

基于 AI 的地下建筑空间测绘与三维建模研究

程香丽¹
CHENG Xiangli

摘要

针对地下建筑空间结构复杂、传统测绘效率低的问题,文章提出了一种融合深度学习与多源数据融合的三维建模方法。通过改进点云配准算法与隐式神经表示模型,实现毫米级精度建模,并在某工程项目中验证方法的有效性。实验表明,模型平均误差较传统方法降低 62%,数据处理效率提升 3.8 倍,为地下空间数字化管理提供技术支持。该方法不仅解决传统测绘中数据缺失率高、误差累积严重的问题,还降低人工成本,为地下建筑的全生命周期管理提供了可靠的技术手段。

关键词

AI; 地下建筑空间; 工程测绘; 三维建模

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.03.006

0 引言

随着城市化进程的加速,地下空间的开发利用已成为缓解城市用地紧张、优化城市功能布局的重要手段。然而地下建筑空间结构复杂、环境封闭,传统测绘技术在实际应用中面临诸多挑战。复杂的地下结构导致数据采集过程中缺失率高达 25% 以上,尤其是在管道密集区域和结构交错部位。设

备信号在地下环境中易受干扰,导致点云配准误差累积,严重影响建模精度。BIM 建模过程中人工成本占比超过 60%,且效率低下,难以满足大规模地下空间开发的需求。针对上述问题,研究基于实际工程需求,提出一种面向地下建筑的 AI 建模框架。该框架通过多传感器数据融合与自适应特征提取算法,建立可支撑运维管理的三维语义模型。本研究不仅具有理论创新性,还在实际工程中得到了验证,为地下空间的数字化管理提供了新的技术路径。

1. 运城职业技术大学建筑工程学院 山西运城 044000

参考文献:

- [1] MISHRA A K, AITHAL P S. Job safety analysis during tunnel construction[J]. International journal of applied engineering and management letters(IJAEML), 2021, 5(1): 80-96.
- [2] 程彭圣男, 刘雪梅, 李海瑞. 基于 BERT-BiLSTM 模型的输水工程巡检文本智能分类[J]. 中国农村水利水电, 2023(10): 150-155.
- [3] 刘婷, 张社荣, 李志斌, 等. 基于字符级 CNN 的调水工程巡检文本智能分类方法[J]. 水力发电学报, 2021, 40(6): 89-98.
- [4] 张熙, 杨小汕, 徐常胜. ChatGPT 及生成式人工智能现状及未来发展方向[J]. 中国科学基金, 2023, 37(5): 743-750.
- [5] HU E J, SHEN Y L, WALLIS P, et al. LoRA: low-rank adaptation of large language models[EB/OL]. (2021-10-16) [2026-01-22]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2106.09685>.
- [6] SALUJA R, ROSENTHAL J, ARTZI Y, et al. Cancer type, stage and prognosis assessment from pathology reports using LLMs[J/OL]. Scientific reports, 2025[2026-01-22]. <https://www.nature.com/articles/s41598-025-10709-4>.
- [7] 李嘉威, 邓媛丹, 陈波. 基于微调 Qwen2 自动构建领域 UML 模型[J]. 计算机科学, 2025, 52(S1): 31-34.
- [8] ZHANG S Y, DONG L F, LI X Y, et al. Instruction tuning for large language models: a survey[J]. ACM computing surveys, 2026, 58(7): 1-36.
- [9] 韩霄龙, 曾曦, 刘锐, 等. 基于 LoRA 高效微调通用语言大模型的文本立场检测[J]. 计算机与现代化, 2025(1): 1-6.
- [10] KUMAR S. Overriding safety protections of open-source models[EB/OL]. (2024-09-28)[2026-02-22]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.19476>.

【作者简介】

陈祥(1986—), 男, 江苏徐州人, 硕士研究生, 副教授, 研究方向: 人工智能、边缘计算。

(收稿日期: 2025-08-07 修回日期: 2026-02-25)

1 地下空间数据采集与预处理

1.1 多源传感器协同采集

地下建筑环境的复杂性和封闭性对数据采集提出更高的要求。由于地下空间通常包含大量交错的结构，如管道、电缆桥架、通风系统等，单一传感器的采集能力难以满足全面覆盖的需求。因此，本研究采用地面三维激光扫描仪（FARO Focus S350）与惯性导航背包（GeoSLAM ZEB Horizon）的组合方案，充分发挥两种设备的优势。地面激光扫描仪的采样密度达到 $8\text{ mm}@10\text{ m}$ ，能精确捕捉静态结构的细节，尤其适用于大范围、高精度的数据采集^[1]。而惯性导航背包则适用于动态环境下的快速扫描，精度为 2 cm ，能在复杂环境中灵活移动，弥补了地面扫描仪在盲区数据采集方面的不足。通过时间同步模块实现数据对齐，解决单一设备在盲区数据缺失的问题。该组合方案可将数据缺失率降低至 5% 以下，提高数据完整性。此外，引入高精度 GNSS 设备用于地面控制点的测量，保障数据采集的全局精度。

1.2 点云去噪与特征增强

地下环境中的点云数据常包含大量噪声，如设备反射、灰尘干扰、临时障碍物等。这些噪声会严重影响后续建模的精度。本研究提出一种基于概率模型的噪声判别方法，通过分析点云数据的局部几何特征，区分噪声点与真实结构点。具体而言，噪声判别模型定义为：

$$P(n|p) = \frac{1}{1 + e^{-(w_1\Delta d + w_2\Delta\theta)}} \quad (1)$$

式中： Δd 为邻域距离方差，反映点云局部密度的变化； $\Delta\theta$ 为法向量夹角，表征局部几何形状的一致性。

通过实际工程数据训练得到权重参数 $w_1=0.73$ 、 $w_2=0.25$ 。该模型可以有效区分噪声点与真实结构点，去噪后的点云数据质量显著提升。此外，本研究还设计了一种基于局部曲率的特征增强算法，通过增强关键结构如管道边缘、设备连接处等点云密度，进一步提高了数据的可用性。

1.3 动态配准优化

点云配准是三维建模的关键步骤，传统 ICP 算法在地下环境中易受局部最优解影响，尤其是在结构重复或特征不明显的区域^[2]。本研究提出一种改进的 ICP 算法，引入特征描述子匹配度约束，优化配准精度。改进后的目标函数定义为：

$$E(\mathbf{R}, \mathbf{t}) = \sum \|s_i - (\mathbf{R} \cdot \mathbf{m}_i + \mathbf{t})\|^2 + \lambda \sum (1 - D(f_i, f_j)) \quad (2)$$

式中： $\mathbf{R}$ 和 $\mathbf{t}$ 分别为旋转矩阵和平移向量； s_i 和 m_i 分别为待配准的点云对； $D(f_i, f_j)$ 为特征描述子匹配度； λ 为权重系数。实验表明，当 $\lambda=0.4$ 时，配准误差降低至 1.2 mm ，显著优于传统方法的 3.5 mm 。该优化方法有效解决了误差累积问题，

为高精度建模提供了保障。

2 三维重建核心算法设计

2.1 隐式神经表示模型

传统显式表示方法（如网格模型、点云模型）在重建地下建筑中复杂的管道交错结构、设备密集区域时，常面临拓扑结构难以描述、细节特征丢失等问题。为克服这些局限性，本研究采用基于 SDF（符号距离函数）的隐式神经表示模型，通过连续函数描述三维空间的几何形态，实现复杂结构的精准重建^[3]。隐式神经表示模型的核心思想是利用神经网络学习三维空间中每个点到物体表面的符号距离：若点在物体内部，距离值为负；若点在物体外部，距离值为正；若点在物体表面，距离值为零。本研究构建的隐式神经表示模型具体表达式为：

$$F(x, y, z) = \text{MLP}_\theta + \text{PE}(x, y, z) \quad (3)$$

式中： (x, y, z) 为三维空间中的任意一点坐标；MLP（多层感知机）为核心网络结构，用于学习空间点的几何特征与符号距离之间的映射关系；PE（位置编码）为关键技术模块，通过 10 阶频带分解将原始三维空间坐标映射到高维特征空间，有效增强模型对高频细节（如管道边缘、设备接口）的捕捉能力。

实验表明，该方法在管道、设备间等复杂结构的重建中表现出色，重建精度达到毫米级。与传统显式表示方法相比，隐式神经表示可以处理更复杂的几何结构，还能在数据缺失区域实现合理的插值重建，显著提升了模型的鲁棒性^[5]。

2.2 多尺度特征融合

地下建筑包含多种尺度的结构要素，如大尺度主体结构、中尺度设备间和小尺度管道。为适应这种多尺度特性，本研究设计一种三级特征金字塔网络（FPN）。该网络通过分层特征提取与融合，实现对不同尺度结构的高效建模。FPN 的三个层级分别对应 0.5 m 、 2 m 、 5 m 的感受野，分别捕捉小尺度细节、中尺度局部结构和大尺度全局特征。在特征融合阶段，本研究采用自上而下与自下而上相结合的策略，将高层级的语义信息与低层级的几何细节有机结合，从而生成具有丰富细节和准确语义的三维模型^[6]。多尺度特征融合方法在复杂地下环境中的重建效果显著优于单一尺度模型，尤其是在管道密集区域和设备间等复杂场景中，重建精度提升了 15% 以上。

2.3 语义分割模块

为实现模型的语义化，在 PointNet++ 框架中嵌入通道注意力机制，对 17 类地下设施如消防管道、电缆桥架、通风管

道等进行语义分割。PointNet++ 作为一种点云处理框架，可以直接处理无序点云数据，但其在复杂场景下的语义分割能力有限^[4]。为此，本研究引入通道注意力机制，通过动态调整特征通道的权重，增强模型对关键特征的关注能力。通道注意力机制通过学习每个特征通道的重要性权重，自动筛选出对语义分割任务最有贡献的特征，从而提升分割精度。该模块的平均识别准确率达到 92.3%，较传统 PointNet++ 框架提升了 8.5%。此外，语义分割模块还为后续的运维管理提供了丰富的语义信息，如设备类型、位置关系等，为地下空间的智能化管理奠定了数据基础。

3 模型优化与工程适配

3.1 轻量化处理

在地下建筑三维建模的实际应用中，模型数据量较为庞大，直接影响到模型的加载速度和使用效率。以某工程项目为例，原始点云数据经过重建后生成的模型数据量高达 2.1 GB，这对移动设备端和普通工作站的计算与存储能力提出了极高要求。为解决这一问题，采用边折叠算法与八叉树编码相结合的轻量化方法。边折叠算法通过逐步移除模型中对整体形状影响较小的边，实现模型的简化^[7]。八叉树编码则通过分层数据结构对空间进行划分，仅保留必要的细节信息。实验表明，该方法可将模型数据量压缩至 386 MB，压缩率达到 81.6%，同时关键结构的几何误差控制在 0.5 mm 以内，完全满足工程应用的精度要求。此外，轻量化后的模型在移动设备上的加载时间从原来的 15 s 缩短至 3 s，显著提升了用户体验。

为进一步验证轻量化效果，本研究选取了 3 种典型地下结构（管道、设备间、主体结构）进行测试，结果如表 1 所示。

表 1 轻量化测试结果

结构类型	原始数据量 /MB	轻量化后数 据量 /MB	压缩率 /%	几何误差 /mm
管道	320	58	81.9	0.4
设备间	450	82	81.8	0.5
主体结构	1 330	246	81.5	0.6

由表 1 可知，轻量化方法对不同类型结构的压缩效果稳定，几何误差均控制在 0.6 mm 以内，完全满足工程精度要求。

3.2 动态更新机制

地下建筑在运维阶段常因功能调整或设备更新而发生局部结构变更，传统建模方法需要重新扫描和建模，耗时耗力。为此设计了一种增量式更新机制。该机制通过识别变更区域并计算其影响范围（半径扩展系数 $\alpha=1.2$ ），仅对受影响区域进行重新建模，而非全局重建。系统首先通过对比新旧点

云数据识别变更区域，然后利用隐式神经表示模型快速生成局部更新结果，最后将更新部分与原有模型无缝融合^[8]。当局部变更面积占模型总面积的 10% 时，传统方法需要重新建模 12 h，而本研究方法仅需 2.8 h，更新效率提升 76%。此外，该机制还支持多版本模型管理，便于运维人员追溯历史变更记录。测试结果如表 2 所示。

表 2 动态更新机制测试结果

变更场景	变更面积 占比 /%	传统方法耗时 /h	本研究方法耗时 /h
设备更换	5	6.5	1.4
管道改造	8	9.2	2.1
结构加固	12	14.8	3.5

由表 2 可知，当局部变更面积占模型总面积的 10% 左右时，传统方法需要重新建模 12 h，而本研究提出的动态更新机制仅需 2.8 h，更新效率提升 76% 以上；且随着变更面积的增加，效率提升幅度稳定在 76% 以上，充分体现了该机制在工程运维中的高效性。此外，该机制还支持多版本模型管理功能，能够自动记录每次变更的时间、内容、负责人等信息，便于运维人员追溯历史变更记录，为地下建筑的全生命周期管理提供支持。

3.3 误差传播控制

在地下建筑三维建模的全流程中，误差可能来自数据采集、配准、重建等多个环节。为保证模型精度可控，本研究建立误差传播分析模型，通过协方差矩阵量化各环节的误差贡献。具体而言，数据采集环节的最大误差为 3.2 mm，标准差为 0.8 mm。配准环节的最大误差为 1.5 mm，标准差为 0.3 mm。重建环节的最大误差为 2.1 mm，标准差为 0.6 mm。通过误差传播分析，本研究发现配准环节对整体精度影响最大，因此在该环节引入了特征描述子匹配度约束，有效降低误差累积效应^[9]。最终模型的整体精度控制在 2.5 mm 以内，完全满足地下建筑运维管理的精度要求。此外，本研究还设计了精度评价矩阵如表 3 所示，为工程人员提供了直观的精度评估工具。

表 3 精度评价矩阵

环节	最大误差 /mm	标准差 /mm	误差来源分析	控制措施
数据采集	3.2	0.8	设备精度、环境干扰	多传感器融合、时间同步
配准	1.5	0.3	局部最优解、特征匹配误差	特征描述子约束、动态配准优化
重建	2.1	0.6	隐式表示拟合误差	多尺度特征融合、SDF 优化

4 实验分析验证

4.1 实验环境

本研究选择某工程项目作为实验对象，该建筑总面积为 $8.6\times 10^4\text{ m}^2$ ，包含地下停车场、商业店铺、设备间及复杂的地下管线网络。实验环境具有典型的地下建筑特征：结构复杂、空间封闭、设备密集。为全面验证本研究方法的有效性，实验区域覆盖了主体结构、设备间及管线密集区域。实验设备包括 FARO Focus S350 地面激光扫描仪、GeoSLAM ZEB Horizon 惯性导航背包及高精度全站仪（用于对比验证）。实验数据采集耗时约 12 h，共获取点云数据约 2.1 亿个点，覆盖率达到 98.5%。

4.2 性能指标对比

为量化评估本研究方法的性能，选取建模耗时、人工干预次数及模型完整性作为核心指标，与传统全站仪+人工建模方案进行对比。实验结果表明，本研究方法在各项指标上均显著优于传统方法，如表 4 所示。

表 4 性能指标对比

方法	建模耗时	人工干预次数	模型完整性
本研究方法	38/h	6	98.7%
传统方法	145/h	89	82.4%
提升幅度	73.8%	93.3%	19.8%

（1）建模耗时：本研究方法通过自动化数据处理与 AI 建模算法，将建模时间从 145 h 缩短至 38 h，效率提升 73.8%。其中，点云去噪与配准环节耗时从传统方法的 80 h 减少至 15 h，隐式神经表示模型的重建时间从 50 h 优化至 18 h。

（2）人工干预次数：传统方法依赖人工标注与修正，干预次数高达 89 次，而本研究方法通过智能算法将干预次数降低至 6 次，减少 93.3%。特别是在复杂管线区域，传统方法需要人工逐点修正，而本研究方法通过语义分割模块自动识别并修复错误。

（3）模型完整性：本研究方法的多源数据融合与隐式神经表示技术，将模型完整性从 82.4% 提升至 98.7%，显著改善了传统方法在复杂区域的数据缺失问题。例如，在设备间与管道交错区域，传统方法常因数据缺失导致模型断裂，而本研究方法通过特征增强与多尺度融合技术，有效填补了数据空白^[10]。

5 结语

综上所述，本研究针对地下建筑空间测绘与三维建模中存在的结构复杂、效率较低、精度不足、难以适配工程需求等问题，提出了一套完整的基于 AI 的解决方案。该方案通

过多源传感器协同采集与智能数据预处理，为建模提供高质量数据基础；通过隐式神经表示模型、多尺度特征融合网络、语义分割模块，实现高精度、语义化的三维重建；通过模型轻量化、动态更新机制、误差传播控制，提升模型的实用性、适应性与精度可靠性。实验结果充分验证了该方案的有效性：在实际工程项目中，建模效率较传统方法提升 73.8%，人工干预次数减少 93.3%，模型完整性达到 98.7%，整体精度控制在 2.5 mm 以内，能够充分满足地下建筑全生命周期管理的技术需求。该研究成果不仅为地下建筑空间的数字化、智能化发展提供了有力的技术支持，也为 AI 技术在工程测绘领域的深度应用提供了参考方向。未来研究可进一步探索 AI 大模型与三维建模技术的融合，实现地下建筑空间的智能分析与决策支持，如自动识别结构安全隐患、预测设备故障风险等，推动地下建筑运维管理向更高阶的智能化方向发展。

参考文献：

[1] 薛宇. 人工智能在测绘管线数据处理与误差分析中的应用探索 [J]. 信息系统工程, 2025(1):54-57.

[2] 叶丕平. 智慧建设中测绘技术的创新应用探究 [J]. 大众标准化, 2024(13):157-158.

[3] 巫兰光, 侯瑜. 智能技术在测绘工程中的应用 [J]. 电子技术, 2024, 53(4):200-201.

[4] 陈军, 艾廷华, 闫利, 等. 智能化测绘的混合计算范式与方法研究 [J]. 测绘学报, 2024, 53(6):985-998.

[5] 黄庆锋. 智能算法在测绘系统中的应用 [J]. 电子技术, 2024, 53(3):336-337.

[6] 潘中良. 地下空间测绘中三维激光扫描与物探技术融合应用研究 [J]. 测绘与空间地理信息, 2025, 48(S1):138-140.

[7] 赵宁兴. 基于地面三维激光扫描的古建筑测绘技术研究 [J]. 中国住宅设施, 2023(2):43-45.

[8] 杨黎黎, 杨佳林. 土地重度污染区域测绘及实景三维建模技术研究 [J]. 环境科学与管理, 2025, 50(3):172-177.

[9] 孙伟超. 基于深度学习的多源空间数据融合技术在实景三维建模中的应用研究 [J]. 工程建设（维泽科技）, 2024, 7(11): 115-117.

[10] 陈哲仁. 基于最小二乘法实景三维建模在界线测绘的应用研究 [J]. 中国高科技, 2024(13):56-59.

【作者简介】

程香丽（1983—），女，河南周口人，硕士研究生，中级工程师，研究方向：工程测量、摄影测量。

（收稿日期：2025-06-10 修回日期：2026-03-04）