城市人口持续增加,人们对居住环境更高的品质追求使得住宅施工精度面临新的挑战,尺寸质量检测逐渐成为成品房屋交付前的必要步骤^[1]。每套成品房屋需要2~3名有经验的技术工人利用直尺和塞尺等对平整度、垂直度、开间进深等尺寸指标进行测量,整个流程耗时长,且容易受主观因素影响^[2]。因此,亟需一种针对成品房屋的自动化尺寸质量检测方法^[1,3-4],而这首先需要对室内场景,进行数字化。当前,陆地三维激光扫描仪是主要的室内场景数据采集工具,它能快速扫描周边场景得到三维点云数据^[5],并通过数据处理^[6]得到尺寸质量检测结果^[7-8]。从数据采集到检测报告生成,中间的数据处理步骤包括多视角点云配准、三维重建和自动化尺寸质量检测。多视角点云配准是数据处理的第一步,是指将不同位置扫描得到的点云坐标数据变换到统一坐标系下。配准完成后,利用成品房屋的全局数字化信息进行逆向建模,并评估工程质量。

在实际工程中,室内场景配准主要依赖人工靶标,如标靶球或棋盘状标靶纸。需要有专业经验的工作人员提前规划标靶位置并放置标靶,这种方法效率低下;同时,扫描过程中标靶的意外移动会对配准结果造成显著影响^[9]。一些商用软件能基于扫描场景俯视图进行配准,但配准成功率有限,配准结果需要人工调整后才能被使用^[10]。成品房屋配准的难点主要包括两个方面:1)室内场景包含大量相似或重复的结构;2)由于墙面遮挡,扫描视野有限,导致扫描点云数据之间的重叠率不高。部分研究仅基于室内场景中的自然几何基元进行配准^[11-15],但这依赖于丰富的特征,并不适用于场景单一的成品房屋。随着三维深度学习技术的成熟,借助深度学习技术对单一场景中的语义信息进行充分发掘,为克服上述难点提供了可能性。

针对室内外数据的配准, Yang 等^[16]基于门窗和它们的相对位置信息设计了一种特征描述符,在基于改进的匈牙利算法进行匹配后,通过门窗角点进行配准。然而在室内场景中,由于遮挡和大量噪声的存在,扫描点云数据经常缺失,导致基于点的配准方法的鲁棒性难以保证。Li 等^[14]将扫描点云数据

变换为正交投影图像,并利用二维线特征进行图像配准。线特征在室内大量存在,但缺乏规律性,使得去除错误对应关系变得困难。Wei 等^[15]设计了一种基于面片轮廓形状特征的描述符,并使用拓扑图投票去除错误对应关系。相比点特征和线特征,平面特征拥有更强的配准鲁棒性,在室内场景中高度结构化,这使得对应关系搜索变得容易。Theiler 等^[9]通过优化包含两两配准损失和回环一致性损失的能量函数来确定扫描点云数据之间的两两配准关系。Yan 等^[17]基于无监督学习方法从室内场景中提取门作为语义特征,并通过优化包含匹配置信度、连接边数和冲突容忍度的加权和函数进行剪枝。然而,当房间结构和门特征相同时,配准可能会出现错误。为了克服大尺度扫描数据的低配准鲁棒性问题, Wu 等^[18]提出了一种分层多视角配准框架,首先进行扫描数据划分,形成多个扫描簇,随后基于回环检测和最大共轭集约束在每个扫描簇中保留正确的两两配准结果。在室内场景中,由于扫描视野受遮挡严重,多个扫描数据之间很可能不存在回环,因此,不能依靠回环检测来评估配准结果。同时,室内场景中大量相似和重复的面片结构导致不能将重叠率作为两两配准结果的唯一评估指标。为了在低重叠率的配准问题下进行相似度估计和错误匹配去除,笔者提出一种基于语义信息的评价函数。

1 多视角点云自动配准方法

为了将不同位置扫描的点云数据变换到同一坐标系下,为后续逆向建模和工程质量评估提供数字化档案,提出一种针对成品房屋室内场景的多视角点云自动配准方法,其流程如图1所示。为了构造对应关系和评价函数,先基于三维点云语义分割网络和无监督学习方法进行特征提取,再利用语义信息进行多视角点云自动化配准。

1.1 特征提取

1.1.1 基于深度学习的语义分割

PointAF^[19]的模型框架如图2所示。PointAF 遵循 PointNet++^[20]的“编码器-解码器”结构,并构造

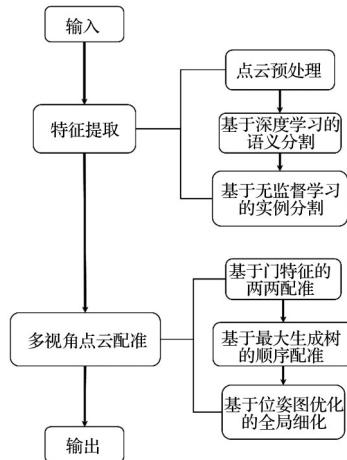


图 1 方法流程图

Fig. 1 Workflow of the proposed method

相同的特征传播模块来生成语义分割结果。同时,针对成品房屋门窗特征的稀疏性,设计了自适应融合模块(adaptive fusion module,简称 AF 模块)和特征映射模块(feature mapping module,简称 FM 模

块)。AF 模块基于自注意力机制,在轻量化过程中利用局部软投影并结合上下文获取关键点,更好地结合了领域信息,最终通过多层感知器映射到高维特征空间。FM 模块包含一个残差通道,以抑制梯度消失并进行维度延伸,获取一个更全面和准确的点特征表示。PointAF 没有对三维点云数据进行网格划分并利用卷积神经网络处理点云数据,而是受注意力机制启发,为点云设计了局部增强算子,在提高效率的同时最小化了细节损失。PointAF 在室内场景基准数据集 S3DIS^[21]上实现了 70.6% 的平均交并比和 90.2% 的总体精度。

为进行 PointAF 模型训练,采用陆地激光扫描仪采集成品房屋室内场景点云数据。每一站扫描数据通过人工处理标注天花板、地面、墙面、窗、门和噪声,如图 3 所示。根据 S3DIS 数据集的格式对所有点云文件进行整理并用于模型训练。

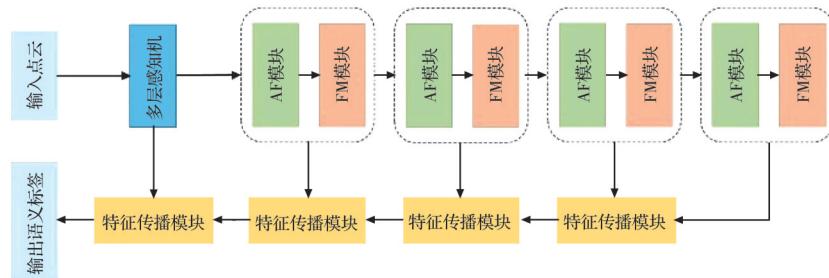


图 2 PointAF 模型框架

Fig. 2 An overview of the PointAF framework

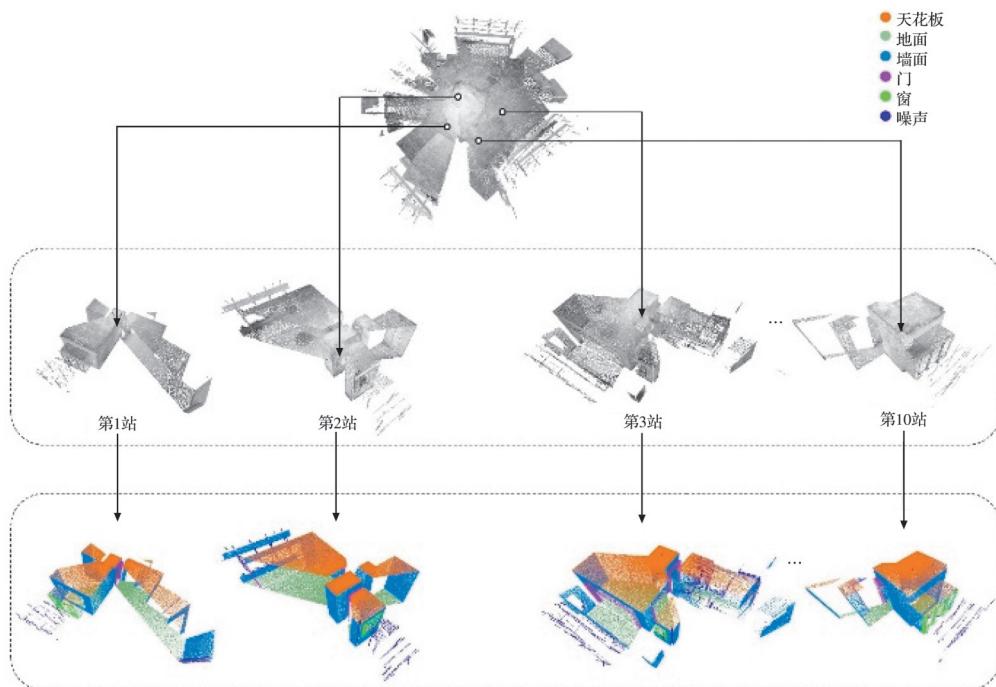


图 3 数据集制作

Fig. 3 Dataset preparation

1.1.2 基于无监督学习的实例分割

由于成品房屋室内场景基本由平面构成,针对平面点云的精细化分割是实例分割^[22-23]的关键。

针对天花板点云数据和墙面点云数据,基于Araújo等^[24]提出的面片分割方法分割天花板实例和墙面实例,再利用扫描中心上方的天花板实例边缘和坐标轴夹角完成扫描数据轴对齐操作,提高后续配准效率。

针对门点云数据,首先由墙面实例沿远离扫描中心方向延伸的轴对齐包围框进行裁剪,形成多个门实例簇,再利用DBSCAN密度聚类方法^[25]分割门实例。门实例法向量与墙面实例法向量平行,指向远离扫描中心的一侧。

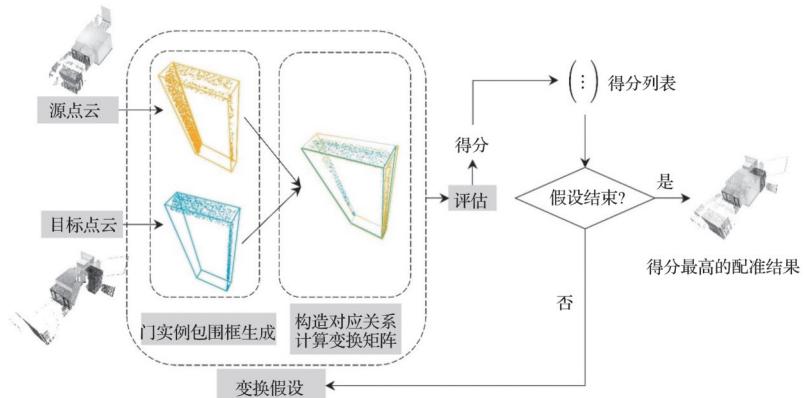


图4 两两配准流程图

Fig. 4 Workflow of pairwise registration

$$R(\theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\theta^{\text{opt}} = \arg \min_{\theta \in \left\{0, \frac{\pi}{2}, \pi, \frac{3}{2}\pi\right\}} \left(\sum_{i=1}^3 \left\| R(\theta) \vec{n}_i^s - \vec{n}_i^t \right\|_2^2 \right) \quad (2)$$

$$\begin{bmatrix} (R(\theta^*) \vec{n}_1^s)^T \\ (R(\theta^*) \vec{n}_2^s)^T \\ (R(\theta^*) \vec{n}_3^s)^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ t_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1^r - d_1^t \\ d_2^r - d_2^t \\ d_3^r - d_3^t \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: θ 为绕 z 轴的旋转角,由于实例分割阶段的扫描数据轴对齐操作, θ 只有4个可能的取值; \vec{n}_1^s, \vec{n}_2^s 和 \vec{n}_3^s 分别为源点云三平面的法向量; \vec{n}_1^t, \vec{n}_2^t 和 \vec{n}_3^t 分别为目标点云三平面的法向量; (t_1, t_2, t_3) 为平移向量; d_1^r, d_2^r 和 d_3^r 分别为旋转后三平面的截距; d_1^t, d_2^t 和 d_3^t 分别为目标点云三平面的截距; $R(\theta)$ 为旋转矩阵; $R(\theta^*)$ 为最优旋转矩阵; $\|\cdot\|_2$ 为二范数。

在“评估”阶段,为当前变换打分,评价函数如式(6)所示。评价函数包含3个重叠置信度项(式(4))和两个罚项(式(5)),其中加权系数 $\omega_h=1$ 、 $\omega_v=10$ 。

针对窗点云数据,利用DBSCAN密度聚类方法分割窗实例。窗实例法向量与坐标数据极差最小的轴平行,指向远离扫描中心的一侧。

1.2 多视角点云配准

1.2.1 基于门特征的两两配准

两两配准流程遵循RANSAC算法^[26]的“假设-评估-迭代”框架,如图4所示。在“假设阶段”,提取源点云门实例数据和目标点云门实例数据,基于成品房屋中门的几何形状,利用边界点为门实例数据生成包围盒。包围盒的顶面和4个侧面构成了平面配准方法的几何基元。平面配准方法要求在源点云和目标点云中分别找到3个互相垂直的面片,并建立一一对应关系,再通过面片的平面模型计算旋转矩阵和平移向量,如式(1)~式(3)所示。

$$o = o_p + o_d + o_w \quad (4)$$

$$c = \omega_h \cdot c_h + \omega_v \cdot c_v \quad (5)$$

$$s = o - c \quad (6)$$

重叠率 o 是衡量两片点云之间是否配准成功的经典评价指标,计算方法如式(7)所示。

$$o = \frac{2 \cdot N^o}{N^s + N^t} \quad (7)$$

式中: N^o 为重叠点数; N^s 为源点云点数; N^t 为目标点云点数。 N^o 基于源点云和目标点云在指定距离阈值(设置为0.1 m)内的最近邻点计算。

然而,由于墙体的遮挡和扫描站点的稀疏性,重叠率可能会很小,对评价函数的影响不够显著。

同时,作为稀疏特征,在两两配准过程中对应门和对应窗的重叠对一次成功的配准也有良好的指示作用。因此,评价函数的重叠置信度项由3部分组成,如式(4)所示。其中,第1项 o_p 的计算方式如式(8)所示。

$$o_p = \max \left(\frac{N^o}{N^s}, \frac{N^o}{N^t} \right) \quad (8)$$

第2项 o_d 通过计算变换后点云和目标点云中门实例的重叠率并累加得到,具体计算方式如表1所

示。 o_w 通过计算窗实例的重叠率并累加得到, 计算方式和 o_d 相同。

表 1 o_d 的算法

Table 1 The algorithm of o_d

算法 1	o_d
输入:	变换后的门点云数据 $\{d^*\}$
	变换后的门法向量 $\{n^*\}$
	目标门点云数据 $\{d^t\}$
	目标门法向量 $\{n^t\}$
	$r \leftarrow 0.1 \text{ m}$
	$N^s \leftarrow$ 源点云门数据点数
	$N^t \leftarrow$ 目标点云门数据点数
	$o_d \leftarrow 0$
1	Begin:
2	for d^* in $\{d^*\}$ do
3	查询 $\{n^*\}$ 中 d^* 对应的法向量 \vec{n}^*
4	for d^t in $\{d^t\}$ do
5	查询 $\{n^t\}$ 中 d^t 对应的法向量 \vec{n}^t
6	if $ \vec{n}^* \cdot \vec{n}^t = 1$ do
7	查询 d^t 内任意一点在 d^* 中的最近邻点, 若点距小于 r , 则定义为重叠点
8	$N^o \leftarrow$ 重叠点数
9	$o_d += \frac{2N^o}{N^s + N^t}$
10	End
输出:	o_d

在成品房屋室内场景中, 充斥着大量相似或重复的空间结构, 单纯考虑重叠置信度不足以完成错误匹配去除。因此, 在评价函数中引入水平冲突罚项和垂直冲突罚项。计算罚值首先需要引入垂直冲突包围框和水平冲突包围框, 如图 5 所示。

为计算垂直冲突罚项, 首先基于源点云和目标点云的天花板实例数据构造多个垂直冲突包围框 (vertical conflict bounding box, VCB), 如图 5(b) 所示。由于在实例分割步骤中完成点云数据轴对齐, 构造轴对齐包围框作为冲突包围框, 包围框由最小边界 $(b_{\min}^x, b_{\min}^y, b_{\min}^z)$ 和最大边界 $(b_{\max}^x, b_{\max}^y, b_{\max}^z)$ 生成。边界点构造细节如式(9)~式(12)所示。

$$l_x = x_{\max}^c - x_{\min}^c \quad (9)$$

$$l_y = y_{\max}^c - y_{\min}^c \quad (10)$$

$$(b_{\min}^x, b_{\min}^y, b_{\min}^z) = (x_{\min}^c + r_c \cdot l_x, y_{\min}^c + r_c \cdot l_y, z_{\min}^c - h) \quad (11)$$

$$(b_{\max}^x, b_{\max}^y, b_{\max}^z) = (x_{\max}^c - r_c \cdot l_x, y_{\max}^c - r_c \cdot l_y, z_{\min}^c + h) \quad (12)$$

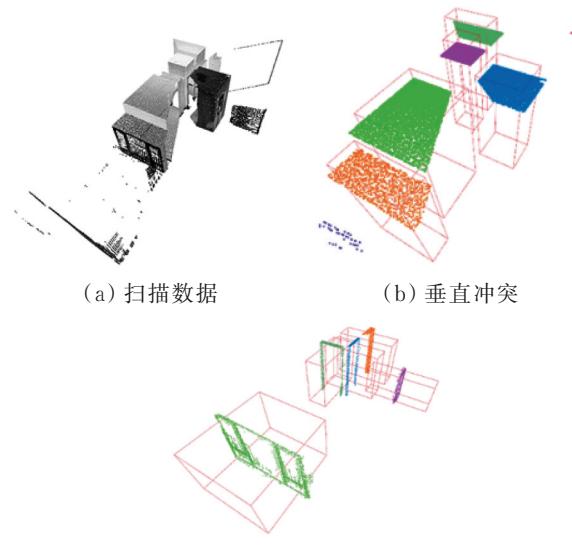


图 5 冲突包围框

Fig. 5 Conflict bounding box

式中: $(x_{\min}^c, y_{\min}^c, z_{\min}^c)$ 和 $(x_{\max}^c, y_{\max}^c, z_{\max}^c)$ 分别为天花板点云数据的最小值点和最大值点; l_x 和 l_y 分别为天花板点云数据沿 x 轴方向的长度和沿 y 轴方向的长度; r_c 为收缩率 (设为 0.1); h 为拓展高度, 设为一个超过层高的数值即可。冲突包围框内的墙面点云数据被定义为“冲突点”, 定义方式如式(13)~式(16)所示。

$$c_1 = b_{\min}^x < x < b_{\max}^x \quad (13)$$

$$c_2 = b_{\min}^y < y < b_{\max}^y \quad (14)$$

$$c_3 = b_{\min}^z < z < b_{\max}^z \quad (15)$$

$$P_c = \{(x, y, z) \in P_w | c_1 \wedge c_2 \wedge c_3\} \quad (16)$$

式中: c_1 、 c_2 和 c_3 为包围框在 3 个坐标轴方向的约束条件; P_w 为墙面点云数据; P_c 为“冲突点”。首先, 遍历基于目标点云天花板数据构造的垂直冲突包围框, c_v 的计算方式如表 2 所示。为防止包围框框选到部分目标点云墙面数据, 算法 2 的第 4 行和第 5 行计算了冲突点到目标点云墙面的距离, 并在累加 c_v 时在分子中去除了与目标点云墙面距离过近的冲突点。随后, 遍历基于源点云天花板数据构造的包围框, 基于假设的变换矩阵将包围框变换到新位置, 利用同算法 2 的计算方式计算 c_v , 加总得到最终的 c_v 。

当垂直冲突包围框无法包括与自身点云墙面紧密贴合的另外一个点云墙面时, 水平冲突罚项能去除错误匹配。为计算水平冲突罚项, 基于变换后点云和目标点云的门窗实例数据构造多个水平冲突包围框 (horizontal conflict bounding box, HCB), 如图 5(c) 所示。包围框同样由最小边界 $(b_{\min}^x, b_{\min}^y, b_{\min}^z)$ 和最大边界 $(b_{\max}^x, b_{\max}^y, b_{\max}^z)$ 生成。边界

表2 c_v 的算法Table 2 The algorithm of c_v

算法2	c_v
输入	目标点云垂直冲突包围框 $\{b_v^t\}$
	变换点云墙面数据 P_w^*
	目标点云墙面数据 P_w^t
	$c_v \leftarrow 0$
	$t \leftarrow 0.2$
1	Begin:
2	for b_v^t in $\{b_v^t\}$ do
3	if $\exists p \in P_w^*$ within b_v^t do
4	$\{d\} \leftarrow \{\text{dist}(p \in P_c, P_w^t)\}$
5	$d \leftarrow \{d \in \{d\} d < t\}$
6	$c_v += \frac{\max(P_c - \{d\} , 0)}{ P_w^t }$
7	End
输出:	c_v

点构造细节如式(17)、式(18)所示。

$$b_{\min}^x = \begin{cases} x_{\min}^d - l, |\vec{n} \cdot \vec{e}_x| = 1 \\ x_{\min}^d + r_c \cdot (x_{\max}^d - x_{\min}^d), \text{ else} \end{cases} \quad (17)$$

$$b_{\max}^x = \begin{cases} x_{\max}^d + l, |\vec{n} \cdot \vec{e}_x| = 1 \\ x_{\max}^d - r_c \cdot (x_{\max}^d - x_{\min}^d), \text{ else} \end{cases} \quad (18)$$

式中: x_{\min}^d 和 x_{\max}^d 分别为门实例沿 x 轴方向的最小值和最大值; l 为水平冲突包围框的延伸长度(设为0.8 m); r_c 为包围框沿非法向方向的收缩率(设为0.2); \vec{n} 为门实例数据的法向量; \vec{e}_x 为指向 x 轴正向的单位向量; b_{\min}^y 、 b_{\max}^y 、 b_{\min}^z 和 b_{\max}^z 利用同样的方法进行计算。基于目标点云水平冲突包围框计算 c_h 的算法如表3所示。随后遍历基于源点云门窗数据构造的包围框,基于假设的变换矩阵将包围框变换到新位置,利用同算法3的方法计算 c_h 。算法3的核心思想是当冲突墙面点云面积足够大时摒除变换结果。实际应用中,在评估阶段最先进行 c_h 的计算,当算法3第7行的面积比足够大时,即否定本轮假设的变换矩阵,退出当前评估阶段并进入下一轮变换假设。

1.2.2 顺序配准与多视角精配准

两两配准全部打分后,建立一个图论范畴中的全连接图。其中,每个节点代表一片点云,每条边代表一个配准得分和一个变换矩阵。随后,以0.1为阈值对配准得分小于阈值的边进行剪枝,再为剪枝后的图建立最大生成树^[27],如图6所示。在最大生成树中,选取中心度最高的节点作为锚点,如图6中红色标注的节点2所示。其余点云按最短变换路

表3 c_h 的算法Table 3 The algorithm of c_h

算法3	c_h
输入	目标点云水平冲突包围框 $\{b_h^t\}$
	变换点云墙面数据 P_w^*
	目标点云墙面数据 P_w^t
	$c_h \leftarrow 0$
	$t \leftarrow 0.8$
1	Begin:
2	for b_h^t in $\{b_h^t\}$ do
3	if $\exists p \in P_w^*$ not within b_h^t do
4	continue
5	计算 b_h^t 沿xyz坐标轴方向的长度 l_h 、 w_h 、 h_h
6	计算 P_c 沿xyz坐标轴方向的长度 l_c 、 w_c 、 h_c
7	if $\frac{\max(l_c, w_c) \cdot h_c}{\min(l_h, w_h) \cdot h_h} > t$ do
8	$c_h = +\infty$
9	break
10	End
输出:	c_h

径变换到锚点的局部坐标系下。最后,利用位姿图优化算法^[28]对顺序配准后的点云数据进行多视角精配准。

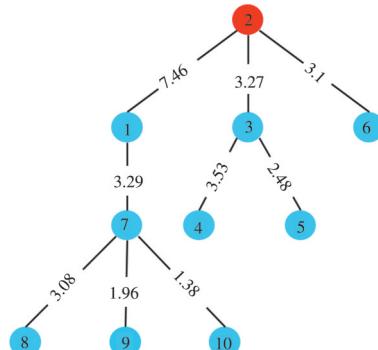


图6 剪枝后的最大生成树

Fig. 6 Maximum spanning tree after trimming

在室内场景中,门是连接房间和房间、房间和走廊的关键语义特征。基于提出的语义分割方法与实例分割方法,在每一站扫描点云数据中均能分割出门实例;且每站数据中的门实例均与其他站门实例存在对应关系。因此,剪枝完成后不会出现孤立节点。

2 实验验证

2.1 数据集描述

为制作训练集并进行配准测试,利用Faro Focus S 150 陆地三维激光扫描仪在9套不同户型的成品房屋中进行扫描,采集真实场景的扫描点云数据,扫描环境如图7所示。为获取每户完整的三

维信息,需在客厅、走廊、卧室、卫生间、厨房、阳台等不同场景布置多站扫描。其中,基于7套户型共91站扫描点云数据制作PointAF的训练集,训练集扫描场景分布如表4所示,扫描数据涵盖了常见的成品房屋房间类型。不同户型同一类场景(如客厅)的扫描数据结构相似,这是因为成品房屋室内场景主要由单一的平面结构组成。由于训练模型是对单个场景的扫描点云数据进行语义分割,户型因素对分割效果影响较小。模型训练完成后,针对同样主要由单一平面结构组成的新户型数据,无需重新训练。为节省后续计算内存,首先利用基于可分解图滤波的轻量化算法^[29]对扫描点云数据进行预处理。基于2套户型的扫描数据进行配准实验,配准实验数据集的户型图如图8所示,具体信息如表5所示。



图7 室内扫描环境

Fig. 7 Indoor scanning environment

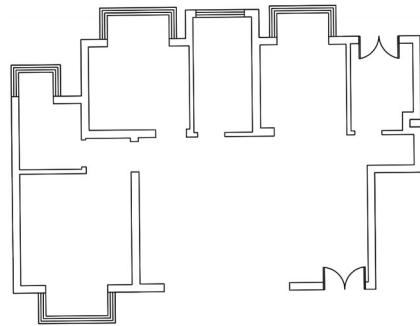
表4 室内场景统计表

Table 4 Statistics of indoor scenes

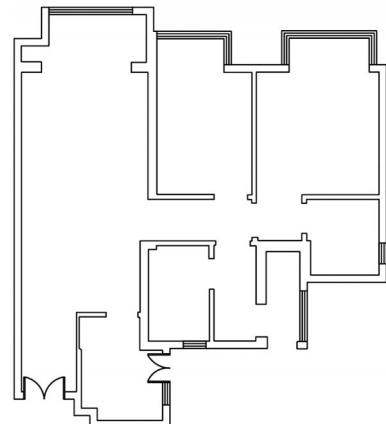
扫描场景	数量
客厅	14
走廊	21
卧室	25
卫生间	10
厨房	8
阳台	13
合计	91

2.2 模型架构参数实验

PointAF 基于 PointNeXt 网络模型改进而成。为在现有数据集下得到最优的语义分割模型,针对超参数不同的 PointAF 版本进行实验。分别利用 PointAF-s、PointAF-b、PointAF-l 和 PointAF-xl 四种网络深度逐渐递增的网络模型进行训练。评价指标包括式(19)所示的交并比(intersection over union,简称 IoU)、式(20)所示的平均交并比(mean intersection over union,简称 mIoU)、式(21)所示的总体精度(overall accuracy,简称 OA)和式(22)所示



(a) 户型1的户型图



(b) 户型2的户型图

图8 两套待配准房屋的户型图

Fig. 8 Floor plans of two residences to be registered

表5 两套配准数据集的具体信息

Table 5 The detailed description of two registration datasets

数据集	扫描站数	总点数	平均点数
户型1	10	6.9×10^7	7.0×10^6
户型2	11	7.7×10^7	7.0×10^6

的类平均精度(mean accuracy per category,简称 mAcc)。基于户型1和户型2的共21站扫描数据对训练后的 PointAF 模型进行测试,评价参数如表6 所示。其中,表6的第2~7列代表多种室内场景元素在不同超参数下的语义分割 IoU 值。从表6 数据可以看出,基于 PointAF-l 的 PointAF 模型在各方面拥有最强的性能表现。虽然 PointAF-xl 的网络深度大于 PointAF-l,然而复杂度过高、参数过多会导致模型过拟合,PointAF-l 在测试数据集上的泛化性能要优于前者。因此,采用基于 PointAF-l 的 PointAF 模型进行语义分割。

$$I_i = \frac{T_i}{T_i + P_i + N_i} \quad (19)$$

$$m = \frac{1}{6} \sum_{i=1}^6 I_i \quad (20)$$

$$O = \frac{T}{T + P} \quad (21)$$

$$A = \frac{1}{6} \sum_{i=1}^6 \frac{T_i}{T_i + P_i} \quad (22)$$

式中: I_i 表示第*i*类的交并比IoU; T_i 为第*i*类中被正确分割的点数; P_i 为第*i*类中过分割点数; N_i 为在第*i*类中的欠分割点数; m 表示平均交并比mIoU; O 表示总

精度OA; T 表示被正确分割的总点数TP; P 表示被错误分割的总点数FP; A 表示类别平均精度mAcc。

表6 PointAF在不同超参数下的性能表现

Table 6 The performance of the PointAF using different hyperparameters

模型	IoU/%						mIoU/%	OA/%	mAcc/%
	天花板	地面	墙面	窗	门	噪声			
PointAF-s	86.13	78.16	74.38	0	0.05	8.82	41.26	80.16	47.67
PointAF-b	80.17	81.24	81.26	3.94	1.29	17.05	44.16	84.22	49.93
PointAF-l	97.37	95.35	92.57	57.86	57.36	45.33	74.31	94.67	80.77
PointAF-xl	77.87	91.87	90.76	40.44	50.00	33.24	64.05	88.71	73.82

2.3 多视角配准评价指标

首先利用棋盘状标靶(checkboard target)对两套配准测试房进行配准,得到每站的旋转矩阵 R_c 和平移向量 t_c ,作为定量评估参考。结合无标靶配准得到的旋转矩阵 R 和平移向量 t ,计算多视角配准评价指标,包括旋转偏差 e_r 和平移偏差 e_t ,如式(23)和式(24)所示。

$$e_r = \arccos\left(\frac{\text{tr}(R_c R^T) - 1}{2}\right) \quad (23)$$

$$e_t = \|t - t_c\|_2 \quad (24)$$

式中: $\text{tr}(\cdot)$ 为矩阵的迹; $\|\cdot\|_2$ 为二范数。

2.4 实验结果

2.4.1 验证实验结果

配准方法的平均旋转偏差分别为 3.0×10^{-3} 、 6.2×10^{-3} rad,平均平移偏差分别为4.2、24.3 mm,

如表7和表8所示。配准方法的总运行时间为43.5、38.7 min,如表9所示。

图9和图10显示了两套成品房屋的配准结果,为不同站点的扫描数据渲染了不同的颜色。图9(a)、图10(a)为配准前的降采样数据。图9(b)、图10(b)为所提出方法的配准结果。图9(c)、图10(c)为配准结果的横截面图。图9(d)、图10(d)为基于标靶的配准结果。图9(e)、图10(e)为基于标靶配准结果的横截面图。

2.4.2 对比实验结果

SCENE是为Faro陆地激光扫描仪设计的数据处理软件^[9],SCENE利用扫描数据俯视图完成多视角点云自动化配准。表10比较了不同方法对两套成品房屋配准的结果,第1行为多视角Generalized ICP^[30]的配准结果,第2行为基于位姿图优化方法的配准结果,第3行为SCENE软件的配准结果,第4

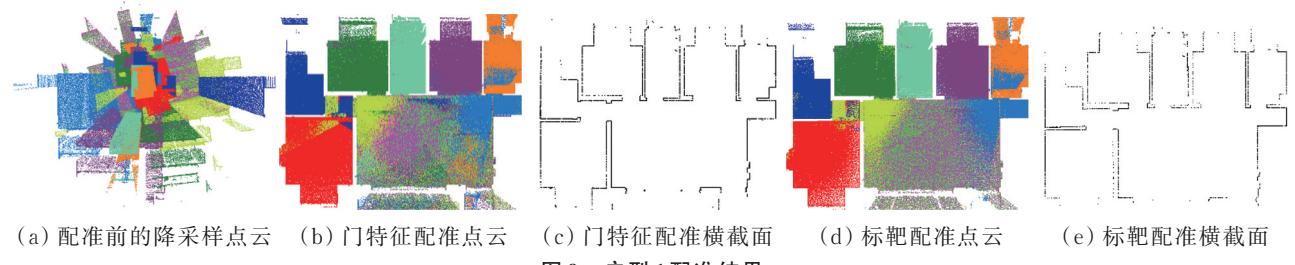


Fig. 9 The registration results of residence 1

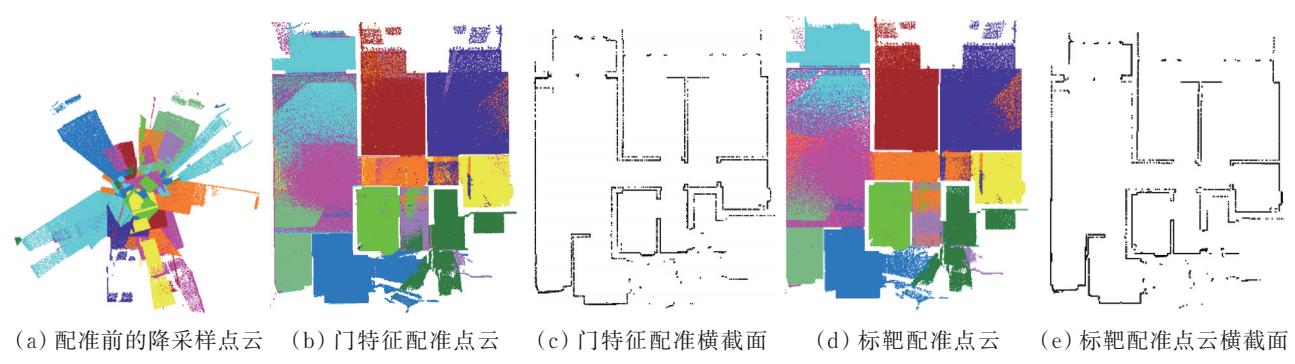


Fig. 10 The registration results of residence 2

表 7 本文提出的配准方法和基于标靶的方法在户型 1 上的定量比较

Table 7 Quantitative comparison of the proposed method and the target-based method on residence 1

扫描站点	旋转偏差/(10^{-3} rad)	平移偏差/mm
第1站	0	0
第2站	0.4	1.3
第3站	1.6	14.4
第4站	1.6	2.2
第5站	1.1	0.8
第6站	2.1	2.6
第7站	7.1	2.8
第8站	8.1	5.5
第9站	2.0	2.3
第10站	5.7	10.1
平均偏差	3.0	4.2
均方根偏差	4.1	6.0

表 8 本文提出的配准方法和基于标靶的方法在户型 2 上的定量比较

Table 8 Quantitative comparison of the proposed method and the target-based method on residence 2

扫描站点	旋转偏差/(10^{-3} rad)	平移偏差/mm
第1站	6.6	21.6
第2站	5.8	15.5
第3站	9.2	29.2
第4站	0	0
第5站	4.8	61.3
第6站	4.8	9.7
第7站	5.0	8.3
第8站	8.6	44.6
第9站	6.3	21.7
第10站	3.1	23.7
第11站	13.6	31.6
平均偏差	6.2	24.3
均方根偏差	7.0	29.4

表 9 算法运行时长

Table 9 Running time of the algorithm

数据集	轻量化时长/min	语义分割时长/min	实例分割与轴对齐时长/min	配准时长/min	合计/min
1	8.3	19.4	0.2	15.6	43.5
2	8.3	23.5	0.1	6.8	38.7

行为本文提出方法的配准结果。

3 实验结果讨论

在定性评估方面,如图 9、图 10 所示,本文方法的配准效果和基于标靶的配准效果几乎相同,没有

表 10 户型 1 和户型 2 在不同方法下的配准结果

Table 10 The registration results of residence 1 and residence 2 using different methods

配准方法	户型 1	户型 2
多视角 Generalized ICP		
基于位姿 图优化的方法		
SCENE		
本文提出的方法		

出现错配;从横截面图看,墙面没有明显分层。在定量评估方面,以基于标靶配准的变换参数作为参考,户型 1 的平均旋转偏差为 3.0×10^{-3} rad, 平均平移偏差为 4.2 mm; 户型 2 的平均旋转偏差为 6.2×10^{-3} rad, 平均平移偏差为 24.3 mm。户型 2 的平均平移偏差大于户型 1, 这是因为在充满相似平面结构的狭窄空间内, 基于位姿图优化的精配准算法容易错误地迭代墙面数据或天花板数据的点对应关系, 造成平移偏差相对较大。配准时间方面, 在两套数据的实验中, 基于深度学习的语义分割耗时均占据了总运行时间的一半左右。

如表 10 所示, 基于多视角 Generalized ICP 的方法、基于位姿图优化的方法和 SCENE 软件均没有完全配准两套户型。前两种方法更适合重叠率较高的配准任务, 例如即时建图与地图构建技术。SCENE 软件基于俯视图的方法效率很高, 但面对重叠度较低的两站点云时, 配准会失败。作为连接

房间数据和走廊数据的桥梁,门特征在低重叠率的配准中起关键作用,体现着本文方法的优势。

4 结论

1) 基于 PointAF-1 配置的 PointAF 网络模型,在经过自制扫描数据集训练后,能在较高精度下完成语义分割。其中,该模型实现了 74.31% 的 mIoU、94.67% 的 OA 和 80.77% 的 mAcc,符合后续配准任务要求。

2) 由于成品房屋墙面的遮挡和扫描站点的稀疏性,两站扫描数据之间的重叠率较低,门特征在低重叠率配准任务中体现出较好的鲁棒性。基于全部点云数据和基于语义信息的优化函数提高了配准结果的准确性,两种冲突约束则确保了对重叠置信度较高的错误配准结果的去除。

3) 与其他配准方法比较,本文提出的方法配准成功率更高,更适应扫描站点稀疏、特征相似度高、重叠率较少的场景,减少了人为调整的工作量。

4) 该方法的效率可通过优化语义分割网络的结构进行提高;基于深度学习,利用高维特征进行配准,能提供更强的鲁棒性;此外,针对存在曲面结构的户型,有待进一步进行配准研究。

参考文献

- [1] LI D S, LIU J P, HU S L, et al. A deep learning-based indoor acceptance system for assessment on flatness and verticality quality of concrete surfaces [J]. Journal of Building Engineering, 2022, 51: 104284.
- [2] KIM M K, WANG Q, LI H. Non-contact sensing based geometric quality assessment of buildings and civil structures: A review [J]. Automation in Construction, 2019, 100: 163-179.
- [3] YAN R J, KAYACAN E, CHEN I M, et al. QuicaBot: Quality inspection and assessment robot [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2019, 16(2): 506-517.
- [4] LI D S, LIU J P, FENG L, et al. Terrestrial laser scanning assisted flatness quality assessment for two different types of concrete surfaces [J]. Measurement, 2020, 154: 107436.
- [5] 廖岳,李汉涛,刘界鹏,等.基于点云数据和启发式算法的复杂龙骨-面板结构智能数字化施工方法[J/OL].土木与环境工程学报(中英文).<https://link.cnki.net/urlid/50.1218.TU.20240125.1826.002>.
LIAO Y, LI H T, LIU J P, et al. Intelligent digital construction for complex frame-panel structures based on point cloud data and heuristic algorithms [J/OL]. Journal of Civil and Environmental Engineering. <https://link.cnki.net/>
- [6] 向泽君,滕德贵,袁长征,等.基于多层次语义特征的建筑立面点云提取方法[J].土木与环境工程学报(中英文),2021, 43(4): 99-107.
XIANG Z J, TENG D G, YUAN C Z, et al. An extraction method for building facade point cloud based on multi-level semantic features [J]. Journal of Civil and Environmental Engineering, 2021, 43(4): 99-107. (in Chinese)
- [7] 马晓晓,张胜,程国忠,等.基于点云数据的预制叠合板尺寸质量智能检测方法[J].土木与环境工程学报(中英文),2024, 46(1): 102-109.
MA X X, ZHANG S, CHENG G Z, et al. Automated dimensional quality assessment of precast laminated panels based on 3D laser scanning [J]. Journal of Civil and Environmental Engineering, 2024, 46(1): 102-109. (in Chinese)
- [8] 刘界鹏,崔娜,周绪红,等.基于三维激光扫描的房屋尺寸质量智能化检测方法[J].建筑科学与工程学报,2022, 39(4): 71-80.
LIU J P, CUI N, ZHOU X H, et al. Intelligent inspection method for dimensional quality of houses based on 3D laser scanning [J]. Journal of Architecture and Civil Engineering, 2022, 39(4): 71-80. (in Chinese)
- [9] THEILER P W, WEGNER J D, SCHINDLER K. Globally consistent registration of terrestrial laser scans via graph optimization [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 109: 126-138.
- [10] 3D Measurement, imaging & realization solutions | FARO [EB/OL]. [2023-08-09]. <https://www.faro.com/en>.
- [11] GE X M. Automatic markerless registration of point clouds with semantic-keypoint-based 4-points congruent sets [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 130: 344-357.
- [12] BUENO M, GONZÁLEZ-JORGE H, MARTÍNEZ-SÁNCHEZ J, et al. Automatic point cloud coarse registration using geometric keypoint descriptors for indoor scenes [J]. Automation in Construction, 2017, 81: 134-148.
- [13] SHEIK N A, VEELAERT P, DERUYTER G. Registration of building scan with IFC-based BIM using the corner points [J]. Remote Sensing, 2022, 14(20): 5271.
- [14] LI Z, ZHANG X M, TAN J X, et al. Pairwise coarse registration of indoor point clouds using 2D line features [J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2021, 10(1): 26.
- [15] WEI P C, YAN L, XIE H, et al. Automatic coarse registration of point clouds using plane contour shape descriptor and topological graph voting [J]. Automation in Construction, 2022, 134: 104055.
- [16] YANG Y S, FANG G R, MIAO Z H, et al. Indoor-

- outdoor point cloud alignment using semantic-geometric descriptor [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(20): 5119.
- [17] YAN F L, NAN L L, WONKA P. Block assembly for global registration of building scans [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2016, 35(6): 1-11.
- [18] WU H, YAN L, XIE H, et al. A hierarchical multiview registration framework of TLS point clouds based on loop constraint [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2023, 195: 65-76.
- [19] CHEN T Z, WANG X H, LI D S, et al. PointAF: A novel semantic segmentation network for point cloud [C]//International Conference on Neural Computing for Advanced Applications. Singapore: Springer, 2023: 533-545.
- [20] QI C R, YI L, SU H, et al. PointNet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space [C]//The 31st Annual Conference on Neural Information Processing Systems. Cambridge, MA: Massachusetts Institute of Technology Press, 2017: 5100-5109.
- [21] ARMENI I, SENER O, ZAMIR A R, et al. 3D semantic parsing of large-scale indoor spaces [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2016: 1534-1543.
- [22] 李琪琪, 花向红, 赵不钒, 等. 一种室内场景点云平面分割的新方法[J]. 中国激光, 2021, 48(16): 1604002.
- LI Q Q, HUA X H, ZHAO B F, et al. New method for plane segmentation of indoor scene point cloud [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(16): 1604002. (in Chinese)
- [23] 田朋举, 花向红, 康停军, 等. 一种基于点云数据的建筑物平面精细分割方法[J]. 测绘科学, 2021, 46(2): 122-129.
- TIAN P J, HUA X H, KANG T J, et al. Fine segmentation of building planar feature from large scale unorganized point cloud [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2021, 46(2): 122-129. (in Chinese)
- [24] ARAÚJO A M C, OLIVEIRA M M. A robust statistics approach for plane detection in unorganized point clouds [J]. *Pattern Recognition*, 2020, 100: 107115.
- [25] CZERNIAWSKI T, SANKARAN B, NAHANGI M, et al. 6D DBSCAN-based segmentation of building point clouds for planar object classification [J]. *Automation in Construction*, 2018, 88: 44-58.
- [26] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [M]//Readings in Computer Vision. Amsterdam: Elsevier, 1987: 726-740.
- [27] KELBE D, VAN AARDT J, ROMANCZYK P, et al. Multiview marker-free registration of forest terrestrial laser scanner data with embedded confidence metrics [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(2): 729-741.
- [28] CHOI S, ZHOU Q Y, KOLTUN V. Robust reconstruction of indoor scenes [C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Boston, MA, USA. IEEE, 2015: 5556-5565.
- [29] WU Z, ZENG Y, LI D S, et al. High-volume point cloud data simplification based on decomposed graph filtering [J]. *Automation in Construction*, 2021, 129: 103815.
- [30] KORN M, HOLZKOTHEN M, PAULI J. Color supported generalized-ICP [C]//2014 International Conference on Computer Vision Theory and Applications (VISAPP). Lisbon, Portugal. IEEE, 2014: 592-599.

(编辑 朱备)