

面向倾斜摄影的实景模型融合技术与应用展望^{*}王雪茹¹ 曹立佳^{1,2,3}(1. 四川轻化工大学 宜宾 644000; 2. 人工智能四川省重点实验室 宜宾 644000;
3. 企业信息化与物联网测控技术四川省高校重点实验室 宜宾 644000)

摘要: 倾斜摄影技术对于大规模场景生成具有重要意义,为解决单依赖该技术所生成的实景模型存在的近地数据缺失且不具有内部结构的问题,该文从空地模型融合和宏微观模型融合两个层面展开了研究。首先回顾了倾斜摄影、三维激光扫描和建筑信息模型三种主要技术,接着对不同层面的整体融合流程和各自的底层技术原理(点云配准、数据标准)进行了调查,对比分析了相关研究的优势与不足,并指出了各自的应用场景。该研究提出了解决倾斜摄影下实景模型问题的两类融合技术框架,讨论了两者所面临的问题,并对其未来发展作出了展望,旨在为相关领域学者提供参考。

关键词: 倾斜摄影;点云配准;数据标准;模型融合;三维实景模型

中图分类号: TP391.9;TN29 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6020

Prospects of real-word model fusion technology and applications for oblique photography

Wang Xueru¹ Cao Lijia^{1,2,3}

(1. Sichuan University of Science & Engineering, Yibin 644000, China; 2. Artificial Intelligence Key Laboratory of Sichuan Province, Yibin 644000, China; 3. Key Laboratory of Higher Education of Sichuan Province for Enterprise Informationalization and Internet of Things, Yibin 644000, China)

Abstract: Oblique photography technique is of great significance for generating large-scale scenes. In order to address the issues of missing near-ground data and lack of internal structure in the real-world models generated solely based on this technique, this study explores two levels of research: the fusion of aerial and ground models, and the fusion of macro and micro models. Firstly, it reviews three main technologies: oblique photography, 3D laser scanning, and building information modeling. Then, it investigates the overall fusion processes and underlying technical principles (point cloud registration, data standards) at different levels. It compares and analyzes the advantages and limitations of relevant research and identifies their respective application scenarios. This study proposes two fusion technology frameworks to address the issues of real-world models under oblique photography, discusses the challenges faced by each framework, and provides prospects for their future development, aiming to serve as a reference for scholars in related fields.

Keywords: oblique photography; point cloud registration; data standard; model fusion; 3D real-word model

0 引言

经济的增长与科技的进步为城市的发展创造了许多机会,吸引了越来越多的人从农村走向城市^[1],城市人口持续不断地增长的同时,也为城市体的资源分配与城市管理者的治理能力带来了更大的挑战^[2]。自“智慧城市”的概念

于20世纪90年代被首次提出之后,人们开始探索使用三维的方式对城市地理信息进行有效地表达与管理^[3],并利用信息技术来提高城市治理效率。三维城市模型是三维地理信息系统的关键技术,它可以用来分析城市的自然和建设要素^[4-5],以数字化的方式帮助人们更加深入地了解城市的地形、建筑、道路等情况。该模型在智慧城市的许多领域

收稿日期:2024-04-17

* 基金项目:国家自然科学基金(62303484)、中国高校产学研创新基金(2021ZYA11002)、四川省科技厅创新苗子工程(MZGC20230084)、四川轻化工大学研究生创新基金(Y2023101)项目资助

都得到了广泛应用,如应急管理^[6-8]、城市规划^[9-10]、道路交通^[11-12]等方面。

倾斜摄影技术是最常用的三维城市实景模型生成技术之一^[13],该技术利用无人机在空中获取高分辨率的影像数据并通过计算机图像处理技术将这些影像数据进行融合、配准和建模,生成高精度、真实感强的实景模型。但由于无人机飞行高度限制、城市地区建筑物密集与地面遮挡较多等问题^[14-15],单靠这种方式往往难以采集到目标物体的近地数据。而地面激光扫描系统可以多站多角度地覆盖地物局部细节,但因其数据采集仪器本身的局限性以及建筑物高度对于扫描视角的限制,地面激光扫描难以获取到建筑物上部及顶部数据信息,因此,研究者们开始思考将这两种技术进行融合以互相弥补数据缺失的问题^[16-17]。

另一方面,倾斜摄影技术无法获取物体内部的结构信息^[18],它所生成的三维实景模型属于数字表面模型(digital surface model, DSM),主要着重于地表和地表以上物体的高程信息,而不包括模型的内部结构特征。若要在数字表面模型的基础上进行室内模型构建,则需要与其他建模技术结合使用。常见的室内建模技术包括三维激光扫描技术、近景摄影测量技术、同步定位与地图构建技术以及建筑信息模型(building information modeling, BIM)技术^[19],前三种技术生成的模型仍然属于数字表面模型,只是场景由室外转向了室内。而BIM技术主要以参数化建模的方式对建筑体进行由内而外地、全面地刻画,包括管道、电缆、梁、墙体、门窗等模型的构建,因此对于室内外模型融合主要讨论倾斜摄影与BIM融合技术。将倾斜摄影技术构建的宏观层面的城市场景模型与BIM技术构建的微观层面的建筑体信息模型相结合,可以满足三维实景模型的室内外结构特征需求^[20]。

因智慧城市建设所需的实景模型规模大,且不同区域对于模型的尺度结构要求各有差异。例如,在次要区域中只需要模型提供外部的地表高程信息,而在主要区域中模型需要同时提供外部和内部的结构信息。无论是哪种结构要求,单靠一种信息采集技术很难满足大规模下实景模型建设的需求,而不同技术下的数据信息应如何进行融合是一个值得研究的问题。因此,本文的主要内容结构安排如下:

1) 介绍了以大规模实景模型建设为代表的倾斜摄影技术;

2) 介绍了与倾斜摄影相融合的具有代表性的两种技术:三维激光扫描技术和BIM技术,分别对应室外的空地模型融合和室内外的宏微观模型融合;

3) 在空地模型融合中,针对倾斜摄影技术下的模型近地数据缺失问题,从点云配准理论层面,探讨了其与三维激光扫描技术的融合方式;

4) 在宏微观模型融合中,针对倾斜摄影技术下建筑物模型缺乏内部结构特征的问题,从BIM与地理信息系统(geographic information system, GIS)的数据标准转换层

面进行了分析与总结。

5) 概括分析了以上两种融合方式在理论技术层面下存在的 key 问题与未来发展趋势。

1 倾斜摄影技术

倾斜摄影测量是目前最常用的大规模室外三维场景模型生成技术,通过无人机搭载传感器及多视摄像头捕捉建筑物、地形、道路等物体的垂直和倾斜多个角度影像数据,生成具有高度和精度的与现实场景极度还原的实景三维模型,如图1所示。

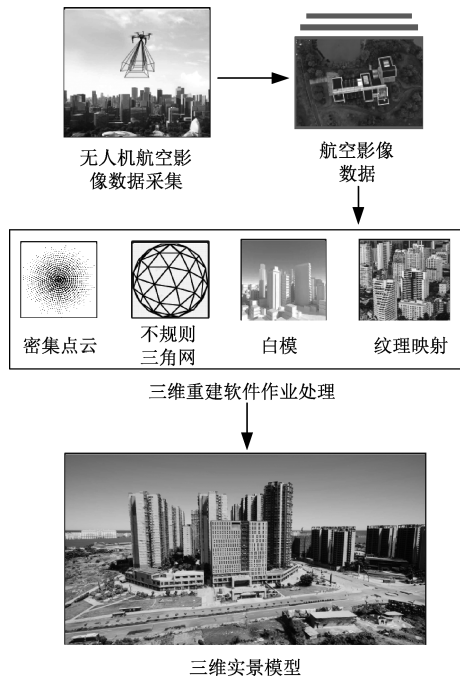


图1 三维实景模型重建流程

三维实景模型的重建过程在相应的三维实景重建软件(例如ContextCapture)中进行,通过将无人机采集到的具有一定重叠度的影像图导入到重建软件当中。经过空中三角测量、多视影像密集匹配、密集点云生成、不规则三角网格处理^[21-22]以及纹理映射的过程,最终生成带有真实纹理信息的三维实景模型。

由计算机视觉研究界发起的动态结构(structure from motion, SfM)技术被广泛用于基于无人机影像的自动三角测量以实现场景的稀疏重建^[23-25]。传统的SfM算法按照图像添加的顺序可以分为增量式和全局式。增量SfM是一种逐帧处理的方法,在每个新帧加入后,它都会对前面所有帧重新进行优化,以保证三维重建的准确性,但随着帧数的增加容易出现累积误差^[26]。全局式SfM将所有帧的视觉特征同时输入到优化模型中,其迭代优化次数比增量SfM要少很多并且误差不会累积,但它对于外部点的鲁棒性不如增量SfM。

为兼顾这两种算法的优势,研究者们提出了分区与融

合策略的混合式 SfM,利用增量 SfM 恢复图像子集的摄像机参数,完成增量 SfM 之后再再进行全局 SfM 处理,引入完整性约束保证不同子集摄像机之间的连通性,并执行光束法平差以优化摄像机参数和稀疏模型^[27]。混合式 SfM 既避免了增量 SfM 耗时长的问题,又避免了全局 SfM 重建精度低、鲁棒性差的问题。薛俊诗等^[28]采用多层次加权核 K-means 算法实现场景图分割,提出一种最优新增影像的选择标准,使重建的效率、精度和完整性得到了较大的提升;

许彪等^[29]针对图像子集错误分区或不可靠分区问题,提出基于影像关联的分区方法,对快速增量式 SfM 进行改进以剔除不可靠分区并利用分区后的区间公共地面点实现分区融合,降低了重建失败的风险,提升了重建精度和鲁棒性。现有的混合 SfM 方法在子集局部稀疏重建方面已较为成熟,但在子集划分和子集合并方面还存在着子集图像弱连接、图像扩展效率低以及子集合并鲁棒性不高等问题。表 1 对不同类型 SfM 的优缺点进行了总结。

表 1 不同类型 SfM 的优缺点

	数据处理方式	优点	缺点
增量式	逐帧处理图像序列	重建精度高,鲁棒性高	运行时间长,由于误差累积可能出现漂移
全局式	一次性处理整个图像序列	运行速度快,不会出现漂移	重建精度较低、鲁棒性不高
混合式	划分图像子集,对每个子集完成增量 SfM 处理之后再对所有子集进行全局 SfM 处理	能有效防止误差累积、漂移问题和内存瓶颈	子集内的图像空间分布松散、扩展效率低、合并的鲁棒性不高

最近,一种基于神经辐射场(neural radiance fields, NeRF)的新方法在摄影测量三维场景重建中逐渐兴起,原始 NeRF 通过输入视图集优化底层连续体积场景函数,使用隐式表示渲染新视图进行场景重建。相比于经典的 SfM,该方法在具有无纹理、反射或折射表面的物体重建中更具优势。然而,原始 NeRF 并不适用于大规模的場景重建,因此,不少研究者基于 NeRF 框架进行修改和扩展以更大程度上激发 NeRF 的卓越性能。其中,Jia 等^[30]采用类似于混合式 SfM 的方式,使用 NeRF 并行训练子场景然后将其合并为完整场景,以提升 NeRF 在大规模场景下的重建效率。该方法考虑了每个子场景的局部和全局场景特征,且能够处理阴影遮挡,但其子场景的合并也限制着交互式应用的速度,对于位姿估计的精度也有待提升。Wang 等^[31]针对 NeRF 容易出现的与训练视图过拟合导致几何重建效果不佳的问题,提出了一种新的无监督正则化方法。该方法可以准确地重建低纹理平面区域,改善了大规模室外城市场景的几何结构,但依赖于语义分割掩码,且只能应用于先验平面和静态场景。目前,NeRF 在摄影测量中的应用尚处于初始阶段,未来可进一步探索两者的结合以提升挑战性场景下的模型质量和效率。

2 模型信息获取相关技术

2.1 基于近地数据的三维激光扫描技术

三维激光扫描技术是一种非接触式测量技术,利用激光束对物体表面进行扫描,通过测量激光束与物体表面的距离和角度获取物体表面的三维坐标信息,从而构建物体表面的三维形状模型。坐标测量原理如图 2 所示。

坐标系原点为激光扫描仪的扫描中心, $P(x,y,z)$ 是物体表面某一点所处位置, S 为扫描中心到物体表面点 P 的距离, α 和 β 分别为激光束发射瞬间仪器与物体表面点

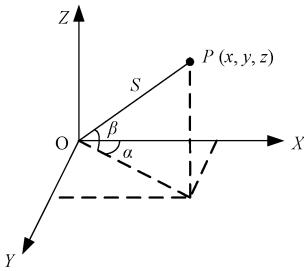


图 2 坐标测量原理

P 的水平面角度和垂直面角度,物体表面的三维坐标计算公式如式(1)所示。

$$\begin{cases} x = S\cos\beta\cos\alpha \\ y = S\cos\beta\sin\alpha \\ z = S\sin\beta \end{cases} \quad (1)$$

三维激光扫描获得的数据通常是海量的点云数据,具有无序、不规则、散乱等特点。为有效利用这些点云,需要对采集后的点云数据进行分类、去噪、配准等处理。特征选择和提取是以往点云分类中的研究热点,其中几何特征被广泛应用于地面激光扫描(terrestrial laser scanning, TLS)点云分类,Wang 等^[32]提出一种多尺度分层框架有效提取物体形状特征,用于城市场景中 TLS 技术的点云分类。该方法对于城市中的小目标对象具有较佳的分类结果,对于点密度变化和数据缺失的点云也具有很强的辨别能力和鲁棒性,但尚未采用语义特征对点和物体块之间的空间关系进行处理,其分类准确性和计算效率仍有待提升。除了几何信息之外,大多数 TLS 系统中还记录了强度信息以及装配了数码相机,可以获取每个点的几何、强度和颜色特征。为了更好地改善点云分类结果,Li 等^[33]基于超像素邻域提取了点云的几何、颜色和强度特征,研究了 6 种不同特征组成的特征集对于 TLS 点云分类的影响。

该方法指出颜色和强度特征可以作为几何特征的补充,其中颜色特征在 TLS 分类中更实用,但该研究仅进行了距离效应矫正,强度数据仍然受到入射角和环境等其他因素的影响。基于学习的方式常被用于点云分类,随着深度学习技术的发展,深度学习方法在这方面相较于机器学习更具优势,它们能够从给定数据中自动学习高级特征从而避免了机器学习中的存在的需进行大量人工操作的弊端。Guo 等^[34]通过建立单尺度深度神经网络、生成多尺度分层深度特征以及使用 softmax 进行分类的方式,提出了一种可直接在三维空间中对 TLS 点云进行分类的新方法。该方法对点云中不同层次的点进行抽象建模以捕捉局部和全局结构,获得有效、具有区分性的特征,但其准确性会在一定限度内开始下降并且计算成本也会随之增加,在处理城市环境中更精细的类别时仍有改进空间。

对于点云数据中存在噪声、异常值或数据缺失会导致后续三维曲面重建精度下降的问题,通过对点云数据进行优化和处理可提高后续曲面重建的精度和准确性^[35]。而 TLS 点云因场景重叠度低、遮挡和自遮挡严重等问题,在点云配准方面仍然面临着挑战, Li 等^[36]使用多尺度神经网络来学习局部形状描述符,根据不同的局部领域构建了多尺度子网络并将其进行了融合以学习鲁棒的局部特征。该方法对于噪声处理和点云配准具有很高的准确性和鲁棒性,但在进行关键点提取时需要花费大量时间,当数据扩增时特征描述能力也有所降低。Zhao 等^[37]针对点云质量的增强和优化进行了研究,使用统计滤波去除异常点,建立自适应八叉树对处理后的点云进行网格化并计算每个网格的密度,同时通过设置优先级值的方式可控制地新增点的数量以实现孔洞修补。该算法在去除离群点和混杂点的同时,保留了点云清晰细致的特征,对孔洞进行了有效的修复,但该研究只针对斯坦福 3D 模型库中的兔子数据集进行了实验,在实际应用场景中的效果并未得到说明。对于城市范围大、点云目标复杂多样、配准难度大的问题, Cong 等^[38]提出了一种融合特征值和主曲率的多尺度特征点提取方法,基于八叉树的体素滤波算法统一一点云密度,分别采用优化四点共面集合和最近点迭代(Iterative closest point, ICP)算法进行点云的粗匹配和精匹配,克服了移动激光扫描点云和 TLS 点云数据质量对配准结果的影响,该方法能够有效地完成不同平台上的点云配准但在配准精度上只是略高于实际工程应用需求精度。

2.2 基于模型内部信息的 BIM 技术

BIM 是一种基于数字化技术和信息化平台的建筑设计、施工、运营管理等全生命周期的综合性模型,将建筑和工程的各个方面,包括几何形状、材料、结构、设备、能源等,以智能对象和参数化模型的形式进行数字化建模,实现全方位的信息共享和协同工作。

BIM 技术可以通过创建高质量三维模型、集成各种分析工具以及提供交流和演示平台的方式帮助技术相关人

员或用户更好地理解建筑的性能和功能,因此常常被用于可视化领域,如可视化隧道施工过程^[39]、洪水对建筑物的损害情况^[40]、城市绿化的潜在环境暴露水平^[41]等。为减少 BIM 可视化的数据冗余量,提高交互性与响应速度,研究人员开展了一系列工作以实现 BIM 可视化的轻量化, Liu 等^[42]从网络应用中的资源限制方面考虑,采用语义引导删除重复对象并进行扫面参数化处理的方式减少数据处理量,实现了大规模 BIM 模型的轻量化处理。该方式能够显著降低数据冗余,但无法展示外部环境信息对建筑物的影响,也忽略了阴影等渲染效果带来的影响。Chen 等^[43]从工业基础分类(industrial foundation classes, IFC)文件开发和 Draco 算法引入两个方面入手,分别采取从 IFC 文件中提取并封装几何模型的元素信息对应类以减少模型体积和使用 Draco 无损压缩算法提高 3D 图形的存储和传输速率的方式,实现了对桥梁模型体积的压缩,不仅将模型体积缩小到了 20% 以下,还提高了系统的渲染性能; Fang 等^[44]通过在 BIM 模型格式转换的过程中减少三角面数量并以相同方式存储相同类型模型构件的方法,对场馆模型进行轻量化处理,该方式可将模型大小减少 70% 至 90%。后面两种轻量化方法主要针对自身系统对于 BIM 模型需求而设定,并未探讨对于其他类型的 BIM 模型是否适用。

目前, BIM 的应用已经超越了传统的 3D 建模, 发展出了 4D 到 7D 多个维度并依次关联了时间^[45]、成本^[46]、环境^[47]和运营维护^[48]因素。从 4D 到 7D-BIM 的发展代表了一种全面的项目管理和资产生命周期方法, 通过结合时间、成本、环境和运营维护因素, BIM 使相关方能够做出明智的决策, 增强协作, 降低风险, 并优化建筑和基础设施项目的性能。其多维能力有助于改善项目成果、节约成本、可持续发展和运营优势。近年来, 随着数字孪生技术在建筑领域研究的不断深入, BIM 完整的 3D 模型信息使其在数字孪生领域占有一席之地, 同时 BIM 在交互性增强^[49]、数据准确性提高^[50]和更先进的模拟^[51]方面也取得了长足的进步以支持数字孪生的创建和改进, 但要实现从使用数字模型到完全集成的数字技术转型, 通用的数据标准和工具开发未尝不是一个挑战。

3 空地模型融合——点云配准

3.1 整体融合方式

虽然无人机影像采集技术具有高效、灵活、精度高等优点,但在空中进行数据采集时,因受建筑物、树木等障碍物的遮挡影响,近地影像数据往往有所缺失从而造成模型空洞、扭曲等问题。而对于地面激光扫描技术来说,可以轻松地获取近地数据却难以采集到高大建筑物、树木等物体的上部信息,两种技术各有优劣且具有互补性。空地模型的数据融合主要从点云层面进行操作,通常经过以下几个步骤(如图 3 所示):

1) 数据预处理。由于初始点云的数据量大且包含了许多不必要的点云数据,因此数据预处理通常包括点云去噪或点云下采样^[52],以及实现两类点云坐标系的统一。

2) 点云粗配准。寻求点对对应关系用于获取初始的变换估计,可通过手动配准或基于学习的方式获取点对对应关系。

3) 点云精配准。根据上一步中获取到的变化估计进一步优化配准结果并达到更高的精度,常见的有 ICP 及其变体算法。

4) 评估与重建。最后根据评估方法对配准后的点云精度进行评估,对达到精度标准的融合后的点云执行重建操作。常见的点云配准度量指标包括均方根误差 (root mean square error, RMSE) 和均方误差 (mean square error, MSE)。

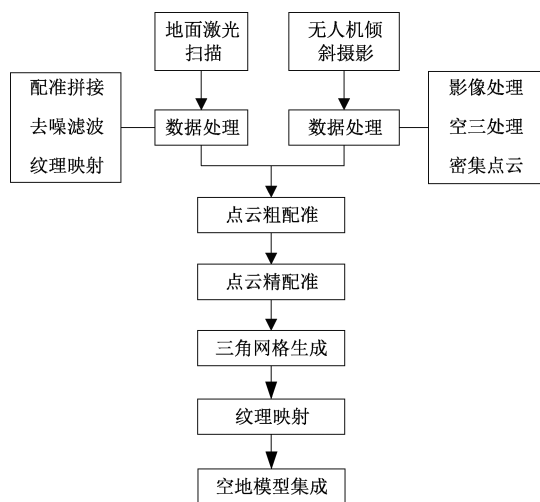


图3 空地模型融合流程

Šašak 等^[53]针对崎岖的高山存在较多遮挡区域的问题,结合使用无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)与 TLS 进行数据采集工作,并对配准拼接后的 TLS 点云进行了去噪处理;在四个人工识别点的基础上进行两者点云数据的粗配准;使用基于 ICP 算法的多站调整进行数据的自动配准以实现点云的精配准;然后对融合后的点云进行了等距抽取以均匀化点的不同空间密度并减少网格模型生成过程的数据冗余。何原荣等^[54]以渐山古建筑为研究对象进行数据采集,同样对 TLS 点云进行了去噪滤波处理;通过手工提取同名特征点计算了粗略的刚性变换;然后采用 Kd-Tree 近邻点搜索和平面拟合及法向量计算对特征点匹配算法进行了改进,以优化同名特征点的方式使得变换矩阵更加准确,提升配准精度;最后通过生成建筑物白模和纹理映射实现了真三维模型构建。段平等^[55]使用 UAV 和 TLS 对云南师范大学的武之楼进行了数据采集,将 UAV 获取到的影像数据处理为点云数据与 TLS 点云数据进行融合;通过统一坐标系的方式实现点云数据的粗配准,并采用 ICP 算法进行点云精配准,最后生成三维

模型。该方法原理简单且未对数据进行预处理操作,只采用了经典的 ICP 算法进行点云数据的精配准。这些研究从实际工程应用方面很好地解释了图像数据与点云数据的融合流程。

3.2 基于优化的配准

基于优化方式的关键思路是制定复杂的优化策略求解估计变换矩阵,常见的优化方法基于经典的点到点 ICP 算法进行改进,以克服配准过程中存在的收敛速度慢、对异常值、缺失数据和部分重叠敏感的问题。Yao 等^[56]提出一种基于曲率特征相似度的改进 ICP 点云配准算法,搜索满足条件的对应点,计算点对组的曲率特征相似度,通过曲率相似度进行特征点的识别,当点云特征明显时,曲率通常较大。该算法在非结构环境中的配准效果较好,但在曲率特征不明显的情况下精度会有所下降。虽然使用了 Kd-Tree 用于加速点搜索,但对于点数较多的情况将存在明显的耗时问题。Zhang 等^[57]提出了安德森加速点对点 ICP 方法的新方式,通过李代数对刚性变换进行参数化并使用基于 Welsch 函数的点到点度量替换经典 ICP 中的平方距离度量。同时,利用 Welsch 函数定义稳健的误差度量,通过安德森加速最大最小化求解器将其最小化,从而将该公式扩展到点到面的 ICP 上。该算法提高了点到点和点到面 ICP 方法的收敛速度和鲁棒性,但依赖于良好的初始配准,对于重叠度很小的点云,即使初始配准良好也可能产生错误的结果。

为考虑配准的全局特性,降低适配率,Yuan 等^[58]设计了顶尾策略对点云的比例因子进行归一化和尺度估计以调整点云的初始位置和尺度系数,并采用二分图匹配从全局视角确定初始的点对对应关系。该算法对配准过程中的粗配准进行了优化,加快了配准收敛速度、提高了配准精度,其中的顶尾策略具有良好的可扩展性和适用性。但该研究尚未考虑在非均匀点云密度影响下的顶尾策略是否仍然有效,对于配准的鲁棒性还需进一步优化。为避免 ICP 算法陷入局部最小值,Liu 等^[59]开发了一种改进的退火模拟方法,采用基于平卡斯定理的退火模拟来计算对应关系的刚性变换,并将马尔可夫链蒙特卡罗方法添加到采样过程中意加速算法收敛。该算法具有良好的全局优化能力,在配准复杂点云或点云间距离较远时表现出良好的性能,但在面对待配准点云中存在较多的非相关对应点或完整度较低的情况下,其配准精度稍有欠缺。针对当前点云配准过程中的计算时间长、配准精度低的问题,Shi 等^[60]通过对初始点云数据进行去噪滤波处理减少点云的数据量,然后利用重叠区域的点云信息,采用自适应烟花算法进行粗配准以获得相对较高的初始相对位置精度。该算法避免了自适应烟花算法因数据量大而耗时的问题,提升了配准速度和准确性。但该方法是通过减少点云数据量的方式进行提速而并没有从配准算法本身进行考虑。

对于点云配准的优化问题,学者们通常关注收敛精度和计算时间两个指标,如表 2 所示。收敛精度与点云的初始相对位置有关,一般通过特征点提取或相关改进算法对粗配准进行优化以获得较好的初始对应关系^[61-62]。另一种方式则是对精配准算法进行改进,常见的方式是引入相关数学理论的优化策略以最小化目标函数。减少计算时

间可从减少点云数量方面入手,若从算法本身进行考虑,常用的方式是使用 Kd-Tree 加快对应点的搜索速度,最近的方法是采用安德森加速方法来加快收敛速度。通过各种改进和优化,配准算法的鲁棒性、准确性和速度都得到了提高,但以往的研究并没有解决传统 ICP 算法对初始位置要求严格的不足。

表 2 基于优化的方式总结

文献	关注层面	改进层面	技术特点	优点	缺点
[56]	时间;精度	精配准	曲率特征相似度;Kd-Tree	通过比较曲率特征的相似度可以提高对应点搜索的准确性,在处理噪声点云时也能达到很高的精度,适用于非结构化环境中的点云配准	对于曲率特征有一定要求,在曲率特征不明显的情况下,算法精度较低;计算量较大,对于点数较多的情况耗时问题明显
[57]	时间;鲁棒性	精配准	安德森加速;基于 Welsch 函数的点到点度量	提高了点到点和点到平面 ICP 方法的收敛速度和鲁棒性;对于数据可能存在噪声、异常值和部分重叠的刚性配准问题,提供了高效、稳健的解决方案	依赖于良好的初始配准;对于重叠度很小的点云,即使初始配准良好,该方法也可能产生错误的结果
[58]	效率;精度	粗配准	顶尾策略;二分图结构	对于低重叠、缺失点较多和特征不明显的点云数据具有良好的配准性能,所设计的顶尾策略可与粗配准方法相结合,具有良好的可扩展性	在处理非均匀密度的点云数据时,配准精度还有待提升
[59]	时间;准确性	精配准	模拟退火;马尔可夫链蒙特卡罗方法	能够在不同视角下找到设计模型和测量模型之间转换的全局最优值,在配准复杂点云或点云间距离较远时表现出良好的性能	存在较多的非相关对应点
[60]	时间;精度	粗配准	自适应烟花算法	因自适应烟花算法所具有的受噪声干扰和点云初始位置影响较小的特点,其在粗配准时获得了较好的初始对应关系,提升了配准的准确性	通过减少初始点云数据量的方式加快自适应烟花算法的搜索速度,并没有从配准算法本身进行配准速度的优化

3.3 基于学习的配准

基于学习的方式常常利用神经网络估计准确的对应关系^[63-64],无需像优化方式那样进行迭代。基于学习的方法应用于点云配准的主要表现方式是提取点云集中的特征点,进行准确的点对对应关系估计,然后根据获取到的对应关系进行变换矩阵求解。因此也被称为部分学习配准,相比于优化迭代方法,具有速度上的优势。

Fu 等^[65]首次提出利用深度图匹配来解决点云配准问题,引入了一个由亲和层、实例归一化和 Sinkhorn (affinity layer, instance normalization and Sinkhorn, AIS) 组成的模块预测两个图的节点之间的软对应矩阵,使用端到端神经网络预测对应关系矩阵并通过基于对应关系的求解器获得刚性变换。该方法在存在噪声、异常值和部分重叠的点云的数据上表现出良好的鲁棒性,同时具有良好的泛化能力。Qin 等^[66]提出一种既无关键点又无随机抽样一致性 (random sample consensus, RANSAC) 算法的点云配准方法,通过学习点云的变换不变几何表示实现鲁棒的超

点匹配,根据补丁重叠比率加权每个超点匹配的损失以获得更好的收敛,最后通过奇异值分解 (singular value decomposition, SVD) 计算刚性变换矩阵。该方法通过共享几何自注意力减少了内存占用和计算成本,在低重叠情况下具有鲁棒性。但仍然未能很好地解决大场景的点云数据配准效率,同时均匀采样超点的不灵活性也是一个问题。Yew 等^[67]使用 KPConv 卷积主干来提取稀疏点的特征集,同时对输入的点云进行下采样,将两个点云的特征传递到由多头自注意力和交叉注意力组成的多个 Transformer 层中,并在每个变换层的输入中添加正弦位置编码来整合位置信息。使用条件特征来预测变换后关键点的坐标,最后使用所得特征来预测下采样点的相应变换位置。类似地,该方法也无需进行进一步的近邻特征匹配或 RANSAC 步骤,即可根据对应关系估算刚性变换。并且直接预测对应关系克服了使用下采样特征带来的分辨率问题。但是其使用的转换层具有二次复杂性,因此无法在大量点上使用,而且只能在降采样点云上使用。

Wang 等^[68]从全局和局部信息中共同学习刚性配准中最有用的特征信息,通过捕捉自我注意力和条件注意力来学习共语境信息,对学习到的嵌入进行训练以获取匹配的点实现对软映射。该方法学习到的特征能够可靠地提取点对对应关系,实现高质量的配准,但其只针对对象级的数据集进行了实验,难以体现网络的泛化能力,且无法满足部分重叠点云的配准精度要求。

为解决点云部分重叠带来的配准性能挑战,Huang 等^[69]采用体素网格滤波器对原始点云进行下采样并聚合为超级点,同时带有相关特征,设计重叠注意模块提取两点云特征编码之间的共同上下文信息,为每个超级点分配两个重叠分数,并将互为条件的瓶颈代表解码为点描述符以及细化的每点重叠度和匹配度分数。虽然该方法显著

提升了点云的内点率,并在低重叠情况下具有明显优势。但高的内点率并不一定意味着高的配准召回率,在超点密度不均匀的情况下,该方法可能面临瓶颈。Wang 等^[70]提出了用于部分配准的几何空间细化网络,使用边缘卷积进行逐点领域编码,将几何特征嵌入到注意模块进行全局特征细化,利用点领域之间的特征差异进行重叠点预测。这两种方法针对低重叠点云进行网络优化,通过从重叠区域获取特征点的方式增强了网络的配准性能,但在重叠区域点云数据量较大时能否保持良好的配准效果还有待商议。部分学习配准基于特征点提取的特点,可以作为其他点云任务的一部分,例如点云分类、分割和检测。同样地,也可以轻松地利用其他任务中的网络模块进行自身扩展以提升网络的性能。表 3 对基于学习方式的点云配准进行了总结。

表 3 基于学习的方式总结

文献	技术特点	求解方式	损失函数	数据集	源码
[65]	深度图匹配;边生成器; AIS 模块	RANSAC	焦点损失	对象级、场景级	https://github.com/fukexue/RGM
[66]	超点匹配模块;点匹配模块;	加权 SVD	重叠感知圆损失	对象级、场景级	https://github.com/qinzheng93/GeoTransformer
[67]	KPConv; Transformers; 无 RANSAC	解码器	重叠损失、对应关系损失与特征损失三分的加权总和	对象级、场景级	https://github.com/yewzijian/RegTR
[68]	DGCNN; 注意力模块;Tansformer	SVD	配准点云与地面实况的偏差	对象级	https://github.com/WangYueFt/dcp
[69]	重叠注意力模块	解码器	圆损失、重叠损失、匹配形损失	对象级、场景级	https://github.com/prs-eth/OverlapPredator
[70]	几何匹配细化模块; EdgeConv;重叠预测模块	SVD	全局配准损失和加权领域一致性损失	对象级、场景级	无

基于优化的点云配准根据具体问题需求设计目标函数和约束条件,适应不同的点云配准任务。通过优化目标函数可以实现高精度的点云对齐,尤其对于小范围的局部配准效果较好。该方法通常需要较多的计算资源和时间,尤其是在处理大规模点云数据时。基于学习的点云配准通过训练数据自动学习特征和配准模型,减少了手工设计优化目标函数的过程,且具有较强的鲁棒性,适用于噪声和部分遮挡的情况。同时,一些基于学习的方法可以在实时或近实时的情况下进行点云配准,适用于需要快速处理的应用场景。但基于学习的方式需要大量的数据进行训练,对于不同类型的点云数据也可能需要重新训练模型。因此,根据优化方式的高精度和灵活性,学习方式的自动化和鲁棒性,结合二者的优势,将优化策略应用于配准网络中以实现高性能的点云配准不失为一种新的探索方式。

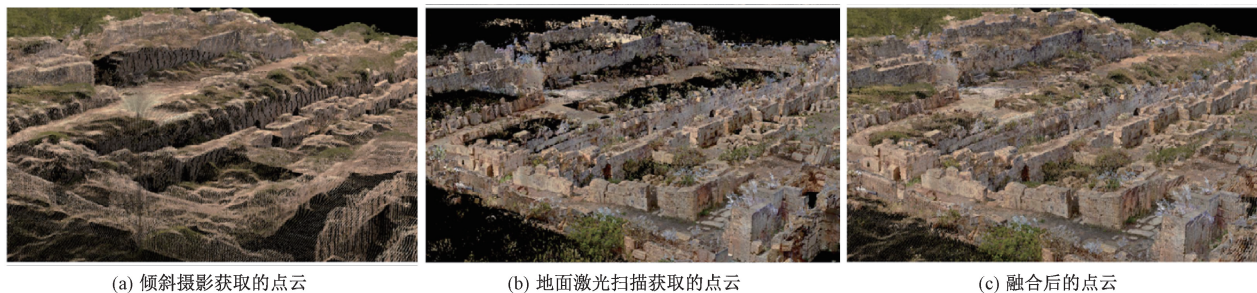
由于倾斜摄影技术与三维激光扫描技术自身的特性,两种技术融合后的空地模型只是数字表面模型,因此该方式下的三维数字模型主要提供地理地形、外部空间结构、

物体表面特征等模型外部数据信息,如图 4 所示。其中,图 4(a)为倾斜摄影获取的点云数据,图 4(b)为地面激光扫描获取的点云,图 4(c)为融合后的点云)。倾斜摄影技术与三维激光扫描技术所融合的空地模型广泛应用于数字城市建设^[71]、文化遗产保护^[72]、林业资源调查^[73]等多个领域。

4 宏微观模型融合——数据标准

4.1 整体融合方式

从数字城市三维实景模型方面来说,由倾斜摄影技术生成的模型可以包含大量的地理信息,如建筑物、街道、地形地貌、植被等,这类信息可视作为城市三维实景模型中宏观层面的表达。因 DSM 不具有内部空间结构,而数字城市的实现往往离不开对三维模型的内部探索,因此研究者们常常使用 BIM 技术从模型的微观层面来表达建筑物的内部空间信息^[75-76],并将其与 GIS 相融合(例如倾斜摄影生成的城市三维模型),实现从宏观到微观、从外部到内部

图4 空地模型融合^[74]

的空间结构以满足数字城市建设需求。

GIS与BIM的融合是实现多维应用的关键,逐渐成为学术界和产业界的研究热点,实现BIM与GIS的集成可通过以下流程进行:

1) IFC文件解析。对IFC文件进行正确解析将其转换为更有组织的结构以便信息访问和查询。

2) 几何转换。对建筑模型的几何形状进行转换以便在GIS中使用,例如表示转换、空间参考和坐标系对齐。

3) 语义传递。将语义信息附加到几何上以丰富构建模型,例如属性提取、语义映射、语义提取和语义合并。

4) 集成与可视化。对转换完成后的数据进行集成,使其能在两个系统之间共享和共同使用,利用集成的BIM和GIS数据进行空间分析和可视化。

4.2 数据集层面

目前,BIM与GIS集成的研究趋势主要是从各自的数据标准出发建立转换关系,根据转换目标和所涉及的任务可大致分为基于数据集的路径、基于系统的路径和基于本体的路径,路径中的任务通常涉及几何转换和语义传递两个方面。

基于数据集的路径将BIM的数据标准IFC转换为GIS的数据标准shapefile或城市地理标记语言(city geography markup language, CityGML)。Zhu等^[77]使用开源方法通过IFC空间结构检索IFC中的几何信息,并将其转换为shapefile以提高转换的效率和稳健性,此外还开发了自动多面体生成算法以根据特定参数自动创建多面体。该方法相比于ArcGIS数据互操作性扩展(data interoperability extension for ArcGIS, DIA)具有稳定、高效等优势,且生成的shapefile用途更广泛,但该研究仅涉及三种挤压轮廓转换,缺乏广泛的挤压轮廓和管模型支撑,忽略了IFC中的对象属性以及其他对象之间的关系。Zhu等^[78]通过集成计算机图形技术,使用开放级联技术(open cascade technology, OCCT)提取和转换IFC几何图形,并开发了一种从三角剖分元素重建边界表示(boundary representation, B-rep)的方法以便于将OOCT集成到IFC到shapefile的转换中。该方法提高了BIM到GIS数据转换的效率和可靠性,生成的建筑模型包含了更多的几何细节,但所提出的方法只能生成原样模型,无法

编辑和修改几何形状。

尽管从IFC到shapefile的转换任务更少更容易,但shapefile在表示建筑对象之间的空间关系方面无效。因需要考虑更复杂的实体到曲面转换和严格的语义映射,从IFC到CityGML的转换相比与从IFC到shapefile更难实现。Tauscher等^[79]利用图转换作为一种形式化方法根据输入模型和用例需求调整从IFC到CityGML的转换,采用三重图语法将IFC和CityGML在语义和几何上进行联系。该方法的图转换规则的表达能力能够在很大程度上指定数据格式的转换,但并没有完全解决表达能力方面的限制只是采用了例如无限递归结构规则的变通方法。Biljecki等^[80]开发了应用领域扩展(application domain extension, ADE)机制进行CityGML数据模型的扩展,以促进从IFC到CityGML的自动转换。该方法重点对数据模型进行了设计,能够为广泛的应用程序提供支持并保留相同格式的数据,但根据ADE生成数据集的过程受到现实世界IFC数据集中特征可用性的抑制。将IFC转换为CityGML虽然更困难,但因为其数据丰富性、语义一致性和基于标准的互操作性等优势,使得IFC转换为CityGML成为BIM与GIS集成中流行且有效的路径,然而从IFC到CityGML的转换在几何转换和语义传输方面的问题仍然存在。

4.3 系统与本体层面

基于数据集的路径关注数据集的转换和整合,而基于系统的路径和基于本体的路径都属于系统级别的集成方法,关注的是整个BIM与GIS系统之间的数据传输和交换。基于系统的路径在面向数据集的路径的基础上增加了信息可视化模块,Zhao等^[81]建立了一个基于BIM和GIS的综合网络平台,以网页图形库(web graphics library, WebGL)为数据容器、以互联网为链接来整合BIM和GIS数据,开发了一种无需转换标准或安装插件的新方法将IFC格式的BIM数据集成到了网络GIS当中。该集成方法避免了繁琐的工作和重要信息丢失的情况,改善了信息共享和理解,但因不同的项目具备不同的信息数据量,其数据处理效率并未得到充分说明。Khan等^[82]使用定制算法利用地质数据开发B-rep地质模型,将B-rep模型转换为体素模型并实现了IFC和CityGML地质数据

的扩展。所提出的系统支持语义信息、快速模型更新和决策,并采取了多种措施来避免信息丢失,虽基于体素的模型在表示精细和复杂的地质特征方面具有优势,但同时也将具有更多的计算量,对于存储空间也有更高的要求。面向系统的路径为 BIM 与 GIS 的数据集成提供了更大的灵活性,允许在不同系统之间进行数据交换和共享。然而这种集成通常依赖于基于网络的 GIS 系统,其性能受到互联网连接质量的限制。

基于本体的路径旨在开发另一个系统来融合 BIM 和 GIS 的信息,消除不同标准对同一实体的语义理解偏差,Shi 等^[83]将来自各种数据源的数据(例如 IFC、CityGML 和 shapefile)转换为资源描述框架(resource description framework, RDF)数据模型,构建了一个通用的城市信息模型(city information model, CIM)本体来集成异构

BIM、GIS 和物联网数据。该方法实现了语义和几何概念的高度一致,避免了原始数据源发生变化和数据丢失的问题,构建了 CIM 数据集成的通用模式,但该本体主要关注建筑相关概念,对于城市基础设施方面的处理不够全面,且仍然存在许多不可避免的手工建模和映射过程。Karimi 等^[84]提出了一种集成机器人导航和数据收集的语义网络本体,将 BIM 与 GIS 数据用于施工阶段的机器人导航。该方法实现了 BIM、GIS 和机器人导航系统之间的语义互操作性和跨域数据交换,并可扩展到其他建筑领域,但该本体旨在整合建筑物的高级语义信息,而实际的机器人导航需要传感器提供低级信息。基于本体的路径在语义一致性、数据互操作性、知识共享和重用等方面具有优势,但该方法的问题在于其主要关注语义传递而不处理几何转换。表 4 对从 BIM 到 GIS 的数据转换方式进行了总结。

表 4 从 BIM 到 GIS 的数据转换方式

文献	层面	侧重任务类型	特点	优点	不足
[77]	数据集	几何转换	定制算法	较 DIA 具有稳定高效的优点,且生成的 shapefile 可用于更多应用程序并易于管理	未考虑语义传递,忽略了 IFC 中的对象属性信息,效率也有待提升
[78]	数据集	几何转换	计算机图形处理技术	提高了数据转换的效率和可靠性,生成的模型包含更多的几何细节,OOCT 可全自动转换所有类型表示	目前只能生成原样模型,无法编辑/修改模型几何形状。语义迁移问题并未得到很好的解决
[79]	数据集	几何转换、语义传递	三重图转换规则	图转换规则的表达能力能够在很大程度上指定数据格式的转换,对于具有异构输入以及具有不稳定数据模型的场景同样适用	没有完全解决表达能力方面的限制,无法满足实时应用程序所需的性能
[80]	数据集	语义传递	ADE 扩展机制	促进了从 IFC 到 CityGML 的自动转换,能够为广泛的应用程序提供支持并保留相同格式的数据	根据 ADE 生成数据集的过程受到现实世界 IFC 数据集中特征可用性的抑制
[81]	系统	几何转换、可视化	WebGL	允许更好地空间访问,避免了繁琐的工作和重要信息丢失的情况,改善了信息共享和理解	功能具有针对性且数据处理效率未得到充分说明
[82]	系统	几何转换、语义传递、可视化	B-rep、体素、数据标准扩展	所提出的系统支持语义信息、快速模型更新和决策,可作为地下数字孪生的基础	该研究的针对性较强,主要面向地质类型数据,模型计算量大
[83]	本体	语义传递	语义网络	实现了语义和几何概念的高度一致、数据的自动实例化,构建了 CIM 数据集成的通用模式	CIM 本体不够全面,且仍然存在许多不可避免的手工建模和映射过程
[84]	本体	语义传递	语义网络	实现了 BIM、GIS 和机器人导航系统之间的语义互操作性和跨域数据交换,并可扩展到其他建筑领域	该本体旨在整合建筑物的高级语义信息,而实际的机器人导航需要传感器提供低级信息

在数据集层面,几何转换和语义传递主要关注数据的几何信息和属性信息的转换。在系统层面,几何转换和语义传递涉及到整合和一致化不同来源的数据,以实现系统

级的互操作性。在本体层面,语义传递通过定义一致的本体来实现深层次的语义关联和推理。这些层面的处理相互补充,共同实现 BIM 和 GIS 数据之间的互操作性和一致

性。几何转换在复杂场景或大规模数据集情况下,其转换算法的效率仍有待进一步地提高,且在多次几何转换操作中,误差可能会逐渐累积从而导致数据准确性的下降。语义传递在不同的语义解释和标准之间存在多义性和歧义性,目前,BIM和GIS领域仍缺乏通用的语义标准,导致语义传递的困难。这些不足之处需要通过进一步的研究和技术创新来解决,例如,将深度学习和自然语言处理技术应用于BIM和GIS之间的数据标准转换,并采用定制算法

以满足不同应用需求,实现更高效、准确和智能化的几何转换、语义传递和本体关联。

由BIM与GIS融合形成的宏观模型可以实现不同层次空间信息的整合,从而提供建筑物内部和外部的详细描述,如图5所示。其中,图5(a)为BIM模型,图5(b)中的下半部分为倾斜摄影模型,图5(c)为融合后的模型。该模型可为数字城市的建设提供重要的支持和动力,被广泛应用于智慧城市中应急防控^[85]、噪音模拟^[86]、轨道工程建设^[87]等方面。

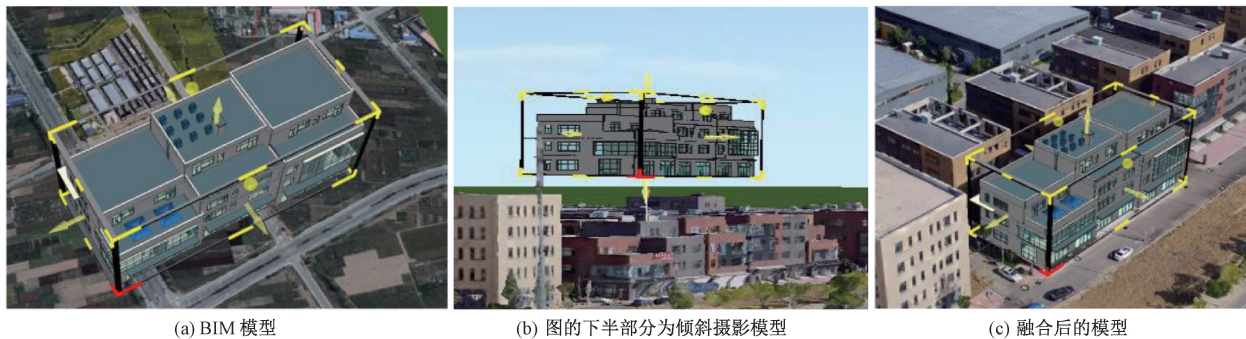


图5 倾斜摄影模型与BIM模型融合^[88]

5 存在的关键问题及发展趋势

通过摄影测量与地面激光扫描在点云层面的数据融合技术,获取了更为全面和完整的地物信息,解决了因视角受限、遮挡严重而造成的信息缺失问题,并在一定程度上提升了模型的精度和质量。虽然在实现点云配准方面已经取得了一些进展,但仍存在一些关键问题和挑战。以下是目前存在的一些关键问题以及未来发展的趋势:

1) 点云精配准算法对于初始对应关系要求严格。鉴于深度学习方式对于获取良好对应关系具有很大帮助的前提,虽然不能克服算法本身的硬性要求,但是可以从特征提取网络的结构设计上,结合点云特征和上下文信息,提取更为鲁棒的对应关系。

2) 无法处理大规模点云配准。目前已有的优化算法和学习算法针对的都是对象级或小场景级的点云数据,对于大规模的点云配准还未有很好的解决方案提出。可以考虑采用分布式计算和增量式优化的大规模点云配准方法,并利用并行计算的分块处理技术实现高效的大规模点云数据配准。

3) 点云配准网络泛化能力不足。虽然部分网络的泛化能力有所提高,但要使其具备广泛的适用性还远远不足。可以考虑结合不同具有泛化能力的网络模型的优势,引入数据增强技术和合成数据适当地进行数据集扩充的方式,逐步增强网络对各种场景的适用性。

实现宏观模型的融合主要采用从BIM到GIS的集成方法,将BIM与GIS集成是实现建筑和基础设施领域数字化转型的重要方向,该集成旨在实现空间数据和非空间数据的统一管理和分析。目前存在一些关键问题和挑战,

以及未来的发展趋势如下:

1) 缺乏易于操作且高效的几何转换方法。虽然许多研究对几何转换方法进行改进,但并未考虑复杂的操作步骤、专业技术知识等因素带来的影响。可从几何映射算法精确性的提升上来确保几何信息的准确性。

2) 从IFC转换为CityGML困难,尚未实现完整的语义映射。因IFC和CityGML在几何、拓扑和语义方面都有着明显的差异,这些差异可能会导致集合和语义的不一致。虽然一些研究方法(如三元图文法)被提出来可以解决这个问题,但是这些方法仍然需要进一步研究和改进以实现更完整和准确的语义映射。可以考虑使用自然语言处理技术,借助深度学习和知识图谱构建更准确的语义映射模型。

3) 数据转换效率不高。目前已有研究通常针对的小型项目进行数据格式的转换,其转换效率能满足当前应用,但对于模型类型丰富的大型项目数据来说,其转换效率仍有差距。可以考虑使用数据压缩或定制压缩算法来减少数据的存储和传输量,或建立数据转换的流水线和批处理机制,将多个数据转换步骤组织起来,以实现高效的数据转换流程。

6 结 论

随着数字城市的不断发展,三维实景中国建设任务的驱动,三维实景模型的高质量高精度高效率需求不断增加。在基于倾斜摄影的大规模实景模型构建中,存在着近地数据和内部结构特征缺失的问题。因此本文对该问题下的关键技术原理展开了研究,分析对比了其改进技术的优缺点并探讨了模型融合技术的未来发展趋势:针对空地

模型融合的点云配准技术,可将基于优化的数学理论策略应用于基于学习的网络架构中以结合二者的优势;针对宏观模型融合的数据转换标准,可将深度学习与自然语言处理技术应用于几何转换和语义传递,并采用定制算法满足不同应用需求。

参考文献

- [1] KESHAVERZI G, YILDIRIM Y, AREFI M. Does scale matter? An overview of the “smart cities” literature[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2021, 74: 103151.
- [2] 郭昊, 商容轩, 米加宁. 智慧城市:理论缘起、进展与未来方向——基于文献挖掘的发现[J]. *电子政务*, 2022, (11): 63-73.
- [3] 张一帆. 室内外三维实景地图集成原型系统研究[D]. 焦作: 河南理工大学, 2020.
- [4] 单杰, 李志鑫, 张文元. 大规模三维城市建模进展[J]. *测绘学报*, 2019, 48(12): 1523-1541.
- [5] PALLIWAL A, SONG S, TAN H T W, et al. 3D city models for urban farming site identification in buildings[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2021, 86: 101584.
- [6] ZHANG X, CHEN Y X, YU L J, et al. Three-dimensional modeling and indoor positioning for urban emergency response[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2017, 6(7): 214.
- [7] WU Y P, ZHOU Z H. Intelligent city 3D modeling model based on multisource data point cloud algorithm [J]. *Journal of Function Spaces*, 2022, 2022: 1-10.
- [8] 厉宁, 张强. 基于三维 GIS 技术的消防应急系统设计与实现[J]. *消防科学与技术*, 2013, 32(11): 1259-1263.
- [9] SCHROTTER G, HÜRZELER C. The digital twin of the city of Zurich for urban planning[J]. *PFG-Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science*, 2020, 88(1): 99-112.
- [10] 龚竞, 张新长, 唐桢. 三维城市规划辅助审批系统的设计与实现研究[J]. *测绘通报*, 2010, (6): 51-53.
- [11] ZHANG P H, XIAO Y P, CHEN G Q, et al. Application of oblique photogrammetry in intelligent transportation system[C]. *International Conference on Internet of Things and Smart City(IoTSC 2021)*, 2021.
- [12] ZHENG Z H. The application research of oblique photogrammetry technology in road planning [C]. *2018 2nd International Conference on Power and Energy Engineering(ICPEE 2018)*, 2018.
- [13] 覃雪梅, 王伟立, 贾伟定, 等. 基于倾斜摄影测量的三维数字城市建模研究[J]. *地理空间信息*, 2022, 20(9): 41-44.
- [14] 李清泉, 邵成立, 万剑华, 等. 优视摄影测量与泛在实景三维数据采集:以实景三维青岛为例[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2022, 47(10): 1587-1597.
- [15] 刘春, 曾劲涛, 张书航, 等. 面向单体异形建筑的无人机单相机实景三维建模[J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2018, 46(4): 550-556.
- [16] 窦理波, 邱华萍, 王祯. 倾斜摄影与地面三维激光扫描数据融合建模[J]. *天津城建大学学报*, 2022, 28(4): 292-296.
- [17] 李晓斌, 林志军, 杨玺, 等. 基于激光扫描和倾斜摄影技术的三维实景融合建模研究[J]. *激光杂志*, 2021, 42(8): 166-170.
- [18] 王勇, 郝晓燕, 李颖. 基于倾斜摄影的三维模型单体化方法研究[J]. *计算机工程与应用*, 2018, 54(3): 178-183.
- [19] 危双丰, 刘振彬, 赵江洪, 等. SLAM 室内三维重建技术综述[J]. *测绘科学*, 2018, 43(7): 15-26.
- [20] 崔琛. 基于倾斜摄影测量与 BIM 技术的三维建模研究[J]. *地理空间信息*, 2022, 20(8): 32-36.
- [21] 余虹亮, 冯文雯, 劳冬影, 等. 基于倾斜摄影的城市建筑三维重建方法研究[J]. *计算机应用与软件*, 2016, 33(12): 188-192.
- [22] 刘盛恩, 薛俊诗, 易辉. 一种基于非平滑特征的简化实景网格评价方法[J]. *计算机应用与软件*, 2019, 36(6): 142-148.
- [23] CARRERA-HERNÁNDEZ J J, LEVRESSE G, LACAN P. Is UAV-SfM surveying ready to replace traditional surveying techniques? [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2020, 41(12): 4820-4837.
- [24] BAO Y T, LIN P, LI Y, et al. Parallel structure from motion for sparse point cloud generation in large-scale scenes[J]. *Sensors*, 2021, 21(11): 3939.
- [25] REN C F, ZHI X D, PU Y C, et al. A multi-scale UAV image matching method applied to large-scale landslide reconstruction [J]. *Math. Biosci. Eng.*, 2021, 18(3): 2274-2287.
- [26] 罗米, 赵霞, 陈萌, 等. 基于分段式序列图片集的运动恢复结构[J]. *计算机工程与应用*, 2018, 54(22): 205-210.
- [27] GAO L, ZHAO Y B, HAN J C, et al. Research on multi-view 3D reconstruction technology based on SFM[J]. *Sensors*, 2022, 22(12): 4366.
- [28] 薛俊诗, 易辉, 吴止钺, 等. 一种基于场景图分割的

- 混合式多视图三维重建方法[J]. 自动化学报, 2020, 46(4): 782-795.
- [29] 许彪, 董友强, 张力, 等. 分区优化混合 SfM 方法[J]. 测绘学报, 2022, 51(1): 115-126.
- [30] JIA Z H, WANG B, CHEN C H. Drone-NeRF: efficient NeRF based 3D scene reconstruction for large-scale drone survey[J]. Image and Vision Computing, 2024, 143: 104920.
- [31] WANG F S, LOUYS A, PIASCO N, et al. PlaNeRF: SVD unsupervised 3D plane regularization for NeRF large-scale urban scene reconstruction[J]. ArXiv preprint, arXiv: 2305.16914, 2023.
- [32] WANG Z, ZHANG L Q, FANG T, et al. A multiscale and hierarchical feature extraction method for terrestrial laser scanning point cloud classification[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 53(5): 2409-2425.
- [33] LI Q, CHENG X J. Comparison of different feature sets for TLS point cloud classification[J]. Sensors, 2018, 18(12): 4206.
- [34] GUO Z, FENG C C. Using multi-scale and hierarchical deep convolutional features for 3D semantic classification of TLS point clouds [J]. International Journal of Geographical Information Science, 2020, 34(4): 661-680.
- [35] LIU H K, ZHANG Y, LEI L J, et al. Hierarchical optimization of 3D point cloud registration [J]. Sensors, 2020, 20(23): 6999.
- [36] LI W, WANG C, WEN C L, et al. Pairwise registration of TLS point clouds by deep multi-scale local features [J]. Neurocomputing, 2020, 386: 232-243.
- [37] ZHAO Q, GAO X R, LI J L, et al. Optimization algorithm for point cloud quality enhancement based on statistical filtering[J]. Journal of Sensors, 2021, 2021: 1-10.
- [38] CONG B R, LI Q Y, LIU R F, et al. Research on a point cloud registration method of mobile laser scanning and terrestrial laser scanning [J]. KSCE Journal of Civil Engineering, 2022, 26(12): 5275-5290.
- [39] ZHOU Y, WANG C, YUAN B X, et al. Research on visual management technology of tunnel construction process based on BIM technology[J]. Advances in Civil Engineering, 2021, 2021: 1-9.
- [40] AMIREBRAHIMI S, RAJABIFARD A, MENDIS P, et al. A BIM-GIS integration method in support of the assessment and 3D visualisation of flood damage to a building[J]. Journal of Spatial Science, 2016, 61(2): 317-350.
- [41] FERNÁNDEZ-ALVARADO J F, FERNÁNDEZ-RODRÍGUEZ S. 3D environmental urban BIM using LiDAR data for visualisation on google earth [J]. Automation in Construction, 2022, 138: 104251.
- [42] LIU X J, XIE N, TANG K, et al. Lightweighting for web3D visualization of large-scale BIM scenes in real-time[J]. Graphical Models, 2016, 88: 40-56.
- [43] CHEN D F, WANG S J, ZHANG W, et al. Design and implementation of bridge information management system based on BIM[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2022, 43(3): 2973-2984.
- [44] FANG T C, ZHAO Y M, GONG J, et al. Investigation on maintenance technology of large-scale public venues based on BIM technology [J]. Sustainability, 2021, 13(14): 7937.
- [45] SLOOT R N F, HEUTINK A, VOORDIJK J T. Assessing usefulness of 4D BIM tools in risk mitigation strategies[J]. Automation in Construction, 2019, 106: 102881.
- [46] XU Z, ZHANG F R, JIN W, et al. A 5D simulation method on post-earthquake repair process of buildings based on BIM [J]. Earthquake Engineering and Engineering Vibration, 2020, 19(3): 541-560.
- [47] MONTIEL-SANTIAGO F J, HERMOSO-ORZÁEZ M J, TERRADOS-CEPEDA J. Sustainability and energy efficiency: BIM 6D. Study of the BIM methodology applied to hospital buildings. Value of interior lighting and daylight in energy simulation[J]. Sustainability, 2020, 12(14): 5731.
- [48] CANTISANI G, PANESSO J D C, DEL S G, et al. Re-design of a road node with 7D BIM: geometrical, environmental and microsimulation approaches to implement a benefit-cost analysis between alternatives[J]. Automation in Construction, 2022, 135: 104133.
- [49] BANFI F, BRUMANA R, SALVALAI G, et al. Digital twin and cloud BIM-XR platform development: from scan-to-BIM-to-DT process to a 4D multi-user live app to improve building comfort, efficiency and costs[J]. Energies, 2022, 15(12): 4497.
- [50] KHOSAKITCHALERT C, YABUKI N, FUKUDA T. Improving the accuracy of BIM-based quantity takeoff for compound elements [J]. Automation in

- Construction, 2019, 106: 102891.
- [51] HASSANPOUR S, GONZALEZ V A, ZOU Y, et al. Incorporation of BIM-based probabilistic non-structural damage assessment into agent-based post-earthquake evacuation simulation [J]. Advanced Engineering Informatics, 2023, 56: 101958.
- [52] ZOU B C, QIU H D, LU Y F. Point cloud reduction and denoising based on optimized downsampling and bilateral filtering [J]. IEEE Access, 2020, 8: 136316-136326.
- [53] ŠAŠAK J, GALLAY M, KAŇUK J, et al. Combined use of terrestrial laser scanning and UAV photogrammetry in mapping alpine terrain [J]. Remote Sensing, 2019, 11(18): 2154.
- [54] 何原荣, 陈平, 苏铮, 等. 基于三维激光扫描与无人机倾斜摄影技术的古建筑重建[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(6): 1343-1352.
- [55] 段平, 李佳, 李海昆, 等. 无人机影像点云与地面激光点云配准的三维建模方法[J]. 测绘工程, 2020, 29(4): 44-47.
- [56] YAO Z W, ZHAO Q X, LI X F, et al. Point cloud registration algorithm based on curvature feature similarity[J]. Measurement, 2021, 177: 109274.
- [57] ZHANG J Y, YAO Y X, DENG B. Fast and robust iterative closest point[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2022, 44(7): 3450-3466.
- [58] YUAN M N, LI X R, LONG L C, et al. A coarse-to-fine registration approach for point cloud data with bipartite graph structure[J]. Electronics, 2022, 11(2): 263.
- [59] LIU H, LIU T R, LI Y P, et al. Point cloud registration based on MCMC-SA ICP algorithm[J]. IEEE Access, 2019, 7: 73637-73648.
- [60] SHI X J, LIU T, HAN X. Improved iterative closest point(ICP) 3D point cloud registration algorithm based on point cloud filtering and adaptive fireworks for coarse registration[J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(8): 3197-3220.
- [61] 熊丰伟, 庄健, 沈人. 基于邻域曲率的低特征辨识度点云配准方法[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(1): 285-290.
- [62] 赵迪, 赵祖高, 程煜林, 等. 多特征关键点的自适应尺度融合特征点云配准[J]. 电子测量技术, 2023, 46(10): 68-75.
- [63] 孙战里, 张玉欣, 陈霞. 基于膨胀图卷积与离群点过滤的残缺点云配准[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(22): 186-194.
- [64] 胡江豪, 王丰. 基于重叠域采样混合特征的点云配准算法[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(11): 3503-3508.
- [65] FU K X, LUO J Z, LUO X Y, et al. Robust point cloud registration framework based on deep graph matching[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2023, 45(5): 6183-6195.
- [66] QIN Z, YU H, WANG C J, et al. GeoTransformer: fast and robust point cloud registration with geometric transformer[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2023, 45(8): 9806-9821.
- [67] YE W Z J, LEE G H. REGTR: End-to-end point cloud correspondences with transformers [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2022.
- [68] WANG Y, SOLOMON J M. Deep closest point: learning representations for point cloud registration [C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision(ICCV), 2019.
- [69] HUANG S Y, GOJCIC Z, USVYATSOV M, et al. PREDATOR: registration of 3D point clouds with low overlap[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2021.
- [70] WANG Z C, QI Z D, PENG Q, et al. Robust point cloud registration using geometric spatial refinement[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(7): 4171-4178.
- [71] FANG Y F. Research on big data traffic operation based on intelligent holographic 3D image vision[J]. Scientific Programming, 2022, 2022: 1-8.
- [72] WU J Y, SHI Y F, WANG H L, et al. Surface defect detection of Nanjing city wall based on UAV oblique photogrammetry and TLS[J]. Remote Sensing, 2023, 15(8): 2089.
- [73] TIAN J R, DAI T T, LI H D, et al. A novel tree height extraction approach for individual trees by combining TLS and UAV image-based point cloud integration[J]. Forests, 2019, 10(7): 537.
- [74] COSTANZO A, PISCIOTTA A, APA M I P, et al. Integrated use of unmanned aerial vehicle photogrammetry and terrestrial laser scanning to support archaeological analysis: the acropolis of Selinunte case (Sicily, Italy) [J]. Archaeological Prospection, 2021, 28(2): 153-165.
- [75] MIRARCHI C, PAVAN A, DE M F, et al. Supporting facility management processes through

- end-users' integration and coordinated BIM-GIS technologies[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2018, 7(5): 191.
- [76] ARCURI N, DE R M, SALVO F, et al. Automated valuation methods through the cost approach in a BIM and GIS integration framework for smart city appraisals[J]. Sustainability, 2020, 12(18): 7546.
- [77] ZHU J X, WANG X Y, WANG P, et al. Integration of BIM and GIS: geometry from IFC to shapefile using open-source technology [J]. Automation in Construction, 2019, 102: 105-119.
- [78] ZHU J X, WU P. Towards effective BIM/GIS data integration for smart city by integrating computer graphics technique [J]. Remote Sensing, 2021, 13(10): 1889.
- [79] TAUSCHER H, LIM J, STOUFFS R. A modular graph transformation rule set for IFC-to-CityGML conversion[J]. Transactions in GIS, 2021, 25(1): 261-290.
- [80] BILJECKI F, LIM J, CRAWFORD J, et al. Extending CityGML for IFC-sourced 3D city models[J]. Automation in Construction, 2021, 121: 103440.
- [81] ZHAO L L, MBACHU J, LIU Z S. Developing an integrated BIM+GIS web-based platform for a mega construction project [J]. KSCE Journal of Civil Engineering, 2022, 26(4): 1505-1521.
- [82] KHAN M S, KIM I S, SEO J. A boundary and voxel-based 3D geological data management system leveraging BIM and GIS[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2023, 118: 103277.
- [83] SHI J Y, PAN Z Y, JIANG L, et al. An ontology-based methodology to establish city information model of digital twin city by merging BIM, GIS and IoT[J]. Advanced Engineering Informatics, 2023, 57: 102114.
- [84] KARIMI S, IORDANOVA I, ST-ONGE D. An ontology-based approach to data exchanges for robot navigation on construction sites[J]. ArXiv preprint arXiv:2104.10239, 2021.
- [85] RONG Y T, ZHANG T, ZHENG Y C, et al. Three-dimensional urban flood inundation simulation based on digital aerial photogrammetry [J]. Journal of Hydrology, 2020, 584: 124308.
- [86] DENG Y C, CHENG J C P, ANUMBA C. A framework for 3D traffic noise mapping using data from BIM and GIS integration [J]. Structure and Infrastructure Engineering, 2016, 12(10): 1267-1280.
- [87] 石硕. GIS+BIM技术在轨道交通工程建造管理中的应用研究[J]. 铁道标准设计, 2022, 66(11): 29-35.
- [88] BI T, ZHOU F, YANG X, et al. Research on the construction of city information modelling basic platform based on multi-source data[C]. 8th Annual International Conference on Geo-Spatial Knowledge and Intelligence, 2021.

作者简介

王雪茹, 硕士研究生, 主要研究方向为三维建模与仿真。

E-mail: 322085406132@stu.suse.edu.cn

曹立佳(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为机器视觉、深度学习、目标识别、无人系统导航与控制。

E-mail: caolj@suse.edu.cn