

DOI: 10.3901/JME.2022.10.298

重大装备形性一体化数字孪生关键技术*

宋学官 来孝楠 何西旺 杨亮亮 孙伟 郭东明
(大连理工大学机械工程学院 大连 116024)

摘要: 重大装备形态和性能的精准预测与分析是实现其智能化和自主创新的关键技术之一。数字孪生作为连接物理世界和数字世界的纽带,可用于在数字世界中建立物理实体材料选择、结构设计、加工制造和运维管理的全生命周期真实镜像。面向重大装备几何形态和结构力学性能,通过分析当前建立数字孪生的需求与难点,提出机理模型与实测数据联合驱动的“算测融合”解决方案;综合考虑孪生模型的时效性与准确性要求,构建重大装备“形性一体化”的数字孪生框架。详细论述当前构建重大装备数字孪生所面临的“算不了”、“算不准”、“算不快”、“测不了”、“测不全”和“测不准”六个具体问题,并给出相关解决方案和关键技术。通过典型案例验证了所提框架与关键技术的可行性与有效性,为数字孪生在重大装备中的落地应用提供了理论和技术参考。最后,探讨了重大装备数字孪生的未来发展趋势和所面临的进一步挑战。

关键词: 数字孪生; 重大装备; 形性一体; 算测融合; 机理模型; 实测数据

中图分类号: TH11; TP391

Key Technologies of Shape-performance Integrated Digital Twin for Major Equipment

SONG Xueguan LAI Xiaonan HE Xiwang YANG Liangliang
SUN Wei GUO Dongming

(School of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024)

Abstract: Accurate prediction and reliable analysis of morphology and performance of major equipment is one of the key technologies to realize its intelligence and independent innovation. As a link connecting the physical world and the digital world, digital twin can realize true mirror of the whole life for material design of physical entity, structure design, manufacturing, and operation and maintenance management in digital space. Facing the geometric morphology and mechanical performance of major equipment, and analyzing the difficulties in establishing its digital twin, a solution of “computation-measurement combination” based on measurement data and mechanism model is proposed. Considering the timeliness and accuracy requirements of the twin model, a shape-performance integration digital twin(SPI-DT) framework for major equipment is built. Additionally, six specific problems faced by building the digital twin of major equipment are discussed in detail, including “unrealizable calculation”, “inaccurate calculation”, “delayed calculation”, “unmeasurable data”, “incomplete measurement” and “inaccurate measurement”, and the relevant solutions and key technologies are given. The feasibility and validity of the proposed framework and key technologies are described by combining typical case, which provides a theoretical and methodical reference for the further application of digital twin in major equipment. Finally, the future development trend and further challenges of digital twin of major equipment are discussed.

Key words: digital twin; major equipment; computation-measurement combination; shape-performance integration; mechanism model; measurement data

* 国家自然科学基金(52075068)和国家重点研发计划(2018YFB1700704)资助项目。20210928 收到初稿, 20220325 收到修改稿

0 前言

随着“中国制造 2025”、“互联网+”等先进制造发展战略的提出,实现“制造”向“智造”的升级转型成为了我国工业发展的迫切目标^[1,2]。党的十九大指出“加快建设制造强国,加快发展先进制造业,要推动互联网、大数据、人工智能(Artificial intelligence, AI)和实体经济的深度融合”。这一方针旨在利用互联网、大数据、人工智能、工业物联网等技术实现物理世界与信息世界的互联互通和智能运维,进而发展智能制造,实现实体经济的升级转型^[3-5]。

重大装备作为提升装备制造业的战略重点,不仅是衡量国家工业化水平的标志,而且是国家综合实力的集中体现^[6]。重大装备承载能力强、作业功率大、集成度高、技术含量高、附加值高,被广泛应用于不同领域,可以有效提升作业效率,降低运行成本与能源消耗,确保生产环境的安全与绿色友好。例如,工程领域的大型起重机、矿用挖掘机、盾构机、海上钻井平台等,运输领域的火车、飞机、船舶等,都在各自领域发挥着无可替代的重要作用。当前,随着作业环境的日趋复杂和作业时长的不断提高,重大装备在作业中往往面临着众多潜在威胁。每年,国内外因重大装备结构失效、整机失稳、磨损、疲劳断裂等原因导致的事故屡见不鲜^[7-9]。

随着计算机软硬件技术的不断发展,为了满足重大装备的性能多样化以及安全性要求,在设计阶段通常采用先进的计算机建模与仿真方法对整机结构或关键零部件进行拟实工况下的安全性分析与评估。常用的手段有多体动力学(Multibody dynamics, MBD)^[10]、有限元分析(Finite element analysis, FEA)^[11]等方法。在运维管理阶段,采用数据建模,通过传感数据对设备故障和健康状态进行动态感知,甚至预测装备性能退化及未来可靠性,形成了故障预测与健康管 理(Prognostics and health management, PHM)技术,通过有针对的管理与维护,可以有效提高装备的系统安全性、完好性和任务成功性^[12]。

经过几十年的发展,基于上述方法可以一定程度上获取装备在不同作业状态时的性能演变规律、故障发生概率以及性能退化程度等,但由于计算机

模型与物理实体的联系不够紧密,不论是计算方法抑或是测量方法,都仍需要进一步研究和探讨。这种没有利用大数据、人工智能、物联网等现代科学与技术的建模方法,给装备在不同阶段的实时性、动态性、关联性需求带来了很大限制。如设计阶段的离线仿真方法,在某种程度上割裂了物理样机和虚拟仿真的联系,未完全考虑设备真实运行的时变因素,导致分析结果存在片面性、保真度较低、误差较大、可信度较低,频繁出现“仿而不全”、“仿而不真”的现象。运维阶段的传感监测手段,建立了物理样机与分析结果的动态关联,但该方法仅限于装备运维管理,未包含装备设计、制造等全生命周期的信息,从而形成了信息孤岛。而且该方法严重依赖传感器数量,常常存在“以点带面”、“以偏概全”的现象。

因此,面向未来重大装备的高效运行以及安全保障等难题,迫切需要一种更加科学合理、先进准确、高效高精度的建模方法与技术,能够准确刻画、描述甚至预测重大装备在极端复杂工况下的状态与性能。作为传统计算建模仿真方法和技术的进阶与升级,数字孪生技术近年来得到大力追捧,有望大幅度推动离线、单工况、静态建模仿真向实时在线、复杂工况、动态建模仿真发展,推动单学科单物理场向多学科多物理场发展,也从单一设计、制造或者运维领域到全生命周期发展。

数字孪生,可以简单概括为真实物理体的数字化镜像,然而其内涵和实现过程颇为复杂,包括多个层次。首先,需要采用机理模型、实时传感数据以及专家知识等信息,构建具有多学科、多尺度等耦合特性的实时“随动”孪生模型,能够在虚拟空间中实现真实物理体形态与性能的精确模拟与映射。空间上,孪生模型不仅反映真实物理体客观的外在行为,也可以呈现其内在的,甚至是难以观测到的客观行为与特征;时间上,该映射是在线的亦可是离线的,不但包括当前时刻的在线监测,也包括过往时刻的追溯复现,以及未来时刻的超前预测。然后,运用构建的孪生模型对真实物理体的镜像模拟、分析归纳与优化调控,辅助真实物理体实现智能化、最优化的操控与运行,也就是基于镜像模拟的优化调控,实现真实物理体的最优输出表现。从信息流角度看,数字孪生是信息的“从实到虚”走向“以虚实控”,

能够真实反映并深度参与、改进真实物理体全生命周期的闭环过程。图 1 所示为重大装备数字孪生与装备结构设计(确定目标性能)、加工制造(决定固有性能)、运维管理(体现使役性能)等全生命周期的关联关系。

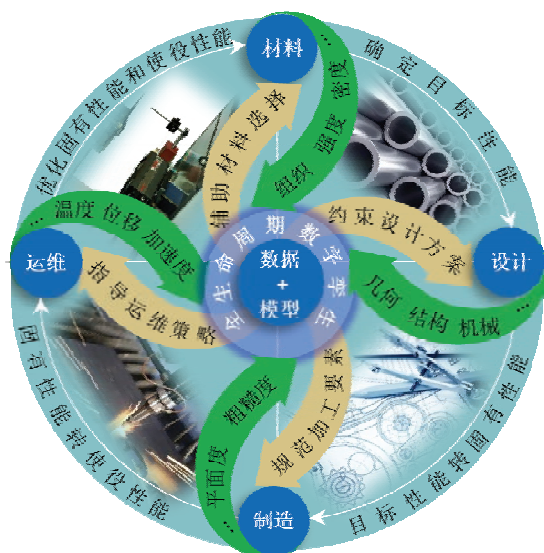


图 1 重大装备全生命周期数字孪生

在材料选择阶段，通过材料组织、密度、强度、疲劳等物理和力学参数，综合设计、制造和运维阶段的目标性能、固有性能与使役性能，选择属性满足各阶段需求的材料。同时，依据设计、制造和运维的反馈信息，在该阶段动态优化材料选择策略，使选取的材料最大程度满足后续阶段的功能需求和性能要求，构建全生命周期数据、信息、知识等驱动的持续优化、虚实共生迭代、动态调整自主决策的机制，为实现装备固有性能、目标性能和使役性能与终端客户期望性能的统一提供保障。

在结构设计阶段，数字孪生旨在通过集机械、液压、电气、控制、力学等多学科、以及流、固、热、光等多场多领域进行短周期、跨界的几何、结构协同优化设计。并对装备理想设计信息与物理空间的材料选择、加工制造、运维管理等信息进行一致表达，使设计的几何尺寸和结构特征不仅能够充分利用选定的材料，而且能更好地服务于加工制造和运维管理阶段。实现面向制造、功能和服务的全生命周期设计。

在加工制造阶段，数字孪生通过耦合物理空间速度、温度、位移、振动、结构、电磁等多物理场，从物理、几何、行为、规则等方面全流程、系统性、

精确地反映物理设备真实实体。同时，高保真建模、高实时交互反馈、高可靠性预测等数字化手段将加工信息动态反馈到装备全生命周期各环节^[13]，使加工制造的产品在几何形态和结构性能上与结构设计阶段的目标性能保持高度一致与吻合。建立各阶段间相互联系、相互制约的关系，避免形成上下游割裂的现状。

在运维管理阶段，数字孪生利用材料选择、结构设计、加工制造、设备运行等已有数据和信息与实时监测数据，融合物理模型进行自我学习，迅速、动态、全面地对装备的各运行参数和指标进行监测和评估。同时，对早期故障和部件性能退化信息进行深层次、多尺度、完整性反馈，并完成故障精确定位，实现更简单、智能、高效的健康管理^[14]。此外，监测数据与诊断结果在线动态反馈到材料选择、结构设计与加工制造阶段，为各阶段进一步优化完善提供依据和参考。

上述材料选择、结构设计、加工制造和运维管理四个阶段的动态迭代、实时反馈和闭环关联建立了重大装备不同阶段信息与数据的高效挖掘与全要素流动，形成了重大装备的数字孪生体系。

然而，在实际工程应用中，如何将物理世界难以观测和分析的状态信息进行一致、同步、准确分析和可视化仍然是构建数字孪生的难点和热点问题。随着传感器、高性能计算、大容量存储、高速通讯、仿真模拟等技术的快速发展，数字孪生相关理念和技术不断完善。同时，利用传感设备感知装备的状态，分析被监测件性能的方法已被广泛应用^[15-18]。其中，传感数据隐含着研究对象在物理空间真实客观的时变信息，为装备性能分析的实现提供条件和依据。但冗长的分析周期以及有限的量化结果使传统分析手段很难适应于结构复杂的重大装备。因此，从复杂交叠的数据中挖掘重要信息，准确表征数据特征并进行高效、精准、快速、动态计算分析，是构建重大装备数字孪生的关键。

鉴于此，本文通过回顾、分析数字孪生的发展历程和研究进展，深入解析了当前建立重大装备数字孪生所面临的诸多问题，面向几何形态和结构力学性能，详细阐述了应用于重大装备数字孪生的概念与内涵，提出了“算测融合、形性一体”的重大装备数字孪生框架，探索并给出了有望解决当前构建数字孪生所面临的难题和关键技

术。结合典型案例详细描述了所提出框架的普适性和可行性, 为数字孪生在重大装备中的落地实践与广泛应用提供了理论和技术参考。最后, 总结展望了应用于重大装备的数字孪生的前景和有待突破的难点。

1 数字孪生的发展历程和研究进展

1.1 数字孪生的起始

“孪生”这一术语的提出可追溯到美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)的阿波罗计划, 该计划旨在建造两个以上相同的太空飞行器, 其中留在地球上的飞行器被称为“孪生体”。在任务准备期间, “孪生体”被用于进行大量模拟训练, 以便在任务执行阶段能够尽可能精确地反映太空中飞行器的状态^[19]。受限于当时的计算机技术, “孪生”的概念被局限于物理世界。近年来, 随着仿真技术的发展, 虚拟模型逐渐具备了替代物理部件的能力, 为构建物理系统全生命周期的数字模型提供了可能, 这种全生命周期的数字化“孪生体”可用来模拟和反映拟实运行条件下物理系统的实时行为。

关于数字化“孪生体”的研究, 可追溯到 Michael Grieves 教授 2003 年在密歇根大学的产品生命周期管理高管课程, 当时他提出了一个虚拟的、数字的、可等同于物理产品的概念, 即数字孪生概念的雏形^[20]。在多年的发展中关于数字孪生术语的表达经历了从“镜像空间模型(Mirrored spaces model)”^[21]、“信息镜像模型(Information mirroring model)”^[22]到“数字孪生(Digital twin)”^[23]的转变, 但其内涵却相当稳定, 即由物理空间、虚拟空间、联系两个空间的数据和信息三部分定义。数字孪生通过建立物理空间和虚拟空间的实时交互映射, 在虚拟空间实现对物理空间的高保真、全尺寸动态镜像, 延伸和丰富物理实体的信息表达, 从而为更高效合理的判断和决策奠定基础。

数字孪生概念诞生之初并未引起足够的重视, 直到 2010 年“数字孪生”一词出现在 NASA 的综合技术路线图中^[24-26], 有关数字孪生的研究开始大量涌现。NASA 将数字孪生定义为“针对飞行器或系统的一种多物理、多尺度、概率性的集成仿真模拟, 利用现有的最佳物理模型, 传感器更新, 机群

历史数据等反映飞行器全生命周期的状态”。2015 年, NASA 进一步将建立可用于因空间辐射导致的宇航员健康退化、死亡的数字孪生提上日程, 旨在以最小的不确定性评估宇航员暴露在空间辐射中产生的风险, 从而改进近地轨道、深空、月球和火星任务执行的方式^[27]。2020 年, NASA 发布了技术路线图的升级版本——《NASA 技术分类》, 再次肯定和强调了数字孪生在人类健康、仿真建模等领域的潜能^[28]。

在这十年间, NASA 和美国空军在航空航天领域展开了对数字孪生落地应用的探索。例如, 2011 年美国空军研究实验室 TUEGEL 等基于数字孪生概念, 设想通过构建飞行器超高保真度数字孪生体改进飞行器的寿命预测和管理能力, 并介绍和讨论了构建飞行器结构寿命数字孪生所面临的困难和潜在可行技术方案^[29]。2012 年, TUEGEL 提出了“机身数字孪生”概念, 阐述了构建机身数字孪生存在的四项技术挑战, 给出了相应的潜在解决方案, 并利用数字孪生实现对机身性能的全生命周期跟踪, 减少设计更改, 最小化测试和检查频率, 降低成本^[30]。这些研究为数字孪生的后续发展提供了指引和方向。此外, 针对未来飞行器轻量化、高负载以及极端环境下更长服役时间的需求, NASA 和美国空军研究实验室合作并共同提出了未来飞行器的数字孪生体范例^[31]。2017 年, 美国空军为了提高轮胎着陆磨损的预测精度, 建立并应用了飞机轮胎的数字孪生, 详细推导了基于物理的轮胎磨损方程滑移磨损率, 构建了基于高保真度试验数据的非线性着陆磨损响应模型^[32]。综上可知, 数字孪生的构建和应用已经成为了 NASA 和美国空军主要研究之一。

1.2 国外研究动态

伴随着 NASA 和美国空军对数字孪生研究的不断深入以及计算机技术的快速发展, 越来越多的学者和企业认识到数字孪生的价值所在。近几年关于数字孪生概念的研究呈井喷式增长, 研究已从航空航天扩展到船舶、机械、建筑、医疗、能源等领域, 广泛的应用前景和潜在的应用价值成为驱动数字孪生火热发展的强劲动力。尤其在机械领域, 数字孪生的动态实时特性, 使其迅速引起了众多学者和研究单位的关注。

随着研究的深入, HEO 等^[33]通过数字孪生实现了数控机床转轴载荷和数控数据的同步, 通过统一

加工载荷, 结合历史监测数据, 确定了刀具以及机床的状态, 优化机床加工过程。奥克兰大学 LU 等^[34]回顾了数字孪生在智能制造系统及过程中的发展, 并分析了工业 4.0 背景下数字孪生驱动的智能制造的内涵、参考模型、使能技术、应用场景和研究问题。

在状态感知方面, LI 等^[35]利用动态贝叶斯网络构建了数字孪生模型, 结合 FEA 计算疲劳裂纹扩展模型所需的应力强度因子, 用于监测飞机机翼前缘的裂纹扩展。ZHIDCHENKO 等^[36]结合动力学和运动学模型构建了一台移动式起重机的数字孪生, 通过数字孪生模型估计了起重机的运动, 并利用 Matlab/Simulink 建立的高保真模型验证了其准确性。但该方法对起重机的简化程度相对较高, 难以建立高保真数字孪生体。WANG 等^[37]提出了一种基于转子动力学和有限元的旋转机械故障诊断数字孪生模型, 并采用粒子群优化算法减小物理转子和数字转子的动态响应差异。GONZALEZ 等^[38]基于物理模型和预测算法构建了垂直运输系统的数字孪生, 利用数字孪生体能够快速适应于不同监测场景的特性, 实现了系统状态和潜在纠正措施的评估。

在性能预测方面, HAAG 和 ANDERL^[39]利用悬臂梁阐述了机械结构性能监测和预测的数字孪生概念, 基于虚拟模型, 通过传感器输入信息, 实时模拟悬臂梁的真实性能、状态和行为。虽然该案例对数字孪生进行了形象说明, 但悬臂梁结构简单, 因此将该方法应用于复杂设备时, 其计算效率仍需要进一步验证。RENGANATHAN 等^[40]对飞机运行过程中的空气动力进行了研究, 利用带有噪音的实测数据和确定性的数值模拟数据, 构建了空气动力学数据融合的数字孪生框架, 通过实例验证了该方法的有效性。MAGARGLE 等^[41]采用多学科仿真方法和降阶模型建立了基于仿真的数字孪生模型, 进而获得大量的虚拟故障数据, 以支持训练先进系统诊断的机器学习(Machine learning, ML)算法, 进行汽车制动系统的热监测和预测性维护。FOTLAND 等^[42]对多种仿真方法进行了权衡改进, 结合任意拉格朗日-欧拉(Arbitrary Lagrangian-Eulerian, ALE)和绝对节点坐标公式(Absolute nodal coordinate formulations, ANCF)的

ALE-ANCF 方法, 构建了起重机滑轮和缆索的数字孪生, 在综合考虑计算效率和精度情况下, 该方法具有显著优势。MOI 等^[43]通过特定的逆方法, 构建了折臂起重机状态监测的数字孪生, 采用应变片作为负载传感器和输入, 计算得到起重机特定结构处的实时应力、应变和负载。GUIVARCH 等^[44]提出利用多体仿真开发直升机动态系统的数字孪生, 为了提高计算效率, 对斜盘转子组件进行了较大的简化处理。FARAH 等^[45]基于离散元方法建立了球轴承的数字孪生体, 实现了对弹流润滑状态下球轴承运动特性的逼真模拟, 模拟结果与现有文献的试验结果基本一致。KAPTEYN 等^[46]结合基于组件的降阶模型库和贝叶斯状态估计, 构建了物理的和数据融合驱动的飞行器结构数字孪生, 该方法提高了飞行器结构数字孪生的可靠性和准确性。GANGULI 等^[47]构建了一个单自由度动态系统的数字孪生, 将所提出的数字孪生定义为双时间尺度模型, 即在两个时间尺度上复刻物理系统的动力学过程。以系统的固有频率和响应为输入, 分别讨论了单自由度动态系统仅质量变化、仅刚度变化以及质量和刚度一起变化时所构建数字孪生的预测精度。但考虑到实际测量和传输数据的不确定性导致的系统质量、阻尼、刚度变化产生不确定性, CHAKRABORTY 等^[48]进一步将高斯过程(Gaussian process, GP)应用于单自由度动态系统数字孪生的数据处理过程中, 并探索了在数字孪生中稀疏和带噪音数据所带来的不确定性问题。同时, CHAKRABORTY 和 ADHIKARI^[49]为了跟踪退化函数的多时间尺度性质, 提出了使用多组混合专家(Mixture of experts, MOE)的概念, 通过在 MOE 框架内使用 GP 作为混合专家模型(ME-GP), 得到了构建单自由度动态系统数字孪生可以放缓真实动态系统的物理过程, 有助于从连续测量数据中确定关键的系统参数, 合理预测未来时间步长的结论。

除此之外, 数字孪生在工业界也引起广泛的反响与追捧。众多国际著名企业基于自身长期储备的技术基础以及未来业务发展需求, 融合自己对数字孪生的理解, 开展了数字孪生在产品设计、制造和服务等方面的探索。表 1 所示为当前部分国外企业在数字孪生领域的研究成果。

表 1 国外工业界数字孪生平台简介

公司	数字孪生平台	功能	优势
Siemens	Teamcenter X	部署产品、生产和性能数字孪生，构建多域和材料集成的数字孪生	减少物理原型的需求、缩短开发时间、提高质量
ANSYS	Twin Builder	构建真实世界系统的完整虚拟模型，实现设备的调度维护，对响应进行反馈	实现对产品和资产的全生命周期管理，防止计划外停机，降低成本
GE	Predix	物理机械和分析技术融合，利用虚实互联，构建飞机发动机数字孪生	使维修过程变得更加细致、透明
PTC	ThingWorx	可视化物联网收集的重要信息，并与 ANSYS 连接	可布置于云端和本地，可视化方式更加灵活
	Vuforia Engine Area Targets	实现完全数字化沉浸式互动，进行机械虚拟操作	提高效率，具有强大的扩增环境能力和灵活性
SAP	SAP Leonardo	实现网络化部署数字孪生，进行数据快速计算	采用边云协同方式，实现数据快速传输和反馈
Microsoft	Azure Digital Twins	实现物理世界业务流程的构建，辅助更好的优化产品和管理	采用物联网，打破连接孤岛，建立于可信的企业级平台
Dassault	3D EXPERIENCE	快速实现设计与制造之间的无缝衔接，并提供对应的标准件	优化设计与制造间的协同，确保产品的可追溯性
Autodesk	InfraWorks 和 Tandem	面向工程建筑等，提供更好的决策和前瞻性洞察	创建最新的易于访问的数据，提供更智能的决策
IBM	Digital Twin Exchange	智能评估管理、监测、预测维护，确保安全性和可靠性	可下载 3D CAD 文件、工程手册等，建立信息模型，更灵活

显而易见，国外著名工业或软件企业紧跟潮流，分别通过不同的方式探索数字孪生概念与应用场景。进而借助数字孪生概念的多维可解释性，赋予了数字孪生更多含义和功能，在数字世界中实现了产品物理空间难以甚至无法完成的任务，使其产品进一步向灵活、安全、便捷和智能化方向发展。同时，从诸多企业的竞相追逐中也不难看出，数字孪生具有深厚的发展潜力和广阔的应用前景。尤其是在当前数字化、网络化和智能化高速发展的背景下，深入开展数字孪生的基础和应用研究变得极为必要。

1.3 国内研究动态

虽然国内对数字孪生的研究相对较晚，但研究发展速度快、理论研究成果多。从数字孪生的理念、框架、模型构建，逐渐到对物理世界和信息世界联通的探索，各研究从不同角度对数字孪生的内涵、意义、技术、应用等进行拓展、完善和丰富。

在数字孪生理念框架探讨方面，北京航空航天大学陶飞等^[50-52]从数据、建模、团队以及孪生体的联系分析了数字孪生的构建，并提出了数字孪生五维模型和数字孪生车间模式，从物理、模型、数据和服务融合四个维度，系统地阐述了实现数字孪生车间信息物理融合的基础理论与关键技术。西北工业大学张映锋等^[53]提出了一种基于代理和信息物理系统的自组织自适应智能车间，进一步探索了多

元化的数字孪生车间模式。广东工业大学刘强等^[54]提出了一种数字孪生中空玻璃生产线快速个性化设计方法，融合了基于物理的系统建模和分布式实时过程数据，开发了分析解耦框架，为设计优化提供指导。北京理工大学刘检华等^[55]提出了产品数字孪生体的内涵和体系结构，对产品数字孪生体的内涵进行了系统阐述，给出了产品数字孪生体在设计、制造和服务阶段的实施途径。上海交通大学 ZHENG 等^[56]提出了一种数字孪生应用框架，从广义和狭义两方面对数字孪生的概念和特征进行了解释，提出了适用于产品生命周期管理的数字孪生应用框架。北京航空航天大学董雷霆等^[57]系统阐述了构建飞机数字孪生的关键技术，提出了飞机结构数字孪生的 5 项关键技术，详细探讨了该技术的研究现状与发展方向。

数字孪生理念框架为数字孪生的构建、应用、拓展等提供参考和理论支撑。随着研究的深入，进行虚实映射和实时虚拟可视化成为数字孪生的关键，建立物理与信息世界的双向互通和动态流动是实现数字孪生落地的必要条件。

东华大学鲍劲松等^[58]提出从宏观、中观和微观三个层面构建基于多尺度的数字孪生质量知识模型，以细粒度的方式表达产品质量，实现了对产品质量的实时监测和控制。中国航空制造技术研究院郭飞燕等^[59]基于制造过程中的全数字量协调传递

方式,提出了航空产品装配工艺优化-反馈-改进循环机制的数字孪生模型,通过仿真、分析和预测物理实体真实的演化进程和状态,实现了产品研发生产中各种活动的优化决策,有助于提升产品的制造精度,拓展基于模型的制造技术内涵。太原理工大学谢嘉成等^[60]提出了一种基于数字孪生理念的液压支架虚拟监测方法,利用信息融合算法对液压支架的姿态进行监测,并结合虚拟数字模型对实际液压支架进行了仿真,实现了液压支架全生命周期管理与连接过程的数字化、模块化。华南理工大学 XU 等^[61]提出了基于深度迁移学习的数字孪生辅助故障诊断方法,在保证诊断准确性的前提下,充分缩减了诊断时间。以汽车车身生产线为例,验证了所提出数字孪生的优越性和可行性。北京工业大学 LIU 等^[62-64]分别深入研究了基于数字孪生和人工智能的预应力索智能张拉和预应力钢结构安全评估,并提出了基于数字孪生的预应力索力学参数灵敏度智能判别方法,提高了钢结构和绳索结构安全分析的准确性。大连理工大学宋学官等^[65-67]提出了一种多模型融合的形性一体化数字孪生(Shape-performance integrated digital twin, SPI-DT)框架,分别以臂式起重机和桁架为例介绍了复杂重型装备结构分析的 SPI-DT 设计流程,并基于该框架构建了人体腰椎骨骼的数字孪生,实现了腰椎受力的实时分析^[68]。浙江大学谭建荣等^[69]基于混合集成经验模式分解和贝叶斯优化的长短时记忆神经网络(Bayesian optimization long short-term memory, BO-LSTM)的时序预测构建了数字孪生。北京航空航天大学肖文磊等^[70]研发了面向数控加工的 GrapeSim 数字孪生系统,从感知、理解、推理和服务四个方面提升了数控加工的智能化水平,并将该系统成功应用于商飞生产现场。

1.4 主要问题与难点

从当前国内外的研究进展和成果来看,数字孪生已经从最初的一个概念模型逐渐发展拓展为一种多领域和多学科交叉的科学方法与工程技术的集成模型,其在智能工厂、智慧城市等方面取得了成功应用。然而,在产品级的数字孪生,尤其是重大装备的数字孪生方面,仍然缺乏深入的研究以及成功的应用案例。已有的研究大多聚焦于面向几何形貌、形态的数字孪生,很少涉及到面向结构力学性能的数字孪生。随着当前各种高新技术的快速发展,测量精度、通信速度、计算能力不断提高,数据体量

和丰富度呈指数级增长,使面向结构力学性能的数字孪生在重大装备上的落地应用,在可见的未来变得充满可能。

其中,通信速度和计算能力是数字孪生实时性和准确性的保障,测量精度、数据体量和数据丰富度可为数字孪生的高保真、全尺寸表征提供支持。这些技术为实现面向结构力学性能的数字孪生提供了便利条件。同时,它们在一定程度上又成为数字孪生发展的短板与瓶颈,特别是对于重大装备这种结构复杂的设备,建立面向几何形态和结构力学性能的数字孪生主要面临如图 2 所示的六个主要问题与难点,具体阐述如下。

(1) 算不了:重大装备作业范围广、功率大,具有性能多学科、系统跨领域、结构多尺度耦合的特征。其中,整机、部件、零件等几何尺寸经常表现为横跨一个或者多个量级,性能评估表现为热、流、固、磁等多物理场并存。现阶段的建模仿真软件大多旨在对同一量级几何尺寸的装备进行单一学科或者类物理场的分析,忽略或理想化其他因素的影响,未完全考虑装备真实空间特征,导致无法构建具有多物理场强耦合、多尺度并存的性能模型,难以有效获取装备或者关键零部件的参量与参数、参数与性能之间的关联关系。因此面向装备的几何形态和结构力学性能,探索精准、高效、完整的多学科、多物理场模型构建方法,结合装备实测多源数据,实现物理装备的高保真度模型构建,进而实现实时计算分析是提高数字孪生可信度的首要环节。

(2) 算不快:重大装备结构复杂、体积庞大,其性能计算往往面临高维设计变量、强非线性、大规模计算等问题,导致计算效率异常缓慢。此外,重大装备的性能分析具有多学科和多尺度耦合、运动学和动力学并存的特点,导致计算量庞大,对硬件提出更高的要求。现阶段,计算效率的提升可分为硬件和软件两方面。虽然当前高性能计算服务器、GPU(Graphics processing unit)等硬件技术发展迅速,但受制于“摩尔定律”,以及资金费用等限制,仅依靠硬件,仍然难以满足重大装备高精度、快速计算需求,故需要借助云边协同、多核并行等不同的计算模式进一步提升计算效率。软件方面提升计算效率多依赖于高效算法的开发和改进,该方法高效、便捷、灵活。所以寻找并开发合适的算法,结合相应的硬件设施完成数字孪生的实时计算,是实现重大装备数字孪生落地应用的基础保障。

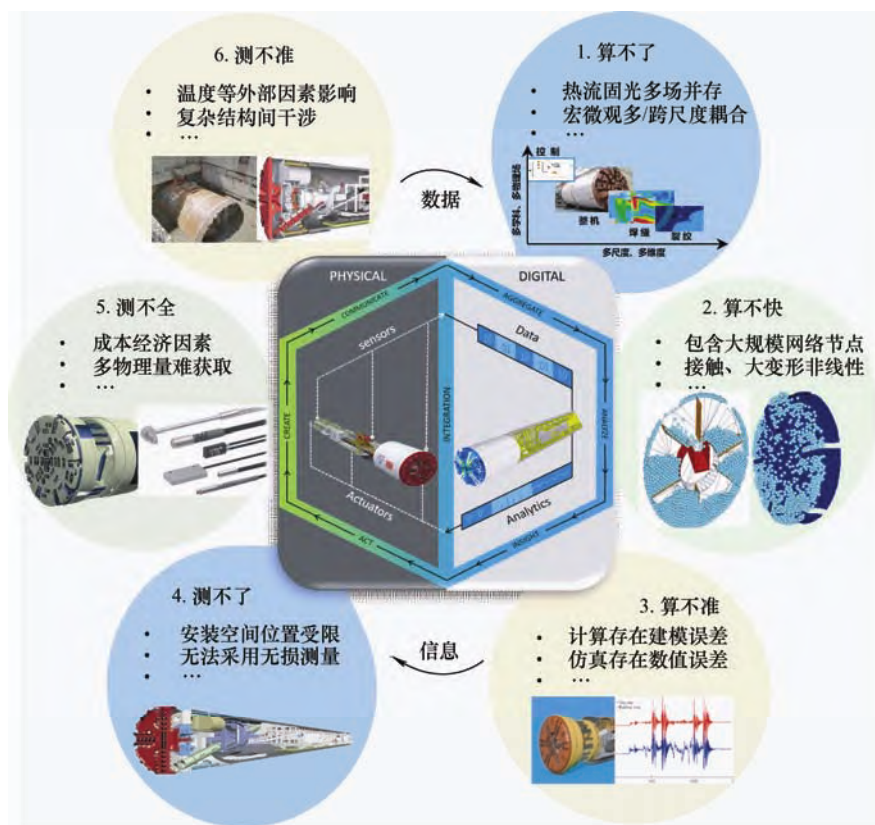


图2 重大装备形态与性能数字孪生构建存在的主要问题与难点

(3) 算不准: 重大装备结构具备多物理、多模块、多功能的综合性, 具有材料多属性、结构尺寸公差、载荷不确定性、环境不确定性等多重不确定性或不稳定性因素, 致使建模和仿真面临一系列的工程难题。举例来说, 在建模过程中, 将复杂物理问题或工程问题抽象为数学表达时, 需要进行多种假设和简化, 认知和方法的局限使建立能够完整表征物理系统本质的计算模型变得异常困难。故仅使用计算分析难以实现装备性能的准确分析与预测。因此, 构建考虑瞬态、时变因素、多尺度、多物理场、多部件耦合的模型, 将计算分析数据与测量数据相融合, 赋予计算分析数据更多物理可解释性, 提高装备性能分析精度, 实现面向几何形态和结构力学性能的数字孪生, 是决定重大装备数字孪生是否能够落地的重中之重。

(4) 测不了: 一方面, 重大装备大功率特性使其在运行过程中多伴随巨大载荷, 传感器量程的限制导致这些载荷很难被直接测得甚至无法完整获取。另一方面, 重大装备结构复杂, 零件众多, 导致部分关键测点难以安装传感器, 无法获取所需的信息。此外, 对于某些测量中要求结构无损的高精

密装备和部件而言, 受环境、测量精度等因素的限制, 无法采用无损测量, 从而导致所需参量难以获取。甚至装备的部分关键参量在现有测量技术水平下根本无法通过试验手段获得。在这种测量数据有限的情况下, 问题的解决不仅需要装备零部件设计、制造的优化和传感技术的进一步发展, 还应该数据处理方面提出合适的方法, 间接高效获取所需的参量信息。

(5) 测不全: 重大装备体积庞大、零部件多、工况复杂、组件性能各异, 其运行数据表现为体量庞大、种类繁多、信息密度低。考虑经济成本、可行性、便捷性等因素, 无法覆盖装备所有零部件进行全域传感布置, 导致部分信息无法获取, 使监测数据仅反映装备局部特征。同时, 装备各部件几何尺寸在空间上存在相互联接, 结构性能在时间上存在相互干涉, 这使得难以在有限的时间内获取相关高密度数据, 影响监测数据的完整性。因此, 分析装备实际运行工况, 结合其机理信息, 探索行之有效的数据获取策略, 采用有限的传感设备, 获取能够准确、完整表征装备时间域、空间域特征的完备信息是确保重大装备数字孪生有效性的关键。

(6) 测不准: 重大装备具备结构、工艺以及工况、环境复杂的特点, 在材料性质、几何特性、测量偏差等方面存在不确定性且相互耦合, 影响测量结果的准确性。对运行的重大装备进行监测时, 一方面, 由于传感器自身构造、材料属性以及外部环境等因素的影响, 使传感信号附带一定噪音; 另一方面, 重大装备的多部位振动、温升等对测量信息产生干扰, 导致有用信息被淹没, 测量信号难以直接应用。因此, 针对已有数据和在线监测数据特性, 开发高效的数据处理和清洗算法, 识别并剔除测量数据中的不可用信息, 确保监测信息的完整性、准确性和有效性, 是构建能够准确表征重大装备真实状态数字孪生的必要条件。

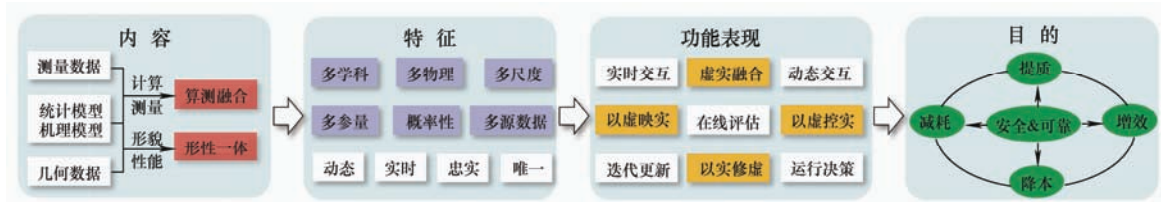


图3 重大装备形性一体化数字孪生内涵

重大装备形性一体化数字孪生内涵主要包括内容、特征、功能表现和目的四部分。其中, 内容部分包含“算测融合”和“形性一体”两方面, 是重大装备数字孪生的核心; 特征部分对重大装备数字孪生进行定义, 用特定“标签”对其进行刻画; 功能表现部分给予重大装备数字孪生价值和应用; 目的部分赋予重大装备数字孪生现实意义。

为了构建“算测融合、形性一体”的重大装备数字孪生, 在建模阶段, 需要对统计模型、机理模型等多类型模型和几何数据、测量数据等多种数据进行融合, 建立与物理空间生产制造、运维信息关联的多维度、全要素互联、可实时动态反馈交互的机制, 使模型具有虚实融合的特性, 如图3内容部分所示。其中, 统计模型是通过开发一个最能描述因变量和自变量之间关系的概率模型推导而出, 该类模型基于数据中的相关性建立。机理模型则是基于自然科学的基本定律(例如, 物理、化学、生物原理)建立模型方程。统计模型和机理模型各有利弊: 相对于机理模型而言, 统计模型不需要对物理过程等进行详细理解, 完全基于数据即可建立可用的模型; 与统计

2 形性一体化数字孪生内涵

面向重大装备几何形态和结构力学性能, 构建“算测融合、形性一体”的数字孪生, 本质是通过不同学科之间相互交叉与融合, 将数字化、信息化和智能化技术渗透于重大装备全生命周期, 集成多源数据、多学科方法、多领域建模技术, 实现从设计、制造、测试、服役、运维等阶段对重大装备的建模、监测、分析、预测、评估等。通过总结国内外关于重大装备数字孪生的相关研究成果, 结合当前数字孪生理念的发展趋势和现实需求, 本文提出了如图3所示的重大装备形性一体化数字孪生内涵与构成。

模型相比, 机理模型的一个重要优点是, 模型参数具有实际的物理意义, 这有助于对结果进行科学解释。

所谓“算测融合”, 是指在数字孪生中融合传感器获取的测量数据和基于机理和统计模型的计算数据。如图4所示, 这种融合的优势可从信息完整性、经济性、时效性、数据量、保真度五大维度进行分析与评估。对测量数据和计算数据相互取长补短, 为构建更加真实准确的数字孪生提供有效数据。

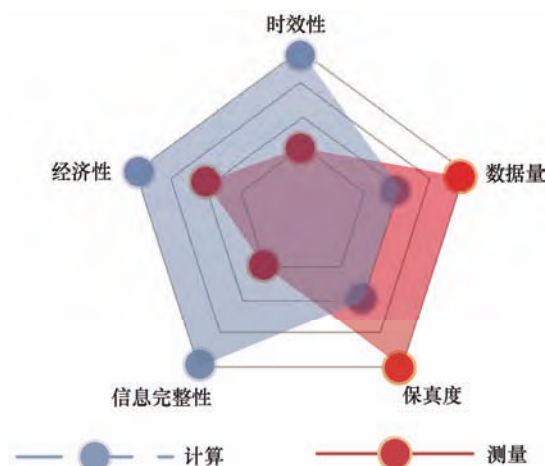


图4 测量数据与计算数据对比

如图 4 所示,与仿真数据相比,测量数据在信息完整性、经济性和时效性方面效果较低。对信息完整性而言,一方面,传感器受安装、测量、空间等因素的影响,导致仅通过有限传感器难以在空间上获取完备的测量数据以反映物理实体的状态和行为,这降低了测量数据信息完整性;另一方面,由于部分测量具有破坏性、测量技术条件不足、测量周期长、费用高等多方面原因,故完全依赖测量使获取的装备信息完整性难以保障。相对于测量数据,仿真计算可提供更为充足的数据表征装备性能。如有限元等数值模拟方法,随着网格数量的增多,所获取到的空间信息完整性也越高。实验测量一般会消耗大量的人力、物力进行传感器、采集设备等硬件的安装与布置。而数值仿真只需要计算机硬件和软件的支持,并且可以重复使用,因此相对于仿真计算而言,测量经济成本较高,经济性较低。对于重大装备某些物理过程(冲蚀、磨损、疲劳等)而言,有时可能需要几个月甚至多年的测量才能得到预期的数据,这无形中增加了测量时间与成本,降低测量的时效性,在同样的实验和效果下,其耗时远远超出了仿真模拟的时间。

但测量数据在数据量和保真度方面具备显著优势。随着传感器类型和采样频率的提升,在装备实际运行中易于获得体量庞大的数据(如振动、位移、速度等信息)。特别是对于具备多种工况的重大装备而言,通过仿真模拟实现装备在多种工况下的性能分析,需要耗费大量的时间和资源,而传感器能够相对容易地获取到测点在不同工况下的数据,使得测量所能获取的数据量远大于仿真计算。此外,在实际应用中,相对于仿真计算得到的数据而言,传感器数据包含更多装备真实状态和行为的时变信息,能够更加客观反映设备真实状态,故认为仿真计算得到的数据保真度低于测量数据。

“形性一体”旨在阐述数字孪生不仅要实时映射出物理实体的固有形态、瞬时形态,同时还应反映物理实体的宏观和微观结构力学性能,如表 2 所示。“形”主要包含结构设计及加工制造阶段形成的固有形态和运维管理阶段表现的瞬时形态等易于感受的物理量;“性”主要包括重大装备健康运维阶段表现出的使役性能信息和受载条件下

反映的结构力学性能信息等难以直观感受,但对重大装备来说至关重要、必须精确量化与保障的隐含信息。这两种特征驱动的数字孪生不仅拥有面向装备几何形态的功能,还能实现面向使役与力学性能的分析。同时,该结果不仅为操作人员执行科学正确的决策提供指导和参考,而且为进一步实现装备自身的闭环控制、智能决策提供必要条件。

表 2 数字孪生“形”与“性”的属性分类

“形”		“性”	
固有形态	瞬时形态	使役性能	力学性能
长度	速度	功率	应力/应变
宽度	加速度	功耗	疲劳损伤
高度	转速	效率	裂纹/磨损
角度	倾角	精度	剩余寿命
...

为了更加清晰地阐述装备“形性一体”,图 5 展示了部分装备对应的数字孪生体。构建的数字孪生模型融合“形”、“性”特征,实现对物理装备在几何、位姿、性能等方面全方位、多角度的实时映射。如图 5 所示,对于不同类型的重大装备,其系统构成与关键零部件各异,要做到按需建设,重点受益,即根据需求建立整机或部分零部件的“形性一体”数字孪生。图中挖掘机的数字孪生只对铲斗和挖掘臂两个关键部件进行了几何形态和结构力学性能建模。在“形性一体”数字孪生中,就形态特征而言,几何数据和坐标转换可实现对物理装备形态的精确刻画和位姿的动态描述;对于结构力学性能而言,特别是重大装备结构力学性能的实时分析与预测,不仅需要机理模型提供可解释的分析结果,还需辅助机器学习或者统计模型快速给出量化结果,降低计算量与延时,实现实时、动态的预测。

面向几何形态和结构力学性能,建立“算测融合、形性一体”的重大装备数字孪生,其本质是采用计算与测量融合的科学手段,通过调节可行参量使数字化三维模型的形态与性能无限逼近真实物理装备。针对复杂的重大装备,这种逼近可表述如下

$$P_{\text{装备}} = \{P_{\text{多学科}}, P_{\text{多物理}}, P_{\text{多尺度}}, \dots, P_{\text{多参量}}, P_{\text{多源数据}}, P_{\text{概率性}}\}$$

$$\begin{cases} P_{\text{多学科}} = \{P_{\text{机}}, P_{\text{电}}, P_{\text{液}}, \dots\} \\ P_{\text{多物理}} = \{P_{\text{热}}, P_{\text{流}}, P_{\text{固}}, \dots\} \\ P_{\text{多尺度}} = \{P_{\text{整机}}, P_{\text{零部件}}, P_{\text{裂纹}}, \dots\} \\ P_{\text{多参量}} = \{P_{\text{重量}}, P_{\text{体积}}, P_{\text{成本}}, \dots\} \\ P_{\text{多源数据}} = \{P_{\text{测量}}, P_{\text{计算}}, P_{\text{形貌}}, \dots\} \\ P_{\text{概率性}} = \{P_{\text{载荷}}, P_{\text{环境}}, P_{\text{工艺}}, \dots\} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $P_{\text{装备}}$ 表示重大装备的特征参量, 式(1)中其他参数依次类推。即重大装备具备多学科(机、电、液、控等)、多物理(热、流、固、磁等)、多尺度(多几何尺度, 整机、零部件、焊缝和裂纹, 以及多时间尺度)、多参量(高维设计变量)、多源数据(测量、计算、形态、性能等)、概率性(载荷、环境、工艺等的不确定性)等特征参量。

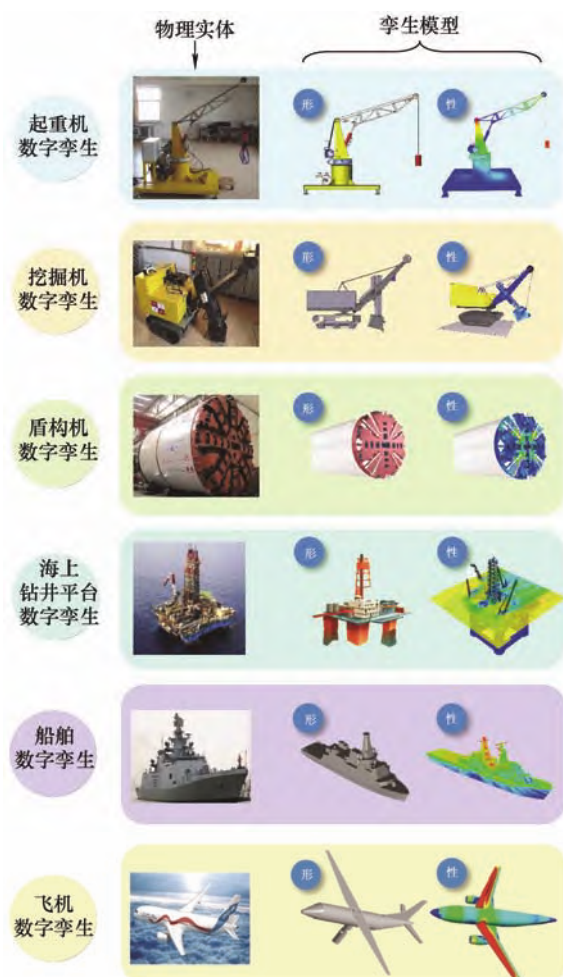


图 5 重大装备“形性一体”数字孪生示意图

这些特征的充分考量使建立的虚拟模型可以动

态、实时、真实、唯一地表征对应的物理装备。真正实现数字孪生所要求的“虚”“实”融合、以“虚”映“实”, 并通过迭代优化使虚拟模型具有更好的鲁棒性、更强的泛化能力和更高的准确性, 进而实现以“虚”控“实”, 为操作者和维护人员决策提供指导。同时, 这种虚实融合的方式部署在装备的全生命周期, 收集装备从设计到报废的数据, 为下代产品的优化改良提供指导, 实现以“实”修“虚”, 最终达成“提质、增效、降本、减耗、安全、可靠”的根本目的。

3 形性一体数字孪生框架与关键技术

面向日益增长的重大装备数字孪生的迫切需求, 本研究通过新一代信息技术和传统的机械性能分析与预测技术的深度融合, 提出了“算测融合、形性一体”的重大装备数字孪生框架。其中, 人工智能、大数据、云边协同计算等高新技术与传统的数值模拟、运维调度、故障诊断等技术的深度融合, 成为实现重大装备形性一体化数字孪生的关键。提出的具体框架如图 6 所示。

整个框架包含物理实体和数字孪生体两部分, 物理实体为数字孪生提供外在的感知信息和内在的机理信息, 数字孪生体对物理实体信息进行深入挖掘和分析, 基于分析结果对物理实体进行闭环控制。其中, 传感数据、机理信息和专家知识深度融合, 驱动 AI 孪生器(AI womb)对物理实体的几何形态和结构力学性能进行快速计算、低时延可视化、可靠性分析和准确表征, 在数字空间实现对物理实体几何形态的高保真度镜像和内在结构力学性能的精准计算。结合几何形态和结构力学性能完成重大装备形性一体化数字孪生构建。

基于图 6 框架, 进一步考虑面向重大装备几何形态和结构力学性能数字孪生构建中的“算不了”、“算不快”、“算不准”、“测不了”、“测不全”、“测不准”六个问题, 本文分别从技术思路和关键技术出发, 剖析了解决这六个问题的具体方案和理论依据, 为提出的“算测融合、形性一体”重大装备数字孪生构建提供技术支撑和实现路径。提出的具体框架如图 7 所示, 详细阐述如下。

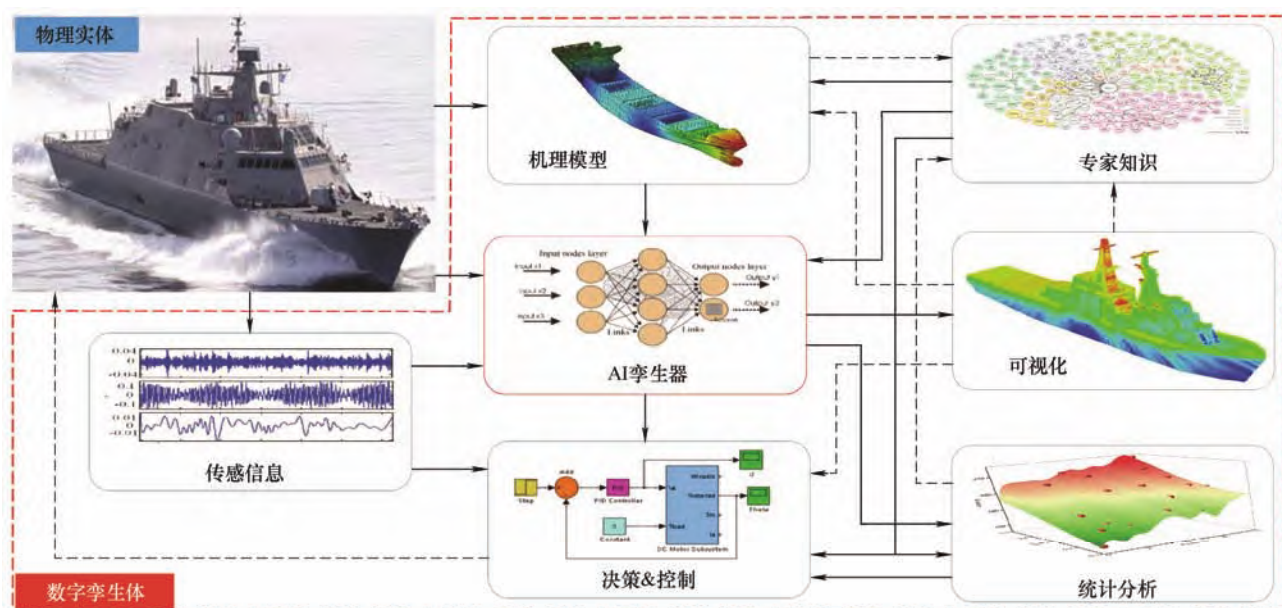


图6 重大装备“形性一体”数字孪生构建框架

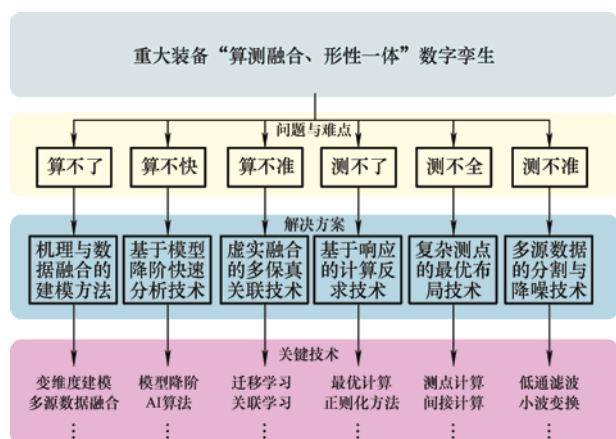


图7 重大装备形性一体化数字孪生构建方案

3.1 机理与数据融合的建模方法

多物理场(热、流、固、磁等)耦合、多尺度(整机、零件、裂纹等)并存等特性,导致在现行条件下建立考虑多场、多尺度、多态的重大装备计算模型难度大、可行性低,难以实现装备相关参数和性能的计算与评估。鉴于此,面向重大装备几何形态和结构力学性能,构建基于机理约束的稳定、可靠的计算模型,在考虑多场、多尺度不确定性和时变特征的基础上,融合监测数据,进行全域、跨尺度、多学科、高保真度、动态的几何形态和结构力学性能计算。这种机理与数据融合的建模为重大装备数字孪生构建面临“算不了”的难题提供解决思路和参考方案。

重大装备机理建模旨在利用装备各部件之间的耦合关系以及几何形态和结构力学性能的相互干涉

和影响,结合动力学、运动学、热力学等多学科相关理论和原理,依据装备运行特征、固有性能、目标性能和使役性能等,建立适用于快速、可靠、准确表征装备各部件几何形态和结构力学性能变化过程的数学模型。为了满足计算的可求解性、快速性等要求,一般在机理模型构建中对装备物理模型和内部之间复杂的相互作用机理进行合理简化和理想假设^[71]。如在力学模型构建中,假设受力均匀、忽略材料内部的各向异性和力作用的传导现象等不确定、非稳定和非线性因素;在几何模型构建中理想化零部件加工导致的直线度、平面度等误差,忽略装配的不对中性、非对称性等复杂因素。这导致最后的分析结果难以准确描述物理装备实际运行中的几何形态和结构力学性能。且机理模型的构建过程未考虑装备实际运行中性能的瞬态变化^[72],使分析结果存在片面性,难以适用于多参数、多尺度耦合的大型复杂装备。

监测数据能够真实客观地描述装备实际运行中的几何形态、结构力学性能等时变信息。依据数据获取方式、获取手段以及获取时间等,可将装备监测数据划分为历史数据和现场数据。其中,历史数据主要包含装备历史运行数据(应力、应变、速度、疲劳寿命等)、几何形态数据(长、宽、高等)、材料初始属性(密度、剪切模量、弹性模量等)等基于多学科和其他途径已获取的确定信息。现场数据主要包括与装备运行状态相关的瞬态时变信息,如速度、位移、应力、应变等。虽然监测数据包含装备运行

过程的丰富信息, 但仅通过数据难以深入到装备机理特征, 无法摆脱分析结果对数据的深度依赖, 导致分析结果受数据质量的影响较大。

因此, 面向装备几何形态和结构力学性能, 对机理信息和监测数据进行深度融合, 建立监测数据与对应机理之间的潜在关联关系, 通过机理和数据的双驱动实现多学科、多尺度、多状态的动态建模。其中, 装备机理信息和历史数据驱动主要完成多学科、多尺度、跨领域的模型构建。该过程可表述为

$$\mathbf{MO} = \{\mathbf{I}_{\text{历史数据}}, \mathbf{I}_{\text{机理}}, \mathbf{I}_{\text{形态}}, \mathbf{P}_{\text{装备}}\} \quad (2)$$

式中, $\mathbf{P}_{\text{装备}}$ 含义与式(1)中的对应的含义相同, 表示装备的特性, $\mathbf{I}_{\text{历史数据}}$, $\mathbf{I}_{\text{机理}}$ 和 $\mathbf{I}_{\text{形态}}$ 分别表示数据历史、机理和形态信息, \mathbf{MO} 表示历史数据、机理与形态信息共同驱动构建的模型。

考虑装备运行过程中时变因素的影响, 利用现场监测数据, 结合装备机理信息, 对装备运行过程中的几何形态进行实时更新, 同时对结构力学性能进行动态计算与评估, 避免机理模型的局部片面计算, 实现机理信息与数据驱动的多状态高逼真度动态建模。该建模过程可表述为

$$\mathbf{MO}_{\text{curr}} = \{\mathbf{I}_{\text{在线数据}}, \mathbf{I}_{\text{机理}}, \mathbf{MO}, \mathbf{P}_{\text{装备}}^{\text{curr}}\} \quad (3)$$

式中, $\mathbf{P}_{\text{装备}}^{\text{curr}}$ 表示装备当前拥有的特征, $\mathbf{I}_{\text{在线数据}}$ 表示当前现场监测数据, \mathbf{MO} 表示式(2)中构建的模型, $\mathbf{MO}_{\text{curr}}$ 表示当前监测数据驱动的动态更新模型。即当前模型在在线数据、机理信息、初始模型和当前装备特征的驱动下进行动态计算和更新。

3.2 基于模型降阶的快速分析技术

重大装备的载荷、系统构成和作业工况复杂, 导致面向其几何形态和结构力学性能分析的数值仿真模型规模巨大, 需要耗费大量的时间和计算资源才能求解。引入几何形态和结构力学性能的快速分析方法, 可有效减少数值分析的计算量, 满足构建数字孪生的时效性要求, 为解决重大装备数字孪生构建中“算不快”的难题提供方案。当前, 提升结构力学性能分析效率的常用手段主要包含基于AI的算法^[73]的计算模型构建和模型降阶技术两种^[74-76]。

对于输入输出非线性关系的结构力学性能分析, 采用AI算法通常可提供较高的精度表征。由于纯数据驱动的特性, 使AI算法具有良好的计算效率和计算精度。其构建流程如下: 首先确定所求解问题的设计变量以及设计变量维度; 然后对设计变量进行组合并采样产生数据集; 最后利用产生的数据

集对AI算法进行优化以提高其计算准确度, 依据相关性, 建立全域设计变量空间的近似数学表达。因此, AI算法可通过有限样本建立全域设计变量与输出的关系, 这有效减少了结构分析的计算量, 提高计算效率^[74]。

虽然AI算法可以提升结构分析的求解效率, 但是该类方法以数据驱动模型^[74], 对数据的依赖性强, 准确性易受数据质量影响, 这很大程度上忽略了结构本身的物理特性。在几何形态和结构力学性能分析时, 为了能够在降低计算耗时的同时保留结构原有的物理特性, 可在重大装备的数字孪生中采用模型降阶技术。降阶模型主要通过有限元中的刚度矩阵、阻尼矩阵和质量矩阵进行缩减。该缩减模型可以反映原模型的主要特征, 将原模型转变为缩减模型后不但能保持较高的精度, 而且可以高效地获取大规模几何形态和结构力学性能的近似解。现有的物理降阶模型主要分为物理坐标降阶、广义坐标降阶和混合坐标降阶三种^[77]。

物理坐标降阶主要对动力学方程中的刚度矩阵、质量矩阵和阻尼矩阵进行缩减, 降阶后的坐标属于全模型的一个子集。该降阶过程可表述如下

$$\mathbf{MU}'' + \mathbf{CU}' + \mathbf{KU} = \mathbf{F}_{\text{外}} \quad (4)$$

式中, $\mathbf{M}(n \times n)$, $\mathbf{C}(n \times n)$ 和 $\mathbf{K}(n \times n)$ 分别为质量、阻尼和刚度矩阵; $\mathbf{U}''(n \times 1)$, $\mathbf{U}'(n \times 1)$ 和 $\mathbf{U}(n \times 1)$ 分别表示加速度、速度和位移向量; n 表示对应特征的维度; $\mathbf{F}_{\text{外}}$ 为载荷向量, $\mathbf{U} \subseteq \mathbf{S} \cup \mathbf{X}$ 。关于式(4)更清晰的表达如下

$$\begin{pmatrix} \mathbf{M}_{mm} & \mathbf{M}_{ms} \\ \mathbf{M}_{sm} & \mathbf{M}_{ss} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{U}_m'' \\ \mathbf{U}_s'' \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \mathbf{C}_{mm} & \mathbf{C}_{ms} \\ \mathbf{C}_{sm} & \mathbf{C}_{ss} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{U}_m' \\ \mathbf{U}_s' \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \mathbf{K}_{mm} & \mathbf{K}_{ms} \\ \mathbf{K}_{sm} & \mathbf{K}_{ss} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{U}_m \\ \mathbf{U}_s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{F}_m \\ \mathbf{F}_s \end{pmatrix} \quad (5)$$

对应的缩减基可定义为

$$\mathbf{R}_D = -\mathbf{K}_{ss}^{-1} \mathbf{K}_{sm} \quad (6)$$

式中, \mathbf{R}_D 表示缩减基, $\mathbf{K}_{ss} \in \mathbf{R}^{s \times s}$, $\mathbf{K}_{sm} \in \mathbf{R}^{s \times m}$, 联合式(4)~(6), 降阶后的表达式为

$$\mathbf{M}_R \mathbf{U}_m'' + \mathbf{C}_R \mathbf{U}_m' + \mathbf{K}_R \mathbf{U}_m = \mathbf{F}_{\text{外}R} \quad (7)$$

式中, $\mathbf{M}_R \in \mathbf{R}^{m \times m}$, \mathbf{U}_m'' , \mathbf{U}_m' , \mathbf{U}_m 分别表示加速度、速度和位移降阶后的特征, $\mathbf{F}_{\text{外}R}$ 表示降阶后对应的外载荷, $\mathbf{F}_{\text{外}R} \in \mathbf{R}^m$, 且 $m \ll n$ 。

常用的物理坐标降阶方法包括 Guyan 缩聚法^[78]、动力缩聚法^[79]、Krylov 子空间方法^[80]等。广义坐标降阶主要通过截取模型的模态来实现的, 通过引入降阶模型的特征问题, 将单模态相关的动态

缩聚矩阵的控制方程转换为多模态相关的形式。主要包括模态型动态缩聚、基于模态扩展的缩聚方法、Ritz 矢量法^[81]、本征正交分解(Proper orthogonal decomposition, POD)^[82]等降阶方法。混合坐标降阶方法中包含了全坐标中的相关物理坐标,并引入了部分模态坐标实现缩减基矩阵的构建。其中最典型的混合降阶方法是模态组合法^[83],该方法用部分模态坐标代替物理坐标表示子结构,将这些坐标转换为物理坐标,即可利用等线性和相容条件将子结构矩阵装配成全局矩阵。

相比其他两种方法,物理坐标降阶方法的计算效率高,其精确性和收敛速度取决于选择的主自由度的数目和位置。虽然可通过迭代使得降阶模型的精度不依赖于主自由度的选择,但这也极大地增加算法的时间复杂度和空间复杂度。广义坐标降阶方法得到的降阶模型可以保留选择的所有模态,这些模态可以是全模型任意频率范围内的,但相较于物理坐标降阶方法,该方法计算成本高。混合坐标降阶方法可以克服物理坐标降阶方法和模态坐标降阶方法的部分不足。其中模态组合法在航空航天飞行器建模领域得到了普遍应用,可以有效处理这类复杂系统的动力学建模与分析问题。

3.3 虚实融合的多保真关联技术

重大装备数值模型的构建一般伴随着一定的简化,为了提升计算效率,还需要采用 AI 快速计算方法或模型降阶技术,这导致最终的分析结果可能难以达到预期的可信度。测量数据一定程度上能够反映物理设备最真实的状态,故可将测量数据视为对装备真实状态的高保真描述,计算数据视为低保真描述。通过测量数据与计算数据的虚实融合,进一步提升分析结果的准确性。此外,随着重大装备材料、结构、装配等的日益复杂,面向几何形态和结构分析的数值仿真模型越复杂,计算耗时越长,导致模型对全设计变量空间的描述大打折扣。

综上,基于虚实融合的思想,可从“算测融合”和单纯提升计算准确性两方面改善重大装备数字孪生“算不准”的现状。在工程领域,这种基于虚实融合的思想技术被称为多保真代理模型(Multi-fidelity surrogate model, MFS);在机器学习领域,迁移学习(Transfer learning)被认为是一种典型的虚实融合方法。无论是 MFS 还是迁移学习,皆希望通过融合不同类型的数据构建更加精确地预测模型。这种虚实融合的思想可表述如下

$$l_i(\mathbf{Y}_i^h) = \frac{g^h(\mathbf{Y}_i^h)}{g^l(\mathbf{Y}_i^h)} \quad (8)$$

式中, $\mathbf{Y}_i^h \subseteq \mathbf{Y}_{\text{实}}$, $\mathbf{Y}_{\text{实}}$ 表示实际测量值, $l_i(\mathbf{Y}_i^h)$ 表示测量样本点 \mathbf{Y}_i^h 处对应的标度值, g^h 表示测量样本点训练得到的高精度模型, g^l 表示计算样本点训练得到的低精度模型, $g^h(\mathbf{Y}_i^h)$ 为高精度模型在 \mathbf{Y}_i^h 处的响应值, $g^l(\mathbf{Y}_i^h)$ 为低精度模型在 \mathbf{Y}_i^h 处的响应值。由此,每个测量样本点均有一一对应的标度因子,测量的样本点为 $\mathbf{Y}_{\text{测}} = [\mathbf{Y}_1^T, \mathbf{Y}_2^T, \mathbf{Y}_3^T, \dots, \mathbf{Y}_k^T]$,所有标度因子的集合可表述为

$$l = \{l_1, l_2, \dots, l_k\} \quad (9)$$

基于虚实融合,通过 MFS 模型学习,联合式(8)和(9)可得构建的计算模型为

$$g(\mathbf{Y}') = g^l(\mathbf{Y}')l(\mathbf{Y}') \quad (10)$$

式中, \mathbf{Y}' 表示当前输入值, g 为计算模型。

当前在该领域的研究已有诸多杰出成果。例如,韩忠华^[84-85]提出了分层和梯度增强代理模型,将虚实融合方法应用于飞行器设计领域的气动力建模、外形优化及翼型/机翼气动设计问题。宋学官等^[86-88]基于虚实融合的思想,通过不同的方法分别计算了压力溢流阀的流体动力、优化了取料机相关参数、近似了硅芯片平均温度。邱浩波等^[89]通过虚实融合方法对全方位螺旋桨驱动桥部件的直径参数进行优化。周奇等^[90]将虚实融合的思想引入到复杂装备的优化设计中,平衡了近似模型预测性能和建模成本之间的矛盾。综上分析,虚实融合的方法可用于改善计算精度,对于解决数字孪生构建中面临的“算不准”问题是行之有效的。

3.4 基于响应的计算反求技术

用系统论的语言描述,正问题是由输入和模型来确定输出,而反问题则是由获取的部分输出信息来确定系统模型参量或输入条件^[91]。对数值模型中未知参量进行确定就属于一类典型的反问题。针对重大装备难以测量或无法测量的载荷,利用反问题理论和快速计算反方法求解,可有效提高载荷预测精度,为解决重大装备数字孪生“测不了”的问题提供技术支撑。

求解反问题的一般思路如下。

(1) 对描述或构建模型的参量进行筛选,确定要反求的参量。当参量较多求解难度大时,可采用敏感性分析减少待识别参量的个数,以提高反求参量的计算效率和准确性。其中,反求参量可表示为

$$\mathbf{X} = (\mathbf{X}_1^T, \mathbf{X}_2^T, \mathbf{X}_3^T, \dots, \mathbf{X}_n^T) = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nm} \end{pmatrix} \quad (11)$$

式中, $x_{ij} \in [x_{\max}, x_{\min}]$, x_{\max} , x_{\min} 分别表示 x 取值的上下界, n 表示反求参量的类别, m 为参量的数量, 为了方便表示, 这里假设各参量数量相等。

(2) 建立反求参量与装备易测响应的数值模型, 作为正问题求解器。可表述为

$$\mathbf{Y}_{\text{测}} = \mathbf{G}_{\text{正}}(\mathbf{X}) \quad (12)$$

式中, $\mathbf{G}_{\text{正}}$ 表示正向求解器, 其维度取决于 $\mathbf{Y}_{\text{测}}$, $\mathbf{Y}_{\text{测}}$ 为正求解器预测值, 可表述为

$$\mathbf{Y}_{\text{测}} = (\mathbf{Y}_1^T, \mathbf{Y}_2^T, \mathbf{Y}_3^T, \dots, \mathbf{Y}_k^T) = \begin{pmatrix} y_{11} & y_{12} & \cdots & y_{1l} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & y_{2l} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{k1} & y_{k2} & \cdots & y_{kl} \end{pmatrix} \quad (13)$$

式中, k 表示正求解器预测值的总类别, l 为每一类预测值的数量, 这里假设各预测值数量相等。

(3) 反问题求解中会不断调用正问题模型预测装备的输出响应, 并与测量得到的易测响应数据进行对比。这无疑降低了实际计算效率, 为了解决该问题, 可利用采样策略合理设计数值试验并构建正向求解器, 以减少求解器的计算量。

(4) 布置传感器实时采集装备的易测响应, 将其与正问题模型求解的响应进行对比, 利用寻优算法(遗传算法、粒子群优化算法等)得到最优反求参数的估计; 结合式(1)和式(11)~(13), 反问题优化可表示为

$$\begin{aligned} & \text{find } \mathbf{X} \\ & \min f(|\mathbf{Y}_{\text{测}} - \mathbf{Y}_{\text{实}}|) \\ & \text{s.t. } \begin{cases} \mathbf{X}_{\min} \leq \mathbf{X} \leq \mathbf{X}_{\max} \\ \mathbf{P}_{\text{装备}}^{\text{curr}} \subseteq \mathbf{P}_{\text{装备}} \end{cases} \end{aligned} \quad (14)$$

式中, $\mathbf{Y}_{\text{实}}$ 表示实际测量值, $\mathbf{P}_{\text{装备}}^{\text{curr}}$ 表示当前装备特征参量, 如式(3)所示。

(5) 将得到的反求参数代入正问题可有效提高模型的精度和可信度, 从而为更准确地进行装备性能分析奠定基础。

需要指出的是, 利用计算反求技术对模型参量进行估计是以正问题模型有效为前提和条件, 即要保证正问题模型可以准确表述实际的物理过程^[74]。

3.5 复杂测点的最优布局技术

实际作业中, 重大装备遭受庞大的体积、复杂繁多的结构组件、恶劣多变的工况等不确定性因素的影响, 导致重大装备相同部位的不同零件以及不同部位的同类零件性能表现各异。因此, 有必要从众多复杂的信息中筛选出能够全面、准确、可靠表征装备几何形态和结构力学性能的特征, 在经济成本、可行性等条件的约束下实现最优特征获取, 可有效解决重大装备数字孪生中“测不全”的难题。

所谓测点最优布局方案主要从大量测点中选出对分析结果影响显著的点并进行传感器布置, 高效实现传感信息密度最大化, 减少信息的冗余度, 提高监测信息的准确性和可靠性。通过评估当前传感信息的有效性, 动态添加测点数量可进一步提高传感数据的信息密度^[92-93]。常用的测点优化方法主要包含基于结构性态的传统方法、随机计算方法和基于结构损伤的信息熵方法。

基于结构性态的传统分析方法主要通过建立目标结构振型信息和测点之间的关系准则, 进而实现测点优化, 常用的方法包括 Guyan 缩减准则^[94]、识别误差最小准则^[95]、模态应变能准则^[96]和模态置信度准则^[97]等。其中 Guyan 缩减准则将自由度划分为主自由度和副自由度, 如式(5)所示, 通过在主自由度进行传感器布置实现测点优化, 但方法难以适用于高阶模态; 识别误差最小准则通过逐步消除对目标振型贡献最小的自由度, 得到广义坐标的最优估计, 进而提高目标振型的空间识别, 实现测点优化; 模态应变能准则认为若测点拥有较大应变能, 则该点的结构响应也较大, 对这些点进行传感器布置能够提高模态识别, 但该方法受有限元网格划分影响较大; 模态置信度准则基于模态置信度矩阵评价非对角线元素的大小, 进而得到测点的相关性, 进行测点优化, 其中模态置信度矩阵可表示为

$$MAC_{ij} = \frac{[\phi_i^T \phi_j]^2}{(\phi_i^T \phi_i)(\phi_j^T \phi_j)} \quad (15)$$

式中, ϕ_i 和 ϕ_j 分别表示第 i 阶和第 j 阶模态向量, 且 $(i \neq j)$ 。若 MAC 的非对角元素 MAC_{ij} 趋近于 0, 认为对应点 i 和 j 两个测点正交, 则选取这两点作为目标测点。反之, 认为两侧点交角趋近于 0, 继续判断其他点。

随机计算方法主要通过建立基于测点的优化方法, 实现目标函数的最小化准则, 完成测点优化。常用的方法有序列法^[98]、非线性优化规划方法^[99]、模拟退火算法^[100]、遗传算法^[101]等随机计算方法。

其中, 序列法通过选取初始测点建立目标函数的初值, 然后逐步添加测点进行目标函数值的迭代优化, 直至所有测点都参与目标函数优化, 将最后得到的目标函数对应的测点作为最终的优化测点; 对于简单的结构, 非线性优化规划方法通过建立振型与固有频率的解析表达式, 采用牛顿法、递推二次规划法等非线性方法实现传感器优化配置。针对复杂结构, 可将离散变量转化为连续变量进行求解, 常用方法为分支定界^[102], 但受目标函数梯度影响, 该方法容易陷入局部最优解; 模拟退火算法对全局所有测点进行搜索以得到全局最优解, 适用于大规模组合优化, 但该方法的参数(初始温度、退火速度等)选择因不同的场景而发生变化, 参数选取难以控制, 一定程度上影响求解效率; 遗传算法基于“优胜劣汰”的准则, 通过不断地迭代和变异, 使目标函数值达到最优, 进而选取适应度较大的测点作为最终目标点。上述方法的计算效率和精度受参数设置的影响, 且计算过程具有随机性。

基于结构损伤的信息熵^[103]方法通过对动力特性参数进行求导反映测点对损伤的灵敏程度, 选取灵敏度较大的测点作为传感器布置的测点。通常采用 Fisher 信息阵进行结构状态改变信息感知的传感器最优布置^[104], 其中 Fisher 信息可表述如下

$$Q(t) = \int_0^T \frac{\left(\frac{\partial H}{\partial K}\right)^T \left(\frac{\partial H}{\partial K}\right)}{\Psi^2(t)} dt \quad (16)$$

式中, $K = (K_1, K_2, K_3, \dots, K_n)$ 表示刚度矩阵, $\Psi^2(t)$ 为高斯噪声方差, H 表示测量的信息矩阵, $H \subseteq Y_{\text{实}} \cup X \subseteq P_{\text{装备}}$, Q 为对应的范数, 通过最大化范数确定对刚度 K 变化敏感的点, 实现传感器布置。

3.6 多源数据的分割与降噪技术

由于受环境、人为操作、传感器材料、监测设备、监测手段等因素的影响, 传感器难以从物理世界感知到被测对象真实客观、状态全面、表征准确的信息。这导致实际测量中, 实测数据通常只能反映被测对象的部分信息。针对这一情况, 可通过布置多类型传感器相互校正的方式获取被测对象更加全面的信息, 但是多传感器产生的多源数据为数据的统一处理带来挑战。此外, 获取的测量数据通常包含大量噪音, 导致测量结果存在较大误差。上述因素的影响, 使通过传感器得到的实测数据表现出局部性、片面性、不准确性等特点。因此, 为了减少传感数据对后期分析结果的不利影响, 须对数据进行预处理, 从源头减少因数据质量不佳而引起的偏差。多源数据的分割与降噪技术可有效提高监测

数据的信息密度, 减少噪音影响, 为重大装备数字孪生构建过程中所面临的“测不准”难题提供有效的解决方案。

多传感器提供的多源数据能够从多角度、全方位、多属性反映设备真实状态, 为更加准确、全面、客观描述被测对象提供了有效途径。通过在相同测点布置不同类型传感器以及不同测点布置不同类型的传感器, 可以实现从不同角度同一维度和不同角度不同维度对被测对象进行更精确细致的感知。同时, 多传感器提供的多源数据可相互校准, 通过综合分析能够进一步减少由单传感器引入的误差。因此, 基于多传感的多源数据可以有效提升信息世界数据的多样性、全面性, 为精确描述监测装备的物理状态提供有效保障。

在实际应用中, 相同位置不同类型传感器以及不同位置相同类型传感器获取的数据差异明显, 表现为数据类型、数据大小、信噪比等指标各不相同, 这导致难以找到能够适用于所有数据预处理的统一方法。聚类分割基于数据自身特性, 能够自适应地将数据划分为不同的簇, 针对不同簇数据特性, 采用不同方法, 能够有效减少测量中的不确定性信息, 提升数据质量^[105-107]。图 8 为数据分割示意。

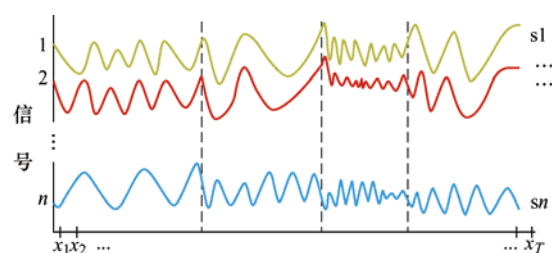


图 8 数据分割

此外, 为了降低噪声对传感器测量结果的污染, 需要利用高效的数据预处理方法对实测数据中的有效信息进行筛选, 从而提高数据的可靠性和精准度。已获取的历史监测数据对分析的实时性要求不高, 因此可采用传统的高通滤波^[108]、低通滤波^[109]、带通滤波^[110]、经验模态分解^[111]、集成经验模态分解^[112]等方法对数据进行滤波降噪, 这能够显著提高信噪比。在线监测数据对分析有较高的实时性要求, 采用上述传统方法难以满足, 且会引入“端部效应”^[113], 影响分析结果。因此, 在满足数据分析低时延要求的情况下, 构建窗函数^[114], 采用动态自适应的手段, 可快速有效降低噪声信号。上述方法可表述如式(17)

$$S + R = E(S_{\text{input}}) \quad (17)$$

式中, S_{input} 表示需要进行降噪滤波的监测信号,

$S_{input} \subseteq Y_{实}$, S 表示降噪滤波后获取的目标信号, R 为滤波去除的噪声, E 表示采用的降噪滤波方法。

4 典型应用: 臂架起重机

以臂架起重机为例, 对重大装备数字孪生的构建流程与实现细节进行具体阐述, 验证提出方案的有效性。臂架起重机在运行中的结构承载能力受不同因素的影响呈现时变动态特性, 对危险载荷的监测与提前

预警是避免起重机突发事故的重要前提。臂架起重机的数字孪生可实现对整机几何形态的实时监测和结构力学性能的动态预测, 保障起重机安全运行。臂架起重机数字孪生由物理空间、通信、数字世界和客户端四部分组成。结合图 6 框架和图 7 技术方案, 提出如图 9 所示的臂架起重机“算测融合、形性一体”数字孪生框架, 以臂架起重机为主体, 分析起重机整机几何形态和结构力学性能, 实时计算起重机运行中关键零部件的位移、应力与应变等信息。

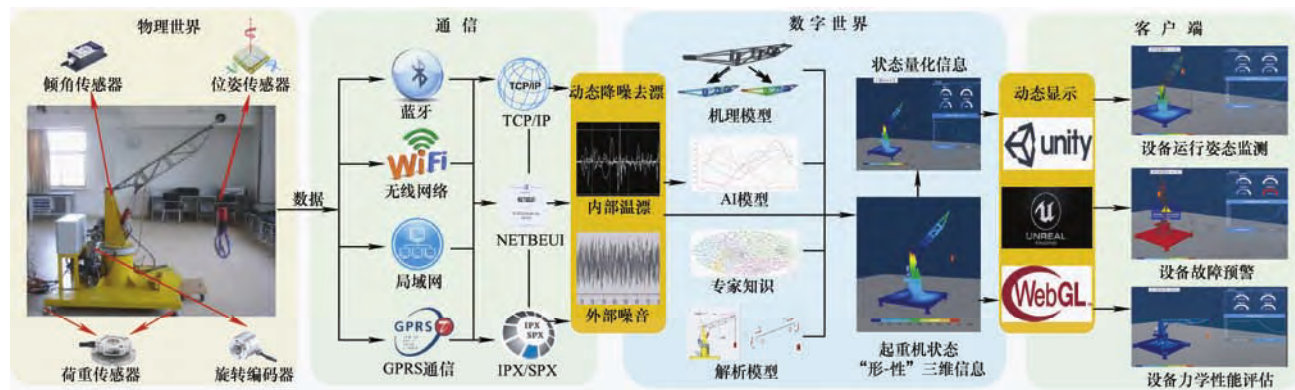


图 9 臂架起重机“形性一体”数字孪生构建

起重机数字孪生的构建如下。首先, 将物理空间信息映射到数字世界, 利用数字化技术对起重机的特征、行为和性能等进行高逼真度描述和建模, 即在数字世界中建立的起重机虚拟模型与物理空间中的起重机实体在几何、材料、行为等方面保持一致, 实现物理世界向数字世界的镜像。其次, 布置各类传感器对物理空间中起重机的动作、状态进行感知、捕捉。通过蓝牙、无线网络、局域网等通信手段将物理空间感知的数据传向数字世界。采用降噪去漂方法对传输的数据进行预处理, 提高信噪比。然后, 在数字世界中, 通过将机理模型、AI 算法、专家知识和解析模型计算得到的数据进行融合, 完成起重机数据的虚实融合, 以实时传感器数据作为输入, 实现对起重机几何形态和结构力学性能的在线计算。最后, 将计算得到的数据与传感器感知的数据分别以三维模型和信息量化的形式在客户端可视化, 辅助用户合理决策^[65]。其中, 重大装备数字孪生“算不了”、“算不快”、“算不准”、“测不了”、“测不全”和“测不准”六个难题渗透于起重机数字孪生构建的各个环节。

4.1 测不了: 动态外载荷难测量

构建臂架起重机的数字孪生, 需要以外载荷作为输入。臂架起重机的外载荷主要为起吊重物的重量, 因此确定重物重量是起重机数字孪生成功搭建的关键。但是, 实际工程中起吊重物的质量一般难

以准确获取, 且重物通过绳索起吊, 故利用传感器测量其重量难度大。此外, 重物在起吊或放下过程中易发生摇摆, 这进一步加大了外载荷确定的难度。因此, 在重物重量难以确定的情况下, 需要使用反求技术求解起重机运行过程中的实时外载信息。

考虑安装难易程度、成本等方面的因素, 制定了以起吊绳索摇摆角度和重物重量为输入, 起重机底座支脚的支持力为输出的“正问题”模型。其表述如式(18)所示

$$F_{支} = g_{正}(\theta_{绳}, G_{物}) \quad (18)$$

式中, $g_{正}$ 为建立的“正问题”模型, $\theta_{绳}$ 表示起吊绳索摇摆角度。

如图 8 所示, 为确定起吊重物的摇摆角度, 需在起吊绳索的重物端安装位姿传感器, 实时监测起吊绳索的摇摆角度。在起重机底座的支脚上安装地脚荷重传感器测量起重机负重时的支持力。依据反问题的思路, 在得到反求参量为重物重量的前提下, 构建以重物重量和起吊绳索摇摆角度为输入, 起重机底座地脚支持力为输出的数值模型。通过均匀采样或拉丁超立方采样获取外载荷与起吊绳索摇摆角度两种变量的样本集, 进而驱动相应的 AI 算法。通过地脚荷重传感器实时采集的载荷响应和位姿传感器采集的绳索摇摆角度数据, 将其与正问题模型求解的载荷响应进行对比, 基于反求准则(最小二乘准

则、极大似然准则、最小均方误差准则等), 利用遗传算法、粒子群优化算法、模拟退火等智能优化算法估计最优外载荷。联合式(1)和式(18), 上述步骤可表述为

$$\begin{aligned} & \text{find} \quad G \\ & \text{min} \quad f(|Y_{\text{支}} - Y'_{\text{支}}|) \\ & \text{s. t.} \quad \begin{cases} G_{\min} \leq G \leq G_{\max} \\ \theta_{\min} \leq \theta_{\text{绳}} \leq \theta_{\max} \\ P_{\text{装备}}^{\text{curr}} \subseteq P_{\text{装备}} \end{cases} \end{aligned} \quad (19)$$

式中, $F'_{\text{支}}$ 表示正问题得到的力, $F_{\text{支}}$ 表示实测的力, G_{\min} 和 G_{\max} 分别表示起吊允许的最小重量和最大重量, θ_{\min} 和 θ_{\max} 表示绳索允许的最小和最大摇摆角度。

将得到的反求参数代入数字孪生所需的结构力学性能分析模型, 即可获取相应应力、应变等信息, 为起重机的疲劳寿命分析等创造条件。

4.2 测不全: 多参量传感设备难安装

构建起重机数字孪生对物理空间数据信息完整性以及信息密度要求高。由于受起重机结构、空间布置以及运行位置等的影响, 难以对机身所有测点进行传感器布置, 这导致起重机部分信息难以全面获取, 影响数字孪生构建的准确性和有效性。而且, 大量的传感器产生的冗余数据对在线数据处理和分析造成一定困难, 这无疑降低了数字孪生计算的时效性。因此, 为了确保监测数的完整性, 提高数据的信息密度, 需对测点进行最优规划, 实现传感器位置的优化布置。

考虑起重机数字孪生构建中对数据完整性和准确性的需求, 建立起重机待选测点(臂架铰接点、液压油缸支撑点等)与起重机输出响应(位移、应力、应变等)之间的潜在关系, 如式所示

$$O = p(Y'_1, Y'_2, Y'_3, \dots, Y'_q) \quad (20)$$

式中, O 表示起重机实际响应参量, $O \subseteq Y_{\text{测}} \cup X \subseteq P_{\text{装备}}$, Y'_i 表示第 i 个待选参量, 总共有 q 个待选测点, p 表示建立的待选测点与输出参量之间的关系。

为了比较不同测点选取对起重机输出响应的影响, 对式(20)进行递增维度分解, 即将响应 O 分解为单个测点作用以及不同测点组合作用的正交函数组合, 该过程可表示为

$$p(Y'_1, Y'_2, \dots, Y'_q) = p_0 + \sum_{i=1}^q p_i(Y'_i) + \sum_{1 \leq i < j \leq q} p_{ij}(Y'_i, Y'_j) + \dots + p_{12 \dots q}(Y'_1, Y'_2, Y'_3, \dots, Y'_q) \quad (21)$$

式中, 等式右边的项取决于待选测点的数量, 总共有 2^q 项。依据式(21)各项之间的正交性可得对应的方差表示为

$$D = \sum_{i=1}^q D_i + \sum_{1 \leq i < j \leq q} D_{ij} + \dots + D_{12 \dots q} \quad (22)$$

则对应的各项敏感度可表示为

$$\begin{cases} S_i = \frac{D_i}{D} \\ \sum_{i=1}^q S_i + \sum_{1 \leq i < j \leq q} S_{ij} + \dots + S_{12 \dots q} = 1 \end{cases} \quad (23)$$

最后, 选取敏感度最大的项对应的测点, 作为传感器布置位置。

4.3 测不准: 实时测量数据噪声多

起重机数字孪生构建中主要的传感器有监测重物摇摆的位姿传感器、监测电机转速的旋转编码器、监测臂架变幅角度的倾角传感器以及监测受力的地脚荷重传感器。在测量过程中, 传感信号带有一定的噪声并受材料性能的影响易发生漂移, 导致测量结果出现偏差, 影响数字孪生几何形态和结构力学性能计算的准确性。因此为了减缓漂移和噪声对测量结果的影响, 需要采用滤波和去噪手段对传感器信号进行处理。

对已获取的传感信号(支持力、摇摆角、速度、加速度等), 为避免传感器环境温度、材料等带来的漂移干扰, 考虑传感器自身特性和监测数据类型, 可采用高通滤波减少低频信号漂移的影响。同理可采用低通滤波减少高频信号漂移的影响, 采用带通滤波减少端部效应。同时, 考虑到环境等外部条件的影响, 对已获取的信号采用经验模态、小波分解等方法进行离线去噪, 进一步提高信噪比。如式(24)所示

$$\begin{cases} F_{\text{支}}(1:m) + R_F = E_F(F_{\text{input}}(1:m)) \\ \theta_{\text{绳}}(1:m) + R_{\theta} = E_{\theta}(\theta_{\text{input}}(1:m)) \\ v(1:m) + R_v = E_v(v_{\text{input}}(1:m)) \\ a(1:m) + R_a = E_a(a_{\text{input}}(1:m)) \end{cases} \quad (24)$$

式中, $F_{\text{支}}(1:m)$, $\theta_{\text{绳}}(1:m)$, $a(1:m)$ 和 $v(1:m)$ 分别为去噪后的实测支持力、绳的摇摆角度, 测点加速度和电机转速, 其中 m 表示已获取的监测信号总长度, R_F , R_{θ} , R_a 和 R_v 分别为包含在原始测量数据中的噪声, E_F , E_{θ} , E_a 和 E_v 分别表示去噪方法, $F_{\text{input}}(1:m)$, $\theta_{\text{input}}(1:m)$, $a_{\text{input}}(1:m)$ 和 $v_{\text{input}}(1:m)$ 分别为对应的传感器原始监测数据。

对在线监测信号(支持力、摇摆角、速度、加速

度等),考虑实时性要求,在保证低时延、尽可能包含多时域信息特征的情况下,通过构建动态时间窗,利用滤波和去噪方法减少噪声的影响。上述过程可表示如下

$$\begin{cases} \mathbf{F}_{支}(m:n) + \mathbf{R}_F = \mathbf{E}_F(\mathbf{F}_{input}(m:n)) \\ \boldsymbol{\theta}_{绳}(m:n) + \mathbf{R}_\theta = \mathbf{E}_\theta(\boldsymbol{\theta}_{input}(m:n)) \\ \mathbf{v}(m:n) + \mathbf{R}_v = \mathbf{E}_v(\mathbf{v}_{input}(m:n)) \\ \mathbf{a}(m:n) + \mathbf{R}_a = \mathbf{E}_a(\mathbf{a}_{input}(m:n)) \end{cases} \quad (25)$$

式中, $n-m$ 表示构建的窗口长度,在去噪过程中,该窗口的位置随着时间和采集信号的增加而移动,且与采集信号保持一致的变化步长。

例如,在起重机重物的位姿测量中,采用高通滤波对输出信号进行处理,可有效降低频信号低漂移对测量数据的影响。残留在主信号上的小幅值噪声,可利用小波变换减少其影响。通过降漂和去噪操作,有效减少了因测量不准导致的起重机数字孪生性能分析与预测误差,提高了起重机运行状态监测的准确度。

4.4 算不了:多尺度多尺度建模难

臂架起重机具有热流固等(温度、液压、臂架结构等)多物理场、多学科(运动学、动力学、材料等)、多尺度(臂架起重机结构尺寸、零部件、裂纹等)等特征参量,导致通过传统的方法难以建立能够准确描述臂架起重机几何形态和结构属性的模型,无法计算物理实体相关特征,严重影响分析结果的准确性和可靠性。因此,探索高效精准的建模方法,在多物理场、多学科、多尺度等特征的驱动下,实现物理实体几何形态和结构特征的真实镜像,确保计算的准确性和可靠性。

在臂架起重机机理模型构建中考虑多物理场属性与约束,确保构建模型的合理性与可靠性,赋予构建模型更多现实意义,可提高臂架起重机模型多物理场计算的有效性。对于多尺度交互建模,这里主要考虑臂架起重机空间尺度(整机、零件等)和时间尺度(瞬态、稳态等)。其中空间尺度模型的构建可表述为

$$\mathbf{V} = \mathbf{V}_{整机} + \mathbf{V}_{部件} + \cdots + \mathbf{V}_{零件} \quad (26)$$

式中, \mathbf{V} 表示整个模型的空间尺度, $\mathbf{V}_{整机}$, $\mathbf{V}_{部件}$ 和 $\mathbf{V}_{零件}$ 分别表示整机、部件和零件的空间尺寸。宏观尺度为微观尺度设立边界和约束,微观尺度对宏观尺度进行延拓和细化。

对于臂架起重机时间尺度的构建,着重在于其瞬态的有效计算与稳态的关联。以臂架起重机液压油缸为例,其瞬态特性对整机的几何形态和结构力

学性能有显著影响,特别对于启动和停止这种具有冲击现象的瞬态。因此,基于离散化的思想,对液压油缸工作中的瞬态性能和现象进行分析,可表述为式(27)的连续性和式(28)的动量方程

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho \mathbf{V}) = 0 \quad (27)$$

$$\begin{cases} \frac{\partial(\rho u)}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho u \mathbf{V}) = -\frac{\partial P}{\partial x} + \frac{\partial \tau_{xx}}{\partial x} + \frac{\partial \tau_{yx}}{\partial y} + \frac{\partial \tau_{zx}}{\partial z} + \rho f_x \\ \frac{\partial(\rho v)}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho v \mathbf{V}) = -\frac{\partial P}{\partial y} + \frac{\partial \tau_{xy}}{\partial x} + \frac{\partial \tau_{yy}}{\partial y} + \frac{\partial \tau_{zy}}{\partial z} + \rho f_y \\ \frac{\partial(\rho w)}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho w \mathbf{V}) = -\frac{\partial P}{\partial z} + \frac{\partial \tau_{xz}}{\partial x} + \frac{\partial \tau_{yz}}{\partial y} + \frac{\partial \tau_{zz}}{\partial z} + \rho f_z \end{cases} \quad (28)$$

式中, ρ 表示密度, V 表示体积, u 、 v 、 w 分别表示三个不同方向上的液压油速度, τ_{ij} 表示对应的剪切力, f_i 表示每单位质量的体力。

4.5 算不快:力学性能难快速求解

臂架起重机数字孪生构建旨在实现对起重机运行中几何形态的实时监测和结构力学性能的动态评估,完成起重机的智能调控,并根据几何形态和结构力学性能信息为下一代产品设计优化提供指导。对起重机这类大型设备而言,其结构应力分布反映了各部位的安全程度,是保障装备安全运行的一项重要性能指标。针对重型机械设备,其性能分析通常利用数值模拟手段,但该方法计算量庞大,难以满足数字孪生实时求解的要求。因此,对于起重机这类拥有高维设计变量且需大规模计算求解的重型装备而言,需通过模型降阶技术或 AI 算法减少计算量,实现对装备性能的实时求解与计算。

采用 AI 算法对处于静态或准静态过程的臂架起重机进行力学性能计算。通过获取的样本集驱动 AI 算法进行参数优化,提高算法的准确性,建立力学性能快速计算的 AI 算法。

对处于动态运行的臂架起重机进行性能预测,需要结合模型降阶和 AI 算法。利用模型降阶技术在确保信息完整的条件下,减少性能求解的运算量,可实现快速计算。但针对起重机这类含有大量自由度的重型装备,仅使用模型降阶技术,计算速度仍然难以满足数字孪生实时性要求。因此,在起重机的动态运行过程中通过结合模型降阶技术和 AI 算法,可实现求解过程的简化,降低计算量,提高计算效率,达到实时解算的要求。其中降阶过程如式(4)~(7)所示。

4.6 算不准：性能预测精确度低

起重机的几何形态和结构力学性能分析依赖于数值模型、模型降阶技术和 AI 算法的结合。在建立数值模型时，考虑到计算量，需对起重机某些部件进行大量简化，这导致以数值模型为基础构建的起重机数字孪生体与真实起重机存在差异。此外，虚拟模型在几何、材料、装配等方面与真实起重机不同，故仅使用数值模型不可避免地给计算结果带来固有偏差，而模型降阶技术和 AI 算法的使用进一步扩大了这种偏差。为了改善上述问题，在起重机性能实时预测中采用虚实融合的方法，从两方面缓解计算准确度难以保障的问题。

一方面，对于需大量精简的起重机部件，从设计变量角度考虑，利用数据与机理融合技术，充分挖掘现有数据潜在信息进行性能分析。对有限的设计变量而言，AI 算法可快速产生大量数据，但仅限于数据层面，并未深入关联机理信息，计算结果准确性受数据质量影响较大。结合起重机机理模型，赋予数据更多可解释机理特性，提高计算结果的可信度和有效性。

另一方面，对于因几何、材料、装配等不确定因素以及模型降阶技术和 AI 算法导致的差异，可使用传感器采集的真实数据进行补偿和修正。传感数据包含设备物理空间运行状态的客观信息，在一定程度上能够刻画设备真实特征。其中，AI 算法确保计算中的数据需求，传感数据提供起重机真实信息，通过深度分析两种数据实现虚实融合，驱动数字孪生给出更为可信的几何形态和结构力学性能分析结果。具体计算过程如式(8)~(10)所示。

4.7 数字孪生系统与效果

基于图 9 所示框架，构建的臂架起重机数字孪生系统如图 10 所示。物理空间主要包括臂架起重机物理实体以及安装在起重机测点位置的传感设备。传感设备将物理空间感知到的电机转速、重物摇摆角度、臂架变幅倾角等信息通过数据传输策略和通讯协议等方法传输到数字世界，驱动数字世界臂架孪生体实时动态高逼真度可视化臂架物理实体几何形态和结构力学性能变化，实现臂架起重机“形性一体”化数字孪生构建。

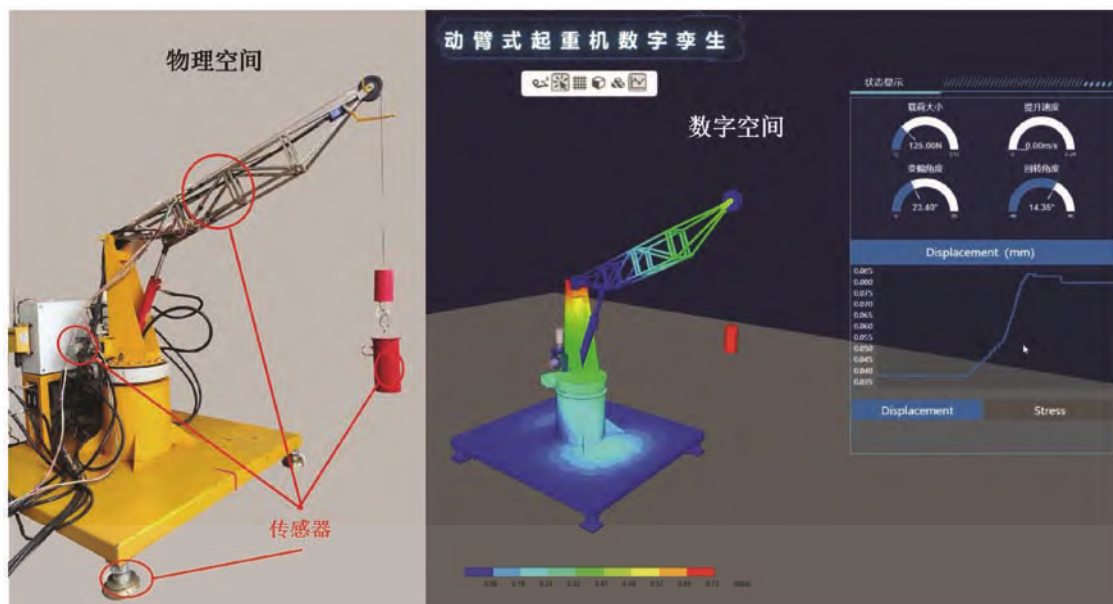


图 10 臂架起重机数字孪生系统

数字世界主要实现物理世界动臂式起重机姿态和应力动态实时可视化。经滤波、去噪后的传感数据在线动态驱动数字世界起重机孪生体实时更新动臂变幅角度、回转角度等，使数字世界孪生体与物理世界实体姿态保持一致，实现动臂起重机姿态在数字世界实时可视化。如图 11 所示，数字世界不仅可视化提升重物的轨迹，而且以数字的形式可视化

动臂相关点的位移值、重物的载荷大小、重物提升速度、动臂变幅角和回转角。当起重机姿态参数超出规定范围，即可认为姿态异常，数字世界给予警告提示，从多角度、多状态参数描述起重机物理空间姿态。图 11 所示为臂架回转角超过规定范围，表现为数字世界弹出警告，状态显示栏中对应的回转角仪表盘变红，并伴随警告声。

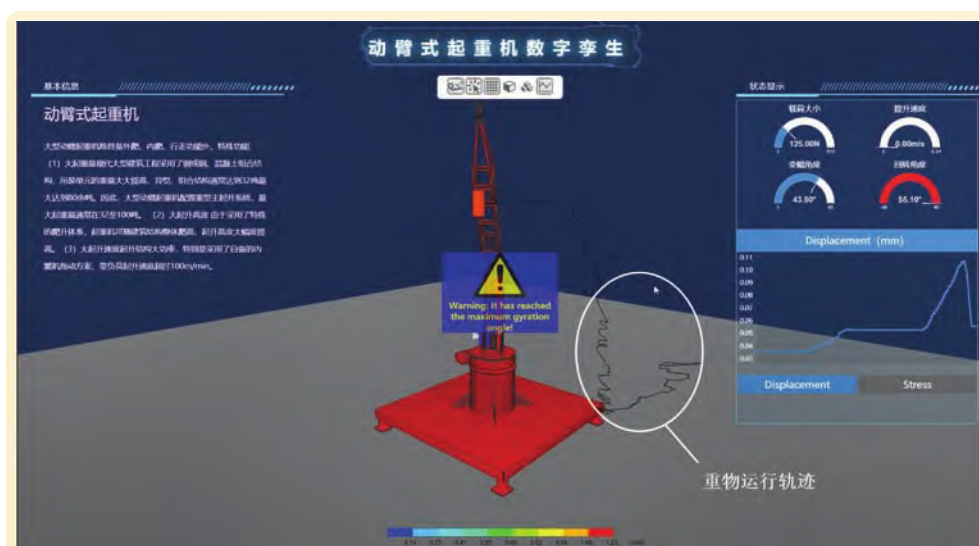


图 11 臂架起重机几何形态数字孪生结果

同时,传感数据驱动构建的 AI 算法实时计算起重机应力值,并以云图的方式通过起重机数字孪生体动态显示,如图 12 所示。通过鼠标点击动臂不同位置,右侧状态显示栏中的应力表显示该点对应的应力变化曲线。如此,实现物理空间动臂起重机应力在线计算和可视化。基于特定的硬件平台(处理器

intel i7-9700KF, 内存 32 GB), 对臂架起重机形性一体化数字孪生的时效性进行了测评,即测量数字空间每次更新所需要的运算时间。经过多次运行后取平均值,在该硬件环境下数字空间每次运算需花费大约 0.9 s。动臂起重机数字孪生形性一体化视频见链接^[115-116]。

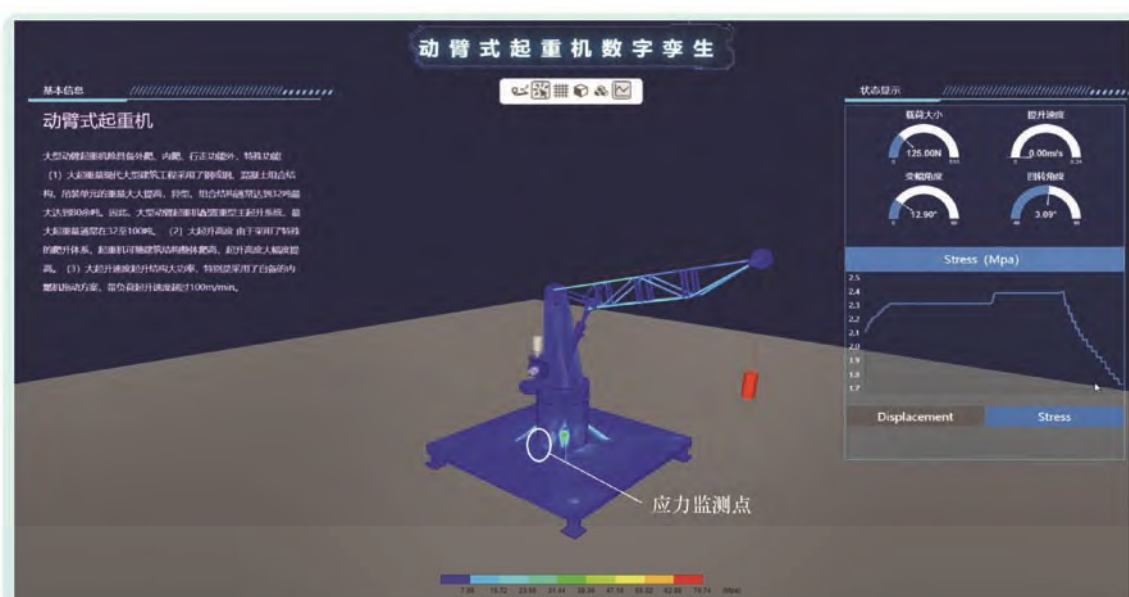


图 12 臂架起重机结构力学性能数字孪生结果

5 结论

通过分析当前数字孪生应用于重大装备时面临“算不了”、“算不快”、“算不准”、“测不了”、“测不全”和“测不准”的难题,提出了采用机理数据融合、模型降阶、AI 智能算法、虚实融合、计算反求、降噪滤波、聚类分割等一系列方法和

技术构建适用于重大装备的“算测融合、形性一体”的数字孪生框架。并以臂架起重机为例详细阐述了所提出框架的具体实现方法,结果表明提出框架对构建重大装备的数字孪生具备可行性和普适性。但是,重大装备数字孪生的落地应用任重道远,还有诸多问题需进一步深入研究,如图 13 所示,本文基于物联网框架,举例但不局限于以下几个方面。



图 13 基于物联网的重大装备数字孪生构建

(1) 物理层：重大装备结构、工艺、工况复杂，在几何特性、材料性质、测量等方面存在不确定性且相互耦合。这导致难以在物理空间建立其全生命周期各环节之间的紧密联系，形成显著的上下游关系。故基于数字孪生回路反馈和动态更新特性，探讨如何在这种情况下对重大装备的材料选择、结构设计、加工制造和运维管理的宏观把控、精准分析和动态关联是构建重大装备数字孪生的关键难题。

(2) 传输层：通信是连接物理空间和数字世界的纽带，确保数字孪生虚实一致需要快速、稳定的通信能力。重大装备作业环境特殊，对通信方式产生一定限制，导致数据传输出现丢包、拥塞等现象。此外，部分作业环境或装备自身对通信产生一定干扰，难以保障数据的连续稳定传输。例如，处于某些作业环境的装备要求无线、远距离通信，而装备和环境干扰，对通信的稳定性和速率产生影响。

(3) 数据层：数据是赋予数字孪生生命的血液。构建重大装备的数字孪生必将需要大量的数据，尤其是对未来更高保真度的数字孪生而言，数据体量将会呈指数级、爆炸式增长，会达到 GB/TB 甚至更高级别。然而过多的信息可能存在更多的无用信息，“淹没”了有效信息，同时存在无效信息冗余与有效信息匮乏的信息冲突状态。因此，如何通过大数据

分析、云计算、分布式存储等多项技术的进一步发展和集成，实现准确、高效的海量数据挖掘是确保数字孪生有效性的关键。

(4) 软件层：数字孪生是典型的多学科、多领域建模仿真，其“形性一体”需要各种建模理论、数值方法、优化算法等雄厚的基础支撑。迄今为止，全世界仍没有一款通用的数字孪生软件或者平台能够实现真正的集成与融合(国内更是缺乏类似软件与平台)。因此，能否打通不同软件之间的限制，建立不同软件平台的通用接口与互换协议，实现数据的双向流动，是决定数字孪生概念能否真正落地、走向大范围工业应用的关键。

(5) 虚拟层：数字世界基于物理世界又超越物理世界，它不仅是物理世界信息状态的真实镜像，而且还对物理世界信息进行进一步分析和挖掘，蕴含着物理世界难以观测和感知的、大量潜在的信息，这是数字孪生体存在的根本意义所在，也是避免数字孪生成为“乱生”、“超生”的“大厅”(中文拼音 DaTing，同样简写 DT)展示技术的关键。因此，探讨如何充分利用数字世界信息对物理世界进行超前预测，实现智能化的闭环控制是重大装备数字孪生构建的主要目标之一。

虽然构建重大装备的数字孪生仍面临诸多问题，但是在可见的未来，随着市场需求的不断推进，各项关键技术的高速发展，以及有针对性的不断完

善,数字孪生的落地实践与推广应用已变得充满可能。起重机、盾构机、矿用挖掘机、机翼结构等重大装备数字孪生的成功应用,不仅有望实现重大装备在运行过程中的故障预警、故障诊断、实时剩余寿命预测和个性化运行维护,而且能够给未来新一代重大装备及其关键零部件的设计、优化与加工制造提供更为详实和有意义的拟实工况参考与全生命周期数据支持。

重大装备的“形性一体化”数字孪生可大致分为三个发展阶段。

(1)“随动监测:走一步,算一步”。利用孪生模型对装备的运行状态进行实时监测,装备运行一次,孪生模型跟着计算并更新一次。

(2)“超前预测:走一步,算多步”。在装备运行过程中,孪生模型实时对装备的姿态、性能等信息进行超前预测。

(3)“决策反馈:算多步,走一步”。通过分析孪生模型监测、预测得到的信息,做出最优决策,进而实现对装备作业的智能控制。

参 考 文 献

- [1] 国务院关于积极推进“互联网+”行动的指导意见[EB/OL]. [2015-07-04]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2015-07/04/content_10002.htm.
The State Council's Guiding Opinions on actively promoting the "Internet +" action[EB/OL]. [2015-07-04]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2015-07/04/content_10002.htm.
- [2] ZHOU J, LI P, ZHOU Y, et al. Toward new-generation intelligent manufacturing[J]. Engineering, 2018, 4(1): 11-20.
- [3] 加快推动高新技术与实体经济融合发展[EB/OL]. [2022-03-22]. http://www.cac.gov.cn/2018-05/26/c_1122891406.htm.
Accelerate the integrated development of high-tech and real economy[EB/OL]. [2022-03-22]. http://www.cac.gov.cn/2018-05/26/c_1122891406.htm.
- [4] 王世伟. 大数据战略是新时代建设网络强国的着力点[EB/OL]. [2022-03-22]. <http://theory.people.com.cn/n1/2018/0423/c40531-29943956.html>.
WANG Shiwei. Big data strategy is the focus of building a network power in the new era[EB/OL]. [2022-03-22]. <http://theory.people.com.cn/n1/2018/0423/c40531-29943956.html>.
- [5] WANG B, TAO F, FANG X, et al. Smart manufacturing and intelligent manufacturing: A comparative review[J]. Engineering, 2021, 7(6): 738-757.
- [6] 苏秦, 王洁, 刘丹. 技术创新和产业组织对重大装备产品质量竞争力的影响[J]. 科技与经济, 2016, 30(2): 1-4.
SU Qin, WANG Jie, LIU Dan. Effect of technology innovation and industrial organization on quality competitiveness of major equipment product[J]. Soft Science, 2016, 30(2): 1-4.
- [7] 塔式起重机坍塌事故[EB/OL]. [2020-03-22]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1684751234472539888&wfr=spider&for=pc>.
Collapse accident of tower crane[EB/OL]. [2022-03-22]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1684751234472539888&wfr=spider&for=pc>.
- [8] CRANES B. Crane Accident[EB/OL]. [2022-03-22]. <https://in.pinterest.com/bshcranes/crane-accident/>.
- [9] New heavy-lift floating crane collapsed in Rostock VIDEO[EB/OL]. [2022-03-22]. <https://www.fleetmon.com/maritime-news/2020/29565/new-heavy-lift-floating-crane-collapse/>.
- [10] 王同建, 杨书伟, 谭晓丹, 等. 基于 DEM-MBD 联合仿真的液压挖掘机作业性能分析[J]. 吉林大学学报, 2022, 52(4): 811-818.
WANG Tongjian, YANG Shuwei, TAN Xiaodan, et al. Performance analysis of hydraulic excavator based on DEM-MBD co-simulation[J]. Journal of Jilin University, 2022, 52(4): 811-818.
- [11] SUH K, YOON H. Lifting capability and stress analyses of the crane system for a large-sized tactical wrecker[J]. International Journal of Automotive Technology, 2018, 19(5): 853-858.
- [12] 彭宇, 刘大同, 彭喜元. 故障预测与健康管理工作综述[J]. 电子测量与仪器学报, 2010, 24(1): 1-9.
PENG Yu, LIU Datong, PENG Xiyuan. A review: Prognostics and health management[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2010, 24(1): 1-9.
- [13] 李浩, 陶飞, 王昊琪, 等. 基于数字孪生的复杂产品设计制造一体化开发框架与关键技术[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(6): 1320-1336.
LI Hao, TAO Fei, WANG Haoqi, et al. Integration framework and key technologies of complex product design-manufacturing based on digital twin[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2019, 25(6): 1320-1336.

- [14] 刘大同, 郭凯, 王本宽, 等. 数字孪生技术综述与展望[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(11): 1-10.
LIU Datong, GUO Kai, WANG Benkuan, et al. Summary and perspective survey on digital twin technology[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(11): 1-10.
- [15] 张少敏, 毛冬, 王保义. 大数据处理技术在风电机组齿轮箱故障诊断与预警中的应用[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(14): 129-134.
ZHANG Shaomin, MAO Dong, WANG Baoyi. Application of big data processing technology in fault diagnosis and early warning of wind turbine gearbox[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(14): 129-134.
- [16] 汤宝平, 黄庆卿, 邓蕾, 等. 机械设备状态监测无线传感器网络研究进展[J]. 振动、测试与诊断, 2014, 34(1): 1-7.
TANG Baoping, HUANG Qingqing, DENG Lei, et al. Research progress of wireless sensor networks for condition monitoring of mechanical equipment[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014, 34(1): 1-7.
- [17] 周玉清, 梅雪松, 姜歌东, 等. 基于内置传感器的大型数控机床状态监测技术[J]. 机械工程学报, 2009, 45(4): 125-130.
ZHOU Yuqing, MEI Xuesong, JIANG Gedong, et al. Technology on large scale numerical control machine tool condition monitoring based on built-in sensors[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(4): 125-130.
- [18] 赵申坤, 姜潮, 龙湘云. 一种基于数据驱动和贝叶斯理论的机械系统剩余寿命预测方法[J]. 机械工程学报, 2018, 54(12): 115-124.
ZHAO Shenkun, JIANG Chao, LONG Xiangyun. Remaining useful life estimation of mechanical systems based on the data-driven method and Bayesian theory[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(12): 115-124.
- [19] ROSEN R, VON WICHERT G, LO G, et al. About the importance of autonomy and digital twins for the future of manufacturing[J]. IFAC-PapersOnLine, 2015, 28(3): 567-572.
- [20] GRIEVES M. Digital twin: Manufacturing excellence through virtual factory replication[J]. White Paper, 2014(1): 1-7.
- [21] GRIEVES M W. Product lifecycle management: The new paradigm for enterprises[J]. International Journal of Product Development, 2005, 2(1-2): 71-84.
- [22] GRIEVES M. Product lifecycle management: Driving the next generation of lean thinking[M]. New York: McGraw-Hill, 2006.
- [23] GRIEVES M. Virtually perfect: Driving innovative and lean products through product lifecycle management[M]. Cocoa Beach, FL: Space Coast Press, 2011.
- [24] SHAFTO M, CONROY M, DOYLE R, et al. DRAFT modeling, simulation, information technology & processing roadmap: Technology area 11[R]. Washington D. C.: NASA, 2010.
- [25] SHAFTO M, CONROY M, DOYLE R, et al. Modeling, simulation, information technology & processing roadmap: Technology area 11[R]. New York, USA: NASA, 2010.
- [26] PIASCIK B, VICKERS J, LOWRY D, et al. Materials, structures, mechanical systems, and manufacturing roadmap: Technology area 12[R]. New York, USA: NASA, 2010.
- [27] NASA technology roadmaps, TA 6: Human health, life support, and habitation systems[EB/OL]. [2020-03-22]. <https://www.nasa.gov/offices/oct/home/roadmaps/index.html>.
- [28] 2020 NASA technology taxonomy[EB/OL]. [2020-03-22]. <https://www.nasa.gov/offices/oct/taxonomy/index.html>.
- [29] 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: 1-14.
- [30] TUEGEL E J. The airframe digital twin: Some challenges to realization[C]//53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference. Honolulu, Hawaii, USA, 2012: 1-8.
- [31] GLAESSGEN E H, STARGEL D S. 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 20th AIAA/ASME/AHS Adaptive Structures Conference 14th AIAA. Honolulu, HI, 2012: 1-14.
- [32] ZAKRAJSEK A J, MALL S. The development and use of a digital twin model for tire touchdown health monitoring[C]//58th AIAA/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics, and Materials Conference, 2017. Grapevine, USA, 2017: 1-16.
- [33] HEO E, YOO N. Numerical control machine optimization technologies through analysis of machining history data using digital twin[J]. Applied Sciences, 2021, 11(7): 3259.
- [34] LU Y, LIU C, WANG K I K, et al. Digital twin-driven

- smart manufacturing: Connotation, reference model, applications and research issues[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2020, 61: 101837.
- [35] LI C, MAHADEVAN S, LING Y, et al. Dynamic Bayesian network for aircraft wing health monitoring digital twin[J]. *AIAA Journal*, 2017, 55(3): 930-941.
- [36] ZHIDCHENKO V, MALYSHEVA I, HANDROOS H, et al. Faster than real-time simulation of mobile crane dynamics using digital twin concept[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2018(1): 1096.
- [37] WANG J, YE L, GAO R X, et al. Digital twin for rotating machinery fault diagnosis in smart manufacturing[J]. *International Journal of Production Research*, 2019, 57(12): 3920-3934.
- [38] GONZALEZ M, SALGADO O, CROES J, et al. A Digital twin for operational evaluation of vertical transportation systems[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 114389-114400.
- [39] HAAG S, ANDERL R. Digital twin - Proof of concept[J]. *Manufacturing Letters*, 2018, 15: 64-66.
- [40] RENGANATHAN S A, HARADA K, MAVRIS D N. Aerodynamic data fusion toward the digital twin paradigm[J]. *AIAA Journal*, 2020, 58(9): 3902-3918.
- [41] MAGARGLE R, JOHNSON L, MANDLOI P, et al. A Simulation-Based Digital twin for model-driven health monitoring and predictive maintenance of an automotive braking system[C]//*Proceedings of the 12th International Modelica Conference*. Prague, Czech Republic, 2017, 132: 35-46.
- [42] FOTLAND G, HASKINS C, RØLVÅG T. Trade study to select best alternative for cable and pulley simulation for cranes on offshore vessels[J]. *Systems Engineering*, 2020, 23(2): 177-188.
- [43] MOI T, CIBICIK A, RØLVÅG T. Digital twin based condition monitoring of a knuckle boom crane: An experimental study[J]. *Engineering Failure Analysis*, 2020, 112: 1-10.
- [44] GUIVARCH D, MERMOZ E, MARINO Y, et al. Creation of helicopter dynamic systems digital twin using multibody simulations[J]. *CIRP Annals*, 2019, 68(1): 133-136.
- [45] FARAH S O, GUESSASMA M, BELLENGER E. Digital twin by DEM for ball bearing operating under EHD conditions[J]. *Mechanics and Industry*, 2020, 21(5).
- [46] KAPTEYN M G, KNEZEVIC D J, HUYNH D B P, et al. Data-driven physics-based digital twins via a library of component-based reduced-order models[J]. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 2020: 1-18.
- [47] GANGULI R, ADHIKARI S. The digital twin of discrete dynamic systems: Initial approaches and future challenges[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2020, 77: 1110-1128.
- [48] CHAKRABORTY S, ADHIKARI S, GANGULI R. The role of surrogate models in the development of digital twins of dynamic systems[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2021, 90: 662-681.
- [49] CHAKRABORTY S, ADHIKARI S. Machine learning based digital twin for dynamical systems with multiple time-scales[J]. *Computers and Structures*, 2021, 243: 1-15.
- [50] 陶飞, 程颖, 程江峰, 等. 数字孪生车间信息物理融合理论与技术[J]. *计算机集成制造系统*, 2017, 23(8): 1603-1611.
- TAO Fei, CHENG Yin, CHENG Jiangfeng, et al. Theories and technologies for cyber-physical fusion in digital twin shop-floor[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2017, 23(8): 1603-1611.
- [51] 陶飞, 刘蔚然, 张萌, 等. 数字孪生五维模型及十大领域应用[J]. *计算机集成制造系统*, 2019, 25(1): 1-18.
- TAO Fei, LIU Weiran, ZHANG Meng, et al. Five-dimension digital twin model and its ten applications[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2019, 25(1): 1-18.
- [52] TAO F, QI Q. Make more digital twins[J]. *Nature*, 2019, 573(7775): 490-491.
- [53] ZHANG Y, QIAN C, LÜ J, et al. Agent and cyber-physical system based self-organizing and self-adaptive intelligent shopfloor[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2017, 13(2): 737-747.
- [54] ZHANG H, LIU Q, CHEN X, et al. A digital twin-based approach for designing and multi-objective optimization of hollow glass production line[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 26901-26911.
- [55] 庄存波, 刘检华, 熊辉, 等. 产品数字孪生体的内涵、体系结构及其发展趋势[J]. *计算机集成制造系统*, 2017, 23(4): 753-768.
- ZHUANG Cunbo, LIU Jianhua, XIONG Hui, et al. Connotation, architecture and trends of product digital twin[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2017, 23(4): 753-768.
- [56] ZHENG Y, YANG S, CHENG H. An application

- framework of digital twin and its case study[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2019, 10(3): 1141-1153.
- [57] 董雷霆, 周轩, 赵福斌. 飞机结构数字孪生关键建模仿真技术[J]. *航空学报*, 2021, 42(3): 023981.
- DONG Leiting, ZHOU Xuan, ZHAO Fubin, et al. Key technologies for modeling and simulation of airframe digital twin[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42(3): 023981.
- [58] LIU S M, LU Y Q, LI J, et al. Multi-scale evolution mechanism and knowledge construction of a digital twin mimic mode[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2021, 71: 1-17.
- [59] 郭飞燕, 刘检华, 邹方, 等. 数字孪生驱动的装配工艺设计现状及关键实现技术研究[J]. *机械工程学报*, 2019, 55(17): 110-132.
- GUO Feiyan, LIU Jianhua, ZOU Fang, et al. Research on the state-of-art, connotation and key implementation technology of assembly process planning with digital twin[J]. *Journal of Mechanical Engineering*. 2019, 55(17): 110-132.
- [60] 谢嘉成, 王学文, 杨兆建. 基于数字孪生的综采工作面生产系统设计与运行模式[J]. *计算机集成制造系统*, 2019, 25(6): 1381-1391.
- XIE Jiacheng, WANG Xuewen, YANG Zhaojian. Design and operation mode of production system of fully mechanized coal mining face based on digital twin theory[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2019, 25(6): 1381-1391.
- [61] XU Y, SUN Y, LIU X, et al. A digital-twin-assisted fault diagnosis using deep transfer learning[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 19990-19999.
- [62] LIU Z, BAI W, DU X, et al. Digital twin-based safety evaluation of prestressed steel structure[J]. *Advances in Civil Engineering*, 2020, 2020.
- [63] LIU Z, SHI G, ZHANG A, et al. Intelligent tensioning method for prestressed cables based on digital twins and artificial intelligence[J]. *Sensors*, 2020, 20(24): 1-20.
- [64] LIU Z, SHI G, JIANG A, et al. Intelligent discrimination method based on digital twins for analyzing sensitivity of mechanical parameters of prestressed cables[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(4): 1-17.
- [65] LAI X, WANG S, GUO Z, et al. Designing a shape-performance integrated digital twin based on multiple models and dynamic data: A boom crane example[J]. *Journal of Mechanical Design*, 2021, 143(7): 1-14.
- [66] WANG S, LAI X, HE X, et al. Building a trustworthy product-level shape-performance integrated digital twin with multifidelity surrogate model[J]. *Journal of Mechanical Design*, 2022, 144(3): 1-12.
- [67] LAI X, HE X, WANG S, et al. Building a lightweight digital twin of a crane boom for structural safety monitoring based on a multifidelity surrogate model[J]. *Journal of Mechanical Design*, 2022, 144(6): 1-7.
- [68] HE X, QIU Y, LAI X, et al. Towards a shape-performance integrated digital twin for lumbar spine analysis[J]. *Digital Twin*, 2021: 1-16.
- [69] HU W, HE Y, LIU Z, et al. Toward a digital twin: time series prediction based on a hybrid ensemble empirical mode decomposition and BO-LSTM neural networks[J]. *Journal of Mechanical Design*, 2021, 143(5): 1-21.
- [70] 肖文磊, 曹宪, 赵罡. 面向数控加工的数字孪生系统[J]. *航空制造技术*, 2020, 63(23-24): 46-55.
- XIAO Wenlei, CAO Xian, ZHAO Gang. Digital twin system for CNC machining[J]. *Aeronautical Manufacturing Technology*, 2020, 63(23-24): 46-55.
- [71] 张清东, 周岁, 张晓峰, 等. 薄带钢拉矫机浪形矫平过程机理建模及有限元验证[J]. *机械工程学报*, 2015, 51(2): 49-57.
- ZHANG Qingdong, ZHOU Sui, ZHANG Xiaofeng, et al. Analytic modeling and corroborating by FEM of tension leveling process of thin buckled steel strip[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2015, 51(2): 49-57.
- [72] ZHENG F J, ZONG C Y, DEMPSTER W, et al. A multidimensional and multiscale model for pressure analysis in a reservoir-pipe-valve system[J]. *Journal of Pressure Vessel Technology, Transactions of the ASME*, 2019, 141(5): 1-14.
- [73] SHI M, LV L, SUN W, et al. A multi-fidelity surrogate model based on support vector regression[J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2020, 61(6): 2363-2375.
- [74] 韩旭. 基于数值模拟的设计理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2015.
- HAN Xu. Numerical simulation-based design: Theory and methods[M]. Beijing: Science Press, 2015.
- [75] WANG G G, SHAN S. Review of metamodeling techniques in support of engineering design optimization[J]. *Journal of Mechanical Design*, 2007, 129(4): 370-380.
- [76] ANTOULAS A C. Approximation of large-scale dynamical systems: An overview[J]. *IFAC Proceedings*

- Volumes (IFAC-PapersOnline), 2004, 37(11): 19-28.
- [77] QU Z Q. Model order reduction techniques[M]. London: Springer-Verlag London Ltd, 2004.
- [78] GUYAN R J. Reduction of stiffness and mass matrices[J]. AIAA Journal, 1965, 3(2): 380.
- [79] PAZ M. Dynamic condensation[J]. AIAA Journal, 1984, 22(5): 724-727.
- [80] GRIMME E J. Krylov projection methods for model reduction[D]. Urbana-Champaign: University of Illinois at Urbana-Champaign, 1997.
- [81] WILSON E L, YUAN M - W, DICKENS J M. Dynamic analysis by direct superposition of Ritz vectors[J]. Earthquake Engineering & Structural Dynamics, 1982, 10(6): 813-821.
- [82] ROWLEY C W, COLONIUS T, MURRAY R M. Model reduction for compressible flows using POD and Galerkin projection[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 2004, 189(1-2): 115-129.
- [83] H.MACNEAL R. A hybrid method of component mode synthesis[J]. 1971, 1: 581-601.
- [84] HAN Z H, ZIMMERMANN, GÖRTZ S. Alternative cokriging model for variable-fidelity surrogate modeling[J]. AIAA Journal, 2012, 50(5): 1205-1210.
- [85] HAN Z H, ZHANG Y, SONG C X, et al. Weighted gradient-enhanced Kriging for high-dimensional surrogate modeling and design optimization[J]. AIAA Journal, 2017, 55(12): 4330-4346.
- [86] LI K, LIU Y, WANG S, et al. Multifidelity data fusion based on gradient-enhanced surrogate modeling method[J]. Journal of Mechanical Design, 2021, 143(12): 1-24.
- [87] WANG S, LIU Y, ZHOU Q, et al. A multi-fidelity surrogate model based on moving least squares: Fusing different-fidelity data for engineering design[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2021, 64(6): 3637-3652.
- [88] SONG X, LÜ L, SUN W, et al. A radial basis function-based multi-fidelity surrogate model: Exploring correlation between high-fidelity and low-fidelity models[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2019, 60(3): 965-981.
- [89] CAI X, QIU H, GAO L, et al. Adaptive radial-basis-function-based multifidelity metamodeling for expensive black-box problems[J]. AIAA Journal, 2017, 55(7): 2424-2436.
- [90] 周奇, 杨扬, 宋学官, 等. 变可信用近似模型及其在复杂装备优化设计中的应用研究进展[J]. 机械工程学报, 2020, 56(24): 219-243.
- ZHOU Qi, YANG Yang, SONG Xueguan, et al. Survey of multi-fidelity surrogate models and their applications in the design and optimization of engineering equipment[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(24): 219-243.
- [91] 刘杰. 动态载荷识别的计算反求技术研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2011.
- LIU Jie. Research on computational inverse techniques in dynamic load identification[D]. Changsha: Hunan University, 2011.
- [92] ZHANG Y, WANG S, ZHOU C, et al. A fast active learning method in design of experiments: Multipoint parallel adaptive infilling strategy based on expected improvement[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2021: 1259-1284.
- [93] LIU Y, LI K, WANG S, et al. A sequential sampling generation method for multi-fidelity model based on voronoi region and sample density[J]. Journal of Mechanical Design, 2021, 143(12): 1-17.
- [94] 张德文, [美]魏阜旋. 模型修正与破损诊断[M]. 北京: 科学出版社, 1999.
- ZHANG Dewen, WEI Fuxuan. Model updating and damage detection[M]. Beijing: Science Press, 1999.
- [95] KAMMER D C. Effects of noise on sensor placement for on-orbit modal identification of large space structures[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 1992, 114(3): 436-443.
- [96] MORADIPOUR P, CHAN T H T, GALLAGE C. An improved modal strain energy method for structural damage detection, 2D simulation[J]. Structural Engineering and Mechanics, 2015, 54(1): 105-119.
- [97] PASTOR M, BINDA M, HARČARIK T. Modal assurance criterion[J]. Procedia Engineering, 2012, 48: 543-548.
- [98] 黄民水, 朱宏平, 宋金强. 传感器优化布置在桥梁结构模态参数测试中的应用[J]. 公路交通科技, 2008, 25(2): 86-100.
- HUANG Minshui, ZHU Hongping, SONG Jinqiang. Application of optimal sensor placement in modal parameters test of bridge structure[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2008, 25(2): 86-100.
- [99] CHEHRI A, FORTIER P, TARDIF P. Geo-location with wireless sensor networks using non-linear[J]. Journal of Computer Science, 2008, 8(1): 145-154.

- [100] TONG K H, BAKHARY N, KUEH A B H, et al. Optimal sensor placement for mode shapes using improved simulated annealing[J]. *Smart Structures and Systems*, 2014, 13(3): 389-406.
- [101] JHA S K, EYONG E M. An energy optimization in wireless sensor networks by using genetic algorithm[J]. *Telecommunication Systems*, 2018, 67(1): 113-121.
- [102] RASMUSSEN M H, STOLPE M. Global optimization of discrete truss topology design problems using a parallel cut-and-branch method[J]. *Computers and Structures*, 2008, 86(13-14): 1527-1538.
- [103] PAPADIMITRIOU C. Optimal sensor placement methodology for parametric identification of structural systems[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2004, 278(4-5): 923-947.
- [104] GOMES G F, DE ALMEIDA F A, DA SILVA LOPES ALEXANDRINO P, et al. A multiobjective sensor placement optimization for SHM systems considering Fisher information matrix and mode shape interpolation[J]. *Engineering with Computers*, 2019, 35(2): 519-535.
- [105] SUN W, SHI M, ZHANG C, et al. Dynamic load prediction of tunnel boring machine (TBM) based on heterogeneous in-situ data[J]. *Automation in Construction*, 2018, 92: 23-34.
- [106] SONG X, SHI M, WU J, et al. A new fuzzy C-means clustering-based time series segmentation approach and its application on tunnel boring machine analysis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 133: 106279.
- [107] 石茂林, 孙伟, 宋学官. 隧道掘进机大数据研究进展: 数据挖掘助推隧道挖掘[J]. *机械工程学报*, 2021, 57(22): 344-358.
- SHI Maolin, SUN Wei, SONG Xueguan. Research progress on big data of tunnel boring machine: How data mining can help tunnel boring[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57(22): 344-358.
- [108] RODRIGUEZ E, CARLOS ECHEVERRÍA J, ALVAREZ-RAMIREZ J. Detrending fluctuation analysis based on high-pass filtering[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2007, 375(2): 699-708.
- [109] FEDOTOV A A. Baseline drift filtering for an arterial pulse signal[J]. *Measurement Techniques*, 2014, 57(1): 91-96.
- [110] CHRISTIANO L J, FITZGERALD T J. The band pass filter[J]. *International Economic Review*, 2003, 44(2): 435-465.
- [111] ALSALAH A, HOLLOWAY D, MOUSAVI M, et al. Identification of wave impacts and separation of responses using EMD[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 151: 107385.
- [112] HUACHUN W, JIAN Z, CHUNHU X, et al. Two-dimensional time series sample entropy algorithm: Applications to rotor axis orbit feature identification[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 147: 107123.
- [113] LEI Y, LIN J, HE Z, et al. A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 35(1-2): 108-126.
- [114] DU L, SONG Q, JIA X. Detecting concept drift: An information entropy based method using an adaptive sliding window[J]. *Intelligent Data Analysis*, 2014, 18(3): 337-364.
- [115] 动臂起重机形性一体化数字孪生 [EB/OL].[2022-03-22]. https://www.bilibili.com/video/BV15L41147d1?spm_id_from=333.999.0.0.
The shape-performance integrated digital twin of a boom crane [EB/OL].[2022-03-22] https://www.bilibili.com/video/BV15L41147d1?spm_id_from=333.999.0.0.
- [116] A shape-performance integrated digital twin of a boom crane and its trajectory monitoring [EB/OL].[2022-03-22]. <https://youtu.be/HvJaDJoGRqI>.

作者简介: 宋学官(通信作者), 男, 1982 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为多学科耦合建模与优化设计、工业大数据挖掘及数据驱动的预测技术、装备智能化与数字孪生。

E-mail: sxg@dlut.edu.cn

来孝楠, 男, 1992 年出生, 博士研究生。主要研究方向为数字孪生系统集成和机器学习。

E-mail: laixiaonan0910@163.com

何西旺, 男, 1996 年出生, 博士研究生。主要研究方向为基于降阶模型的数字孪生技术。

E-mail: wsxw1014@mail.dlut.edu.cn

杨亮亮, 男, 1994 年出生, 博士研究生。主要研究方向为面向数字孪生的信号处理。

E-mail: liangzai5358@163.com

孙伟, 男, 1967 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为多学科协同设计方法、高性能装配、重大装备智能运维、数字孪生技术。

E-mail: sunwei@dlut.edu.cn

郭东明, 男, 1959 年出生, 教授, 博士研究生导师, 中国工程院院士。主要研究方向为精密超精密加工与高性能制造。

E-mail: guodm@dlut.edu.cn