

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1804099

数字孪生技术综述与展望*

刘大同 郭 凯 王本宽 彭 宇

(哈尔滨工业大学自动化测试与控制系 哈尔滨 150080)

摘 要: 随着复杂系统诊断、预测和系统健康管理技术的不断发展, 在新兴的工业信息系统和工业智能的推动下, 数字孪生技术成为智能制造领域和复杂系统智能运行和维护领域的新兴研究热点。鉴于此, 针对数字孪生技术在复杂工业系统和复杂装备领域的基本概念、应用前景、技术内涵以及发展趋势、已有初步研究规划和阶段性成果等进行梳理, 归纳面向复杂工业系统和复杂装备的智能运行和维护领域的数字孪生技术体系、关键技术、发展趋势和技术挑战等, 分析数字孪生与其支撑的工业大数据、云计算、人工智能、虚拟现实等的相互支撑和相互促进的关系, 预期能够给复杂系统诊断、预测和系统健康管理领域对数字孪生技术感兴趣研究人员提供一定的参考和借鉴。

关键词: 数字孪生; 复杂工业系统; 工业智能; 故障诊断; 故障预测和健康管理

中图分类号: TP302.1 TH707 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Summary and perspective survey on digital twin technology

Liu Datong, Guo Kai, Wang Benkuan, Peng Yu

(Department of Automatic Test and Control, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: As the diagnostics, prognostics and system health management of complex industrial system develop continuously in recent years, promoted by new industrial information system and industrial intelligence, the digital twin technology becomes a new research hotspot in the fields of intelligent manufacturing and intelligent operation and maintenance of complex systems. Thus, this paper summarizes the basic concept, application prospect, technical connotation, development trend, existing preliminary research plan and interim research result of digital twin technology in complex industrial system and complex equipment fields. The technical framework, key technologies, development trend, technical challenges and etc. of the digital twin technology facing to the fields of intelligent operation and maintenance of complex industrial systems and complex equipment are summarized; especially the mutual support and mutual promotion relationship between digital twin and its supported industrial big data, cloud computing, artificial intelligence, virtual reality and etc. is analyzed. This paper is expected to provide a reference to the researchers working in the field of diagnostics, prognostics and system health management of complex system who are interested in digital twin technology.

Keywords: digital twin; complex industrial system; industrial intelligence; fault diagnostics; prognostics and health management (PHM)

0 引 言

随着工业技术以及新一代信息技术的迅速发展, 航空航天、工业制造等各领域装备日趋复杂, 如无人机、卫星、工业机器人、风力发电机等典型复杂装备的集成化、智能化程度不断提高。伴随着复杂装备的发展, 其设计、研制、测试、运行、维护等全寿命周期成本大幅度增

加。同时, 装备的复杂性大大增加了故障、性能退化以及功能失效发生的几率, 因此, 复杂装备的状态评估与预测逐渐成为研究的焦点。针对复杂装备运行的可靠性、经济性问题, 故障预测和健康管理 (prognostics and health management, PHM) 获得越来越多的关注, 并逐渐发展为复杂装备自主式后勤保障的重要技术基础^[1]。针对在线运行的状态监测、异常检测、故障诊断、退化和寿命预测、系统健康管理等成为当下的研究热点方向和领域^[2-4]。

收稿日期: 2018-08 Received Date: 2018-08

* 基金项目: 国家自然科学基金 (61771157, 61571160) 项目资助

由于传感技术与物联网技术的发展,以及复杂装备运行环境的动态变化,装备监测数据量倍增,并呈现高速、多源异构、易变等典型工业大数据特点^[5-7]。然而,当前PHM相关体系及关键技术研究主要由装备在已知理想运行状态下的监测数据所驱动^[8],难以满足复杂装备在动态多变运行环境下实时状态评估与预测的精度及适应性需求。

数字孪生技术的出现以及迅速发展为解决上述问题提供了新的思路。数字孪生的概念模型最早出现于2003年,由Grieves M. W.教授在美国密歇根大学的产品全生命周期管理(product lifecycle management, PLM)课程上提出,当时被称作“镜像空间模型”^[9],后在文献[10]中被定义为“信息镜像模型”和“数字孪生”。2010年,美国国家航空航天局(NASA)在太空技术路线图^[11]中首次引入数字孪生概念,意于采用数字孪生实现飞行系统的全面诊断和预测功能,以保障在整个系统使用寿命期间实现持续安全地操作。之后,NASA和美国空军联合提出面向未来飞行器的数字孪生范例,并将数字孪生定义为一个集成了多物理场、多尺度、概率性的仿真过程,基于飞行器的可用高保真物理模型、历史数据以及传感器实时更新数据,构建其完整映射的虚拟模型,以刻画和反映物理系统的全生命周期过程,实现飞行器健康状态、剩余使用寿命以及任务可达性的预测。同时,可预测系统对危及安全事件的响应,通过比较预测结果与真实响应,及时发现未知问题,进而激活自修复机制或任务重规划,以减缓系统损伤和退化^[12]。美国空军研究实验室(AFRL)于2011年引入将数字孪生技术用于飞机结构寿命预测的概念模型^[13],并逐渐扩展至机身状态评估研究中,通过建立包含材料、制造规格、控制、建造过程和维护等信息的机身超现实、全生命周期计算机模型,并结合历史飞行监测数据进行虚拟飞行,以评估允许的最大负载,确保适航性和安全性,进而减轻全生命周期维护负担,增加飞机可用性。AFRL同时给出了实现机身数字孪生中存在的主要技术挑战^[14-15]。在上述数字孪生概念和框架基础之上,国外部分研究机构开展了相关关键技术探索,如范德堡大学构建了面向机翼健康监测数字孪生的动态贝叶斯网络,以预测裂纹增长的概率^[16]。

由于GE、西门子等公司的推广,数字孪生技术近年来在工业制造领域同样发展迅速。世界著名咨询公司Gartner连续两年(2017年和2018年)将数字孪生列为十大战略性科技趋势之一^[17-18]。GE基于Predix平台构建资产、系统、集群级的数字孪生,生产商和运营商可以分别利用数字孪生来表征资产的全生命周期,以便更好地了解、预测和优化每个资产的性能^[19]。西门子公司提出了“数字化双胞胎”的概念,致力于帮助制造企业在信息空间构建整合制造流程的生产系统模型,实现物理空间

从产品设计到制造执行的全过程数字化^[20]。ANSYS公司提出通过利用ANSYS Twin Builder创建数字孪生并可快速连接至工业物联网(industrial internet of things, IIoT)平台,帮助用户进行故障诊断,确定理想的维护计划,降低由于非计划停机带来的成本,优化每项资产的性能,并生成有效数据以改进其下一代产品^[21]。

近年针对数字孪生技术相关研究包括:文献[22]总结了智能制造中产品数字孪生体的基本内涵,提出了产品数字孪生体的体系结构,并阐述了产品数字孪生体在产品设计阶段、制造阶段和服务阶段的实施途径;文献[23]从物理融合、模型融合、数据融合和服务融合4个维度,充分分析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;文献[24]总结了数字孪生驱动的6条应用准则,涉及了数字孪生驱动的14类应用设想与实施过程中所需突破的关键问题与技术;文献[25]阐述了数字孪生在航空航天领域、工业4.0和智能制造领域中的定义,并总结了基于CPS的工业系统中数字孪生技术所承担的角色,为智能制造领域的研究人员提供了重要参考。

虽然各大研究机构及相关企业都推出了各自的数字孪生理念,但实例化的应用尚未获得实现,且对复杂装备数字孪生的定义以及关键技术尚不明确,尤其是在复杂装备状态评估与预测领域,缺乏相应的体系支撑和关键技术引导。鉴于此,本文在原有复杂装备和系统的诊断、预测和健康管理体系统基础上,系统分析其与数字孪生技术之间的关联和异同,重点分析面向复杂系统运行状态评估和预测的数字孪生技术的内涵、关键技术,并展望其未来的发展趋势和方向。

1 数字孪生定义及内涵

1.1 数字孪生的定义

数字孪生指在信息化平台内建立、模拟一个物理实体、流程或者系统。借助于数字孪生,可以在信息化平台上了解物理实体的状态,并对物理实体里面预定义的接口元件进行控制。数字孪生是物联网里面的一个概念,通过集成物理反馈数据,辅以人工智能、机器学习和软件分析,在信息化平台内建立一个数字化模拟。这个模拟会根据反馈,随着物理实体的变化而自动做出相应的变化。理想状态下,数字孪生可以根据多重的反馈源数据进行自我学习,几乎实时地在数字世界里呈现物理实体的真实状况。数字孪生的反馈源主要依赖于各种传感器,如压力、角度、速度传感器等。数字孪生的自我学习(或称机器学习)除了可以依赖于传感器的反馈信息,也可以是通过历史数据,或者是集成网络的数据学习。后者常指多个同批次的物理实体同时进行不同的操作,并

将数据反馈到同一个信息化平台,数字孪生根据海量的信息反馈,进行迅速的深度学习和精确模拟^[26]。

1.2 数字孪生的内涵

数字孪生的概念最早提出是用来描述产品的生产制造和实时虚拟化呈现,但受限于当时的技术水平,该理念没有获得足够的重视。随着传感技术、软硬件技术水平的提高和计算机运算性能的提升,数字孪生的理念得到了进一步发展,尤其是在产品、装备的实时运行监测方面。

从产品全寿命周期的角度来看,数字孪生技术可以在产品的设计研发、生产制造、运行状态监测和维护、后勤保障等产品的各个阶段对产品提供支撑和指导。在产品的设计阶段,数字孪生技术可以将全寿命周期的产品健康管理数据的分析结果反馈给产品设计专家,帮助其判断和决策不同参数设计情况下的产品性能情况,使产品在设计阶段就综合考虑了后续整个寿命周期的发展变化情况,获得更加完善的设计方案。在产品生产制造阶段,数字孪生技术可以通过虚拟映射的方式将产品内部不可测的状态变量进行虚拟构建,细致地刻画产品的制造过程,解决产品制造过程中存在的问题,降低产品制造的难度,提高产品生产的可靠性。产品运行过程中,数字孪生技术可以全面地对产品的各个运行参数和指标进行监测和评估,对系统的早期故障和部件性能退化信息进行丰富地反馈,指导产品的维护工作和故障预防工作,使产品能够获得更长的寿命周期。后勤保障过程中,由于有多批次全寿命周期的数据作支撑,并通过虚拟传感的方式能够采集到反映系统内部状态的变量数据,产品故障能够被精确定位分析和诊断,使产品的后勤保障工作更加简单有效。通过将数字孪生技术应用到产品的整个生命周期,产品从设计阶段到最后的维修阶段都将变得更加智能有效。

以卫星的监测、优化、管理和控制为例,如图 1 所示,基于遥感数据深度融合技术和系统动态实时建模和评估技术,能够通过卫星近实时遥测数据在地面站构建卫星的数字孪生体,实时反映卫星的健康状态并预估卫星各系统、各部件的使用寿命,在丰富的传感信息和基于数学模型的感知信息增强的基础上,对卫星状态进行全面深入的分析和计算,呈现给使用者全面而又细致入微的卫星状态监测接口,使使用者对卫星当前的健康状态具有深刻细致的理解,同时还可以优化卫星的调度管理和控制,实现卫星使用寿命的延长。该实例是对数字孪生技术在产品运行状态监测和维护阶段的一个实例化应用,卫星实体和卫星虚拟映像之间的精确匹配是整个技术体系的核心。

数字孪生的实现主要依赖于以下几方面技术的支持:高性能计算、先进传感采集、数字仿真、智能数据分析、VR 呈现,实现对目标物理实体对象的超现实镜像呈

现。通过构造数字孪生体,不仅可以对目标实体的健康状态进行完美细致的刻画,还可以通过数据和物理的融合实现深层次、多尺度、概率性的动态状态评估、寿命预测以及任务完成率分析。数字孪生体以虚拟的形式存在,不仅能够高度真实地反映实体对象的特征、行为过程和性能,如装备的生产制造、运行及维修等,还能够以超现实的形式实现实时的监测评估和健康管理。

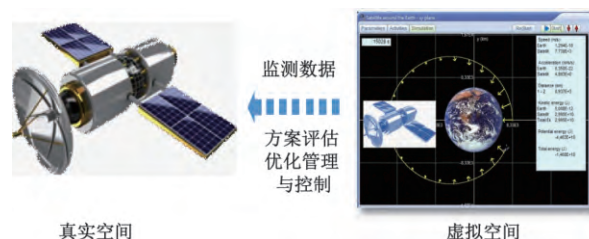


图 1 数字孪生技术卫星应用实例

Fig. 1 Case study of digital twin technology in satellite application

1.3 从诊断、预测和系统健康管理到数字孪生

系统故障诊断、预测和健康管理技术是复杂装备系统后勤保障和维护的重要支撑和基础,当前的系统健康管理技术主要依赖于系统数学模型和传感数据,借助智能算法对目标系统进行分析和保障,能够提供系统监测、系统关键部件的寿命预测和健康管理功能^[27-28]。随着高精度传感技术、多领域多模型融合技术、全寿命周期数据管理技术以及高性能计算技术的不断发展,系统故障诊断、预测和健康管理技术的发展前景变得更加广阔,这些现代技术支撑着其向着功能更完备、计算更准确、分析更智能的方向发展,整个体系开始向着数字孪生的方向进行演变^[29]。

作为更高一级的系统保障和健康管理技术,数字孪生技术在集成了各种先进技术的基础上,将辅助保障和监测复杂装备的整个寿命周期过程,包括装备的设计、生产、使用、维修等各个子过程,在复杂装备运行使用过程中实现快速实时状态监测和评估;提供针对整个系统全寿命周期内的可用性评价,并在此基础上进一步达成系统任务规划、推演和决策功能;同时在指定环境下可以支持复杂装备集群的协同管理维护和任务实现,降低系统维护成本和对研究技术人员的依赖;最终将逆推至整个链条的起点,指导复杂系统的改进和优化设计,为系统设计提供更多的先验知识,由于在设计中参考了整个链条中系统的表现和性能,使设计研发的系统在后续整个生命周期中具备良好的性能。数字孪生将不止服务于系统维护、维修和健康状态监测,而是将在系统整个寿命周期内对系统产生全面的影响,通过虚拟现实技术提供的沉浸式体验,数字孪生技术将更多地激发使用者的灵感,从而推动整个系统体系的发展^[30]。

2 数字孪生技术体系

数字孪生技术的实现依赖于诸多先进技术的发展和应用,其技术体系按照从基础数据采集层到顶层

应用层依次可以分为数据保障层、建模计算层、数字孪生功能层和沉浸式体验层4层,每一层的实现都建立在前面各层的基础之上,是对前面各层功能的进一步丰富和拓展^[31]。数字孪生技术体系如图2所示。

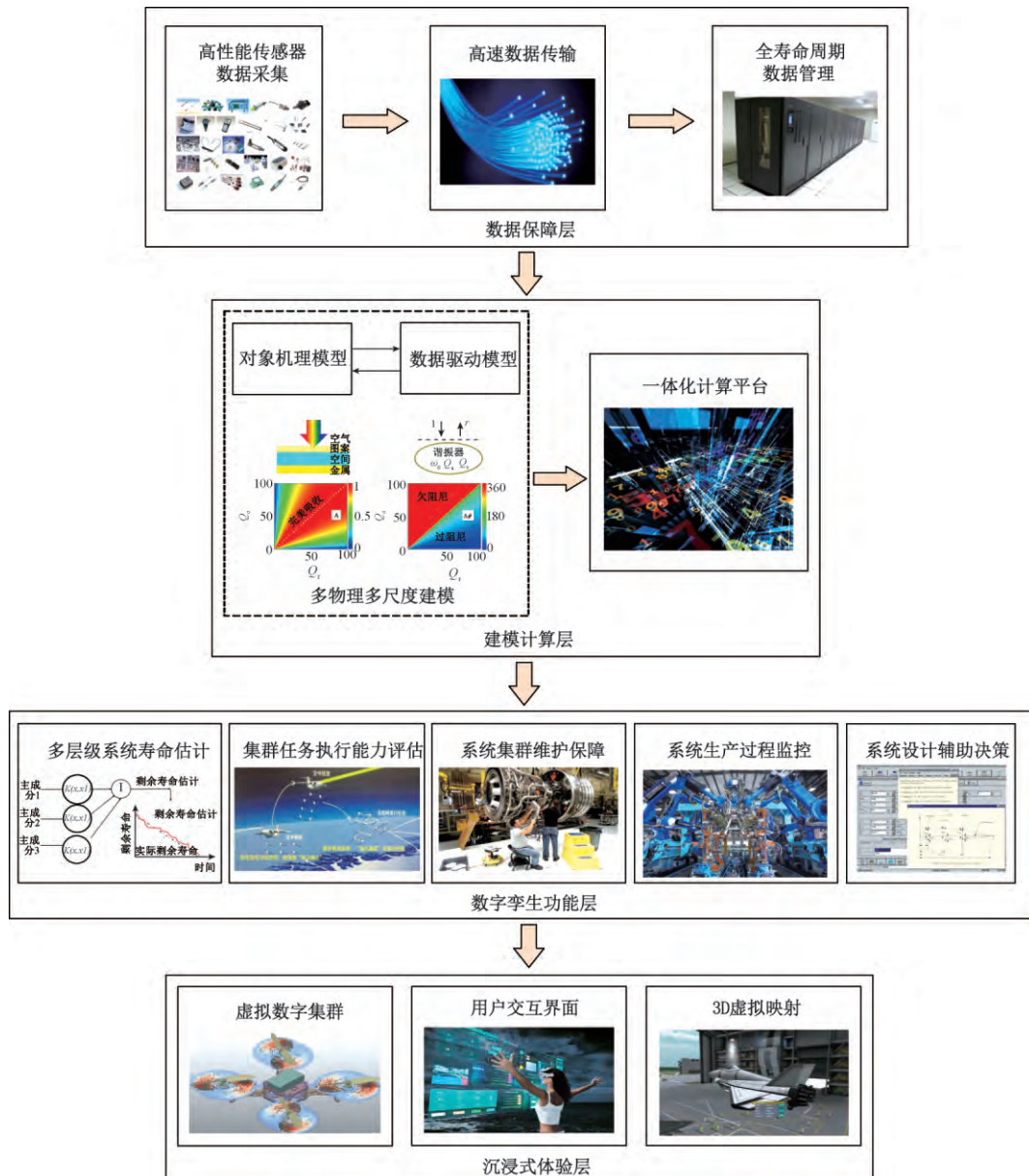


图2 数字孪生技术体系

Fig. 2 The framework of digital twin technology

数据保障层是整个数字孪生技术体系的基础,支撑着整个上层体系的运作,其主要由高性能传感器数据采集、高速数据传输和全寿命周期数据管理3个部分构成^[32]。先进传感器技术及分布式传感技术使整个数字孪生体系能够获得更加准确、充分的数据源支撑,数据是整个数字孪生体系的基础,海量复杂系统运行数据包含

用于提取和构建系统特征的最重要信息,相比于专家经验知识和系统,系统实时传感信息更准确、更能反映系统的实时物理特性,对多运行阶段系统更具适用性。作为整个体系的最前沿部分,其重要性毋庸置疑。高带宽光纤技术的采用使得海量传感器数据的传输不再受带宽的限制,由于复杂工业系统的数据采集量庞大,带宽的扩大

缩小了系统传输数据的时间,降低了系统延时,保障了系统实时性,提高了数字孪生系统的实时跟随性能。分布式云服务器存储技术的发展为全寿命周期数据的存储和管理提供了平台保障,高效率存储结构和数据检索结构为海量历史运行数据存储和快速提取提供了重要保障,为基于云存储和云计算的系统体系提供了历史数据基础,使大数据分析和计算的数据查询和检索阶段能够快速可靠完成。

建模计算层在获得数据保障层提供的数据后利用数据驱动方法和基于数学模型的方法对系统进行多物理、多尺度层面的建模,使所建立的模型与实际系统准备匹配、实时同步,并能预测系统未来状态和寿命,依据其当前和未来健康状态评估其执行任务成功的可能性^[33]。建模计算层主要由建模算法和一体化计算平台两部分构成,智能算法部分充分利用机器学习和人工智能领域的技术方法实现系统数据的深度特征提取和建模,通过采用多尺度多模型的方法对传感数据进行多层次多尺度的解析,挖掘和学习其中蕴含的相关关系、逻辑关系和主要特征,实现对系统的超现实状态表征和建模。计算部分分为系统嵌入式计算和云服务器计算两部分,协同完成系统的计算任务。嵌入式计算层在端上完成数据的分析和建模,使得数据分析工作不再仅仅依赖于云端计算,并且通过端上数据计算和处理,减小了通过链路传输的数据量,节省了传输时间,提高了系统时效性;云服务器计算层是整个体系的计算核心,为复杂的建模计算提供硬件计算平台,在平台上利用分布式计算方法对经过链路传送到云端的数据以及历史存储数据进行高速解析,智能算法模型的训练和应用都在云端完成。建模计算层是整个数字孪生体系的核心部分,为功能层提供多视角、多尺度的系统模型和评估结果。

功能层面向实际的系统设计、生产、使用和维护需求提供相应的功能,包括多层级系统寿命估计、系统集群执行任务能力的评估、系统集群维护保障、系统生产过程监控以及系统设计决策等功能^[34]。针对复杂系统在使用过程中存在的异常和退化现象,在功能层开展针对系统关键部件和子系统的退化建模和寿命估计工作,为系统健康状态的管理提供指导和评估依据。对于需要协同工作的复杂系统集群,功能层为其提供协同执行任务的可行性评估和个体自身状态感知,辅助集群任务的执行过程决策。在对系统集群中每个个体的状态深度感知的基础上,可以进一步依据系统健康状态实现基于集群的系统维护保障,节省系统的维修开支和避免人力资源的浪费,实现系统群体的批量化维修保障。数字孪生体系的最终目标是实现基于系统全寿命周期健康状态的系统设计和生产过程优化改进,使系统在设计生产完成后能够在整个使用周期内获得良好的性能表现。作为整个数

字孪生体系的直接价值体现,功能层可以根据实际系统需要进行定制,在建模计算层提供的强大信息接口的基础上,功能层可以满足高可靠性、高准确度、高实时性以及智能辅助决策等多个性能指标,提升产品在整个寿命周期内的表现性能。

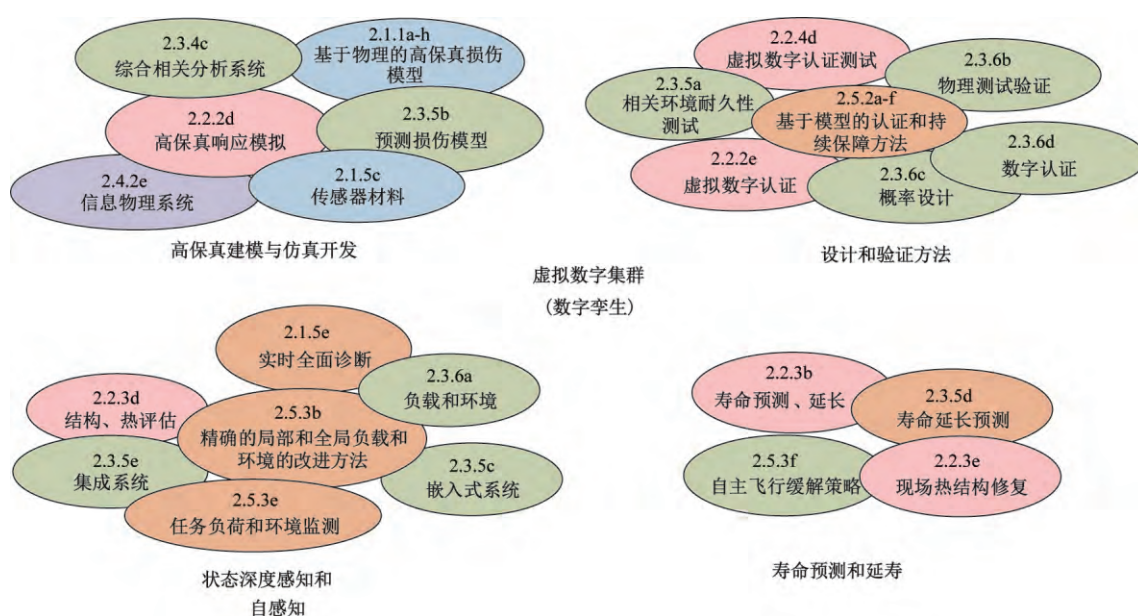
沉浸式体验层的主要目的在于提供给使用者人机交互良好的使用环境,使使用者能够获得身临其境般的技术体验,迅速了解和掌握复杂系统的特性和功能,并能够便捷地通过语音和肢体动作访问数字孪生体功能层提供的信息,获得分析和决策方面的信息支持^[35]。未来的系统使用方式将不再仅仅局限于听觉和视觉,同时还将集成触摸感知、压力感知、肢体动作感知、重力感知等多方面的信息和感应,使使用者在使用时能够完全复现真实的系统场景,并通过人工智能的方法了解和学习到真实系统本身不能直接反映的系统属性和特征。通过学习和了解在实体对象上接触不到或采集不到的物理量和模型分析结果,使用者能够对系统获得更深入的理解,设计、生产、使用、维护等各个方面的改进和优化灵感将被激发和验证。体验层是直接面向用户的层级,以用户可用性和交互友好性为主要参考指标。

图 3 所示引自 NASA OCT 路线图技术领域 12,以数字孪生中的技术集成为例描述了数字孪生技术的广阔发展前景,重点解决与极端可靠性相关的技术需求,使数字孪生技术融入实际工程实践中不断发展。该范例通过集成多种先进技术,实现多物理、多尺度的集群仿真,利用高保真建模和仿真技术以及状态深度感知和自感知技术构建目标系统的虚拟实时任务孪生体,持续预测系统健康、剩余使用寿命和任务执行成功率。虚拟数字集群是数字孪生体向实际工程实践发展的重要范例,对于满足未来成本可控情况下的高可靠性任务执行需求具有重要意义。

3 数字孪生关键技术

3.1 多领域多尺度融合建模

多领域建模是指在正常和非正常工况下从不同领域视角对物理系统进行跨领域融合建模,且从最初的概念设计阶段开始实施,从深层次的机理层面进行融合设计理解和建模^[36]。当前大部分建模方法是在特定领域进行模型开发和熟化,然后在后期采用集成和数据融合的方法将来自不同领域的独立的模型融合为一个综合的系统级模型,但这种融合方法融合深度不够且缺乏合理解释,限制了将来自不同领域的模型进行深度融合的能力。多领域融合建模的难点是多种特性的融合会导致系统方程具有很大的自由度,同时传感器采集的数据要求与实际系统数据高度一致,以确保基于高精度传感测量的模型动态更新。

图3 数字孪生中的技术集成^[11]Fig. 3 Technology integration within a digital twin^[11]

多尺度建模能够连接不同时间尺度的物理过程以模拟众多的科学问题,多尺度模型可以代表不同时间长度和尺度下的基本过程并通过均匀调节物理参数连接不同模型。这些计算模型比起忽略多尺度划分的单维尺度仿真模型具有更高的精度^[37]。多尺度建模的难点同时体现在长度、时间尺度以及耦合范围3个方面,克服这些难题有助于建立更加精准的数字孪生系统。

3.2 数据驱动与物理模型融合的状态评估

对于机理结构复杂的数字孪生目标系统,往往难以建立精确可靠的系统级物理模型,因而单独采用目标系统的解析物理模型对其进行状态评估不能获得最佳的评估效果,采用数据驱动的方法利用系统的历史和实时运行数据,对物理模型进行更新、修正、连接和补充,充分融合系统机理特性和运行数据特性,能够更好地结合系统的实时运行状态,获得动态实时跟随目标系统状态的评估系统^[38]。目前数据驱动与解析模型相融合的方法主要有两种思路,一种是以解析模型为主,利用数据驱动的方法对解析模型的参数进行修正;另一种是将两种方法并行使用,最后依据两者输出的可靠度进行加权,得到最后的评估结果。但以上两种方法都缺少更深层次的融合和优化,对系统机理和数据特性的认知不够充分,融合时应对系统特性有更深入的理解和考虑。

目前数据与模型融合的难点在于两者原理层面的融合与互补,如何将高精度的传感数据统计特性与系统的机理模型合理、有效地结合起来,获得更好的状态评估与监测效果,是亟待考虑和解决的问题。

无法有效实现物理模型与数据驱动模型的结合,也体现在现有工业复杂系统和装备复杂系统全寿命周期状态无法共享,全寿命周期内的多源异构数据无法有效融合,现有对数字孪生的乐观前景大都建立在对诸如机器学习、深度学习等高复杂度、高性能的算法基础上,预期利用越来越多的工业状态监测数据构建数据或数学模型,借以替代难于构建的物理模型,但如此会带来对象系统过程或机理难于刻画、所构建的数字孪生系统表征性能受限等问题。有效提升或融合复杂装备或工业复杂系统前期的数字化设计及仿真、虚拟建模、过程仿真等,进一步强化考虑复杂系统构成和运行机理、信号流程及接口耦合等因素的仿真建模,是构建数字孪生系统必须突破的瓶颈。

3.3 数据采集和传输

高精度传感器数据的采集和快速传输是整个数字孪生系统体系的基础,温度、压力、振动等各个类型的传感器性能都要最优以复现实体目标系统的运行状态,传感器的分布和传感器网络的构建要以快速、安全、准确为原则,通过分布式传感器采集系统的各类物理量信息以表征系统状态^[39]。同时,搭建快速可靠的信息传输网络,将系统状态信息安全、实时地传输到上位机供其应用具有十分重要的意义。数字孪生系统是物理实体系统的实时动态超现实映射,数据的实时采集传输和更新对于数字孪生具有至关重要的作用。大量分布的各类型高精度传感器是整个孪生系统的最前线,为整个孪生系统起到了基础的感官作用。

目前数字孪生系统数据采集的难点在于传感器的种类、精度、可靠性、工作环境等受到当前技术发展水平的限制,采集数据的方式也受到局限;数据传输的关键在于实时性和安全性,网络传输设备和网络结构受限于当前技术水平无法满足更高级别的传输速率,网络安全性保障在实际应用中同样应予以重视。

随着传感器水平的快速提升,很多微机电系统 (micro-electro-mechanical system, MEMS) 传感器日趋低成本和高集成度,而高带宽和低成本的无线传输,如 IoT 等技术的应用推广,能够为获取更多用于表征和评价对象系统运行状态或异常、故障、退化等复杂状态提供前提,尤其对于旧有复杂装备或工业系统,其感知能力较弱,距离构建信息物理系统 (cyber physical system, CPS) 的智能体系尚有较大差距。许多新型的传感手段或模块可在现有对象系统体系内或兼容于现有系统,构建集传感、数据采集和数据传输一体的低成本体系或平台,也是支撑数字孪生体系的关键部分。

3.4 全寿命周期数据管理

复杂系统的全寿命周期数据存储和管理是数字孪生系统的重要支撑,采用云服务器对系统的海量运行数据进行分布式管理,实现数据的高速读取和安全冗余备份,为数据智能解析算法提供充分可靠的数据来源,对维持整个数字孪生系统的运行起着重要作用^[40]。通过存储系统的全寿命周期数据,可以为数据分析和展示提供更充分的信息,使系统具备历史状态回放、结构健康退化分析以及任意历史时刻的智能解析功能。海量的历史数据同时还为数据挖掘提供了丰富的样本信息,通过提取数据中的有效特征、分析数据间的关联关系,可以基于数据分析结果获得很多未知但却具有潜在利用价值的信息,加深对系统机理和数据特性的理解和认知,实现数字孪生体的超现实属性,随着研究的不断推进,全寿命周期数据将持续为其提供可靠的数据来源和支撑。

全寿命周期数据存储和管理的实现需要借助于服务器的分布式和冗余存储,由于数字孪生系统对数据的实时性要求很高,如何优化数据的分布架构、存储方式和检索方法,获得实时可靠的数据读取性能,是其应用于数字孪生系统面临的挑战。尤其考虑工业企业的数据安全以及装备领域的信息保护,构建以安全私有云为核心的数据中心或数据管理体系,是目前较为可行的技术解决方案。

3.5 VR 呈现

VR 技术可以将系统的制造、运行、维修状态以超现实的形式给出,对复杂系统的各个关重子系统进行多领域、多尺度的状态监测和评估,将智能监测和分析结果附加到系统的各个子系统、部件,在完美复现实体系统的同

时将数字分析结果以虚拟映射的方式叠加到所创造的孪生系统中,从视觉、听觉、触觉等各个方面提供沉浸式的虚拟现实体验,实现实时连续的人机互动^[41]。VR 技术能够使使用者通过孪生系统迅速地了解和学习目标系统的原理、构造、特性、变化趋势、健康状态等各种信息,并能启发其改进目标系统的设计和制造,为优化和创新提供灵感。通过简单的点击和触摸,不同层级的系统结构和状态会呈现在使用者面前,对于监控和指导复杂装备的生产制造、安全运行以及视情维修具有十分重要的意义,提供了比实物系统更加丰富的信息和选择。

复杂系统的 VR 技术难点在于需要布置大量的高精度传感器采集系统的运行数据以为虚拟现实技术提供必要的数据来源和支撑,同时,虚拟现实技术本身的技术瓶颈也亟待突破和提升,以提供更真实的虚拟现实系统体验。

另一方面,现有工业数据分析中,往往忽视数据呈现的研究和应用,随着日趋复杂数据分析任务以及高维、高实时数据建模和分析需求,强化对数据呈现技术的关注,是支撑构建数字孪生体系的一个重要环节。目前很多互联网企业均不断推出或升级数据呈现的空间或软件包,工业数据分析可以在借鉴或借用这些数据呈现技术的基础上,加强数据分析可视化的性能和效果。

3.6 高性能计算

数字孪生系统复杂功能的实现很大程度上依赖于其背后的计算平台,实时性是衡量数字孪生系统性能的重要指标,因此,基于分布式计算的云服务器平台是其重要保障,同时优化数据结构、算法结构等以提高系统的任务执行速度同样是保障系统实时性的重要手段^[42]。如何综合考量系统搭载的计算平台的计算性能、数据传输网络的时间延迟以及云计算平台的计算能力,设计最优的系统计算架构,满足系统的实时性分析和计算要求,是其应用于数字孪生的重要内容。平台数字计算能力的高低直接决定系统的整体性能,作为整个系统的计算基础,其重要性毋庸置疑。

数字孪生系统的实时性要求系统具有极高的运算性能,这有赖于计算平台的提升和计算结构的优化,系统的运算性能受限于当前的计算机发展水平和算法设计优化水平,因此,应在这两方面做突破以服务于数字孪生技术的发展。

高性能数据分析算法的云化、异构加速的计算体系 (如 CPU + GPU、CPU + FPGA) 是现有云计算基础上,可以考虑的能够满足工业实时场景下高性能计算的两个方向。

3.7 其他关键技术

人工智能的热潮推动着数字孪生技术的发展,智能制造和工业智能的快速发展催动数字孪生技术的演进和

成熟,考虑商用大数据和工业大数据的本质差异,诸如异常状态或故障状态仿真与注入、工业数据可用性量化分析、小样本或无样本的增强深度学习等,均是当前在数据生成、数据分析与建模等方面的研究特点或挑战。半物理仿真、验证和评估方法及体系等对于数字孪生平台的构建也十分必要。

4 挑战和发展趋势

随着工业信息系统、人工智能和机器学习、工业大数据等技术的快速发展,数字孪生技术在智能制造领域和装备智能维护领域展现了良好的前景,逐步获得来自于军民两个领域的重视,包括机器人、航空航天、新能源等行业均开始持续关注和探索着数字孪生的技术体系、关键技术以及应用潜力。然而,数字孪生所描绘的美好前景与工业与装备领域的现实技术水平间存在着巨大的鸿沟,很多基础性的技术要求仍不具备,具体体现在如下几个方面。

1) 多行业的数字化设计水平较低。航空航天、机器人等行业的优势更多体现在集成创新层面,基础设计能力水平仍然不高,很多传统行业的数字化设计水平较低,缺乏支撑数字孪生技术体系构建所需的基础数学模型、仿真模型,尤其是关键核心部件或工艺过程的数字化仿真能力欠缺,成为制约数字孪生技术发展的一大瓶颈。

2) 复杂工业系统和复杂装备数据价值较低。现有典型复杂工业系统领域或复杂装备领域,随着大数据概念和技术的推广,以及诊断、预测和健康管理需求的不断挖掘,陆续开始重视建设数据中心或增强的工业信息化系统平台,大都具备对工业大数据的存储和管理能力,尤其近年不断积累了一定量的历史数据,覆盖仿真、设计验证、测试和试验、在线运行和维护维修等全生命周期的不同环节,但限于工业数据建模和分析高度关联于不同行业领域的工程和专家经验,而数据分析师和领域工程师间尚存在一定割裂,无论是管理机制、技术体制还是从业人员专业能力均存在局限。加之,已有累积数据数据质量较差,价值过低,与现实迫切的需求和快速应用的成效难以匹配,数据源已经成为当下以及未来一段时间制约数据分析和利用,乃至于数字孪生技术发展的基本性瓶颈。

3) 垂直领域的软件专业化水平较低。类似于 GE Predix 的平台难于推广的一个原因就是其定位于可以解决绝大部分行业的问题,但不同工业领域的基础水平和条件、信息处理流程、行业自身特色等不同,使得短期内难于构建适合于多领域通用化的数字孪生技术体系和技术平台,而许多垂直领域如航空航天软件专业化水平仍然不高,人才和市场也存在一定的制约和限制,软件化

水平和能力也会成为制约各领域数字孪生技术发展和推广的一个问题。

4) 成本和收益、研究和应用间的差距短期内难于弥合。装备领域由于其特殊性对成本和收益尚不敏感,但过小的规模和领域的特殊性决定了短期内无法取得较大突破。而可能取得大规模应用和技术应用突破的工业领域,限于成本和收益的矛盾,尤其短时间内无法解决的收益模式和收益量化的问题,会在某个阶段或技术推广时间节点前成为现实制约。

数字孪生技术体系涉及的其他关键技术,包括传感器及传感器融合技术、寿命预测技术、支撑试验和验证技术等,均与现实应用存在一定差距。一边探索和尝试,一边优化和完善,应该是当前不同领域和对对象系统构建数字孪生平台的不错选择。

参考文献

- [1] 彭宇,刘大同,彭喜元. 故障预测与健康管理技术综述[J]. 电子测量与仪器学报, 2010, 24(1): 1-9.
PENY Y, LIU D T, PENG X Y. A review: Prognostics and health management [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2010, 24(1): 1-9.
- [2] 彭喜元,庞景月,彭宇,等. 航天器遥测数据异常检测综述[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(9): 1929-1945.
PENG X Y, PANG J Y, PENG Y, et al. Review on anomaly detection of spacecraft telemetry data [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(9): 1929-1945.
- [3] 刘大同,周建宝,郭力萌,等. 锂离子电池健康评估和寿命预测综述[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(1): 1-16.
LIU D T, ZHOU J B, GUO L M, et al. Survey on lithium-ion battery health assessment and cycle life estimation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(1): 1-16.
- [4] 周东华,魏慕恒,司小胜. 工业过程异常检测、寿命预测与维修决策的研究进展[J]. 自动化学报, 2013, 39(6): 711-722.
ZHOU D H, WEI M H, SI X SH. A survey on anomaly detection, life prediction and maintenance decision for industrial processes [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(6): 711-722.
- [5] LEE J, ARDAKANI H D, YANG S, et al. Industrial big data analytics and cyber-physical systems for future maintenance & service innovation [J]. Procedia CIRP, 2015(38): 3-7.
- [6] 彭宇,庞景月,刘大同,等. 大数据:内涵、技术体系与展望[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(4): 469-482.

- PENG Y, PANG J Y, LIU D T, et al. Big data: Connotation, technical framework and its development [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(4): 469-482.
- [7] 王建民. 工业大数据技术综述 [J]. 大数据, 2017, 3(6): 3-14.
- WANG J M. Survey on industrial big data [J]. Big Data Research, 2017, 3(6): 3-14.
- [8] TIAN Z X, WEI Z, HAO L N, et al. Preliminary study of PHM system based on data driven [C]. Applied Mechanics and Materials, 2017(868): 299-304.
- [9] GRIEVES M W. Product lifecycle management: The new paradigm for enterprises [J]. International Journal of Product Development, 2005, 2(1-2): 71-84.
- [10] GRIEVES M. Virtually perfect: Driving innovative and lean products through product lifecycle management [M]. Florida: Space Coast Press, 2011.
- [11] PIASCIK R, VICKERS J, LOWRY D, et al. Technology area 12: Materials, structures, mechanical systems, and manufacturing road map [M]. Washington, DC: NASA Office of Chief Technologist, 2010.
- [12] GLAESSGEN E, STARGEL D. The digital twin paradigm for future NASA and US Air Force vehicles [C]. 53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference AIAA/ASME/AHS Adaptive Structures 2012: 1818.
- [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): 1687-5966.
- [14] GOCKEL B, TUDOR A, BRANDYBERRY M, et al. Challenges with structural life forecasting using realistic mission profiles [C]. 53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference AIAA/ASME/AHS Adaptive Structures, 2012: 1813.
- [15] TUEGEL E. The airframe digital twin: Some challenges to realization [C]. 53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference AIAA/ASME/AHS Adaptive Structures 2012: 1812.
- [16] 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.
- [17] BEATE B, VERA H. Digital twin as enabler for an innovative digital shopfloor management system in the ESB logistics learning factory at Reutlingen-University [J]. Procedia Manufacturing, 2017, 9: 198-205.
- [18] SEONGJIN Y, JUN H P, WON T K. Data-centric middleware based digital twin platform for dependable cyber-physical systems [C]. Ninth International Conference on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN), 2017: 922-926.
- [19] MAJA H T, RAJIB D, LJUBISA S, et al. Design and testing of a modular sic based power block [C]. International Exhibition and Conference for Power Electronics, Intelligent Motion, Renewable Energy and Energy Management, 2016: 1-4.
- [20] TAO F, CHENG J F, QI Q L, et al. Digital twin-driven product design, manufacturing and service with big data [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 94(9-12): 3563-3576.
- [21] YANG Y H, QU X L, LUO Y P, et al. Three-dimensional temperature field numerical simulation of twin-arc high-speed submerged arc welding process based on ANSYS [J]. Advanced Materials Research, 2016(216): 188-193.
- [22] 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 C B, LIU J H, XIONG H, et al. Connotation, architecture and trends of product digital twin [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2017, 23(4): 753-768.
- [23] 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 F, CHENG Y, CHENG J F, et al. Theories and technologies for cyber-physical fusion in digital twin shop-floor [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2017, 23(8): 1603-1611.
- [24] 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): 1-18.
- TAO F, LIU W R, LIU J H, et al. Digital twin and its potential application exploration [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2018, 24(1): 1-18.
- [25] NEGRI E, FUMAGALLI L, MACCHI M. A review of the roles of digital twin in CPS-based production systems [J]. Procedia Manufacturing, 2017, 11: 939-948.
- [26] BALACHANDAR S, CHINNAIYAN R. Reliable digital twin for connected footballer [C]. International Conference on Computer Networks and Communication Technologies, 2019: 185-191.
- [27] 胡昌华, 施权, 司小胜, 等. 数据驱动的寿命预测和健康管理技术研究进展 [J]. 信息与控制, 2017, 46(1): 72-82.

- HU CH H, SHI Q, SI X SH, et al. Data driven life prediction and health management: State of the art [J]. *Information and control*, 2017, 46(1): 72-82.
- [28] 彭宇, 刘大同. 数据驱动故障预测和健康管理综述[J]. *仪器仪表学报*, 2014, 35(3): 481-495.
- PENG Y, LIU D T. Data-driven prognostics and health management: A review of recent advances [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, 35(3): 481-495.
- [29] GABOR T, BELZNER L, KIERMEIER M, et al. A simulation-based architecture for smart cyber-physical systems [C]. *IEEE International Conference on Autonomic Computing (ICAC)*, 2016: 374-379.
- [30] VACHÁLEK J, BARTALSKÝ L, ROVNÝ O, et al. The digital twin of an industrial production line within the industry 4.0 concept [C]. *21st International Conference on Process Control (PC)* 2017: 258-262.
- [31] TUEGEL E. The airframe digital twin: some challenges to realization [C]. *53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference 20th AIAA/ASME/AHS Adaptive Structures*, 2013: 1812.
- [32] UHLEMANN T H J, LEHMANN C, STEINHILPER R. The digital twin: Realizing the cyber-physical production system for industry 4.0 [J]. *Procedia Cirp*, 2017, 61(12): 335-340.
- [33] SCHLUSE M, ROSSMANN J. From simulation to experimentable digital twins: Simulation-based development and operation of complex technical systems [C]. *IEEE International Symposium on Systems Engineering (ISSE)*, 2016: 1-6.
- [34] 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: 0863.
- [35] WEISSIG C, SCHREER O, EISERT P, et al. The ultimate immersive experience: Panoramic 3D video acquisition [C]. *International Conference on Multimedia Modeling*, 2012: 671-681.
- [36] XIA K, OPRON K, WEI G W. Multiscale multiphysics and multidomain models-Flexibility and rigidity [J]. *The Journal of Chemical Physics*, 2013, 139(19): 11B614.1.
- [37] JIANG Y, PJESIVAC-GRBOVIC J, CANTRELL C, et al. A multiscale model for avascular tumor growth [J]. *Biophysical Journal*, 2005, 89(6): 3884-3894.
- [38] ZORDAN V B, VAN DER HORST N C. Mapping optical motion capture data to skeletal motion using a physical model [C]. *Proceedings of the ACM SIGGRAPH/Eurographics symposium on Computer Animation*, 2003: 245-250.
- [39] XIAO L, BOYD S, LALL S. A scheme for robust distributed sensor fusion based on average consensus [C]. *Fourth International Symposium on Information Processing in Sensor Networks*, 2005: 63-70.
- [40] COOPER J, NOON M, JONES C, et al. Big data in life cycle assessment [J]. *Journal of Industrial Ecology*, 2013, 17(6): 796-799.
- [41] REBENITSCH L, OWEN C. Review on cybersickness in applications and visual displays [J]. *Virtual Reality*, 2016, 20(2): 101-125.
- [42] BONNELL D N, TATARINOV K L, PICARD M W. System for monitoring and managing computer resources and applications across a distributed computing environment using an intelligent autonomous agent architecture: U. S. Patent 5 655 081 [P]. 1997-08-05.

作者简介



刘大同(通信作者), 分别在2003年、2005年和2010年于哈尔滨工业大学获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为哈尔滨工业大学副教授、博士生导师, 主要研究方向为自动测试技术、系统状态监测、工业大数据、数据驱动的故障预测和健康管理、锂离子电池管理等。

E-mail: liudatong@hit.edu.cn

Liu Datong (Corresponding author) received his B. Sc., M. Sc. and Ph. D. degrees all from Harbin Institute of Technology in 2003, 2005 and 2010, respectively. He is currently an associate professor and Ph. D. supervisor in Harbin Institute of Technology. His main research interests include automatic test and simulation, system condition monitoring, industrial big data, data-driven prognostics and health management, lithium-ion battery management.