

A Review of As-Built BIM Using LiDAR Point Clouds

Yijie Wu, Zhiming Dong and Fan Xue*

Department of Real Estate and Construction, The University of Hong Kong, Hong Kong SAR, China

This is the authors' post-print version of the paper:

Wu, Y., Dong, Z., & Xue, F. (2021). A Review of As-Built BIM Using LiDAR Point Clouds [基于 LiDAR 点云的竣工 BIM 建模文献综述]. *The 7th National BIM Academic Conference of China*, December 25, 2021, Chongqing, China.

This file is shared for personal and academic use only, under the license [CC BY-NC-ND 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/) (Non-Commercial, No Derivatives, and with an Attributed citation when you use).



基于 LiDAR 点云的竣工 BIM 建模文献综述

吴怡洁, 董志明, 薛帆*

(香港大学 房地产与建设系, 香港特别行政区)

【摘要 Abstract】人工进行竣工 BIM 建模往往耗时费力。近年来,随着三维激光扫描和点云处理技术的快速发展,竣工 BIM 建模逐步自动化。本文围绕 LiDAR 点云的竣工 BIM 建模任务,总结了其中三个主要环节(扫描、配准和语义建模)的代表性工作,重点介绍了相关领域的新进展,为基于 LiDAR 的竣工 BIM 建模提供了实践和研究参考。

【关键词 Keywords】点云; 激光雷达; BIM; 自动化建模

【基金项目】香港研究资助局杰出青年学者计划(项目号: 27200520)

【作者简介】薛帆(1982-),男,香港大学房地产与建设系助理教授。主要研究方向为点云处理、BIM、CIM、数字孪生、组合优化和区块链等。E-mail: xuef@hku.hk

1 引言 Introduction

建筑信息模型（Building Information Modeling, BIM）是推动建筑工业化技术与信息技术协同发展的关键一环，也是衔接物联网、大数据和人工智能等新兴技术的主要信息载体。然而，竣工 BIM 建模仍依赖人工测绘与软件编辑，效率低且人力成本高昂^[1]。得益于近年激光雷达和三维点云处理等技术的快速发展，国内外涌现了大量与激光扫描和竣工 BIM 建模相关的工作，其中不乏构建效率和自动化程度较高的研究。

三维激光扫描（Light Detection and Ranging, LiDAR）通过发射激光并接收物体表面的反射光线，计算相对于反射点的距离、方位及三维坐标。在完成三维点云扫描后，一般需进行点云配准和语义建模。点云配准用于确定点云之间或点云与其他空间数据的相对位置关系，使多份数据处于统一的空间坐标系下；语义建模则对点云数据中的语义类型进行识别，进行参数化几何三维重构，实现从点云到 BIM 模型的自动化构建，即 Scan to BIM^[2]。本文对这三大关键步骤——①扫描、②配准和③语义建模^[1]的基本情况进行了梳理，介绍最新的发展趋势，并指出当前存在的一些局限。

2 点云扫描 LiDAR Point Cloud Collection

在竣工 BIM 的实践中，常用的三维扫描方案可分为：静态的地面激光雷达（Terrestrial Laser Scanning, TLS）和动态的移动激光雷达（Mobile Laser Scanning, MLS）。BIM 建模的点云扫描设备厂商主要包括国外的 Trimble、Riegl、Leica、Faro 和 Navvis 以及国内的中海达等。设备选型应主要考虑扫描效率和数据质量两方面的指标。效率指标包括最远测距范围，水平和垂直视场角以及扫描方式等；质量指标包括点精度和表面点密度等。

表 1 列举了代表性 LiDAR 设备的相关指标。在扫描效率方面，TLS 和 MLS 设备的最远测距均可达近百米甚至几百米，水平视场角可 360° 覆盖。垂直视场角方面，则介于 30 到 360°。操作垂直视场角较小的设备，如 Paracosm PX-80，一般需要合理调整倾斜角度以确保覆盖率。为扩大垂直视场角，表 1 所列的两个背包/穿戴式 MLS 方案采用双雷达模式，同时提高了垂直视场角和点密度。扫描方式也是影响扫描效率的关键因素，TLS 往往需要在考虑室内遮挡的情况下，规划多个扫描点以实现完整覆盖，一般耗时较长。而手推车式、背包/穿戴式和手持式等移动扫描设备则更易于在遮挡较多的室内环境进行移动，可大幅度缩短扫描时间。其中，手持式和背包/穿戴式的扫描设备又要比手推车式更为灵活，在存在阶梯或其他需要调整高度的扫描环境中更为高效。

表 1 适用于 BIM 建模的激光雷达参数对比

设备名称	类型	点采集速度	精度	角度分辨率	最远测距	视场角
Trimble TX6		$5 \times 10^5/s$	2 mm	0.0046°	80 m	360° (水平) 317° (垂直)
Riegl VZ-400i	静态分点	$5 \times 10^5/s$	5 mm	$0.0005^\circ \sim 0.0007^\circ$	800 m	360° (水平) 100° (垂直)
Leica RTC360	扫描 TLS	$2 \times 10^6/s$	1 mm	0.005°	130 m	360° (水平) 300° (垂直)
中海达 HS650i		$5 \times 10^5/s$	5 mm	0.001°	650 m	360° (水平) 100° (垂直)
Navvis M6*	推车	$3 \times 10^5/s$	5.7 mm	0.25° (水平) 2° (垂直)	100 m	360° (水平) 30° (垂直)
Faro Focus Swift	MLS	$1 \times 10^6/s$	2~10 mm	/	350 m	360° (水平) 300° (垂直)
Navvis VLX	背包/穿戴	$6 \times 10^5/s$	6 mm	0.4° (水平) 0.4° (垂直)	100 m	360° (水平) 360° (垂直)
GreenValley LiBackpack DG50	MLS	$6 \times 10^5/s$	30 mm	0.4° (水平) 0.4° (垂直)	100 m	360° (水平) 180° (垂直)
Paracosm PX-80	手持	$3 \times 10^5/s$	20-30 mm	0.4° (水平) 0.2° (垂直)	80 m	360° (水平) 30° (垂直)

*仅计入其主 LiDAR 参数

在扫描质量方面，TLS 设备的精度大多在毫米级，而 MLS 设备因受到同步定位与地图构建（Simultaneous Localization and Mapping, SLAM）算法和移动扫描自由度的误差影响而精度较低。此外，较高的点密度一般需要更快的采集速度、更高的角分辨率和距目标表面更近的距离。表 1 所列的 TLS 角分辨率要显著优于 MLS，即 TLS 的扫描点密度一般高于 MLS，更能捕获几何表面细节。

通过上述分析可知，TLS 扫描质量高而效率较低，MLS 则与之相反。TLS 更适用于目标分布集中，遮挡较少或对精度要求非常高的任务，多用于管线等柱状或杆状的结构扫描以及古建筑的数字孪生等；MLS 则适用于对建筑内部等进行整体场地摸查，能较快完成范围大、遮挡多但对精度要求较低的扫描任务。

对于测绘级 LiDAR 点云而言，目前 TLS 和 MLS 价格不菲，点云采集成本较高；而消费级深度相机或 LiDAR 传感器，如英特尔的 RealSense 和苹果手机（10 代及以上）等，在视场角、测深密度和精度等方面无法媲美测绘级的 TLS

和 MLS。针对昂贵的 LiDAR 传感器,国外的 Ouster 和国内的 Livox 公司等正致力于研发低成本、高精度的新型设备。此外,随着移动机器人技术的快速发展,出现了全自动的扫描方案。例如, Faro 和 Trimble 等公司便尝试了将激光雷达安装在面市不久的波士顿动力 Spot 机器狗上,后续可结合规划算法,实现全自动点云扫描。

3 点云配准 Point Cloud Registration

完成竣工扫描后,通常需将各个扫描点捕获的点云数据配准到同一个空间坐标系下。这个过程实现了多个局部点云的拼接。部分 TLS 设备厂商提供了点云自动配准软件,例如 Trimble RealWorks 和 Leica Cyclone REGISTER 等。配准的 LiDAR 点云也可用于进行竣工和设计 BIM 模型的对比^[2],研究建造过程中实际产生的设计变更。点云配准一般需要对点云进行特征提取,然后对提取到的特征点进行配对,并估计相应的三维变换。该流程可拆解成两个子问题:①点云特征提取以及②点配对与变换估计。

在点云特征提取的研究中,特征描述子一般可通过局部或全局几何特征获得,例如方向直方图特征^[4]、快速点特征直方图^[5]和全局对称性^[6-7]等。此外,还可通过深度神经网络和点云配准数据集学习点云的特征表达,例如基于全卷积网络的几何特征^[8],相较于传统的人工特征描述子设计,该方法实现了更高效和更完整的特征点配对。

而在点配对和变换估计子问题上,迭代最近点法(Iterative Closet Point, ICP)^[3]提供了一个基本的框架,但依赖于高质量初始解,否则易陷入局部最优。在 ICP 的基础上,CPD^[9]等方法引入了点配对的概率框架;Go-ICP^[10]通过分支定界策略,对三维变换进行全局搜索,但仍易受错误配对点的影响;TEASER^[11]则通过截断最小二乘法显式降低了离群配对点的影响,在精度上比 Go-ICP 更进一步。

另外,应用深度学习框架和端到端思路,可同时解决两个配准子问题——将点云匹配的结果“反馈”到点云的特征学习中,以“习得”令配准效果更佳的特征^[12-13]。此类方法进一步提高了点云重合率较低时的配准精度,而低重合率的点云配准问题,是当前点云配准的重要研究目标之一,可降低点云扫描对重合范围的要求,进而提高扫描效率。

4 点云语义建模 Semantic Modeling of Point Clouds

建筑物的语义建模是指对 LiDAR 点云中的目标对象进行识别与三维重构。传统的语义建模一般需要专业建模人员对点云进行识别,并手动重构三维模型,此流程非常耗时。此外,在某些对象类型的建模对比中发现,即便投入了培训成本和手动处理时间,人工建模的精度和质量稳定性相比半自动化流程也未见显著提高^[1]。

一些新颖的自动化点云语义建模技术,则着眼于提升点云 BIM 自动化建模的效率和质量。相关研究一般根据建模对象语义类型、几何特征的多样性和复杂程度采用不同方法。对管道和梁柱等柱体或杆体结构建模时,由于其形状基元一般较为单一,可对其横截面进行模板匹配^[14]或霍夫变换^[2],或通过 RANSAC 算法对点云进行给定模型拟合^[14]。这些方法还可组合应用于柱体和杆体的复合结构建模中^[15]。此类方法已较为成熟,可基于毫米级精度点云达到比较理想的识别率和三维重构精度,Faro As-Built 和 ClearEdge3D EdgeWise 等商业插件和软件也提供类似原理的半自动化建模辅助功能。

对墙体和楼板等建筑结构建模时,通常需对连续表面进行提取,可根据粗糙程度、曲率和法向量等局域特征,通过 Region grow 或 DBScan 等算法合并特征相似的邻域,分割语义表面,并进行参数化表面拟合^[16]。然而,由于点云噪声、点密度不足和遮挡等问题,上述方法一般只能得到较粗糙的初始结果。后续的语义表面筛选、增补以及形状位置调整常被建模为优化问题,借助整数规划等求解^[16]。近年来,基于深度学习的室内点云语义分割也发展迅速,开放了 ScanNet^[17]等大规模室内点云数据集,涌现了 PointNet++^[18]、DGCNN^[19]和 RandLA-Net^[20]等一系列不断刷新三维分割精度、规模和效率的深度神经网络。部分网络对数据集中的墙体和楼板的分割交并比可达到 80%及以上。此外,方法[21]在表面建模和语义分割任务外,还对房间和墙体等对象进行体块化的实例建模,相较于上述的表面建模和语义分割,体块化建模更接近 IFC 标准中对实体要素的几何表达规范。

对设施或家具建模时,由于家具一般几何形状较为复杂,可利用三维家具模型库在点云中进行拟合^[22]。或基于大规模点云数据集^[23],通过监督学习训练深度神经网络,进行三维对象检测^[24-25]。然而模型拟合和深度学习方案都有一定局限,前者在大规模点云中搜索体积和数量均相对较小的家具时,效率较低;而后者在柜子、书架和书桌等受摆放物体和遮挡等因素影响的类型上仍精度较低。

综上,在语义建模的三个分支中,建筑结构和家具设施的建模问题仍有较大提升空间。在噪声和遮挡较多,复杂度和多样性较高的环境中,建筑结构的参数化体建模和某些常见家具设施的识别仍面临一定挑战。

5 展望与结语 Future work and Conclusion

由此,针对基于 LiDAR 点云的竣工 BIM 建模问题,围绕上文总结的三大环节,可展望未来的一些发展方向:

(1) 在扫描方面,测绘级设备虽然价格不菲,但已有相关产品或研究致力于降低成本,而移动机器人的快速发展有望推动全自动化扫描方案成为 BIM 建模的新范式;

(2) 在配准方面,虽然方法已相对成熟,但仍需进一步提高低重合率下的

配准鲁棒性，以降低分点分段扫描中对重合范围的要求；

(3) 在语义建模方面，需根据目标对象的语义类型和几何特征选择合适的自动化方法，遮挡、环境多样性以及点云质量不佳等问题依然未能被现有方法较好解决，而更便于实际应用的参数化实例体块建模研究尚未得到广泛关注，这些问题均为后续攻坚方向。

综上，本文分①扫描、②配准和③语义建模三大环节，对基于 LiDAR 点云的竣工 BIM 建模问题进行梳理，介绍整理了近年来各个环节的代表性工作，总结了其存在的问题，并展望了未来的发展方向，可为后续的相关实践和研究提供参考。

参 考 文 献 References

- [1] Esfahani Mansour Esnaashary, Christopher Rausch, Mohammad Mahdi Sharif et al. Quantitative investigation on the accuracy and precision of Scan-to-BIM under different modelling scenarios[J]. Automation in Construction, 2021, 126: 103686.
- [2] Bosché Frédéric, Mahmoud Ahmed, Yelda Turkan et al. The value of integrating Scan-to-BIM and Scan-vs-BIM techniques for construction monitoring using laser scanning and BIM: The case of cylindrical MEP components [J]. Automation in Construction, 2015, 49: 201-213.
- [3] Besl, Paul J., Neil D. McKay. Method for registration of 3-D shapes [J]. Sensor Fusion IV: Control Paradigms and Data Structures, 1992, 1611: 586-606.
- [4] Tombari, Federico, Samuele Salti, Luigi Di Stefano. Unique signatures of histograms for local surface description [C]//Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision (ECCV), Heraklion, Crete, Greece, 2010: 356-369.
- [5] Rusu, Radu Bogdan, Nico Blodow, Michael Beetz. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration [C]//Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Kobe, Japan, 2009: 3212-3217
- [6] Xue Fan, Lu Weisheng, Webster Christopher J. et al. A derivative-free optimization-based approach for detecting architectural symmetries from 3D point clouds [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 148: 32-40.

- [7] RegARD: Symmetry-Based Coarse Registration of Smartphone's Colorful Point Clouds with CAD Drawings for Low-Cost Digital Twin Buildings [J]. Remote Sensing, 2021, 13(10): 1882.
- [8] Choy, Christopher, Jaesik Park, Vladlen Koltun. Fully convolutional geometric features [C]//Proceedings of the 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), Seoul, Korea, 2019: 8958-8966
- [9] Myronenko Andriy, Xubo Song. Point set registration: Coherent point drift [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(12): 2262-2275.
- [10] Yang Jiaolong, Li Hongdong, Dylan Campbell et al. Go-ICP: A globally optimal solution to 3D ICP point-set registration [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 38(11): 2241-2254.
- [11] Yang, Heng, Shi Jingnan, Luca Carlone. Teaser: Fast and certifiable point cloud registration [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2020, 37(2): 314-333.
- [12] PointNetLK: Robust & efficient point cloud registration using PointNet [C]//Proceedings of the 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Long Beach, CA, USA, 2019: 7156-7165.
- [13] Choy Christopher, Wei Dong, Vladlen Koltun. Deep global registration [C]//Proceedings of the 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Seattle, WA, USA, 2020: 2511-2520.
- [14] Wang, Boyu, Chao Yin, Han Luo et al. Fully automated generation of parametric BIM for MEP scenes based on terrestrial laser scanning data [J]. Automation in Construction, 2021, 125: 103615.
- [15] Yang, Liu, Cheng Jack CP, Wang Qian. Semi-automated generation of parametric BIM for steel structures based on terrestrial laser scanning data[J]. Automation in Construction, 2020, 112: 103037.
- [16] Dong, Zhen, Bisheng Yang, Pingbo Hu et al. An efficient global energy optimization approach for robust 3D plane segmentation of point clouds [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 137: 112-133.
- [17] Dai Angela, Angel X. Chang, Manolis Savva et al. ScanNet: Richly-annotated 3D reconstructions of indoor scenes [C]//Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR),

- Honolulu, HI, USA, 2017: 2432-2443.
- [18] Qi Charles R., Li Yi, Hao Su et al. PointNet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space [C]//Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems, 2017.
- [19] Wang Yue, Yongbin Sun, Ziwei Liu et al. Dynamic graph cnn for learning on point clouds [J]. *Acm Transactions On Graphics*, 2019, 38(5): 1-12.
- [20] Hu Qingyong, Bo Yang, Linhai Xie et al. RandLA-Net: Efficient semantic segmentation of large-scale point clouds [C]//Proceedings of the 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Seattle, WA, USA, 2020: 11105-11114.
- [21] Ochmann Sebastian, Richard Vock, Reinhard Klein. Automatic reconstruction of fully volumetric 3D building models from oriented point clouds [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 151: 251-262.
- [22] Xue Fan, Lu Weisheng, Chen Ke et al. BIM reconstruction from 3D point clouds: A semantic registration approach based on multimodal optimization and architectural design knowledge [J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2019, 42: 100965.
- [23] Song Shuran, Samuel P. Lichtenberg, Jianxiong Xiao. SUN RGB-D: A RGB-D scene understanding benchmark suite [C]//Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Boston, MA, USA, 2015: 567-576.
- [24] Qi, Charles R., Liu Wei, Wu Chenxia et al. Frustum PointNets for 3D object detection from RGB-D data [C]//Proceedings of the 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Salt Lake City, UT, USA, 2018, 918-927.
- [25] Qi, Charles R., Or Litany, He Kaiming et al. Deep hough voting for 3D object detection in point clouds [C]//Proceedings of the 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), Seoul, Korea, 2019: 9276-9285.