DOI:10.11918/202306009

数字孪生技术在土木工程中的应用:综述与展望

林楷奇[1],郑俊浩[1],陆新征[2]

(1.福州大学 土木工程学院,福州 350116;2.土木工程安全与耐久教育部重点试验室(清华大学),北京 10084)

摘 要:随着工业4.0概念的发展,数字孪生技术(digital twin)已经成为智能制造和产品全寿命周期管理相关领域的主要数字化解决手段。在工程建设领域,提升土木工程结构数字化防灾能力和管理水平是未来智慧城市建设的重要环节。建立精确可靠的数字孪生模型,一方面,可以帮助实现工程灾害的精准防控和重大灾害事故的风险识别预警;另一方面,数字孪生也为未来城市的数字化建设和管理提供了技术基础。本文首先对数字孪生技术的基本概念和阶段性发展成果进行梳理,总结了在土木工程领域里孪生数据获取和构建数字孪生体的技术手段。最后,从结构运营评估、灾害仿真推演和数字孪生城市建设三个领域来回顾与展望数字孪生技术在土木工程领域的应用进展。

关键词:数字孪生;数字化防灾;运营评估;灾害仿真推演;数字孪生城市

中图分类号:TU399 **文献标志码**:A **文章编号**:0367-6234(2024)01-0001-16

Digital twin and its applications in civil engineering: Review and outlook

LIN Kaiqi[1], ZHENG Junhao[1], LU Xinzheng[2]

(1. College of Civil Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China;
2. Key Lab of Civil Engineering Safety and Durability (Tsinghua University), Ministry of Education, Beijing 10084, China)

Abstract: The advent of Industry 4.0 has spawned the widespread application of digital twin technology, providing digital solutions for intelligent manufacturing and product life-cycle management. In the field of civil engineering, the enhancement of digital disaster prevention and civil structure management is a critical component in the development of future smart cities. On one hand, the establishment of precise and reliable digital twins of real-life civil structures can facilitate disaster prevention from extreme hazards, as well as identify and warn against potential risks. On the other hand, digital twins lay the foundation for technological advancements in the digital construction and management of future cities. This study first categorizes the fundamental concepts and developmental stages of digital twin technology. Then, the acquisition of twining data and construction of digital twins for civil structures are systematically summarized. Building on this foundation, a comprehensive review and outlook is presented on the application of digital twin technology in civil engineering, encompassing the operation and maintenance of structures, disaster simulation and digital twin cities.

Keywords: digital twin; digital disaster prevention; operational assessment; disaster simulation; digital twin city

在城镇化的进程中,需要建设大量房屋建筑及基础设施等来满足日益增长的城市功能需求。但土木工程结构的服役周期一般为几十年甚至上百年,如何准确评估土木工程结构的寿命周期安全性,指导工程结构管理、运维,提升结构防灾水平,进而构建城市数字化管理体系是未来城市发展所面临的挑战。随着大数据、物联网、人工智能和云计算等技术的提升,工程结构的数字化防灾减灾和运维管理已经成为当前土木工程领域的研究热点。

工业4.0时代为传统行业带来了巨大变革,数字孪生技术的出现以及迅速发展为上述目标提供了解决手段。数字孪生技术指通过充分利用虚拟模型、监测数据、高性能算法等,将实体装备映射到虚拟空间,集成多物理量、多尺度、多概率的精细化仿真和虚拟-现实的交互,最终实现对产品全寿命周期的准确把控和设计优化。通过实体对象的数字化、智能化,数字孪生技术可以大幅提升传统行业的设计、运营、管理效率,降低现场加工试验成本等。

最早的数字孪生概念模型由Grieves教授[1]于2003年提出,直到2011年NASA在阿波罗计划中首次引入"孪生"概念[2],并详细定义了数字孪生的概念[3]。随后,不同领域的学者开始探索数字孪生

收稿日期:2023-06-02;**录用日期**:2023-06-22;**网络首发日期**:2023-07-03
网络首发地址:https://kns.cnki.net/kcms2/detail/23.1235.t.20230630.1405.004.html
基金项目:国家自然科学基金(52278491);国家自然科学重点基金(52238011)
作者简介:林楷奇(1990—),男,副研究员,博士生导师;陆新征(1978—),男,教授,博士生导师
通信作者:陆新征,luxz@tsinghua.edu.cn

在产品设计[4-7]、生产制造[7-9]和运行状态监测[10-12]等方面的应用,提出了不同的应用框架和概念模型。在产品设计方面,美国空军和 NASA 建立了精细化的飞行器虚拟模型,利用传感器历史数据开展其寿命预测和负载设计[13];在工业生产方面,西门子[7]、通用电气公司[14]和 ANSYS[15]等利用物联网等技术推出了面向“设计 - 制造 - 运行 - 服务”的产品全过程的数字孪生体,通过物理世界和虚拟现实之间的数据传输实现工业生产的全过程数字化;在运行状态监测方面,已有研究将数字孪生技术应用在了结构疲劳损伤预测[16]、损伤监测[17]和故障定位[18]等方面。

综合而言,数字孪生技术的实现包括以下环节[19]:1)建模;2)数据融合,即通过采集现实物体的实测数据校正虚拟模型,使其能更准确反映物体的各项特征;3)虚 - 实交互,即根据物理世界的数据信息在虚拟空间动态反映物体在现实中的变化;4)服务,即利用虚拟空间中的数字孪生体预测现实中物体的潜在风险和运营状态,从而实现对现实对象的全寿命周期数字化管理等。

在土木工程领域,成熟的计算机辅助设计技术为建立精细化的虚拟模型提供了软件基础,高精度的“空 - 天 - 地”测量技术和结构健康监测系统等为建立工程结构的数字孪生提供了海量的数据基础。与现有的建筑信息模型(building information model,BIM)不同的是,BIM 侧重于利用虚拟模型来管理和指导工程的建设和生产,数字孪生技术则进一步强调了虚拟模型和物理实体的数据交互,即实现物理实体在信息空间的实时映射[20],并在此基础上,利用虚拟模型开展物理实体的状态评估、技术改进等服务。

本文根据关键词统计了 Web of Science(关键词:‘digital twin’ AND ‘civil engineering’ OR ‘city’)与中国知网数据库(关键词:“数字孪生” AND “土木建筑” OR “城市”)在 2010—2022 年间,数字孪生在土木工程领域的相关研究论文数量,见图 1。可以发现,自 2018 年以后,越来越多学者开始尝试将数字孪生技术的应用推广到土木工程领域。下面将从孪生数据获取、数据融合和数字孪生体服务三个关键环节来回顾和展望数字孪生技术在土木工程中的应用。

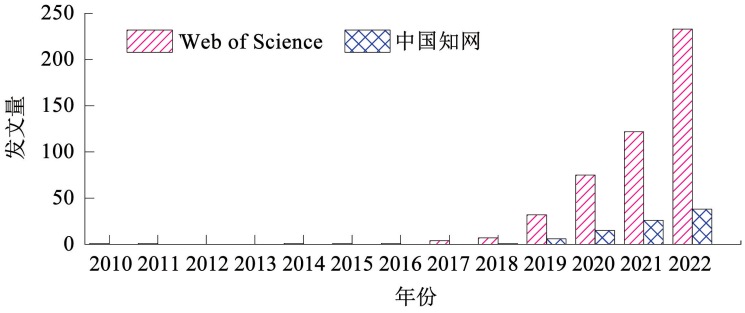


图 1 土木工程领域中与数字孪生相关文章数量

Fig. 1 Number of publications related to digital twins in civil engineering

1 土木工程数字孪生数据获取与处理

1.1 基于健康监测系统的结构响应数据处理

在数字孪生技术的实现过程中,数据融合和虚 - 实交互是数字孪生区别于传统方法的核心要素。其中,孪生数据是实现虚拟模型和物理实体连接交互的驱动。随着结构健康监测技术的快速发展和应用,越来越多新建和在役的工程结构布设了先进的结构健康监测系统,可以即时获取物理空间中的结构响应信息,为获取孪生数据奠定了基础。

一般而言,由于设备、环境激励等影响,健康监测系统测得的响应数据可能存在数据缺失和噪声等问题[21]。因此,在结构健康监测系统获取响应数据后,一般需要对数据进行预处理才能将其用于数据融合阶段,主要包括:原始数据的降噪[22-25]、数据修复[26-28]和特征数据识别[23-24,29]等。

在数据降噪处理方面,既有的研究主要采用卡尔曼滤波[30-33]和小波变换[34-37]等方法来减小由于环境、荷载不确定性导致的数据噪声,从而获得高精度的结构响应数据。例如,Li 等[33]提出了基于卡尔曼滤波的时变索力识别方法,以获取车载作用下斜拉索的时变索力响应。

在数据修复方面,Bao 等[38]针对数据传输过程中数据丢失的问题,提出对原始数据进行随机矩阵变换后,在接收端进行数据重构以恢复丢失的原始数据,并基于压缩感知理论(compressive sensing,CS)恢复了由于基站快速移动而丢失的数据[39];Wan 等[40]采用基于多目标贝叶斯的压缩感知理论方法重构了广州塔的加速度时程响应。

特征数据识别即从海量的监测数据中提取可以反映结构静/动力特性的响应数据,再将其用于数据融合以校正虚拟空间中的数字孪生体。例如,Diord

等[41]采用改进的随机子空间法（stochastic subspace identification，SSI）方法分析了布拉加体育场的振动监测数据，用于提取屋面结构的模态特性；Zheng 等[42]与 Xu 等[43]分别通过对加速度信号积分和从索的振动信号中获取时变频率，实现对桥梁位移与斜拉索索力的实时感知；祝青鑫等[44]结合主成分分析（principal components analysis，PCA）、均值和层次聚类法来消除桥梁响应数据中的虚假模态，最后以 SSI 方法识别模态频率特性；Huang 等[45]采用分层贝叶斯模型提取结构的刚度和重构数据；Pan 等[46]提出采用一维卷积神经网络（convolutional neural networks，CNN）和小波变化法提取时/频域特征数据；马如进等[47]采用离散小波变换法提取某斜拉桥主梁纵向低频振动成分，采用最小二乘法与白噪声激励下的响应功率谱公式拟合得出纵向振动的系统阻尼比参数。

随着健康监测系统中传感器数量和种类增多，传统的特征提取方法难以快速在海量监测数据挖掘结构的响应特征[24]。因此，许多学者提出采用深度学习网络架构实现对监测数据的主动感知和诊断，如：唐志一[48]和罗干[49]针对监测数据缺失、异常等问题，提出压缩感知嵌入式/群稀疏感知神经网络和条件生成式对抗神经网络实现缺失数据重构；Tang 等[50]提出将原始监测数据在时域和频域分别表达并转换为特征图片，将其堆叠为单通道图像输入到二维 CNN 中，以实现数据异常值的分类；He 等[51]通过小波变化进行车桥耦合振动的响应重构，得到不同损伤情况的递归图，输入到二维 CNN 中实现更为精确的结构损伤识别和量化；Guo 等[52]提出基于深度置信网络（deep brief network，DBN）实现模态信息测量不完整情况下的损伤识别。除此之外，既有研究还开展了其他深度学习模型，如长短时神经网络（long short term memory network，LSTM）[53-54]、生成式对抗神经网络（generative adversarial network，GAN）[55]、LSTM-CNN[56-57]等在结构监测数据处理方面的应用。

综上所述，对于已布设结构健康监测系统的土木工程结构而言，现有的技术已经可以获取高精度的孪生数据，如结构的频率、模态、加速度和位移等，服务于后续的数据融合阶段。应当注意的是，结构在环境中所遭受的激励往往较为复杂且不明确，因此，在建立工程结构数字孪生的过程中，除了应充分考虑结构的历史响应数据，还需要进一步明确激励来源和类型，以更好地将实测数据映射到虚拟模型上。

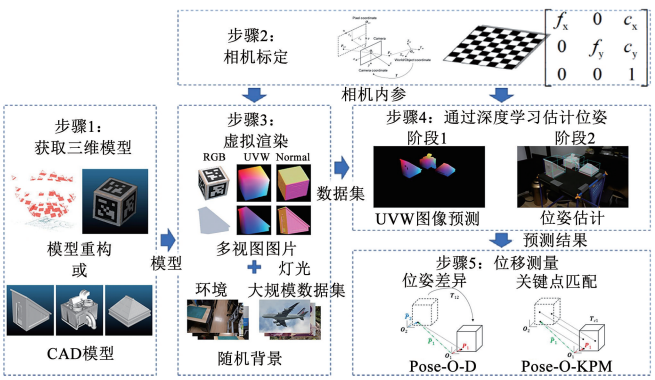
1.2　基于计算机视觉的结构测量与监测

除了采用传感器等获取工程结构的实测数据外，在结构的基础信息测量研究中，一方面，使用无人机搭载消费级光学相机可以低成本地完成城市区域尺度内工程结构的勘测[58]；另一方面，现代化城市中通常分布着大量的视频监控设备，可以记录大量建筑与基础设施的图像和视频信息而无需额外的安装工作[59-62]。随着计算机视觉与人工智能技术的发展，如何基于计算机视觉技术低成本地获取大规模工程结构的实测孪生数据已成为测量领域的研究热点。相较于接触式传感器，通过图像或视频帧开展基于计算机视觉的测量技术可以应用于结构位移和振动测量，目前常用方法包括：1）模版匹配方法[63-64]；2）特征点匹配方法[65-67]；3）光流追踪方法[68-69]。

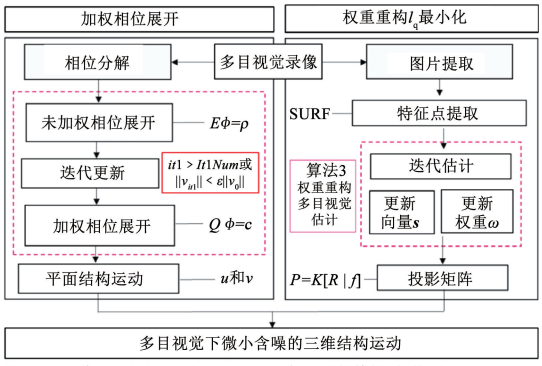
基于计算机视觉的位移测量方法首先需要获取结构在观测平面内的运动，再经由透视变换或乘以比例因子计算实际位移[67,70]。例如，本文作者[71]提出了基于单目视觉与深度学习位姿估计的结构三维位移测量方法框架，见图 2（a）。该方法首先重建物体的三维模型或 CAD 模型，并根据虚拟渲染构建数据集，训练深度学习模型估计目标物体的位姿，最后基于位姿变化和特征点匹配两种方法实现结构的三维位移测量。在此基础上，通过补充拍摄目标物体的高分辨率图像结合 GAN 训练深度学习超分辨率模型提升位移测量精度[72]。Cai 等[73]基于多目视觉，通过加权相位展开测量视频中结构的二维运动，最后通过 l_q – 最小范数将二维运动投影到三维空间以获取结构位移响应，见图 2（b）。同时，为了提升拍摄过程的抗噪性能，放大结构的位移等信息，他们分别基于稀疏准则[74]和高斯混合模型[75]开发了适用于含噪、帧丢失和相位限制的视觉图像处理方法。

进一步地，一些研究基于计算机视觉技术所获取的位移信息提取结构的模态频率、振型等特征信息，如 Tian 等[76-77]、修昇等[78]融合接触式传感器所获取的加速度信息，开展对结构模态、振型和频率的估计；周颖等[79]基于所识别到的位移响应，通过传递函数求解结构的频率和振型；Yang 等[80-81]结合盲源分离、结构运动放大和图像边缘识别技术等，分析结构的模态振型。

虽然对于未安装接触式传感器的建筑物，基于计算机视觉技术已经可以低成本地提取结构的位移响应等信息。但由于硬件、建筑物遮挡等限制，未来仍需要开发更为高效的图像处理算法，实现高精度的结构运动估计，从而在此基础上进一步分析结构的静/动力特性等。



(a) 基于单目视觉与深度学习位姿估计的结构三维位移测量[71]



注：SURF为speeded-up robust features(加速稳健特征)的简写

(b) 基于多视图自适应相位估计结构变形[73]

图 2　基于计算机视觉的结构位移测量方法框架

Fig. 2　Framework of computer vision-based structural displacement measurement

2　土木工程数字孪生体的构建

2.1　基于测量数据的数字孪生体建模

模型数据是数字孪生技术的基础，可以服务于物理实体在虚拟世界的可视化、服役期间的性能模拟和评估等。对于土木工程结构而言，大部分情况下，可以直接通过详细的设计资料建立初始三维模型。然而，在实际工程中，可能需要现场测量的辅助以获取数据用于建立对应的虚拟模型。例如，对于部分文化历史建筑等，可能存在建筑、结构图纸缺失的情况；或者，由于施工误差、结构加固改造等影响，工程结构的实际尺寸与设计图纸间可能存在差异。此外，在城市区域尺度上，直接建立区域范围内所有工程结构的虚拟模型需要耗费大量的时间和人力成本。因此，城市信息模型(city information model，CIM)的建立也是既有研究的热点。

目前，获取土木工程结构三维模型数据的方法主要包括激光雷达(light detection and ranging，LiDAR)和倾斜摄影等。其中，基于 LiDAR 构建结构点云模型时，首先通过向目标发送激光脉冲，通过传感器接收反射的信号激光，获取并储存点云信息，以建立物理对象的三维信息模型[82-85]。例如，魏征[82]基于车载 LiDAR 从立面几何位置边界、立面细节几何特征以及面片拓扑结构三个方面开展建筑点云数据分割，实现建筑的三维立面重构；Ariyachandra 等[83]采用车载激光扫描仪获取沿铁路桅杆的坐标位置，建立铁路沿线所有桅杆的 BIM 模型；Xiong 等[85]通过语义分割分类激光扫描的点云数据，获得建筑室内非结构构件的三维模型。

倾斜摄影首先利用光学照相机获取目标的重叠影像，再基于多目视觉的运动恢复结构算法重建三维结构，其具体的实现过程见图 3。例如，本文作者[86]在建立 CIM 时，提出航拍轨迹稀疏化算法，保证覆盖区域范围内所有建筑的同时减少拍摄图片的数量，在此基础上基于布尔运算和建筑物占地面积开发分割算法，用于分割三维模型里重叠的建筑，见图 4(a)；Fiorillo 等[87]在无人机自动巡航拍照的基础上，通过在区域的特征点上布设全站仪获取坐标信息，用于统一图像数据的坐标信息，再根据图像信息重建了意大利帕埃斯图姆地区神庙的三维信息；Wu 等[88]利用手机拍摄系统从地面获取物理对象的图像数据，弥补无人机拍摄过程中由于建筑物互相遮挡而导致的几何信息缺失，在此基础上，通过特征点自动匹配算法建立了细纹理的三维建筑模型。

在采用 LiDAR 或者倾斜摄影获得物理对象的三维点云数据之后，需要进一步根据目标对象的颜色、几何与拓扑特征开展三维点云的语义分割，从而建立不同物理组件的三维模型，既有研究一般基于深度学习或机器学习方法来实现点云语义分割。例如，Kim 等[90]利用深度学习结合点云数据建立了桥梁的桥面与桥墩几何模型；Park 等[91]基于随机森林算法，将建筑点云数据根据屋顶、墙面颜色、占地面积和建筑高度进行自动分类；张帆等[92]利用 BIM 生成框架节点的三维模型信息，建立点云数据库，训练 PointNet + + 网络实现在点云模型中节点构件的语义分割；Zhou 等[93]使用支持向量机方法对城市区域的点云数据进行语义分割，根据高度和建筑类型建立区域内建筑三维模型；本文作者基于无人机倾斜摄影点云数据，通过融合二维图像和三维点云语义分割的深度学习技术，提升了语义分割的精度，在既有三维重建研究的基础上，建立了满足计算流体动力学(computational fluid dynamics，CFD)仿真需求的建筑模型和树冠流体区域模型，其二维图像处理和基于深度学习的点云语义分割方法见图 4(b)[94]。

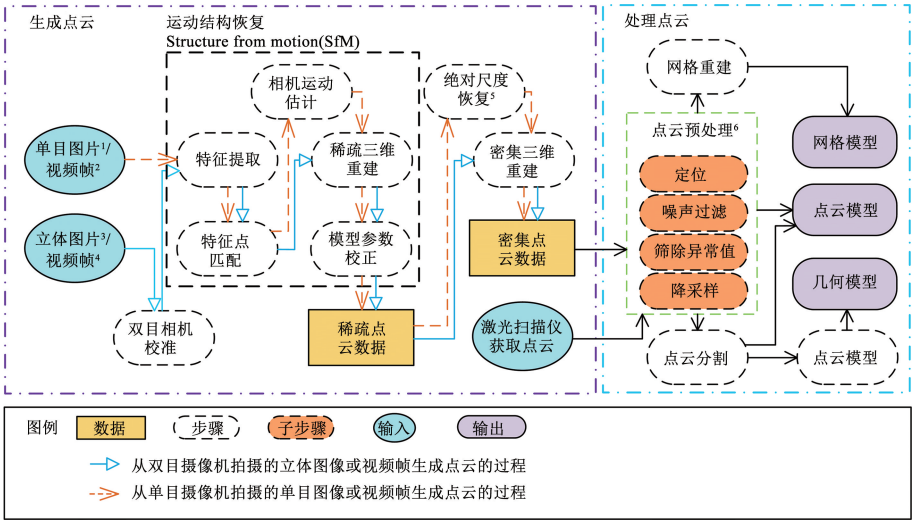
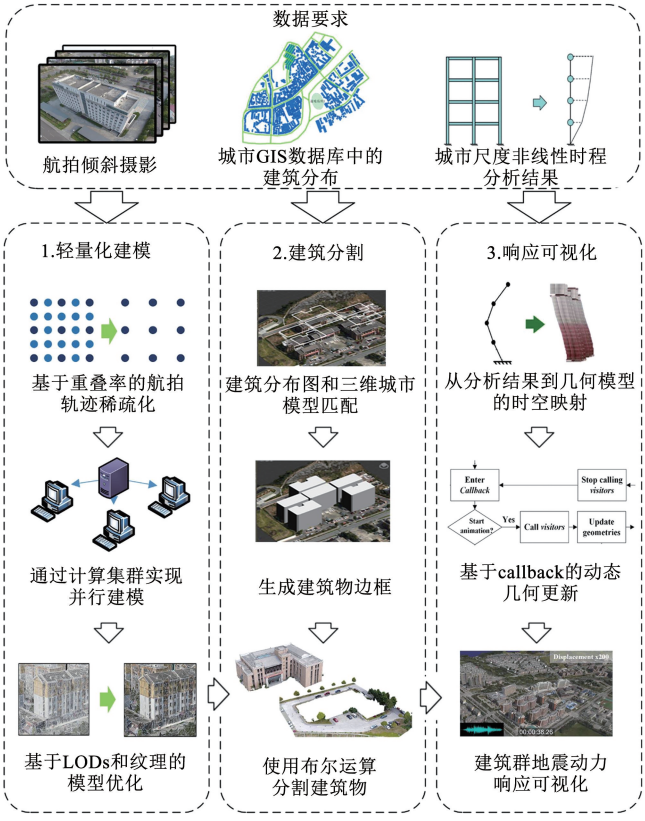
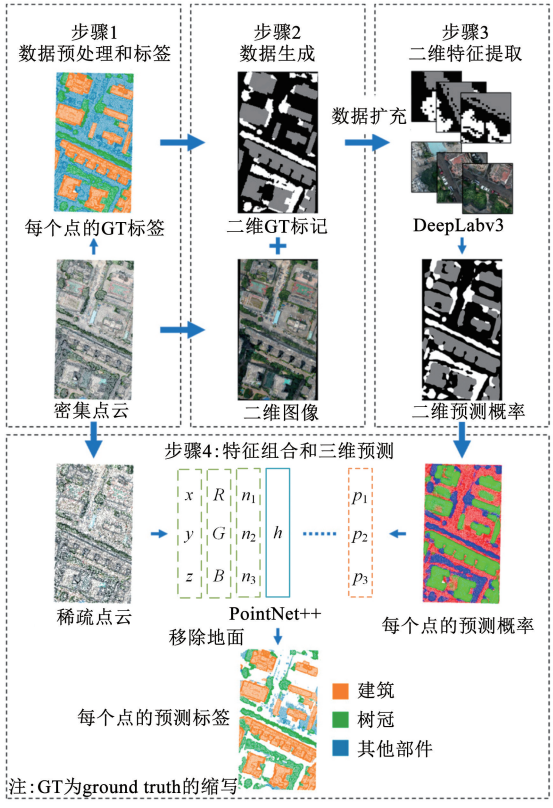


图 3　土木工程结构三维模型重构技术框架[89]

Fig. 3　The framework of 3D model reconstruction for civil engineering[89]



(a) 基于倾斜摄影的城市地震灾害可视化[86]



(b) 融合二维图像和三维点云的点云语义分割[94]

图 4　基于倾斜摄影的三维点云模型重构方法

Fig. 4　Reconstruction of 3D point cloud model based on oblique photograph

2.2　基于监测数据的数字孪生体数据融合

在获得工程结构的三维模型后，还应继续开展数据融合和虚－实交互工作，才能使虚拟模型发挥“孪生”的作用，即反映现实工程结构的真实工作状态。在既有研究中，模型更新（修正）是目前土木工程相关研究中最广泛采用的方法，即以数值模型的计算响应与实测响应的残差为目标函数，选择合适的优化算法来迭代数值模型的建模参数，使其计算响应，如模态频率[95－97]、位移[98－99]、应变[100－101]等，与物理实体的实测数据相匹配，从而在虚拟空间建立可以反映物理结构实际服役状态的数值模型。

由于土木工程结构体量较大，连接复杂，材料、荷载、尺寸等存在较大的不确定性，采用结构的三维数值模型直接进行模型更新往往需要消耗海量的计算资源。因此，传统研究多采用代理模型（surrogate model）方法开展工程结构的模型更新研究，包括响

应面法[102-103]、Kriging 模型[104-105]、径向基函数[106-109]等。例如,Zhu 等[110]和 Xiao 等[111]建立了香港昂船洲大桥的多尺度有限元模型,采用响应面方法分别以模态频率和车载试验的影响线数据更新有限元模型,使其计算结果与桥梁实测相符合。需要指出的是,虽然代理模型法可以避免模型更新过程中重复的结构响应计算过程,但这一类方法本质上是将结构响应分析这一隐式过程转换为更新参数和响应之间的函数关系[112],代理模型一方面只能刻画结构三维数值模型部分特征响应,另一方面,代理模型与原模型一般存在由于模型近似导致的计算误差。

除了采用代理模型外,近年来也有一些学者尝试直接采用原模型开展模型更新。例如,Ye 等[113]基于遗传算法,根据结构的现场实测前三阶模态频率来更新广州塔的数值模型;Tran-Ngoc 等[114]根据现场实测的振动数据,基于粒子群算法更新了一个主跨 480 m 的钢桁架拱桥有限元模型;丁一凡等[115]根据三维激光扫描获得的索膜结构空间位型信息,校正了首都国际机场南线收费大棚的索膜结构模型。由于土木工程结构较为复杂,特别是大型结构精细化有限元模型的非线性分析一般需要消耗大量的计算资源,因此,既有研究一般仅面向自由度较少的简化模型,或在更新过程中仅考虑结构的模态、振型等线弹性响应特性。

在大型结构的模型更新研究方面,本文作者[97]基于 MATLAB、非线性有限元分析软件 MSC. Marc 和 Python 开发了集群计算辅助的复杂土木工程结构模型更新程序框架,见图 5,通过将模型更新任务分配到不同的计算资源上,加速更新计算的过程,与单线程计算相比,可以大幅缩短大跨斜拉桥等复杂结构有限元模型更新的计算耗时,线性更新误差可以控制在 1% 以下。在此基础上,进一步实现了基于非线性时程分析的大跨斜拉桥非线性模型更新,获得可以更加准确反映现实结构服役性能的桥梁数字孪生体[98]。此外,本文作者[116]同时基于 Python 和开源有限元分析软件 OpenSees(open system for earthquake engineering simulation)开发了并行计算驱动的大型工程结构有限元模型更新的开源程序框架[117]。

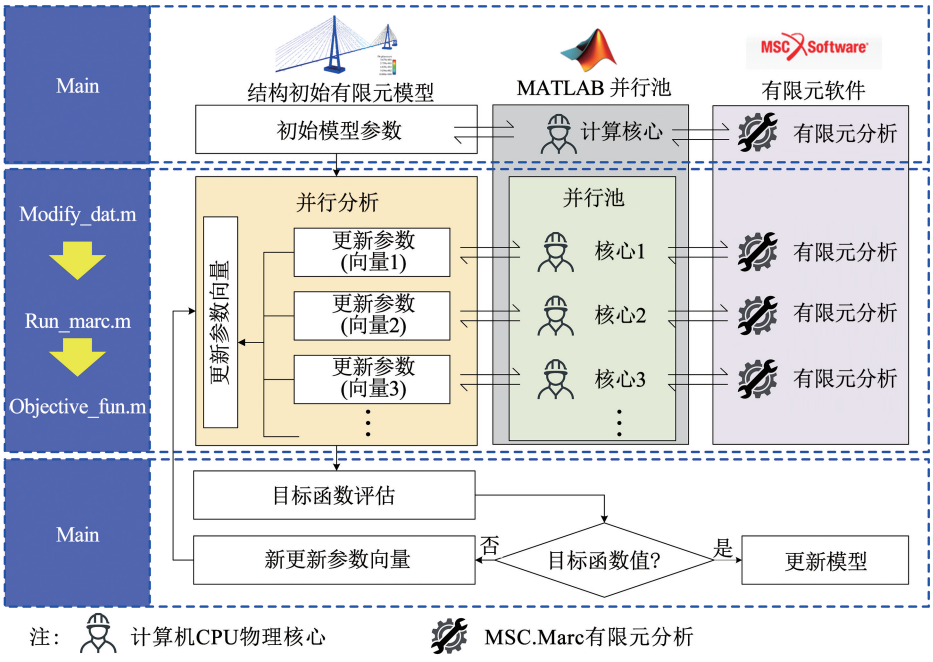


图 5　基于集群计算的模型更新程序[97]

Fig. 5　Cluster computing-aided model updating programming framework[97]

随着云计算、边缘计算等技术的发展,针对大型复杂土木工程结构或城市区域尺度研究,未来仍需要进一步提出更高效的算法和计算框架,以充分利用超算中心等计算资源加速物理实体和虚拟模型的数据融合,建立即时、精细、准确的数字孪生体,以服务工程结构的运营维护、灾害模拟等。

3　土木工程数字孪生体的应用和服务

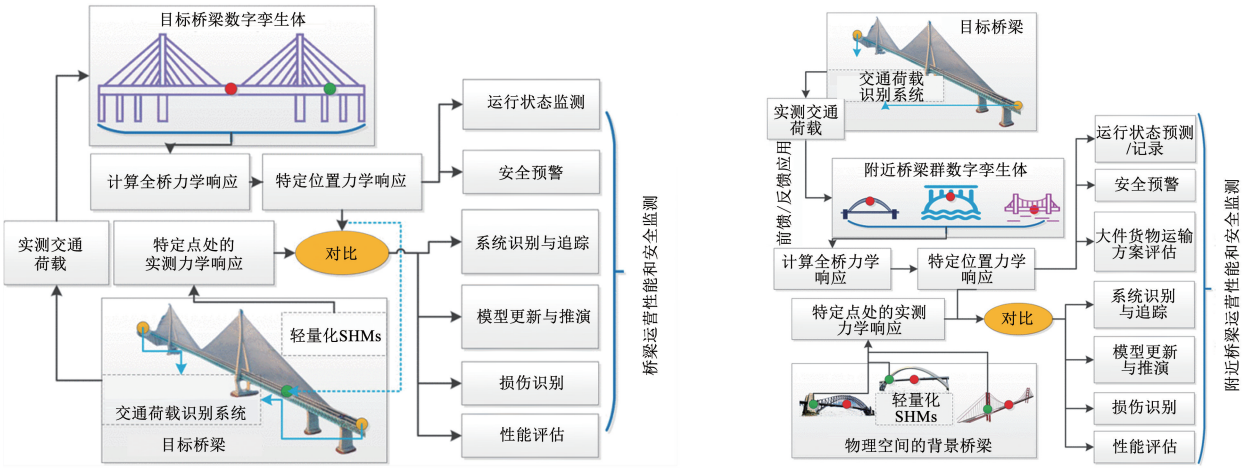
传统的结构防灾性能评估多基于结构试验与数值模拟。其中,结构试验由于各种因素限制,一般需要缩尺等假设;而数值模拟由于建模假设或缺少海量实测数据的支持,二者均无法最真实地还原实际

结构的受力状态,更无法反映结构随着服役年限增加导致的性能变化。而数字孪生技术以全要素建模、全信息采集、全过程模拟为主要特征,将物理对象数字化,实现在虚拟空间与实体世界相互映射,可以即时反映物理对象的性能状态。获得工程结构的数字孪生体后,如何基于“孪生模型”服务现实世界中的物理实体是土木工程数字孪生应用落地的关键。一般而言,土木工程数字孪生可以服务于结构运营维护、灾害仿真推演和数字孪生城市建设等领域。

3.1　结构运营评估

在获得物理对象的数字孪生体之后,一些研究尝试从结构运营期间的性能评估、维护加固等领域开展数字孪生在土木工程领域的初步应用。例如,Ye 等[113]基于现场实测的频率数据建立了广州塔的服役模型,分析了环境温度对结构自振频率和刚度的影响;本文作者在非线性更新获得大跨斜拉桥的数字孪生体后,开展了桥梁考虑地震作用的倒塌预测[118]和全寿命周期性能评估[119];Omer 等[120]将基于 LiDAR 扫描得到桥梁的三维模型嵌入到虚拟现实(virtual reality, VR)平台中,工程师通过头戴等设备可以实现桥梁损伤位置的快速检测并提出加固方案;Rocha 等[121]通过激光扫描交通运输中心的点云数据,建立建筑分析模型,结合投资收益比和人员的舒适度分析等提出了建筑的改造方案;Gao 等[122]为解决数字孪生和物理对象之间数据传输的问题,提出在信息结构层面的双向数据通信以缩短数据传输的延迟,提高桥梁的运维效率;Dan 等[123]为区域桥梁群建立了以安全预警为目标的数字孪生系统,在物理空间中通过识别交通流等将车辆荷载传入虚拟模型,分析并实现区域范围内全部桥梁的交通感知和安全预警等,不同桥梁之间的信息交互和数字孪生系统的运行如图 6 所示。

总的来说,数字孪生体的应用于结构运营评估时,一方面,可以基于虚拟孪生模型开展现实结构的性能评估,如灾害场景推演,防灾易损性分析等;另一方面,通过结合 VR/AR(augmented reality)等技术,可以帮助工程师沉浸式地了解结构的服役状态和维护需求等。但是,如前所述,未来研究仍需要研发更先进的算法,提升平台算力,帮助数字孪生体实时地反映现实结构的服役状态,提升结构运营评估的准确性。在孪生模型的可视化和交互方面,也需要进一步搭建高性能平台,结合深度学习和人工智能算法等,增强虚拟空间中的数字孪生体展示细节和可交互性,提升工程结构数字孪生体的服务能力。



(a) 目标桥梁数字孪生系统　　(b) 附近桥梁群数字孪生系统

图 6　区域桥梁群数字孪生系统[123]

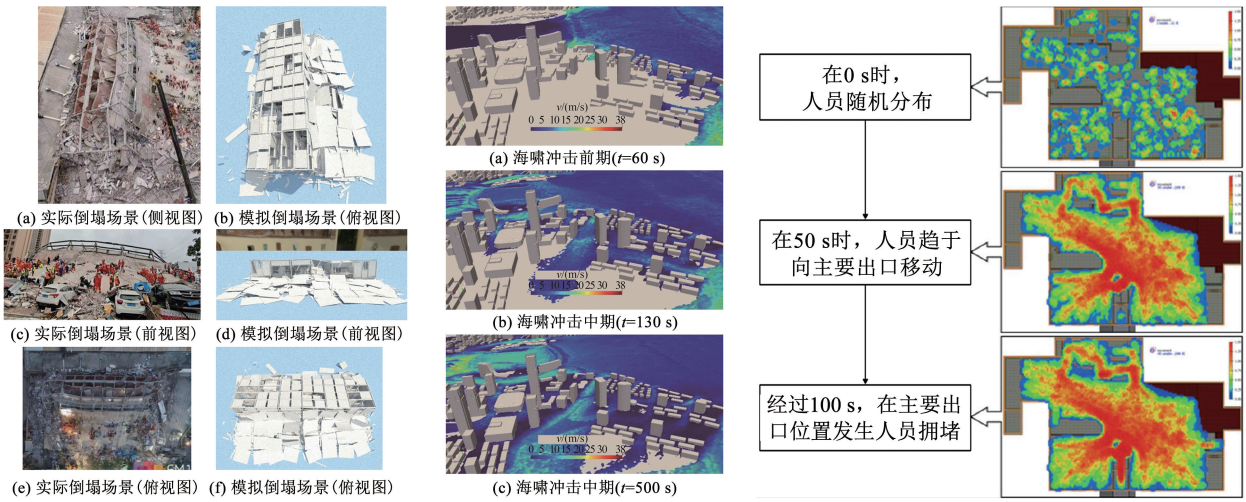
Fig. 6　Digital twin system of bridge groups in a region[123]

3.2　灾害仿真推演

灾害仿真推演主要依靠虚拟的数值孪生体模拟结构和城市区域可能的受灾场景,分析灾害的破坏机理和发展趋势,以服务于灾害演练和预警等。例如,Sun 等[94]基于深度学习的点云模型语义分割,建立包含树冠流体区域和建筑的精细三维网格模型,开展热带风暴“韦帕”作用下的城市区域 CFD 模拟,评估建筑的受灾风险和不同高度的风压大小等;Xu 等[86]和熊琛等[124]基于 Lu 等[125]提出的方法建立了城市区域的建筑地震响应分析模型,开展弹塑性时程分析以获得震害预测结果,通过和三维模型的信息交互,实现城市尺度的地震灾害可视化仿真;Lu 等[126]采用开源物理引擎[127]结合有限元分析实现了建筑倒塌废墟场景的推演;Zheng 等[128]根据施工改建图纸等信息建立某酒店的三维模型,模拟了真实事件中的建筑物倒塌过程,为事故分析提供技术支撑,基于数字孪生体的倒塌模拟和实际倒塌情况对比见图 7(a);张慎等[129]以东南沿海某城市为

背景,开展了海啸冲击情景下城市内涝过程三维仿真研究,分析海啸了发生过程中城市的水淹高度、洪水流速与严重受灾区等,见图 7(b)。此外,部分学者针对室内灾害,开展了如火灾下的人员疏散仿真模拟等。例如,Sun 等[130]基于火灾动力模拟(fire dynamic simulation, FDS)和代理人基模型(agent-based modeling,ABM)开发可视化平台,模拟建筑内不同区域火灾发展,分析了影响人员疏散的因素,图 7(c)为火灾蔓延过程中建筑物内人员逃生模拟情况。

虽然既有研究基于结构数字模型开展了许多结构或城市区域灾害模拟,但是既有模型多数仅包含了结构的初始设计资料数据,或通过 LiDAR、地理信息系统(geographic information system,GIS)等测量技术获得的结构三维数据,并未考虑土木工程结构服役过程中所累积的结构损伤或材料退化等。因此,未来研究有必要更多地在灾害分析模型中发挥数据融合的作用,以基于数字孪生更好地预测或复现结构或城市区域的受灾场景。



(a) 建筑倒塌仿真推演[128]　(b) 城市海啸模拟[129]　(c) 人员疏散模拟[130]

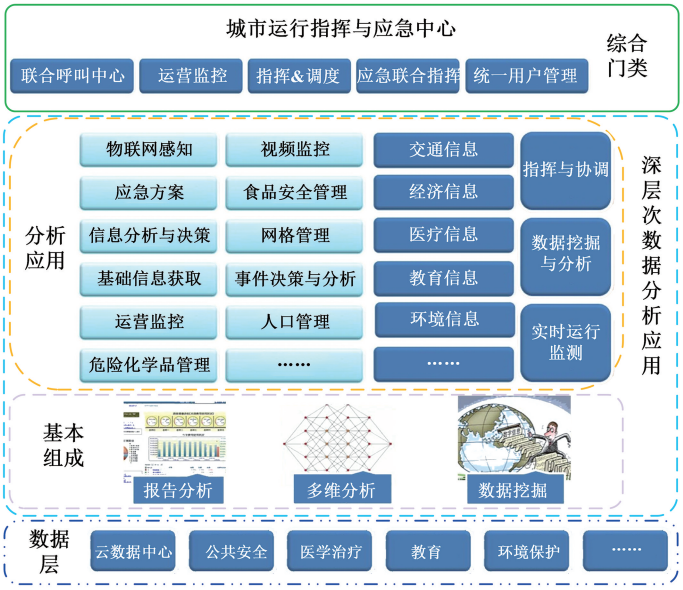
图 7　基于三维模型的工程结构或城市区域灾害模拟

Fig. 7　3D virtual model-based disaster simulation of structures or cities

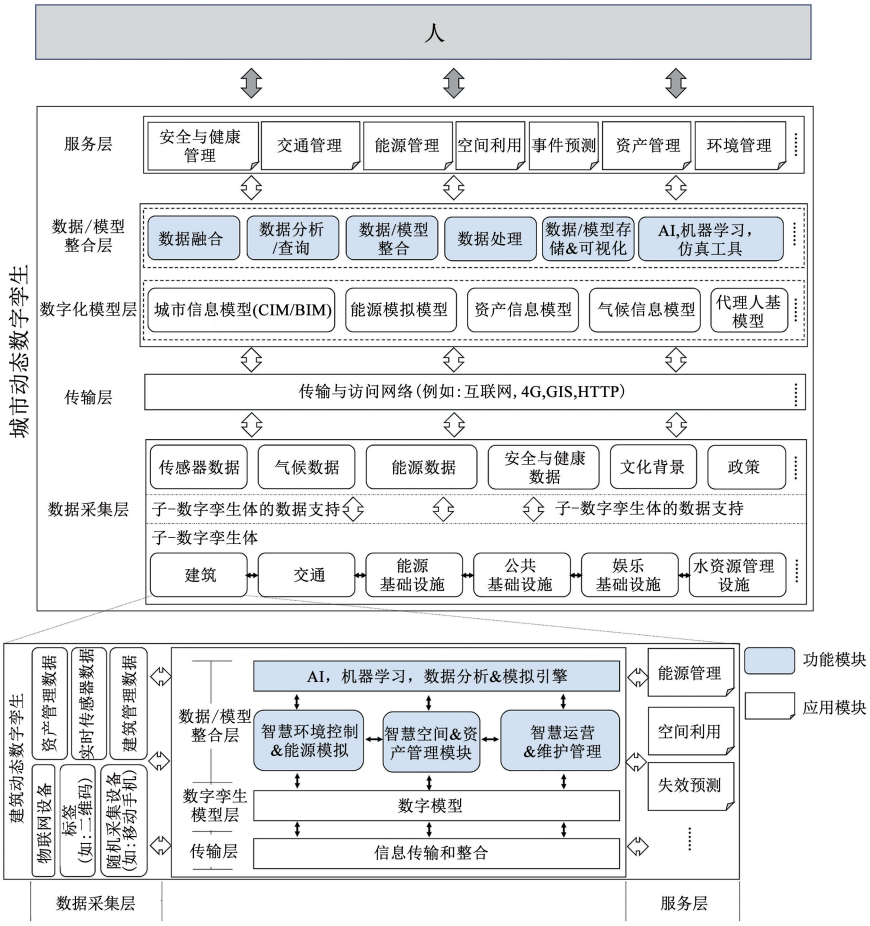
3.3　数字孪生城市建设

如前所述,计算机视觉、激光扫描等技术的快速发展为城市区域的数字孪生模型的构建奠定了基础。在城市区域尺度,除了将数字孪生模型用于土木工程的灾害评估和推演外,数字孪生城市还强调基于数据信息通信技术的感知能力,即通过现实城市的数据收集、传输、处理和数字化城市的可视化呈现,实现城市管理。其本质是将通过智能感知获取的城市数据,实时反映到 3D 城市模型上,形成高精度、多耦合的数字孪生城市模型平台[131]。部分学者针对数字孪生城市提出的概念框架见图 8[132-133]。

目前,全球范围内许多国家已在逐步开展数字孪生城市的建设研究。例如,根据中国的“十四五”规划,将在北京、上海和浙江等试点开展数字孪生城市研究[134];2019 年,南京江北新区在编制的《南京江北新区智慧城市 2025 规划》中提出要在 2025 年建立高精度的数字孪生城市信息模型,将直管区 386 km^2 的人、物、事件等社会要素数字化,实现数据互联共享和城市智能化管理[135];2015 年,新加坡政府提出“虚拟新加坡计划”,基于法国达索公司的 3D EXPERIENCE 平台,将新加坡的建筑、基础设施、绿化空间等进行数字化建模,加入传感器收集到的图像和数据并开展分析,为居民、企业、政府机构和研究社区提供城市环境模拟仿真、运行情况分析、规划管理决策等用途[126];澳大利亚新南威尔士州政府启动了悉尼西部地区建筑和自然环境的虚拟 4D 模型,其中包含建筑物、地层平面图、地形、物业边界和公用事业(例如电力、自来水和下水道)等数据[136];Lu 等[133]以剑桥大学西区为例,提出了面向建筑群和城市尺度的数字孪生系统架构,集合异构数据源以支持历史数据查询和分析,从技术层面探讨了搭建数字孪生城市的方法和挑战;White 等[137]在线发布了爱尔兰都柏林港区的数字孪生模型,允许市民通过交互设备报告和标记城市问题,并实现洪水扩散模拟等。



(a) 数字孪生智慧城市运行框架[132]



(b) 建筑群/城市区域数字孪生系统[133]

图 8　数字孪生城市概念架构

Fig. 8　Conceptual framework of digital twin city

目前,数字孪生城市在国内外的研究都处于起步阶段,仍缺乏统一的方法框架。但可以肯定的是,利用物联网、遥感测绘和云计算等技术提高数据处理的效率,有助于建立覆盖更大城市区域,细节层次更高的数字孪生城市模型,当然,在这一过程中,需要注意规范数据信息格式标准,避免多源数据不融合而导致不同孪生体之间的数据壁垒。

4 有待研究的问题

目前,数字孪生技术在土木工程领域的应用仍处于初起阶段,存在许多亟需解决的问题,包括但不限于:

1)数字孪生的基础是土木工程对象的数字模型,虽然 BIM、CIM 等方法近年来得到了快速发展,但是这些模型尚难以满足数字孪生多样化服务的需要,需要建立更加灵活且适用于不同应用场景的数字模型及其建模方法。

2)如何在激光扫描和倾斜摄影获取土木工程三维点云数据的基础上,开发更高效、通用的语义分割算法,快速建立符合工程实际情况(as built)的土木工程三维数字模型。

3)对于未安装结构健康监测系统的基础设施,研究如何基于 GIS、无人机和监控探头等无接触设施,结合计算机视觉、通信技术等,以更高的精度、更快的传输速度获取结构的监测数据,为数字孪生提供即时的数据支撑。

4)在数据融合阶段,开发精度更高、效率更快的模型更新算法,即时地将实测数据反映到虚拟模型上,提升数字孪生的实时模拟精度,并进一步开展数字孪生驱动的工程结构性能评估、维护加固等服务。

5)如何构建可以满足数字孪生体应用需求,同时满足模型数据特征和执行效率要求的多场景推演模型,使数字孪生体可以支撑土木工程设计、建设、运维、诊治、防灾、消纳等全生命周期各环节服务的需求。

6)由于硬件设备和软件开发平台之间的壁垒,未来的数字孪生研究需要研发标准化的数据格式和类型,提升多源数据的可交互性,实现工程结构和城市区域数字孪生的高效数据交互和多功能集成。

5 结 论

数字孪生在传统虚拟世界建模的基础上,通过物理世界和数字世界之间的数据交互,为智慧城市建设和土木工程结构的数字化防灾和科学管理等提供了新的解决方案。本文首先论述数字孪生在工业、制造业的发展,结合数字孪生的技术框架,从孪生数据获取、数据融合/虚-实交互和数字孪生服务等三个层面总结了土木工程数字孪生相关研究的进展,研究的主要结论包括:

1)准确可靠的多维虚拟模型是实现数字孪生技术的基础,但由于土木工程结构在建设年限、服役条件和材料退化等方面的不确定性,往往需要借助现场实测等才能准确获得工程结构和城市区域的准确三维信息。现有研究基于 GIS、无人机和监控探头等非接触式设备,结合计算机视觉技术,已经可以实现结构基础信息获取和响应测量。但仍需优化和开发图像处理及点云分割算法等,提升响应识别和几何测量的精度,并进一步开展基于测量信息实现物理实体的交互式建模方法研究。

2)基于传感器获取物理对象的孪生数据往往需要经历降噪、修复和特征识别等过程后,才可用于虚拟孪生模型的数据融合。既有研究中从海量监测数据中多通过滤波、傅里叶变换和深度学习网络架构等实现数据清洗、重构和结构特征响应提取,再用于数据融合,以在虚拟空间中复现物理对象的现实运营状态,包括但不限于频率、模态振型、结构和关键构件的变形时程等。

3)工程结构数字孪生的数据融合依赖于高效、准确的模型更新算法。其中,代理模型可以有效简化复杂工程结构的模型更新过程,但该方法获得的数字孪生体精度受限于代理模型的近似程度;采用结构原模型直接开展数据融合可以有效提升模型更新的精度,建立更准确的数字孪生体,但其计算效率往往受到模型尺度和目标响应复杂程度的制约。有学者提出采用集群计算的方法加速基于原模型更新以建立数字孪生体的解决方案,但是随着工程结构复杂度的提升和数字孪生城市的建设需求,仍需要开发更先进、高效、可靠的计算硬件、软件和数据融合算法。

4)在数字孪生的应用落地和服务方面,既有研究已将工程结构及城市区域的虚拟模型广泛应用于土木工程性能评估、运营维护、灾害仿真推演和社区运维管理等领域。在基于 VR/AR 设备与物联网等技术的数字孪生虚-实交互方面也积累了一些研究成果。但是,基于全寿命周期的土木工程数字孪生服务案例还比较少,多场景下的灾害仿真推演研究中也经常缺乏对结构即时服役状态的考虑。在数据感知、传输及计算分析的基本框架上,实现沉浸式人机交互,开展跨平台\跨尺度的数据共享、分析与服务是未来土木工程数字孪生的重要发展方向。

最后需要说明的是,国内外很多学者在数字孪生领域做了很多出色的工作,由于本文作者水平有限,很多优秀的工作未能在本文涉及,恳请批评海涵。

参考文献

[1]GRIEVES M W. Product lifecycle management: The new paradigm for enterprises[J]. International Journal of Product Development,

2005，2(1/2)：71. DOI：10.1504/IJPD.2005.006669

[2] TUEGEL E. The airframe digital twin：some challenges to realization [C]//53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures，Structural Dynamics and Materials Conference. Reston：American Institute of Aeronautics and Astronautics，2012：1812. DOI：10.2514/6.2012－1812

[3] GLAESSGEN E，STARGEL D. The digital twin paradigm for future NASA and U. S. Air Force vehicles [C]//53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures，Structural Dynamics and Materials Conference. Reston：American Institute of Aeronautics and Astronautics，2012：1818. DOI：10.2514/6.2012－1818

[4] LIU Mengnan，FANG Shuiliang，DONG Huiyue，et al. Review of digital twin about concepts，technologies，and industrial applications [J]. Journal of Manufacturing Systems，2021，58：346. DOI：10.1016/J.JMSY.2020.06.017

[5] LO C K，CHEN C H，ZHONG R Y. A review of digital twin in product design and development[J]. Advanced Engineering Informatics，2021，48：101297. DOI：10.1016/J.AEI.2021.101297

[6] TAO Fei，SUI Fangyuan，LIU Ang，et al. Digital twin-driven product design framework[J]. International Journal of Production Research，2019，57(12)：3935. DOI：10.1080/00207543.2018.1443229

[7] TAO Fei，LIU Ang，HU Tianliang，et al. Digital twin driven smart design[M]. Amsterdam：Elsevier Academic Press，2020：205. DOI：10.1016/C2018－0－04250－4

[8] TAO Fei，CHENG Jiangfeng，QI Qinglin，et al. Digital twin-driven product design，manufacturing and service with big data[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology，2018，94：3563. DOI：10.1007/S00170－017－0233－1

[9] ZHOU Guanghui，ZHANG Chao，LI Zhi，et al. Knowledge-driven digital twin manufacturing cell towards intelligent manufacturing[J]. International Journal of Production Research，2020，58(4)：1034. DOI：10.1080/00207543.2019.1607978

[10] BALTA E C，TILBURY D M，BARTON K. A digital twin framework for performance monitoring and anomaly detection in fused deposition modeling [C]//2019 IEEE 15th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE). Vancouver：IEEE，2019：823. DOI：10.1109/COASE.2019.8843166

[11] QAMSANE Y，PHILLIPS J R，SAVAGLIO C，et al. Open process automation-and digital twin-based performance monitoring of a process manufacturing system[J]. IEEE Access，2022，10：60823. DOI：10.1109/ACCESS.2022.3179982

[12] FERA M，GRECO A，CATERINO M，et al. Towards digital twin implementation for assessing production line performance and balancing [J]. Sensors，2019，20(1)：97. DOI：10.3390/S20010097

[13] TUEGEL E J，INGRAFFEA A R，EASON T G，et al. Reengineering aircraft structural life prediction using a digital twin [J]. International Journal of Aerospace Engineering，2011，2011：154798. DOI：10.1155/2011/154798

[14] TODOROVIC M H，DATTA R，STEVANOVIC L，et al. Design and testing of a modular SiC based power block[C]//PCIM Europe 2016：International Exhibition and Conference for Power Electronics，Intelligent Motion，Renewable Energy and Energy Management. Nuremberg：VDE，2016：1

[15] HE Kuanfang，LI Xuejun，WU Jigang，et al. Three-dimensional temperature field numerical simulation of twin-arc high-speed submerged arc welding process based on ANSYS[J]. Advanced Materials Research，2011，216：188. DOI：10.4028/WWW.SCIENTIFIC.NET/AMR.216.188

[16] BAZILEVS Y，DENG Xiaowei，KOROBENKO A，et al. Isogeometric fatigue damage prediction in large-scale composite structures driven by dynamic sensor data[J]. Journal of Applied Mechanics，2015，82(9)：091008. DOI：10.1115/1.4030795

[17] LIU He，XIA Min，WILLIAMS D，et al. Digital twin-driven machine condition monitoring：A literature review[J]. Journal of Sensors，2022，2022：6129995. DOI：10.1155/2022/6129995

[18] ZHAO Yunpeng，LIAN Likai，BI Chunwei，et al. Digital twin for rapid damage detection of a fixed net panel in the sea[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2022，200：107247. DOI：10.1016/J.COMPAG.2022.107247

[19] 陶飞，刘蔚然，刘检华，等. 数字孪生及其应用探索[J]. 计算机集成制造系统，2018，24(1)：1
TAO Fei，LIU Weiran，LIU Jianhua，et al. Digital twin and its potential application exploration [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems，2018，24(1)：1. DOI：10.13196/J.CIMS.2018.01.001

[20] JIANG Feng，MA Ling，BROYD T，et al. Digital twin and its implementations in the civil engineering sector[J]. Automation in Construction，2021，130：103838. DOI：10.1016/J.AUTCON.2021.103838

[21] OU Jingpin，LI Hui. Structural health monitoring in mainland China：Review and future trends[J]. Structural Health Monitoring，2010，9(3)：219. DOI：10.1177/1475921710365269

[22] AMEZQUITA-SANCHEZ J P，ADELI H. Signal processing techniques for vibration-based health monitoring of smart structures [J]. Archives of Computational Methods in Engineering，2016，23：1. DOI：10.1007/S11831－014－9135－7

[23] ZHANG Chunwei，MOUSAVI A A，MASRI S F，et al. Vibration feature extraction using signal processing techniques for structural health monitoring：A review[J]. Mechanical Systems and Signal Processing，2022，177：109175. DOI：10.1016/J.YMSSP.2022.109175

[24] 孙利民，尚志强，夏烨. 大数据背景下的桥梁结构健康监测研究现状与展望[J]. 中国公路学报，2019，32(11)：1
SUN Limin，SHANG Zhiqiang，XIA Ye. Development and prospect of bridge structural health monitoring in the context of big data[J]. China Journal of Highway and Transport，2019，32(11)：1. DOI：10.19721/J.CNKI.1001－7372.2019.11.001

[25] SUN Limin，SHANG Zhiqiang，XIA Ye，et al. Review of bridge structural health monitoring aided by big data and artificial intelligence：From condition assessment to damage detection[J]. Journal of Structural Engineering，2020，146(5)：04020073. DOI：10.1061/(ASCE)ST.1943－541X.0002535

[26] 李惠，鲍跃全，李顺龙，等. 结构健康监测数据科学与工程[J]. 工程力学，2015，32(8)：1
LI Hui，BAO Yuequan，LI Shunlong，et al. Data science and engineering for structural health monitoring [J]. Engineering Mechanics，2015，32(8)：1. DOI：10.6052/j.issn.1000－4750.2014.08.ST11

[27] BAO Yuequan，CHEN Zhicheng，WEI Shiyin，et al. The state of the art of data science and engineering in structural health monitoring[J]. Engineering，2019，5(2)：234. DOI：10.1016/J.ENG.2018.11.027

[28] MALEKLOO A, OZER E, ALHAMAYDEH M, et al. Machine learning and structural health monitoring overview with emerging technology and high-dimensional data source highlights [J]. Structural Health Monitoring, 2022, 21(4): 1906. DOI: 10.1177/14759217211036880

[29] 黄侨, 任远, 许翔, 等. 大跨径缆索承重桥梁状态评估的研究现状与发展[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2017, 49(9): 1
HUANG Qiao, REN Yuan, XU Xiang, et al. Research progress of condition evaluation for large span cable supported bridge [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2017, 49(9): 1. DOI: 10.11910/j.issn.0367-6234.201611103

[30] MU Heqing, YUEN K V. Novel outlier-resistant extended Kalman filter for robust online structural identification [J]. Journal of Engineering Mechanics, 2015, 141(1): 04014100. DOI: 10.1061/(ASCE)EM.1943-7889.0000810

[31] SOMAN R, MALINOWSKI P, MAJEWSKA K, et al. Kalman filter based neutral axis tracking in composites under varying temperature conditions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 110: 485. DOI: 10.1016/J.YMSSP.2018.03.046

[32] 覃方君, 许江宁, 李安, 等. 基于小波卡尔曼滤波的加速度计降噪方法[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2009, 33(1): 49
QIN Fangjun, XU Jiangning, LI An, et al. A wavelet based Kalman filter for accelerometers de-noising[J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering), 2009, 33(1): 49

[33] LI Hui, ZHANG Fujian, JIN Yizhou. Real-time identification of time-varying tension in stay cables by monitoring cable transversal acceleration[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2014, 21(7): 1100. DOI: 10.1002/STC.1634

[34] 闵志华, 孙利民, 孙智, 等. 环境激励下基于小波变换和奇异值分解的结构模态参数识别[J]. 振动工程学报, 2009, 22(2): 142
MIN Zhihua, SUN Limin, SUN Zhi, et al. Structural modal parameter identification using wavelet transform and singular value decomposition under ambient excitation[J]. Journal of Vibration Engineering, 2009, 22(2): 142. DOI: 10.16385/J.CNKI.ISSN.1004-4523.2009.02.006

[35] TAHA M M R, NOURELDIN A, LUCERO J L, et al. Wavelet transform for structural health monitoring: A compendium of uses and features[J]. Structural Health Monitoring, 2006, 5(3): 267. DOI: 10.1177/1475921706067741

[36] SILIK A, NOORI M, ALTABEY W A, et al. Comparative analysis of wavelet transform for time-frequency analysis and transient localization in structural health monitoring[J]. Structural Durability & Health Monitoring, 2021, 15(1): 1. DOI: 10.32604/SDHM.2021.012751

[37] YAN Ruqiang, CHEN Xuefeng, MUKHOPADHYAY S C. Structural health monitoring: An advanced signal processing perspective[M]. New York city: Springer. 2017: 1. DOI: 10.1007/978-3-319-56126-4

[38] BAO Yuequan, SUN Xiaodan, LI Hui, et al. Compressive sampling-based data loss recovery for wireless sensor networks used in civil structural health monitoring[J]. Structural Health Monitoring, 2013, 12(1): 78. DOI: 10.1177/1475921712462936

[39] BAO Yuequan, YU Yan, LI Hui, et al. Compressive sensing-based lost data recovery of fast-moving wireless sensing for structural health monitoring[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2015, 22(3): 433. DOI: 10.1002/STC.1681

[40] WAN Huaping, DONG Guansen, LUO Yaozhi, et al. An improved complex multi-task Bayesian compressive sensing approach for compression and reconstruction of SHM data [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 167: 108531. DOI: 10.1016/J.YMSSP.2021.108531

[41] DIORD S, MAGALHÃES F, CUNHA Á, et al. High spatial resolution modal identification of a stadium suspension roof: Assessment of the estimates uncertainty and of modal contributions [J]. Engineering Structures, 2017, 135: 117. DOI: 10.1016/J.ENGSTRUCT.2016.12.060

[42] ZHENG Wenhao, DAN Danhui, CHENG Wei, et al. Real-time dynamic displacement monitoring with double integration of acceleration based on recursive least squares method [J]. Measurement, 2019, 141: 460. DOI: 10.1016/J.MEASUREMENT.2019.04.053

[43] XU Bin, DAN Danhui, YU Xuewen. Real-time online intelligent perception of time-varying cable force based on vibration monitoring [J]. Engineering Structures, 2022, 270: 114925. DOI: 10.1016/J.ENGSTRUCT.2022.114925

[44] 祝青鑫, 王浩, 茅建校, 等. 基于聚类分析的桥梁结构模态参数自动识别方法[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2020, 50(5): 837
ZHU Qingxin, WANG Hao, MAO Jianxiao, et al. Automated modal parameter identification method for bridges based on cluster analysis[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2020, 50(5): 837. DOI: 10.3969/j.issn.1001-0505.2020.05.007

[45] HUANG Yong, BECK J L, LI Hui. Multitask sparse Bayesian learning with applications in structural health monitoring [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2019, 34(9): 732. DOI: 10.1111/MICE.12408

[46] PAN Hong, AZIMI M, YAN Fei, et al. Time-frequency-based data-driven structural diagnosis and damage detection for cable-stayed bridges[J]. Journal of Bridge Engineering, 2018, 23(6): 04018033. DOI: 10.1061/(ASCE)BE.1943-5592.0001199

[47] 马如进, 葛纯熙, 胡晓红. 大跨度斜拉桥纵向塔梁阻尼器阻尼性能识别[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2019, 51(3): 73
MA Rujin, GE Chunxi, HU Xiaohong. Damping performance identification for large-scale longitudinal tower-beam dampers of a long-span cable-stayed bridge[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2019, 51(3): 73. DOI: 10.11918/j.issn.0367-6234.201711032

[48] 唐志一. 基于深度学习的结构健康监测异常数据诊断与重构[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2021
TANG Zhiyi. Data anomaly diagnosis and reconstruction based on deep learning for structural health monitoring[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2021

[49] 罗干. 基于深度学习的桥梁结构健康监测数据清洗方法研究[D]. 南京: 东南大学, 2021
LUO Gan. Research on data cleaning method of bridge structure health monitoring based on deep learning[D]. Nanjing: Southeast University, 2021

[50] TANG Zhiyi, CHEN Zhicheng, BAO Yuequan, et al.

Convolutional neural network-based data anomaly detection method using multiple information for structural health monitoring[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2019, 26(1): e2296. DOI: 10.1002/STC.2296

[51] HE Haoxiang, ZHENG Jiacheng, LIAO Lican, et al. Damage identification based on convolutional neural network and recurrence graph for beam bridge[J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20(4): 1392. DOI: 10.1177/1475921720916928

[52] GUO Qi, FENG Lei, ZHANG Ruyi, et al. Study of damage identification for bridges based on deep belief network[J]. Advances in Structural Engineering, 2020, 23(8): 1562. DOI: 10.1177/1369433219898058

[53] LI Linchao, ZHOU Haijun, LIU Junhui, et al. A hybrid method coupling empirical mode decomposition and a long short-term memory network to predict missing measured signal data of SHM systems[J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20(4): 1778. DOI: 10.1177/1475921720932813

[54] LIU Hao, DING Youliang, ZHAO Hanwei, et al. Deep learning-based recovery method for missing structural temperature data using LSTM network[J]. Structural Monitoring and Maintenance, 2020: 109. DOI: 10.1177/1475921720932813

[55] RASTIN Z, GHODRATI AMIRI G, DARVISHAN E. Generative adversarial network for damage identification in civil structures[J]. Shock and Vibration, 2021, 2021: 1. DOI: 10.1155/2021/3987835

[56] YANG Jianxi, ZHANG Likai, CHEN Cen, et al. A hierarchical deep convolutional neural network and gated recurrent unit framework for structural damage detection[J]. Information Sciences, 2020, 540: 117. DOI: 10.1016/J.INS.2020.05.090

[57] 朴春慧，冀梅梅，张志国，等. 基于 CNN-LSTM 深度学习的列车荷载与桥面系局部健康状态识别研究[J]. 铁道学报，2022，44(8)：135
PIAO Chunhui, JI Meimei, ZHANG Zhiguo, et al. Research on recognition of train load and local health status of bridge deck system based on CNN-LSTM deep learning[J]. Journal of the China Railway Society, 2022, 44(8): 135

[58] 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
SHAN Jie, LI Zhixin, ZHANG Wenyuan. Recent progress in large-scale 3D city modeling[J]. Acta Geodaetica at Cartographica Sinica, 2019, 48(12): 1523. DOI: 10.11947/j.AGCS.2019.20190471

[59] FENG Dongming, FENG M Q. Computer vision for SHM of civil infrastructure: From dynamic response measurement to damage detection-A review[J]. Engineering Structures, 2018, 156: 105. DOI: 10.1016/J.ENGSTRUCT.2017.11.018

[60] XU Yan, BROWNJOHN J M W. Review of machine-vision based methodologies for displacement measurement in civil structures[J]. Journal of Civil Structural Health Monitoring, 2018, 8: 91. DOI: 10.1007/S13349-017-0261-4

[61] SPENCER B F, Jr. HOSKERE V, NARAZAKI Y. Advances in computer vision-based civil infrastructure inspection and monitoring[J]. Engineering, 2019, 5(2): 199. DOI: 10.1016/J.ENG.2018.11.030

[62] DONG Chuanzhi, CATBAS F N. A review of computer vision-based structural health monitoring at local and global levels[J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20(2): 692. DOI: 10.1177/1475921720935585

[63] BUSCA G, CIGADA A, MAZZOLENI P, et al. Vibration monitoring of multiple bridge points by means of a unique vision-based measuring system[J]. Experimental Mechanics, 2014, 54: 255. DOI: 10.1007/S11340-013-9784-8

[64] FENG M Q, FUKUDA Y, FENG Dongming, et al. Nontarget vision sensor for remote measurement of bridge dynamic response[J]. Journal of Bridge Engineering, 2015, 20(12): 04015023. DOI: 10.1061/(ASCE)BE.1943-5592.0000747

[65] RIBEIRO D, CALÇADA R, FERREIRA J, et al. Non-contact measurement of the dynamic displacement of railway bridges using an advanced video-based system[J]. Engineering Structures, 2014, 75: 164. DOI: 10.1016/J.ENGSTRUCT.2014.04.051

[66] WU Lijun, SU Yiyan, CHEN Zhicong, et al. Six-degree-of-freedom generalized displacements measurement based on binocular vision[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2020, 27(2): e2458. DOI: 10.1002/STC.2458

[67] WANG Jiaqiang, ZHAO Jin, LIU Yuwen, et al. Vision-based displacement and joint rotation tracking of frame structure using feature mix with single consumer-grade camera[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2021, 28(12): e2832. DOI: 10.1002/STC.2832

[68] CHA Y J, CHEN J G, BÜYÜKÖZTÜRK O. Output-only computer vision based damage detection using phase-based optical flow and unscented Kalman filters[J]. Engineering Structures, 2017, 132: 300. DOI: 10.1016/J.ENGSTRUCT.2016.11.038

[69] JAVH J, SLAVIČ J, BOLTEŽAR M. The subpixel resolution of optical-flow-based modal analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 88: 89. DOI: 10.1016/J.YMSSP.2016.11.009

[70] YOON H, ELANWAR H, CHOI H, et al. Target-free approach for vision-based structural system identification using consumer-grade cameras[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2016, 23(12): 1405. DOI: 10.1002/STC.1850

[71] SUN Chujing, GU Donglian, LU Xinzheng. Three-dimensional structural displacement measurement using monocular vision and deep learning based pose estimation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 190: 110141. DOI: 10.1016/J.YMSSP.2023.110141

[72] SUN Chujin, GU Donglian, ZHANG Yi, et al. Vision-based displacement measurement enhanced by super-resolution using generative adversarial networks[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2022, 29(10): e3048. DOI: 10.1002/STC.3048

[73] CAI Enjian, ZHANG Yi, JI Xiaodong, et al. Estimating small structural motions from multi-view video measurement[J]. Engineering Structures, 2023, 275: 115259. DOI: 10.1016/J.ENGSTRUCT.2022.115259

[74] CAI Enjian, ZHANG Yi, LU Xinzheng, et al. Estimating small structural motions based on sparsity enforcement[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2022. DOI: 10.1111/MICE.12957

[75] CAI Enjian, ZHANG Yi, QUEK S T. Visualizing and quantifying small and nonstationary structural motions in video measurement[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2023, 38(2): 135. DOI: 10.1111/MICE.12894

[76] TIAN Yongding, ZHANG Jian, YU Shanshan. Rapid impact testing and system identification of footbridges using particle image velocimetry[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2019, 34(2): 130. DOI: 10.1111/MICE.12390

[77] TIAN Yongding, ZHANG Jian, YU Shanshan. Vision-based structural scaling factor and flexibility identification through mobile impact testing[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122: 387. DOI: 10.1016/J.YMSSP.2018.12.029.

[78]修晟, 张愿, 单伽锃. 基于视觉和振动监测数据融合的结构动态位移识别及其试验验证[J/OL]. 工程力学[2023-05-26]. http://dx.doi.org/10.6052/j.issn.1000-4750.2022.01.0106
XIU Sheng, ZHANG Yuan, SHAN Jiazeng. Vision and vibration data fusion-based structural dynamic displacement measurement with test validation[J]. Engineering Mechanics[2023-05-26]. http://dx.doi.org/10.6052/j.issn.1000-4750.2022.01.0106

[79]周颖, 张立迅, 刘彤, 等. 基于计算机视觉的结构系统识别[J]. 土木工程学报, 2018, 51(11):17
ZHOU Ying, ZHANG Lixun, LIU Tong, et al. Structural system identification based on computer vision [J]. China Civil Engineering Journal, 2018, 51(11): 17. DOI: 10.15951/J.TMGCXB.20180716.006

[80] YANG Yongchao, DORN C, MANCINI T, et al. Blind identification of full-field vibration modes from video measurements with phase-based video motion magnification [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 85: 567. DOI: 10.1016/J.YMSSP.2016.08.041

[81] YANG Yongchao, DORN C, MANCINI T, et al. Blind identification of full-field vibration modes of output-only structures from uniformly-sampled, possibly temporally-aliased (sub-Nyquist), video measurements [J]. Journal of Sound and Vibration, 2017, 390: 232. DOI: 10.1016/J.JSV.2016.11.034

[82]魏征. 车载 LiDAR 点云中建筑物的自动识别与立面几何重建[D]. 武汉: 武汉大学, 2012
WEI Zheng. Automated extraction of buildings and facades reconstruction from mobile LiDAR point clouds [D]. Wuhan: Wuhan University, 2012

[83] ARIYACHANDRA M, BRILAKIS I. Detection of railway masts in airborne LiDAR data[J]. Journal of Construction Engineering and Management, 2020, 146(9): 04020105. DOI: 10.1061/(ASCE)CO.1943-7862.0001894

[84] LAEFER D F, TRUONG-HONG L. Toward automatic generation of 3D steel structures for building information modelling [J]. Automation in Construction, 2017, 74: 66. DOI: 10.1016/J.AUTCON.2016.11.011

[85] XIONG Xuehan, ADAN A, AKINCI B, et al. Automatic creation of semantically rich 3D building models from laser scanner data[J]. Automation in Construction, 2013, 31: 325. DOI: 10.1016/J.AUTCON.2012.10.006

[86] XU Zhen, WU Yuan, LU Xinzheng, et al. Photo-realistic visualization of seismic dynamic responses of urban building clusters based on oblique aerial photography [J]. Advanced Engineering Informatics, 2020, 43: 101025. DOI: 10.1016/J.AEI.2019.101025

[87] FIORILLO F, JIMÉNEZ FERNÁNDEZ-PALACIOS B, REMONDION F, et al. 3D Surveying and modelling of the Archaeological Area of Paestum, Italy [J]. Virtual Archaeology Review, 2015, 4(8): 55. DOI: 10.4995/VAR.2013.4306

[88] WU Bo, XIE Linfu, HU Han, et al. Integration of aerial oblique imagery and terrestrial imagery for optimized 3D modeling in urban areas[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 139: 119. DOI: 10.1016/J.ISPRSJPRS.2018.03.004

[89] MA Zhiliang, LIU Shilong. A review of 3D reconstruction techniques in civil engineering and their applications[J]. Advanced Engineering Informatics, 2018, 37: 163. DOI: 10.1016/J.AEI.2018.05.005

[90] KIM H, YOON J, SIM S H. Automated bridge component recognition from point clouds using deep learning[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2020, 27(9): e2591. DOI: 10.1002/STC.2591

[91] PARK Y, GULDMANN J M. Creating 3D city models with building footprints and LiDAR point cloud classification: A machine learning approach[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2019, 75: 76. DOI: 10.1016/J.COMPENVURBSYS.2019.01.004

[92]张帆, 孙楚津, 覃思中, 等. 基于 BIM 和深度学习点云分割的施工检查方法模拟研究[J/OL]. 工程力学[2023-05-26]. http://dx.doi.org/10.6052/j.issn.1000-4750.2022.04.0281
ZHANG Fan, SUN Chujin, QIN Sizhong, et al. Synthetic research on construction inspection based on BIM and point cloud segmentation using deep learning[J/OL]. Engineering Mechanics[2023-05-26]. http://dx.doi.org/10.6052/j.issn.1000-4750.2022.04.0281

[93] ZHOU Qianyi. 3D urban modeling from city-scale aerial LiDAR data[D]. Los Angeles: University of Southern California, 2012

[94] SUN Chujin, ZHANG Fan, ZHAO Pengju, et al. Automated simulation framework for urban wind environments based on aerial point clouds and deep learning[J]. Remote Sensing, 2021, 13(12): 2383. DOI: 10.3390/RS13122383

[95] DURMAZGEZER E, YUCEL U, OZCELIK O. Damage identification of a reinforced concrete frame at increasing damage levels by sensitivity-based finite element model updating [J]. Bulletin of Earthquake Engineering, 2019, 17: 6041. DOI: 10.1007/S10518-019-00690-5

[96] NOZARI A, BEHMANESH I, YOUSEFIANMOGHADAM S, et al. Effects of variability in ambient vibration data on model updating and damage identification of a 10-story building[J]. Engineering Structures, 2017, 151: 540. DOI: 10.1016/J.ENGSTRUCT.2017.08.044

[97] LIN Kaiqi, XU Youlin, LU Xinzheng, et al. Cluster computing-aided model updating for a high-fidelity finite element model of a long-span cable-stayed bridge [J]. Earthquake Engineering & Structural Dynamics, 2020, 49(9): 904. DOI: 10.1002/EQE.3270

[98] LIN Kaiqi, XU Youlin, LU Xinzheng, et al. Time history analysis-based nonlinear finite element model updating for a long-span cable-stayed bridge[J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20(5): 2566. DOI: 10.1177/1475921720963868

[99] LIAO Jingbo, TANG Guangwu, MENG Libo, et al. Finite element model updating based on field quasi-static generalized influence line and its bridge engineering application[J]. Procedia Engineering, 2012, 31: 348. DOI: 10.1016/J.PROENG.2012.01.1035

[100] DAVIS N T, SANAYEI M. Foundation identification using dynamic strain and acceleration measurements[J]. Engineering Structures, 2020, 208: 109811. DOI: 10.1016/J.ENGSTRUCT.2019.109811

[101] JAISHI B, REN Weixin. Finite element model updating based on eigenvalue and strain energy residuals using multi-objective

optimisation technique [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(5): 2295. DOI: 10.1016/J.YMSSP.2006.09.008

[102] 宗周红, 褚福鹏, 牛杰. 基于响应面模型修正的桥梁结构损伤识别方法[J]. 土木工程学报, 2013, 46(2):115
ZONG Zhouhong, CHU Fupeng, NIU Jie. Damage identification methods of bridge structures using response surface based on finite element model updating[J]. Journal of Civil Engineering, 2013, 46(2): 115. DOI: 10.15951/J.TMGCXB.2013.02.004

[103] REN Weixin, FANG Shenen, DENG Miaoyi. Response surface-based finite-element-model updating using structural static responses[J]. Journal of Engineering Mechanics, 2011, 137(4): 248. DOI: 10.1061/(ASCE)EM.1943-7889.0000223

[104] 胡俊亮, 颜全胜, 郑恒斌, 等. 基于 Kriging 模型的钢管混凝土连续梁拱桥有限元模型修正[J]. 振动与冲击, 2014, 33(14): 33
HU Junliang, YAN Quansheng, ZHENG Hengbin, et al. CFST-arch/continuous beam bridge FEM model updating based on Kriging model[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(4): 33. DOI: 10.13465/J.CNKI.JVS.2014.14.007

[105] 秦世强, 胡佳, 曹鸿猷, 等. 基于试验数据的大跨度拱桥有限元模型修正[J]. 中国公路学报, 2019, 32(7): 66
QIN Shiqiang, HU Jia, CAO Hongyu, et al. Finite element model updating of large-span arch bridge based on experimental data[J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32(7): 66. DOI: 10.19721/J.CNKI.1001-7372.2019.07.008

[106] 周林仁, 欧进萍. 基于径向基函数响应面方法的大跨度斜拉桥有限元模型修正[J]. 中国铁道科学, 2012, 33(3): 8
ZHOU Linren, OU Jinping. Finite element model updating of long-span cable-stayed bridge based on the response surface method of radial basis function[J]. China Railway Science, 2012, 33(3): 8. DOI: 10.3969/j.issn.1001-4632.2012.03.02

[107] WAN Huapin, REN Weixin. A residual-based Gaussian process model framework for finite element model updating[J]. Computers & Structures, 2015, 156: 149. DOI: 10.1016/J.COMPSTRUC.2015.05.003

[108] ZHOU Linren, WANG Lei, CHEN Lan, et al. Structural finite element model updating by using response surfaces and radial basis functions[J]. Advances in Structural Engineering, 2016, 19(9): 1446. DOI: 10.1177/1369433216643876

[109] 彭珍瑞, 张亚峰, 张雪萍. 考虑加速度频响函数不确定的有限元模型修正[J/OL]. 哈尔滨工业大学学报[2023-05-26]. http://dx.doi.org/10.11918/202109019
PENG Zhenrui, ZHANG Yafeng, ZHANG Xueping. Finite element model updating considering the uncertainty of acceleration frequency response function[J/OL]. Journal of Harbin Institute of Technology [2023-05-26]. http://dx.doi.org/10.11918/202109019

[110] ZHU Qing, XU Youlin, XIAO Xiang. Multiscale modeling and model updating of a cable-stayed bridge. I: Modeling and influence line analysis[J]. Journal of Bridge Engineering, 2015, 20(10): 04014112. DOI: 10.1061/(ASCE)BE.1943-5592.0000722

[111] XIAO Xiang, XU Youlin, ZHU Qing. Multiscale modeling and model updating of a cable-stayed bridge. II: Model updating using modal frequencies and influence lines[J]. Journal of Bridge Engineering, 2015, 20(10): 04014113. DOI: 10.1061/(ASCE)BE.1943-5592.0000723

[112] 王佐才, 丁雅杰, 戈壁, 等. 桥梁结构非线性模型修正研究综述[J]. 交通运输工程学报, 2022, 22(2): 59
WANG Zuocai, DING Yajie, GE Bi, et al. Review on nonlinear model updating for bridge structures[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2022, 22(2): 59. DOI: 10.19818/J.CNKI.1671-1637.2022.02.004

[113] YE Xijun, CHEN Bingcong. Model updating and variability analysis of modal parameters for super high-rise structure[J]. Concurrency and Computation: Practice and Experience, 2019, 31(12): e4712. DOI: 10.1002/CPE.4712

[114] TRAN-NGOC H, KHATIR S, DE ROECK G, et al. Model updating for Nam O bridge using particle swarm optimization algorithm and genetic algorithm[J]. Sensors, 2018, 18(12): 4131. DOI: 10.3390/S18124131

[115] 丁一凡, 刘宇飞, 樊健生, 等. 基于空间位形的在役索膜结构有限元模型修正与安全评估[J]. 工程力学, 2022, 39(5): 44
DING Yifan, LIU Yufei, FAN Jiansheng, et al. Finite element model updating and safety assessment of in-service cable-membrane structure based on spatial configuration[J]. Engineering Mechanics, 2022, 39(5): 44. DOI: 10.6052/j.issn.1000-4750.2021.08.ST08

[116] 郑俊浩, 王达荣, 管仲国, 等. 基于开源程序的大跨桥梁模型更新[J/OL]. 工程力学[2023-05-26]. http://dx.doi.org/10.6052/j.issn.1000-4750.2022.11.1022
ZHENG Junhao, WANG Darong, GUAN Zhongguo, et al. Model updating of a long-span bridge based on an open-source program [J/OL]. Engineering Mechanics[2023-05-26]. http://dx.doi.org/10.6052/j.issn.1000-4750.2022.11.1022

[117] ZHENG Junhao. Model updating framework[CP/OL]. (2023-01-20)[2023-05-26]. https://github.com/zhengjunhao11/model-updating-framework.git

[118] LIN Kaiqi, XU Youlin, LU Xinzheng, et al. Collapse prognosis of a long-span cable-stayed bridge based on shake table test and nonlinear model updating[J]. Earthquake Engineering & Structural Dynamics, 2021, 50(2): 455. DOI: 10.1002/EQE.3341

[119] LIN Kaiqi, XU Youlin, LU Xinzheng, et al. Digital twin-based life-cycle seismic performance assessment of a long-span cable-stayed bridge[J]. Bulletin of Earthquake Engineering, 2023, 21(2): 1203. DOI: 10.1007/S10518-022-01567-W

[120] OMER M, MARGETTS L, HADI MOSLEH M, et al. Use of gaming technology to bring bridge inspection to the office[J]. Structure and Infrastructure Engineering, 2019, 15(10): 1292. DOI: 10.1080/15732479.2019.1615962

[121] ROCHA A, PINTO D, RAMOS N M M, et al. A case study to improve the winter thermal comfort of an existing bus station[J]. Journal of Building Engineering, 2020, 29: 101123. DOI: 10.1016/J.JOBE.2019.101123

[122] GAO Yan, LI Haijiang, XIONG Guanyu, et al. AIoT-informed digital twin communication for bridge maintenance[J]. Automation in Construction, 2023, 150: 104835. DOI: 10.1016/J.AUTCON.2023.104835

[123] DAN Danhui, YING Yufeng, GE Liangfu. Digital twin system of bridges group based on machine vision fusion monitoring of bridge

traffic load[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 23(11): 22190. DOI: 10.1109/TITS.2021.3130025

[124]熊琛, 许镇, 陆新征, 等. 城市区域建筑群地震灾害场景仿真的高真实感可视化方法研究[J]. 土木工程学报, 2016, 49(11): 45
XIONG Chen, XU Zhen, LU Xinzheng, et al. High-fidelity visualization of urban earthquake disaster scenario simulation[J]. Journal of Civil Engineering, 2016, 49(11): 45. DOI: 10.15951/J.TMGCXB.2016.11.006

[125]LU Xinzheng, HAN Bo, HORI M, et al. A coarse-grained parallel approach for seismic damage simulations of urban areas based on refined models and GPU/CPU cooperative computing[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 70: 90. DOI: 10.1016/J.ADVENGSOFT.2014.01.010

[126]LU Xinzheng, GUAN Hong, SUN Hailin, et al. A preliminary analysis and discussion of the condominium building collapse in surfside, Florida, US, June 24, 2021[J]. Frontiers of Structural and Civil Engineering, 2021, 15: 1097. DOI: 10.1007/S11709-021-0766-0

[127]OLIVER W, KOSTACK K. Final release of the Blender and Bullet physics engine based on fast on-site assessment tool[CP/OL]. [2023-05-26]. https://inachuslaurea.files.wordpress.com/2019/07/inachus_d3.5_luas_v1.0.pdf

[128]ZHENG Zhe, LIAO Wenjie, LIN Jiarui, et al. Digital twin-based investigation of a building collapse accident[J]. Advances in Civil Engineering, 2022, 2022: 9568967. DOI: 10.1155/2022/9568967

[129]张慎, 杨泽旺, 王义凡, 等. 基于 LBM 的城市建筑群系统洪水灾害模拟[J]. 系统仿真学报, 2022, 34(12): 2584
ZHANG Shen, YANG Zewang, WANG Yifan, et al. Simulation on flood disaster in urban building complex system based on LBM[J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(12): 2584. DOI: 10.16182/j.issn.1004731X.JOSS.22-FZ0930

[130]SUN Qi, TURKAN Y. A BIM-based simulation framework for fire safety management and investigation of the critical factors affecting human evacuation performance[J]. Advanced Engineering Informatics, 2020, 44: 101093. DOI: 10.1016/J.AEI.2020.101093

[131]亿欧智库. 中国数字孪生城市研究报告[R/OL]. (2023-01-17)[2023-05-26]. https://pdf.dfcfw.com/pdf/H3_AP202201141540346920_1.pdf?1642172314000.pdf

[132]LI Deren, YU Wenbo, SHAO Zhenfeng. Smart city based on digital twins[J]. Computational Urban Science, 2021, 1: 1. DOI: 10.1007/S43762-021-00005-Y

[133]LU Qiuchen, PARLIKAD A K, WOODALL P, et al. Developing a digital twin at building and city levels: Case study of West Cambridge campus[J]. Journal of Management in Engineering, 2020, 36(3): 05020004. DOI: 10.1061/(ASCE)ME.1943-5479.0000763

[134]孙晴, 任启航, 杜伊帆, 等. 城市信息模型的文献综述[J]. 智能建筑与智慧城市, 2023, 316(3): 27
SUN Qing, REN Qihang, DU Yifan, et al. Literature review on city information model[J]. Intelligent Building & Smart City, 2023, 316(3): 27. DOI: 10.13655/J.CNKI.IBCI.2023.03.007

[135]南京江北新区. 南京江北新区智慧城市 2025 规划[R/OL]. (2021-03-22)[2023-05-26]. https://www.saider.org.cn/h-nd-46.html

[136]普华永道. 智慧城市中的数字孪生[R/OL]. (2020-05-04)[2023-05-26]. https://www.pwccn.com/zh/research-and-insights/greater-bay-area/digital-twins-in-smart-city.pdf

[137]WHITE G, ZINK A, CODECA L, et al. A digital twin smart city for citizen feedback[J]. Cities, 2021, 110: 103064. DOI: 10.1016/J.CITIES.2020.103064

(编辑 赵丽莹)