

DOI: 10.3901/JME.2022.12.250

数字孪生驱动的复杂产品智能运维服务体系 与核心技术*

黄彬彬^{1,2,3} 张映锋¹ 黄博^{1,2,3} 任杉⁴ 史丽春¹

(1. 西北工业大学工业工程与智能制造工信部重点实验室 西安 710072;

2. 中国航发商用航空发动机有限责任公司 上海 200241;

3. 上海市航空发动机数字孪生重点实验室 上海 200241;

4. 西安邮电大学现代邮政学院 西安 710072)

摘要: 针对复杂产品运维过程虚实交互协作和智能管控难度大的问题, 提出一种数字孪生驱动的复杂产品智能运维服务体系架构, 详细阐述了其实现逻辑及核心技术, 包括物理-虚拟空间形式化建模与交互协同、多源数据驱动的产品运维知识获取、虚实交互驱动的运行过程跟踪与监控、面向产品服务的实时诊断与主动维护等。通过上述体系架构和核心技术的实施, 构建一种虚实空间交互融合、运维知识动态更新、运维服务主动执行的复杂产品运维管理与协作机制。最后, 以某型数控机床为例, 通过对体系架构的应用方式和运维关键性能指标的识别方法进行分析, 验证体系架构、方法的有效性和可行性。所提体系架构和核心技术为复杂产品的智能化、协同化、服务化管理与应用提供一种参考解决方案。

关键词: 数字孪生; 复杂产品; 知识获取; 运维管理

中图分类号: TP39; TP301

Architecture and Key Technologies of Digital-twin-driven Intelligent Operation & Maintenance Services for Complex Product

HUANG Binbin^{1,2,3} ZHANG Yingfeng¹ HUANG Bo^{1,2,3} REN Shan⁴ SHI Lichun¹

(1. Key Laboratory of Industrial Engineering and Intelligent Manufacturing, Ministry of Industry and Information Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072;

2. AECC Commercial Aircraft Engine Co., Ltd., Shanghai 200241;

3. Shanghai Key Laboratory of Aircraft Engine Digital Twin, Shanghai 200241;

4. School of Modern Posts, Xi'an University of Posts & Telecommunications, Xi'an 710072)

Abstract: Focused on the problem of virtual-real interaction and collaboration and intelligent management for complex product, the architecture of digital-twin-driven intelligent operation and maintenance services for complex product (DT-IOMS-CP) is proposed. Then the implementation logic and key technologies of DT-IOMS-CP are elaborated, which includes formalized modelling and cooperative interaction of physical-virtual spaces, operation and maintenance (O&M) knowledge acquisition of complex product based on multi-source data, process tracking and monitoring based on virtual-real interaction, and service-oriented real-time diagnosis and active maintenance, etc. Through the implementation of above-mentioned architecture and key technologies, a management and collaboration mechanism of complex product O&M characterized by virtual-real interaction and fusion, dynamic updating of O&M knowledge and active performing of O&M services is established. Finally, the CNC machine tool is used to verify the effectiveness and feasibility of the proposed architecture and methods in the aspects of architecture application mode and identification method of O&M key performance indicator. The proposed framework and key technologies could provide a reference solution for intelligent, collaborative and service-oriented management and application of complex product.

Key words: digital twin; complex product; knowledge acquisition; operation and maintenance management

* 国家自然科学基金资助项目(U2001201, 52005408)。20210918 收到初稿, 20220328 收到修改稿

0 前言

产品需求变更和迭代速度的加快、产品多学科耦合程度和零部件复杂性的急剧增加等,给制造企业复杂产品的管理带来了新的挑战。当前,制造企业产品生命周期管理竞争的焦点已由单个生命周期阶段的提升与优化向多流程、跨阶段业务的协同与联动转变^[1];产品利润增长点也正在从传统的生产制造环节向生命周期两端的研发设计和运维服务阶段延伸。因此,复杂产品交付后的运行与维护过程是用户重点关注的环节,其服务的智能水平、业务的集成与交互能力,对复杂产品运行性能的提升和使用寿命的延长具有重要作用。在上述背景的推动下,制造企业复杂产品的管理正在朝着智能化、数字化、协同化、服务化方向发展。

近年来,信息物理系统^[2-3](Cyber-physical system, CPS)、物联网^[4](Internet of things, IoT)等新一代信息与通信技术(Information and communication technology, ICT)的迅猛发展,促进了智能制造模式的兴起。全球制造大国纷纷提出相关发展战略,在占领制造业智能化、数字化发展高地的同时,着力发展具有“泛在感知、情景识别、虚实融合、自主交互”能力的智能化产品。例如,德国“工业 4.0”^[5]指出,通过数字化、智能化的产品全制造流程和全生命周期管理,实现跨产品生命周期阶段的价值链组织与管理新阶段;美国“工业互联网”^[6]指出,连接智能产品与其相关利益主体,深度融合信息世界与物理世界;“中国制造 2025”战略^[7]提出,要着力发展智能装备和智能产品,全面提升企业产品研发、管理和服务的智能化水平,实现产品生命周期跨阶段、跨流程的协同化、网络化管理。

然而,如何融合与集成复杂产品虚实空间,实现复杂产品在运行、维护过程中虚实空间的交互与协作;如何结合仿真模拟结果,分析和挖掘复杂产品多源、异构、实时数据,形成一种复杂产品运维知识获取与集成机制;如何提高产品运维阶段数据贯通、业务集成与协作程度,进而提升复杂产品运维过程的协同联动能力,提高产品运行性能、维护效率,是当前制造业复杂产品智能化管理与发展进程中共同面临的挑战。

在 ICT 快速发展、制造模式变革的推动下,数字孪生(Digital twin)技术应运而生,为解决上述挑战提供了一种新的思路。早在 2003 年, GRIEVES 就

提出了数字孪生的概念^[8]。后来,美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)将数字孪生概念进行扩充并定义^[9]为:数字孪生作为集成的多物理、多粒度和概率仿真模型,利用产品多源实时和历史数据,来映射产品物理实体的生命周期活动。随着数字孪生概念的提出和发展,诸多学者对数字孪生技术在复杂产品生命周期管理中的应用进行了前瞻性探索研究。ZHOU 等^[10]提出了一种面向智能制造过程的基于知识的数字孪生制造单元框架,通过智能感知、模拟、理解、预测、优化和控制策略来支持自主制造;TAO 等^[11]提出一种数字孪生驱动的复杂设备预测和健康管理方法,通过融合复杂装备物理数据和仿真数据,预测复杂装备的故障;WANG 等^[12]研究了一种用于旋转臂机械故障诊断的数字孪生参考模型;郭飞燕等^[13]针对复杂产品装配过程,提出一种基于数字孪生的“优化-改进-反馈”闭环控制机制,实现装配过程“以虚控实”的精准控制过程;SUN 等^[14]针对高精密产品结构紧凑、多学科耦合的特点,提出了一种数字孪生驱动的装配调试方法,实现高精密产品的装配预测和装配调试优化。目前,一些著名企业已经开始探索数字孪生技术在复杂产品制造与运维管理等方面的应用。NASA^[15]开展数字孪生技术在航天飞机、飞行器等航空航天产品的应用研究,建立其产品数字孪生模型并预测运行性能;通用电气公司^[16]研究基于数字孪生的云服务平台,检测、监控和预测发动机的运行状态,提高发动机管理质量。

基于上述背景,本文以数字孪生技术在制造业的应用为前提,以复杂产品运维服务优化管控为目标,结合现有的产品运维服务模式与方法,提出一种数字孪生驱动的复杂产品智能运维服务体系架构。通过建立复杂产品物理-虚拟空间模型及其交互机制,挖掘多源、异构数据中的运维知识,构建支撑业务虚实交互、协同联动的运维服务模式,为新一代以数字化、服务化、智能化等为特征的复杂产品智能运维方法的落地应用提供一种可参考的解决方案。

1 数字孪生驱动的复杂产品智能运维服务体系架构

所提出的数字孪生驱动的复杂产品智能运维服务(Digital-twin-driven intelligent operation & maintenance services for complex product, DT-IOMS-CP)体系架构如图 1 所示,主要由物理实

体层、智能化配置层、数据采集与处理层、数据传输与存储层、工具层、运维服务与应用层、门户管理层等七部分组成。

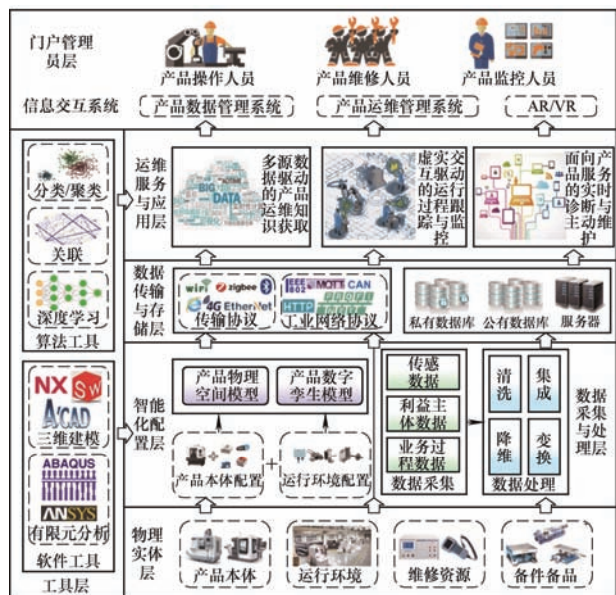


图 1 一种 DT-IOMS-CP 体系架构

图 1 中, 物理实体层, 面向复杂产品使用、维护过程涉及的异构物理载体, 主要包括物理本体、运行环境载体、维修资源载体和备件备品等, 是复杂产品数字化建模以及多源、异构数据的来源; 智能化配置层, 通过为产品本体和运行环境等物理实体配置智能传感器、控制器, 获取自身状态数据和实时环境数据, 实现复杂产品的“互联感知、情境识别”, 进而建立复杂产品物理空间和数字孪生模型的形式化描述方法, 并形成复杂产品虚-实空间交互协同机制, 实现对产品运行活动和维护业务的实时映射、仿真和模拟, 以及虚实业务的交互与协作; 数据采集与处理层, 在采集复杂产品多源、异构数据的基础上, 包括业务活动及生产执行等过程产生的数据、受合同协议等约束而获得的制造企业外产品数据、基于工业物联与智能传感等新一代信息技术采集的复杂产品生产、运营、管理等过程的数据等^[17], 通过数据立方体、数据统一建模、反向特征消除、数据规范化等技术支撑对数据进行清洗、集成、降维、变换等操作, 保证数据的可靠性、易用性和统一性^[18]; 数据传输与存储层, 根据数据特征、传输方式、传输稳定性等数据需求和工业产品特点、企业产品系统组成架构等网络需求, 选择合适的传输协议和工业网络协议建立复杂产品互联互通网络, 实现数据的稳定、高效传输, 并建立私有数据库和公有数据库实现对不同级别数据的分散化存储; 工具层, 包括软件工具和算法工具, 为智能化

配置、运维服务与应用的建立与实施提供多元化的数据建模与分析方法, 采用三维建模、有限元分析软件等实现复杂产品的数字化建模、动力学、电气学、机械失效学等多学科联合仿真模拟, 采用分类/聚类、关联、深度学习等智能算法实现复杂产品状态与故障分析预测、运维知识获取; 最终, 通过多源数据驱动的产品运维知识获取、虚实交互驱动的运行过程跟踪与监控、面向产品服务的实时诊断与主动维护等服务与应用, 实现复杂产品“虚实交互-知识支撑-业务协作”的智能化产品运维服务管理模式, 并通过信息交互系统为门户管理人员提供实时、交互式产品运维管控服务。

2 数字孪生驱动的复杂产品智能运维服务核心技术

依据上述体系架构, 本节提取并详细阐述支撑体系架构执行的四项核心技术的实现方式和逻辑。四项核心技术如下: ① 物理-虚拟空间形式化建模与交互协同; ② 多源数据驱动的产品运维知识获取; ③ 虚实交互驱动的运行过程跟踪与监控; ④ 面向产品服务的实时诊断与主动维护。

2.1 物理-虚拟空间形式化建模与交互协同

物理-虚拟空间形式化建模与交互协同的核心是在获取复杂产品生命周期数据的基础上, 通过形式化建模实现复杂产品物理实体信息的 Web 语言描述和集成, 以及建立数字孪生模型的集成描述方式, 在此基础上, 建立虚-实空间交互协同机制, 实现复杂产品运维过程中业务的交互与协作。

2.1.1 复杂产品物理-虚拟空间形式化建模

(1) 产品物理空间形式化建模。产品物理空间形式化建模可用六维元组描述, 表示如下。

$$M_{ps} \{PBI, PLI, S^2L, PSI, P^2, PF\} \quad (1)$$

式中, PBI 表示产品对象基本信息, 包含复杂产品唯一标识符、名称、型号、制造商等; PLI 表示产品生命周期信息, 包含设计需求、制造数据及运维日志等; S^2L 表示配置的智能传感器列表, 包含传感器基本信息、测量点、传感器数据等; PSI 表示产品实时状态, 包括开关机状态、运行及维护任务等; P^2 表示产品运行参数, 包括关键的运行指标及参数数据、运行参数方案等; PF 表示产品功能, 描述复杂产品可执行的任务类型及能力范围。

通过上述六类信息的融合、集成, 建立复杂产品物理空间实体相关信息的数字化映射, 进而实现物理实体与感知的数据模型间的无缝转换。

2.2.1 基于多源数据的复杂产品运维知识获取框架

从多源数据获取方式、性能分析及知识获取流程等方面出发,提出一种基于多源数据的复杂产品运维知识获取框架,研究复杂产品运维知识获取与更新的实施逻辑,如图 3 所示。

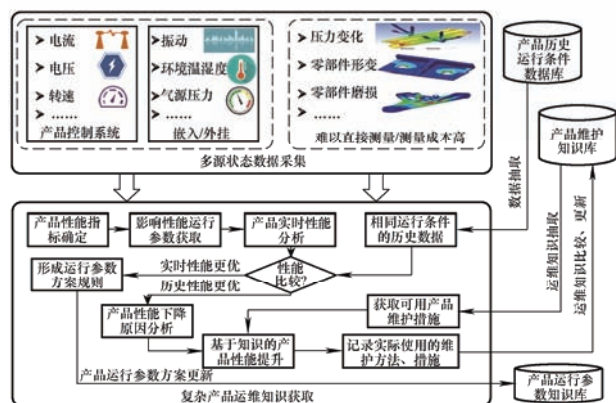


图 3 多源数据驱动的复杂产品运维知识获取框架

(1) 多源状态数据采集。通过复杂产品自身控制系统、控制器、嵌入或外挂传感器以及产品虚拟仿真软件获取产品运维过程涉及产品运维的多源、异构数据,包括控制参数、运行状态数据、环境数据、仿真分析结果等。

(2) 复杂产品运维知识获取。运维知识获取流程主要包含以下六个步骤。

1) 性能指标确定。根据复杂产品运行监控及维护需求确定分析的性能指标集合,表示为

$$PI = \{PerfIndicator_1, \dots, PerfIndicator_k\} \quad (3)$$

式中, $PerfIndicator$ 表示复杂产品性能指标。

2) 运行参数获取。基于监控的性能指标,分析影响或反映该指标的复杂产品可直接获取的数据(设定参数、传感器数据等),以及通过模型分析、专家知识库等手段间接获取的性能影响参数,表示为

$$Param = \left\{ \begin{array}{l} PreDefiP = (PreDefiP_1, \dots, PreDefiP_i), \\ SP = (SP_1, \dots, SP_i), KP = (KP_1, \dots, KP_j) \end{array} \right\} \quad (4)$$

式中, $PreDefiP$ 表示设定参数的集合, SP 表示可直接获取的传感器数据, KP 表示间接获取的影响产品性能的参数集合。

3) 实时性能分析。通过决策树、动态贝叶斯网络、深度学习等分析模型与方法以及产品虚拟空间的仿真模型等手段获取复杂产品的实时性能,表示为

$$RTPerf = \left\{ \begin{array}{l} PerfIndicator_i, f(PreDefiP_i), \\ ActAnaly(KP_j), \\ Simu(PreDefiP_1, \dots, PreDefiP_i) \end{array} \right\} \quad (5)$$

式中, $PerfIndicator$ 表示直接获取的性能指标数据, $f(\cdot)$ 和 $ActAnaly(\cdot)$ 表示通过物理学公式、分析模型算法获取的性能指标数据, $Simu(\cdot)$ 表示通过数字孪生模型仿真分析、验证得到仿真数据。为进一步详细叙述如何分析复杂产品关键性能指标的方法,在第 2.2.2 节阐述了一种基于深度学习的复杂产品运维关键性能指标识别范式。

4) 性能评估。从复杂产品历史运行条件数据库中提取与当前运行条件相同的历史数据,此处相同条件是指复杂产品所处的外部运行环境条件具有误差范围内的一致性。性能评估过程表示为

$$\begin{aligned} & \text{if } RTPerf > HistoryPerf_{condition} \\ & \quad outperformance = 1 \\ & \text{else} \\ & \quad outperformance = 0 \end{aligned} \quad (6)$$

式中, $outperformance$ 为 1 时表示复杂产品当前性能更优,转入运行性能知识更新, $outperformance$ 为 0 时表示复杂产品处于低水平、低效能的使用状态,转入维护知识更新。

5) 运行性能知识更新。根据产品运行参数方案及产品运行状态,形成“运行参数/状态-产品性能”规则,并对产品运行知识数据库进行更新,以实现指导复杂产品运行、支撑复杂产品维护决策和产品升级换代的再研发设计过程。可采用基于增量学习的 Apriori 改进算法获取规则知识,首先通过历史数据获取有价值的运维规则知识,其次在获取新数据后,基于增量学习思想综合分析已有规则知识和基于新数据获取的规则知识,保留更为适用的规则知识^[19]。产品运行性能规则生成与更新过程可表示为

$$GenerateRule = \left\{ \begin{array}{l} \text{if } Condition \wedge PreDefiP, \\ \quad \text{then } RTPerf \end{array} \right\} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} & ((Condition = Condition_{rule}) \wedge (RTPerf > Perf_{rule})) \\ & \vee \text{not_match}(Condition = Condition_{rule}) = \text{update} \end{aligned} \quad (8)$$

式中, $Condition$ 是指复杂产品运行条件。

6) 维护知识更新。根据性能分析结果判断出复杂产品存在故障/异常或者因复杂产品性能下降而无法满足运行要求时,执行产品主动维护过程,并将产品维护方法及效果固化成知识,对产品运维知识数据库进行更新,其逻辑与运行性能知识更新类似。

2.2.2 一种基于深度学习的产品运维关键性能指标识别范式

深度神经网络(Deep neural network, DNN)能够从原始数据中自动提取特征, 并建立原始数据与输出目标的“黑箱”模型, 具有近乎无限的模拟映射和强大的自学习、自适应能力^[20]。为此, 基于 DNN 的特性, 提出一种基于深度学习的关键性能指标(Deep learning based key performance indicator, DL-KPI)识别模型, 用于分析复杂产品运行性能指标或零部件故障等产品关键信息。该模型采用自编码器(Autoencoder, AE)提取数据特征, 并通过多层结构的 DNN 实现输入输出之间的映射关系。

(1) AE 运行机理。AE 是使用无监督学习模式的三层前馈神经网络^[21], 通过编码(Encode)和解码(Decode)过程实现原始数据的特征提取。

编码过程是指从原始数据中自动提取关键特征, 表示为

$$h_k = f(wx_k + b) \quad (9)$$

式中, $x = \{x_k\}_{k=1}^K$ 和 $h = \{h_k\}_{k=1}^K$ 分别表示输入层和隐含层数据, w 和 b 是连接二者的权重和阈值, $f(\cdot)$ 表示激活函数。

解码过程是指从特征数据中重构原始数据的过程, 保证所提取特征能够表示原始数据的核心信息, 表示为

$$\hat{x}_k = \hat{f}(\hat{w}h_k + \hat{b}) \quad (10)$$

式中, $\hat{x} = \{\hat{x}_k\}_{k=1}^K$ 表示对输入层数据重构, \hat{w} 和 \hat{b} 是解码过程的权重和阈值, $\hat{f}(\cdot)$ 表示重构函数。

在此基础上, 通过构建损失函数并采用反向传播方式进行迭代, 最小化重构数据与原始数据的误差, 实现对原始数据特征的准确提取。损失函数可采用平均平方和误差函数, 表示为

$$J(W, b) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left(\frac{1}{2} \|x_k - \hat{x}_k\|^2 \right) \quad (11)$$

(2) DL-KPI 模型。DL-KPI 模型结构如图 4 所示, 其建立过程包括以下四步骤。

1) 模型输入输出确定。模型输入是经过数据处理、与输出指标有关联关系的清洁数据, 模型输出是期望获取的参数, 该参数可以是数值型数据或类别标签数据, 表示复杂产品的关键运行性能和故障指标。

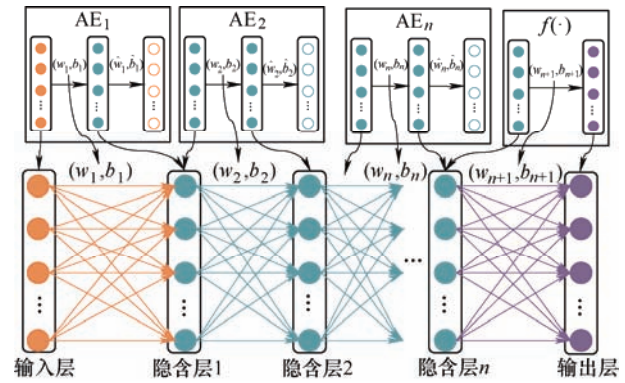


图 4 DL-KPI 模型结构

2) 基于 AE 的 DNN 隐含层训练。对于拥有 n 层隐含层的 DL-KPI 模型, 需建立 n 个 AE 模型, 分别对每个隐含层进行逐层训练。例如, 建立 AE₁, 其编码过程的权重和阈值 (w_1, b_1) 用来初始化 DNN 网络第 1 层隐含层的权重和阈值, 以此类推, 直至所有隐含层参数被预训练完。

3) 隐含层与输出层数据关联。建立第 n 层隐含层数据与输出层数据的传递关系, 当输出层是数值型数据, 可采用线性函数等建立连接关系; 当输出层是类别标签数据, 可采用 Softmax 等建立连接关系。

4) 参数微调过程。基于反向传播算法最小化预训练的 DL-KPI 模型的误差, 使得 DL-KPI 模型有良好的识别性能。误差可采用平均均方和函数或交叉熵损失函数等。

本节所提的 DL-KPI 模型是一种通用范式框架, 模型在实际使用时需要根据数据类型、数据量大小等因素选择合适的网络参数及模型训练算法。

2.3 虚实交互驱动的运行过程跟踪与监控

虚实交互驱动的运行过程跟踪与监控的核心是通过复杂产品间的互联互通、虚拟空间数字孪生模型的仿真模拟以及产品实时指导等, 实现复杂产品使用过程的沉浸式操作、实时交互等“虚实交互、以虚控实”的复杂产品管理方式。复杂产品使用过程中(如图 5 上部所示), 产品操作人员通过虚拟操作服务, 以及虚拟空间的仿真模拟和用户操作手册指导, 实现与复杂产品物理本体的实时交互和物理活动模拟验证, 实时纠正操作错误和提供产品操作方法指导。产品操作人员指令下达至复杂产品后, 通过控制系统、传感器等监控产品任务执行并采集数据, 需要产品协作完成的任务则通过产品间的信息交互实现任务共享与协作, 任务执行结果会反馈给管理人员以实现产品运行的实时优化, 实时数据会反馈至监控服务进而实现可视化的产品运行状态

分析、查询等操作,如图5所示。

(1) 实时监控服务。实时监控服务为产品管理人员提供可视化人机交互界面来监控产品的运行状态。产品监控人员可以查询复杂产品基本信息、维护历史等记录信息,获取产品实时参数、性能等数据变化的动态图表,以及监控复杂产品任务执行进度、任务计划等,实现对复杂产品运行状态的精准掌控。进而建立复杂产品异常预警阈值、级别等异常判断规则和标准,将复杂产品在线测量数据、离线测量数据进行综合分析,并与标准进行对比,实时推送复杂产品异常预警信息,实现对产品异常状态的主动监控。

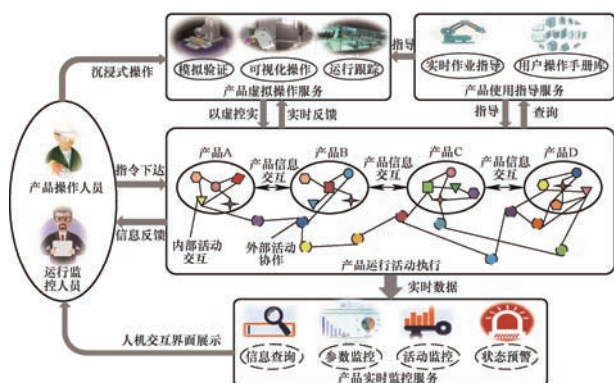


图5 虚实交互驱动的运行过程跟踪与监控的运作逻辑

(2) 虚拟操作服务。虚拟操作服务为产品操作

人员提供虚拟操作培训,实现产品实际操作过程的虚实交互,增强产品使用熟练度和产品管控能力,主要体现在操作模拟与验证、可视化操作和虚实同步等三个过程。产品操作模拟与验证发生于产品运行方案执行前和执行异常时,目的是通过虚拟空间数字孪生模型的仿真模拟过程,评估、验证和改进产品运行方案的性能,提高复杂产品的实际工作效率和运行性能,如图6左部所示;可视化操作发生于产品实际操作过程中,其核心是在虚拟空间对产品物理实体精准映射和仿真的基础上,通过虚拟现实(Virtual reality, VR)/增强现实(Augmented reality, AR)等技术实现产品操作人员的可视化、沉浸式操作,实现复杂产品使用过程的虚实交互。在此过程中,一方面通过VR/AR设备将操作方法、手册、指导等实时可视化展示在产品操作人员眼前,提高其操作规范性和效率;另一方面操作人员通过VR/AR等手段实时查看产品的仿真活动和分析数据,与产品数字孪生模型对象进行实时互动,下达指令至产品数字孪生模型控制其仿真模拟过程。虚实同步是指周期性地评估复杂产品实际状态和虚拟仿真结果的一致性,根据虚实不一致原因及时修正数字孪生模型、产品运行状态和产品运行方案,实现虚拟空间仿真与复杂产品物理实体的精确映射,如图6右下部所示。

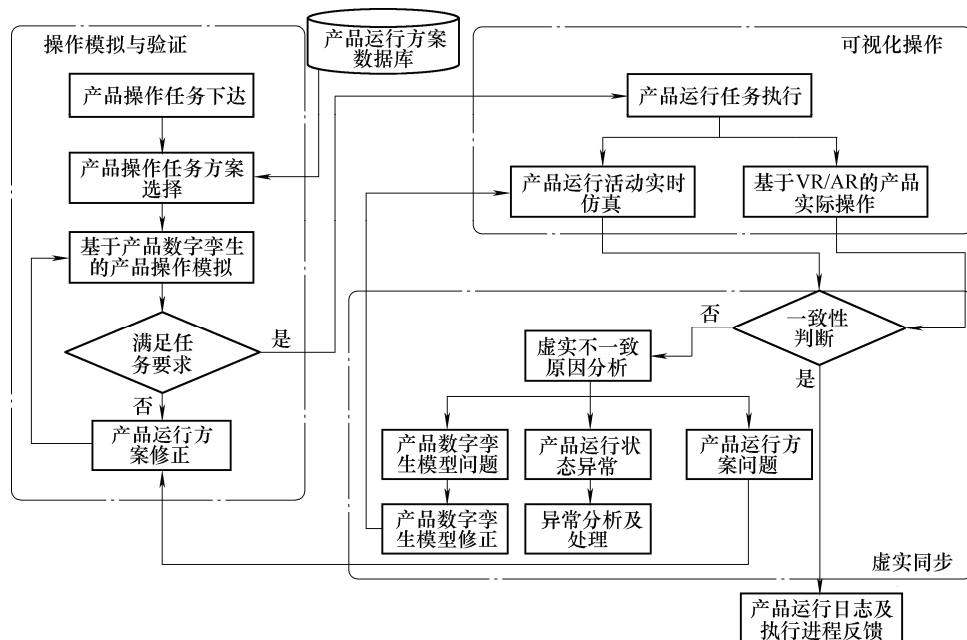


图6 虚拟操作服务运作逻辑

(3) 使用指导服务。使用指导服务是指将用户操作手册、使用指南等指导性文档进行电子化,实现产品操作人员的在线浏览、查询,并根据产品运行任务或产品执行异常为用户实时推送复杂产品使用规范、

操作指南等操作指导知识和异常指令说明、运维规范等维护方法,提高用户使用和维护产品的效率。

2.4 面向产品服务的实时诊断与主动维护

面向产品服务的实时诊断与主动维护的核心是

通过产品故障诊断预测、虚拟维护等方式, 实现复杂产品的主动预防性、虚实交互式维护, 其运作逻辑如图 7 所示。获取复杂产品运维现场的运行状态、异常预警数据, 采用产品故障与退化的诊断预测模型获取复杂产品的故障、寿命以及退化状态等信息; 进而根据产品故障、剩余寿命等健康状态信息, 匹配维护策略来维修复杂产品故障; 最后, 虚拟维护服务会在虚拟空间中对复杂产品的维护方法进行仿真、验证和优化, 并与维修过程实时交互, 提高产品主动维护过程的效率和维护策略的执行性能。

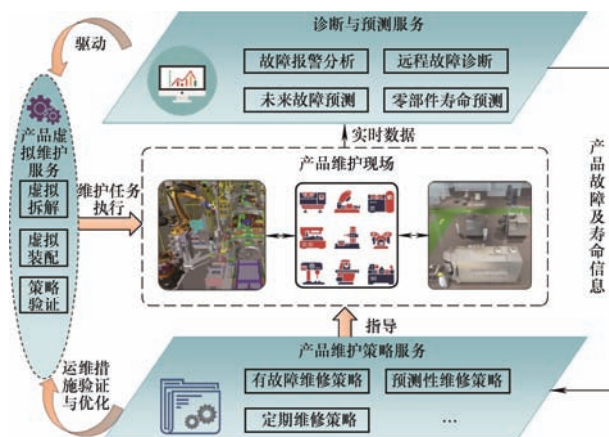


图 7 面向产品服务的实时诊断与主动维护的运作逻辑

(1) 诊断与预测服务。由于组部件老化、损耗及工作环境的变化等因素, 复杂产品在使用时伴随着故障发生、零部件寿命到达等。可采用着色 Petri 网模型、深度神经网络等分析模型和算法, 诊断和预测复杂产品故障及寿命相关信息, 为复杂产品主动预防性维修提供指导。在此基础上, 基于专家知识库、虚拟仿真和网络传输技术, 最终实现故障报警分析、远程故障诊断、未来故障预测、零部件寿命预测等维护服务。

(2) 维护策略服务。根据复杂产品实际运行状态、产品故障、零部件退化及剩余寿命等信息, 推送相关维修策略, 为复杂产品提供及时、准确的维护。复杂产品随机故障会触发有故障维修策略, 确保产品已发生故障能够得到及时维修; 复杂产品预测出未来出现故障或异常时触发预防性维修策略, 提前更换或维护潜在故障部件, 减少故障发生; 对于通用性的产品保养及定期检修过程, 执行定期维护策略, 提高复杂产品使用寿命。通过多种维护策略的灵活协调, 避免单一维修策略的不足, 且可根据复杂产品的实际运行状态匹配当前所需维修策略及相关措施, 进而提供全面、经济高效的复杂产品维护服务。

(3) 虚拟维护服务。产品虚拟维护服务是在虚

实空间深度交互与协同、AR/VR 等人机交互技术基础上, 为产品维护人员提供维修过程仿真训练以及虚拟验证维修措施的有效性和经济性。例如, 通过 VR/AR 等技术, 可以在产品维护人员维护产品时提供实时可视化的产品性能、故障位置及原因等信息, 辅助其维护决策; 同时在对产品进行零部件更换、维修拆解时, 可以提供三维可视化拆解指导等帮助。通过虚拟空间和物理实体的交互, 产品维护人员可以执行虚拟拆解、虚拟装配等过程, 同时在复杂产品维修时, 虚拟维护服务通过推送维修步骤、维修规范及注意事项等信息提高维修效率和质量。为保证维修方法或策略的高效性, 虚拟空间会根据往期类似故障的处理方式及结果对维修方法进行仿真、评估和验证, 并改进故障维修方法的不足, 进而提供优化的维修措施或方法。

3 案例研究

本文作者团队与国内某数据机床制造企业合作, 基于 DT-IOMS-CP 体系架构, 研发了一套面向智能机床运维管理的原型系统。本文将以此为案例, 仿真说明体系架构核心要点的应用方式。进而, 以数控机床加工过程的振动数据为例, 验证复杂产品运维知识获取这一核心技术所涉及的性能识别模型的有效性和可行性。

3.1 DT-IOMS-CP 体系架构应用方式

(1) 案例背景。该企业专注高精密数控机床研发、制造和维护以及为用户提供个性化解决方案, 并逐步建立辐射全国的研发、生产及服务网络。其迫切需要进行数控机床的智能化配置转型, 获取数控机床产品的多源、异构、实时数据, 进而实现数控机床的虚拟化、远程化服务管理, 为用户提供更为优质的数控机床运维支持服务。

(2) 应用方式。基于上述案例背景, 所研发的面向智能机床运维管理的原型系统主要包括机床信息配置、跟踪与监控、维护管理等方面的应用模块, 相关模块的部分功能界面如图 8 所示。

在数字孪生驱动的复杂产品智能运维服务体系架构下, 可以贯通智能数控机床的在运维过程的多阶段、多环节信息, 以及仿真和模拟数控机床运维过程的物理活动。例如, 在智能机床配置与查询模块中, 能够配置数控机床的物理实体和数字孪生模型信息, 将数控机床的信息进行网络化存储, 并提高信息的关联度和集成度; 在智能机床运行跟踪与监控模块中, 根据传感器实时采

集的数据以及对数控机床作业现场的监控,可以实时获取数控机床加工任务及进度、机床运行及环境参数、实时加工画面,以及通过数控机床虚拟模型进行仿真模拟加工过程,实现对数控机床的虚拟仿真和实时跟踪指导;在智能数控机床维护管理模块中,可以在线查询数控机床的报警信息、进行数据统计分析,并分析预测刀具剩余寿命、切削液液位及剩余使用时间等信息,实现对数控机床的主动维护与管理。

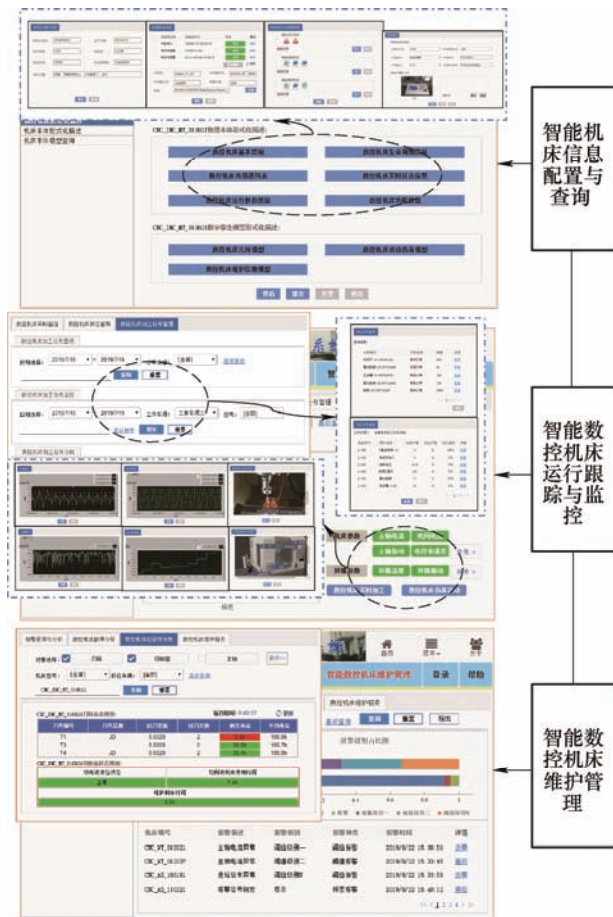


图 8 原型系统功能界面

通过上述数控机床信息集成、主动反馈与跟踪和基于 VR/AR 等技术的数控机床操作和维护过程虚拟指导相结合,能够提升数控机床加工及维护过程的时效性、透明性,进而提高生产效率、减少故障发生、延长机床产品使用寿命。

需要指出,企业在实际应用 DT-IOMS-CP 体系架构时,其所需要的功能和业务复杂度更高,数据交互、更新与传递过程更加频繁。作为一项探索性研究,本节仅从实现逻辑角度对所提体系架构的应用方式进行了探讨,用于展示 DT-IOMS-CP 体系架构部分业务和功能的运作逻辑,为体系架构未来的应用提供思路和价值知识参考。

3.2 基于振动数据的刀具磨损状态识别

(1) 案例背景。以某数控机床铣削加工过程采集的振动数据为例,采用 DL-KPI 模型建立振动数据与刀具磨损状态的映射关系,实现对刀具磨损状态的识别,验证所提 DL-KPI 模型的有效性。

振动数据采集于数控机床铣削加工长方形铸铁薄壁件的加工活动中。共进行四组实验,其加工参数如表 1 所示,每组试验采用新刀具加工工件,采集机床主轴和工作台振动数据,并检测机床刀具磨损量,直至刀具磨损达到极限。数据样本中刀具磨损量为 NaN 的数据,进行中值插补,并剔除错误、无法插补的数据。根据刀具磨损量将刀具磨损状态分为一般磨损、严重磨损和极限磨损三类。

表 1 数控机床加工参数

组别	切削深度/mm	进给速度/(mm/r)
1	1.5	0.5
2	1.5	0.25
3	0.75	0.5
4	0.75	0.25

(2) 数据分析。采用三层人工神经网络(Three layer artificial neural network, 3L-ANN)模型,与所提 DL-KPI 模型进行对比,以验证所提方法的有效性。二者模型的输入为主轴振动和工作台振动数据点(各 1 000),模型输出为刀具磨损状态类别。其中,DL-KPI 模型的网络结构为[2 000, 460, 64, 3],选择稀疏自编码器和 Softmax 分类;3L-ANN 模型的网络结构为[2 000, 200, 3]。随机选取 80%的数据作为训练样本,20%的数据作为测试样本验证模型准确性。为避免偶然性,每种模型的建立过程重复 10 次。二者的刀具磨损状态识别结果如表 2 所示。

表 2 刀具磨损状态识别结果

方法	刀具磨损状态识别	
	准确率平均值(%)	准确率标准差(%)
DL-KPI 模型	87.194	0.814
3L-ANN 模型	78.470	1.797

表 2 中,DL-KPI 模型的平均识别准确率比 3L-ANN 模型高 9%左右(87.194% vs 78.470%),表明通过增加隐含层层数来提高网络深度以及自动提取输入数据的特征能显著提高模型的性能。DL-KPI 模型识别准确率的标准差小于 3L-ANN 模型的一半(0.814% vs 1.797%),表明与 3L-ANN 模型相比,DL-KPI 模型识别的性能更加稳定。通过将 AE 结合到深度学习中,减少了由初始参数随机选取带来的

模型性能不稳定性。为了直观展示两种模型的刀具磨损状态识别效果, 绘制如图 9 所示的识别结果箱线图。从图 9 看出, DL-KPI 模型的识别准确率一直高于 3L-ANN 模型, 且前者的准确率区间较小, 同样表明 DL-KPI 模型的性能更好。可以看出, 与传统的三层神经网络方法相比, 本文所提出的方法在增加隐含层层数来逐层提取数据特征的基础上, 采用预训练初始化网络参数具有更好的鲁棒性和性能, 更适用于网络输入参数数目多、可基于物联网采集大量数据的情况。

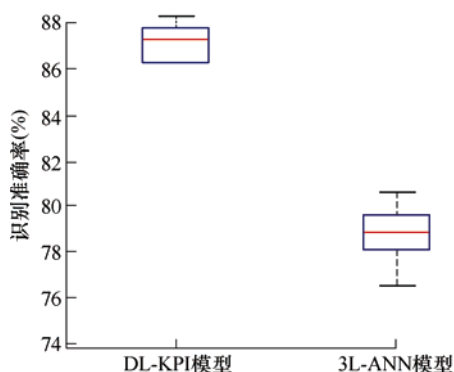


图9 刀具磨损状态识别结果箱线图

(3) 管理启示。采用 DL-KPI 模型可在线获取数控机床刀具磨损的严重程度, 而不需中断加工过程、拆下刀具检测其磨损程度。在此基础上, 结合产品数字孪生模型的对刀具退化状态的仿真, 可综合分析刀具磨损状态, 进而主动、及时维护磨损严重的刀具, 减少数控机床加工过程中因断刀、崩刃等刀具故障引起的在制品或机床主轴损坏, 进而有效保证数控机床的加工质量。在特征识别时, 总体样本中占比很小的极限特征容易被误认为是噪声, 导致难以准确对其进行提取与识别的问题。这需要管理人员充分挖掘小样本的特征, 提高其可表征的信息量, 从而在有限甚至缺失的信息中, 提高对小样本特征识别的准确率。

4 结论

本文以制造业转型需求和“中国制造 2025”要求的发展智能化产品为背景, 研究数字孪生驱动的复杂产品智能运维服务体系与核心技术, 以实现智能化、协同化、服务化的复杂产品运维管理。主要研究贡献体现在以下三个方面。

(1) 在分析了产品生命周期管理发展趋势、复杂产品智能化发展需求以及现有产品运维管理不足的基础上, 提出了一种数字孪生驱动的复杂产品智

能运维服务体系架构。

(2) 以复杂产品运维管控优化为目标, 提出了数字孪生驱动的复杂产品智能运维服务核心技术体系, 包括物理-虚拟空间形式化建模与交互协同、多源数据驱动的产品运维知识获取、虚实交互驱动的运行过程跟踪与监控、面向产品服务的实时诊断与主动维护。

(3) 通过上述核心技术的实施, 构建了一种虚实空间交互融合、运维知识动态更新、运维服务主动执行的复杂产品运维管理与协作机制。

作为一项探索性研究, 本文在阐述和探讨体系架构、核心技术实现框架与思路的基础上, 仅对体系架构的应用方式和多源数据驱动的产品运维知识获取这一核心技术进行了部分验证。后续工作将集中在: ① 如何构建以结构模型为主线, 采用分布式的方式实现复杂产品各类数字孪生模型的建模方法, 以及各类数字孪生模型的连接与集成方法; ② 如何集成和融合不同类型数字孪生模型(如机理模型、数据驱动模型)及其分析结果, 并在样本量有限、样本量缺失等情况下, 有效提高样本的信息可用性, 以支撑复杂产品运维过程的智能决策; ③ 以高端精密数控机床、航空发动机等复杂产品为研究对象, 逐一完整验证并实现以上核心技术, 并形成复杂产品智能运维服务管理新模式, 最终为用户提供数字化、智能化、协同化的产品运维服务。

参 考 文 献

- [1] 任杉, 张映锋, 黄彬彬. 生命周期大数据驱动的复杂产品智能制造服务新模式研究[J]. 机械工程学报, 2018, 54(22): 194-203.
REN Shan, ZHANG Yingfeng, HUANG Binbin. New pattern of lifecycle big-data-driven smart manufacturing service for complex product[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(22): 194-203.
- [2] LEE J, BAGHERI B, KAO H A. A cyber-physical systems architecture for industry 4.0-based manufacturing systems[J]. Manufacturing Letters, 2015(3): 18-23.
- [3] ZHANG Y, GUO Z, LV J, et al. A framework for smart production-logistics systems based on CPS and industrial IoT[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(9): 4019-4032.
- [4] 张映锋, 赵曦滨, 孙树栋, 等. 一种基于物联技术的制造执行系统实现方法与关键技术[J]. 计算机集成制造系统, 2012, 18(12): 2634-2642.
ZHANG Yingfeng, ZHAO Xibin, SUN Shudong, et al. Implementing method and key technologies for IoT-based manufacturing execution system[J]. Computer Integrated

- Manufacturing Systems, 2012, 18(12): 2634-2642.
- [5] MRUGALSKA B, WYRWICKA M K. Towards lean production in industry 4.0[J]. Procedia Engineering, 2017, 182: 466-473.
- [6] POSADA J, TORO C, BARANDIARAN I, et al. Visual computing as a key enabling technology for industrie 4.0 and industrial internet[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2015, 35(2): 26-40.
- [7] 国务院. 国务院关于印发《中国制造 2025》的通知.[EB/OL]. [2019-11-25]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2015-05/19/content_9784.htm, 2015-5-8.
- The State Council. The notice of made in china 2025 strategy of the state council.[EB/OL]. [2019-11-25]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2015-05/19/content_9784.htm, 2015-5-8.
- [8] 孟松鹤, 叶雨玫, 杨强, 等. 数字孪生及其在航空航天中的应用[J]. 航空学报, 2020, 41(9): 6-17.
- MENG Songhe, YE Yumei, YANG Qiang, et al. Digital twin and its aerospace applications[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(9): 6-17.
- [9] 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, April 23-26, 2012, Honolulu, HI, United states: AIAA International, 2012: 1818.
- [10] ZHOU G, ZHANG C, LI Z, et al. Knowledge-driven digital twin manufacturing cell towards intelligent manufacturing[J]. International Journal of Production Research, 2020, 58(4): 34-1051.
- [11] TAO F, ZHANG M, LIU Y, et al. Digital twin driven prognostics and health management for complex equipment[J]. CIRP Annals, 2018, 67(1): 169-172.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] SUN X, BAO J, LI J, et al. A digital twin-driven approach for the assembly-commissioning of high precision products[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2020, 61: 101839.
- [15] GRIEVES M, VICKERS J. Digital twin: Mitigating unpredictable, undesirable emergent behavior in complex systems[M]. BeHin: Springer International Publishing, 2017.
- [16] WARWICK G. GE advances analytical maintenance with digital twins[N]. Aviation Week & Space Technology, 2015-10-19.
- [17] 任杉. 产品生命周期大数据驱动的设计运维集成服务方法研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2019.
- REN Shan. Product lifecycle big data-driven approach of the integrated service for design and operation and maintenance[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2019.
- [18] ZHANG Y, REN S, LIU Y, et al. A framework for big data driven product lifecycle management[J]. Journal of Cleaner Production, 2017, 159: 229-240.
- [19] REN S, ZHAO X B, HUANG B B, et al. A framework for shopfloor material delivery based on real-time manufacturing big data[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2019, 10: 1093-1108.
- [20] SCHMIDHUBER J. Deep learning in neural networks: An overview[J]. Neural Networks, 2015, 61: 85-117.
- [21] BENGIO Y, COURVILLE A, VINCENT P. Representation learning: A review and new perspectives[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(8): 1798-1828.
-
- 作者简介: 黄彬彬, 男, 1994 年出生, 硕士, 助理工程师。主要研究方向为数字孪生、产品生命周期管理、产品服务系统。
E-mail: b_b_huang@163.com
- 张映锋(通信作者), 男, 1979 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为物联制造系统、数字孪生、制造系统智能化。
E-mail: zhangyf@nwpu.edu.cn
- 黄博, 男, 1984 年出生, 博士研究生, 高级工程师。主要研究方向为智能制造。
E-mail: huangbo_acae@163.com
- 任杉, 男, 1985 年出生, 博士, 讲师, 硕士研究生导师。主要研究方向为产品生命周期管理、产品服务系统、制造业大数据。
E-mail: renshan@xupt.edu.cn