

doi: 10.7690/bgzdh.2023.01.005

基于数字孪生的质量管控技术研究进展

胡才旺, 刘治红

(中国兵器装备集团自动化研究所有限公司智能制造事业部, 四川 绵阳 621000)

摘要: 为解决一般的智能制造方案对产品质量控制时效性差、问题溯源效率低、不可预见性差等问题, 提出一种基于数字孪生的质量管控技术。介绍数字孪生技术在产品质量管控中的应用及当前数字孪生模型构建所需要的关键技术, 将当前质量管控技术路线与数字孪生驱动的质量管控方法进行比较。结果表明: 将该技术引入复杂产品装配质量控制中, 可实现复杂产品装配质量控制过程中的高性能、高一一致性、可靠装配。

关键词: 数字孪生; 质量管控; 智能制造

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Research Progress of Quality Control Technology Based on Digital Twin

Hu Caiwang, Liu Zhihong

*(Department of Intelligent Manufacture, Automation Research Institute Co., Ltd. of
China South Industries Group Corporation, Mianyang 621000, China)*

Abstract: For solving the problems of poor timeliness of product quality control, low efficiency of problem traceability and poor unpredictability in general intelligent manufacturing schemes, a quality control technology based on digital twins is proposed. This paper introduces the application of digital twin technology in product quality control and the key technologies needed for the construction of current digital twin model, and compares the current quality control technology route with the quality control method driven by digital twin. The results show that the high performance, high consistency and reliable assembly can be realized in the process of assembly quality control of complex products by introducing the technology into the assembly quality control of complex products.

Keywords: digital twin; quality control; intelligent manufacturing

0 引言

随着计算机技术逐渐融入制造业, 以及物联网、大数据、人工智能等新一代计算机技术的发展, 传统的工业制造领域正不断地向着智能制造的方向发展。世界各国纷纷发布了各自的先进制造发展战略, 如德国的工业 4.0、美国的工业互联网等。这些发展战略都将计算机信息技术与制造业技术相融合, 以实现高可靠性、数字化、柔性化、智能化的制造系统, 因此智能制造受到了越来越多的关注。当前智能制造呈现出多元化的趋势, 越来越多的智能制造系统被应用于各个制造环节中, 大幅提高了当前的制造业智能化水平。随着智能制造的发展, 产品质量管控水平也得到了大幅提升, 摆脱了凭借人工经验摸索产品参数的困境。尤其对于高危产品的生产制造, 利用智能制造的相关技术, 可以有效地提高生产的安全性^[1-2]。

智能制造的主要运用包括信息物理系统 (cyber physical systems, CPS)^[3]、物联网 (internet of things,

IoT)^[4]、云计算^[5]等计算机技术, 但是这些技术的应用对系统的实时性具有非常高的要求, 而数字孪生的出现为解决系统实时性提供了一个非常可靠的技术基础^[6]。智能制造系统可以创建一个与物理实体对应的孪生体, 孪生数据库作为物理实体与孪生体交互的媒介, 物理实体通过孪生数据库将数据传输至虚拟实体, 虚拟实体通过与孪生数据库相链接的服务, 实现对物理实体的指导作用^[7]。将数字孪生与智能制造相结合, 可以让当前的制造业更加智能化、高效化、便捷化^[8]。

对于自动化程度较高的产线, 在产品的加工过程中会产生多源异构、复杂的数据, 这些大量的数据对于评价加工质量是否符合工艺要求和规范具有重要意义, 同时也可以为后续加工质量的持续改进提供数据支持和技术指导。随着智能制造技术的应用, 使得产品质量的管控逐渐摆脱了对传统制造模式和人工经验的依赖, 但是对于质量要求较高的关键部件的质量管控问题仍难以解决, 且传统的质量控制方法的实时性与智能化程度较低, 这会导致质

收稿日期: 2022-09-28; 修回日期: 2022-10-20

作者简介: 胡才旺(1998—), 男, 安徽人, 硕士, 从事智能制造研究。E-mail: 1029742877@qq.com。

量数据缺乏可预见性和后期决策能力^[9]。数字孪生技术可以很好地解决这些问题，因此，笔者针对数字孪生驱动质量管控技术的应用与研究进展进行分析。

笔者主要介绍基于数字孪生驱动的产品质量管控技术，从数字孪生技术的发展现状出发，分析数字孪生驱动产品质量管控的关键技术，并对其在质量管控的应用进行综述，总结出该技术的研究方向和应用趋势。

1 数字孪生的发展

1.1 数字孪生产生的背景

美国的 Grieves 教授在 2003 年第一次提出了数字孪生的概念^[10]，在 2010 年前后，美国航天行业依托已经建设的基于模型的系统工程，伴随物联网的发展，数字孪生技术在工业领域得到了初步应用。工业数字孪生是以数据与模型的集成融合为核心的新模式，通过在数字空间实施构建物理对象（包括资产、行为、过程等）的精准数字化映射，基于分析预测形成最佳综合决策，实现工业全业务流程的闭环优化。数字孪生的核心价值在于智慧的累加和传承，其具体价值体现在智能化辅助决策、生产数据分析、高效率创新。2012 年，NASA 和美国空军（USAF）研究实验室为满足更轻质量、更高负载和更恶劣条件下更长服役的要求，提出了未来飞行器的数字孪生概念。这时数字孪生被定义为对已建成车辆或系统的集成多物理、多尺度、概率模拟，其组成部分包括的物理模型、更新的传感器数据和历史数据，通过对物理实体的模拟反映出当前设备的状态^[11]。同年，NASA^[12]发布了一份路线图，详细介绍了建模、模拟、信息技术和处理同数字孪生之间的关系。

综上所述，通过对物理世界的模拟仿真，在虚拟世界中构建一个动态模型，虚拟世界中的模型与物理实体一一对应，且能够准确地反映出当前物理实体的真实特性、状态和行为等^[13]。

1.2 数字孪生国内外发展现状

当前数字孪生作为智能制造的一个优秀的解决方案，已经有许多国内外相关学者进行了一系列探索，同时数字孪生技术在工程应用方面也取得了很大的突破。Angrish 等^[14]认为数字孪生是一种双向映射，它能够在网络空间中反映出物理实体，以及孪生体之间对应关系。陶飞等^[15-19]提出了未来数字

孪生车间（digital twin workshop, DTW）这一新的车间生产模式，并指导新一代数字车间的建设，同时陶飞还对数字孪生模型构建的“建一组一融一验一校一管”6 方面进行探索，这套数字孪生建模方案，对数字孪生应用过程中的孪生体建模具有较大的指导作用。郑小虎等^[20]提出了智能纺纱厂参考模型、纺纱生产设备互联信息模型、纺纱工艺信息模型和基于数字孪生的智能纺纱机组架，为数字孪生技术在纺织智能工厂中的应用提供了理论支持；Bao 等^[21]提出了一种集产品、流程、操作为一体的数字孪生模型以及数字孪生模型之间的互操作模式的方法；Schleich 等^[22]建立了基于表面模型的产品数字孪生模型，以评价现代制造企业的产品、工艺和维修决策能力；Lu 等^[23]基于数字孪生等技术创建了一套用于云制造的通用架构；Park 等^[24]研究了数字孪生技术在可持续和智能制造工作中心层面操作程序中的应用；武颖等^[25]为解决复杂产品装配过程中的质量管控问题，提出了一套基于数字孪生驱动的质量管控方法。

2 数字孪生的关键技术

2.1 实时数据采集

随着传感器网络、无线网络、自动化技术和分析技术的发展，在工业生产车间开始运用以 RFID^[26]为代表的物联网技术对车间的实时状态进行检测。这些技术的运用使得制造装配车间在实时信息获取、材料交付、在制品管理、产品质量监控、制造成本跟踪等方面的实现成为了可能。因此，为了保证车间数据获取的及时性，可以将物联网技术运用到装配车间中。

为实现对装配车间的实时管控，需对物理车间数据进行实时采集，即需对物理装配车间制造资源进行实时访问。通过对物理车间进行传感器的配置，可以有效实现车间的实时数据采集，而且还能实现对车间本身业务逻辑的改造，同时还能实现与其他制造资源的交互与协作。

物理车间产生的实时数据大致可以分为实时感知数据、生产过程数据和生产活动计划 3 类数据。实施感知数据包括设备运行、生产物流和人员等的状态数据。生产过程数据，包括了生产过程中传感器所能采集到的各项设备运行数据、工艺参数、产品质量数据。生产活动计划数据指产品生产的计划数据，如生产计划和物料分配计划数据等。

2.2 建模与仿真技术

数字孪生模型的构建可以从元素、行为和规则等方面进行考虑。在元素层面上，几何模型和物理模型共同构建成数字孪生模型，这些模型一般包括车间模型、生产设备模型、制造资源模型和产品模型等，通过模型固件可有效模拟当前时间装配车间的生产状态，实现对当前产品生产质量的预测。在行为层面上，可以通过构建人员和响应机制的相关模型，对装配车间进行数字孪生建模，真实反映当前车间人员行为和状态等信息。在规则层面，构建关联规则以及车间的操作模型，保证数字孪生模型能够真实反映当前车间的运行机制和当前的生产状态。

数字孪生建模，不仅是对模型的构建，更需要对构建好的模型进行分析判断，保证模型的准确性和有效性。数字孪生模型的构建是多维度、多领域的，在每个维度或领域都会展现出不同的特性，想要对物理实体的所有特性都进行精准还原显然是不现实的；只对物理实体的关键特性进行还原，但这不免会使得数字孪生模型对物理实体的还原度不高。因此，在完成数字孪生模型的构建工作之后需要对模型的准确性和有效性进行分析。按照陶飞等对数字孪生模型构建的理解，在对构建数字孪生模型时需要从“建—组—融—验—校—管”6方面出发^[19]，构建一个高质量的数字孪生模型，如图 1 所示。

在完成数字孪生模型构建之后，结合采集到的物理车间实时数据，可以实现对物理车间的仿真。对物理车间的仿真技术，大致可以分为仿真约束条件设置、仿真方法选取、仿真模式选择 3 个步骤，并以实际的需求分析为导向，根据各生产要素之间的生产关系，完成对数字孪生模型的初始化配置。

仿真条件通常选取产品制造过程中的工艺参数数据，以及人员、物料等的资源约束，时间约束

等。仿真方法一般可以分为机理驱动仿真和数据驱动的仿真，当前阶段还有机理与数据融合的驱动方法构建仿真模型，但是该方法的研究还存在不足，需要进一步改进。仿真模式方面，当前主要是针对单个功能或者目标进行仿真。

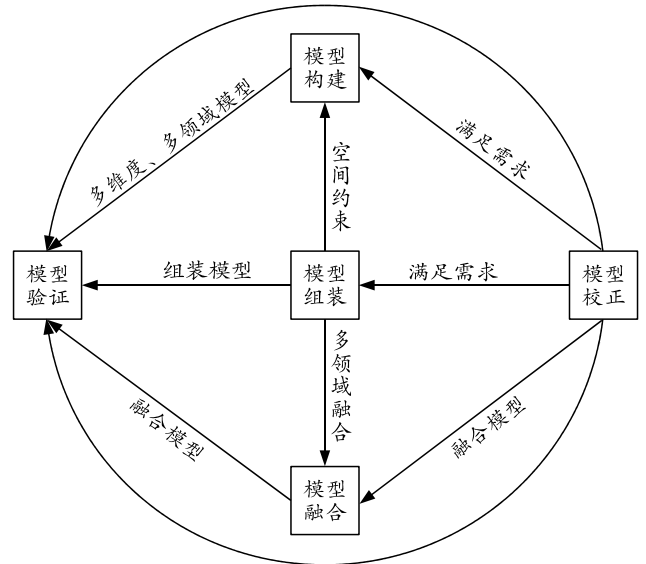


图 1 模型构建与修正

2.3 数据分析与处理技术

孪生数据是驱动物理和虚拟孪生体的数据资源。它是构建与物理实体相对应的孪生体的重要元素，是实体车间与虚拟车间之间协作的桥梁，孪生数据由物理实体在线实时感知数据、虚拟模型仿真数据和虚拟现实融合数据组成。

面对大型复杂设备加工产品的数字孪生模型构建，往往需要对多个传感器甚至多个系统之间的数据进行存储、筛选、处理和交互等，从而对物理实体的实时状态起到检测作用，但使用多传感器进行数据采集的过程中，且基于数字孪生的质量管控需要将物理数据与虚拟数据进行融合处理，因此多源数据融合也是构建数字孪生模型的重要关键技术。数据分析与处理如图 2 所示。

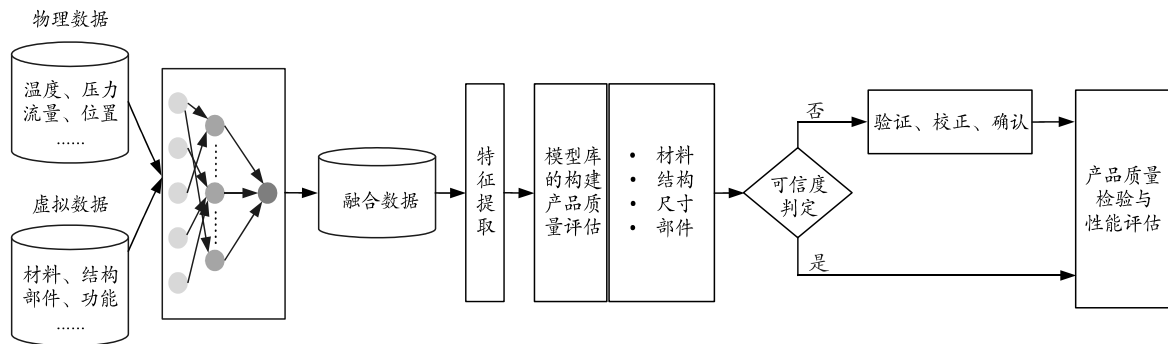


图 2 数据分析与处理

3 质量管控的研究现状

加工质量在很大程度上决定了产品的性能、质量和使用寿命，一直是制造企业重点管控的核心对象。此外，随着产品需求的增加和生产模式的转变，对加工质量控制的实施提出了更高的要求。幸运的是，新的技术也在制造业得到进一步的应用和发展。

当前阶段产品质量管控相关研究中，通常会选择在装配阶段，使用各种传感器用于跟踪和监控装配状态，例如机械特性、电磁特性、环境条件和操作参数。通过各种传感器采集到的实时数据和历史数据，可以实现对产品质量和产线状态的分析预测，从而实现对产品质量的实时管控，摆脱了以往随机抽样检测产品质量的困境。因此，当前的质量管控研究大多是对产品的质量预测，这些质量预测方法可以大致区分为机理驱动的质量预测和数据驱动的质量预测。

3.1 机理驱动的质量预测

机理驱动的产品质量预测方法主要依靠产品制造过程中工艺参数和质量特征的机构结构和先验知识，根据生产过程的物理规律，建立产品质量与工艺变量之间的精确数学表达式。该方法在特定的确定性工业制造过程有着很好的预测效果。

由于机理驱动的质量预测方法已经发展多年，国内外学者对其进行了深入研究。在生产过程误差方面，国外 Lawless 等^[27]分析了生产过程中产生的误差，提出了基于时间序列分析的自回归模型，并利用统计方法构建了误差传递模型。Mantripragada 等^[28]利用状态转移模型分析了机器各部件在装配和装配过程中可能出现的误差变化，得出了产品装配过程中的变异传播和控制方法。张媛^[29]构建了基于马尔可夫链的待装配零件分层选择模型，结合状态空间转移模型，构建了误差传递模型，实现了装配质量的有效控制。

但是，在使用状态空间传递模型控制产品质量过程中，必然会涉及到“人、机、料、法、环境、测量”等生产多方面的数据，并且随着装配复杂程度的提高，必然会涉及到大量的数据转换，导致状态空间模型构建过程中计算量大，容易出现数据失真，因此它不适合复杂的装配系统。状态空间转移模型用于实现质量控制。复杂网络理论可有效地解决这些问题，复杂网络理论可有效地描述复杂系统的统计特性和拓扑结构。Zhou 等^[30]通过提取产品的

特征信息，并使用复杂网络方法，构建旋转零件质量控制模型；高贵兵等^[31]以发动机制造过程为例，使用复杂网络制造系统的脆弱性综合评估方法建立了误差传递模型，通过脆弱性评估框架；祝鹏等^[32]根据自调节偏差传递网络的建模及误差溯源方法，分析实际装配过程中的质量数据和特征数据，结合产品制造的工艺流程，对误差传递网络中的关键特征进行识别，并提出了对应的误差溯源方法。

3.2 数据驱动的质量预测

在多阶段制造过程当中，由于工艺参数复杂度高、制造数据多元异构、各制造阶段之间具有复杂的关联关系，且产品之间指标复杂、制造过程模型复杂等问题导致机理驱动的质量预测模型，很难对多阶段制造过程构造一个合理的质量预测模型。同时，在产品制造的运行阶段其运行参数也是动态调整的，尤其对于柔性产线，很难实现对每款产品都构建一个质量预测模型。因此，基于机理的方法很难建立一个准确、有效、可解释的误差传递模型。

数据驱动的质量预测方法，通过对制造过程中的历史数据及质量特征数据进行深层次地挖掘分析，进而确定制造过程中参数变量数据对质量特征的影响程度，为产品质量持续改进优化提供全新的驱动力。数据驱动方法在于对多阶段制造过程中产品的过程变量和质量变量之间进行深度关联性分析，其只需要足够的历史数据集，而不严重依赖于制造过程的机理和先验知识。

统计模型一直是包括制造质量预测在内的各个领域常用的建模方法，其中主成分分析法和偏最小二乘法等传统统计方法在质量预测当中起着相当重要的作用。例如，Pauls^[33]应用非线性回归模型来预测各种钢板的拉伸性能。Li 等^[34]使用一个线性模型来模拟刀具磨损质量退化的影响，随机微分方程模型来模拟质量退化的影响刀具磨损的瞬时速度，以及贝叶斯框架在线更新多级制造过程的剩余寿命分布。统计模型的概念是挖掘统计特征(如方差、峰度、最大值/最小值、平均值)与目标之间的关系。因此，在建模之前应该定义一些假设(如稳定性、常数分布和高斯分布)。然而，随着现代制造业生产的日益复杂，数据呈现出高维性、动态性和不确定性等新的特征，这些特征无法被统计模型充分捕捉^[35]。因此，基于统计模型的质量预测方法，只能用于简单非线性和低纬度数据的质量预测，无法满足实际高纬度数据的工程需求，尤其是基于柔性产

线的复杂装配过程。

随着机器学习算法与深度学习算法的发展,目前国内外学者通过把这些算法相结合运用到复杂机械产品生产的质量预测。例如, Tolg^[36]使用了一种创新的人工神经网络来建模半导体产品的产量; Wang 等^[37]提出了一种用于在制品质量预测的生成神经网络模型; 蒋晋文等^[38]采用 XGboost (eXtreme gradient boosting) 算法识别出对质量影响较大的特征变量, 对制造业进行质量预测; 董海等^[39]针对复杂机械产品质量特性数据集的高维度、小样本、数据不平衡特点, 建立 DA-XGboost 模型解决复杂机械产品质量损失问题; Deng 等^[40]构建了一个基于自动编码器的深度回归模型来预测制造质量; Liu 等^[41]提出了一种基于长短时记忆的双向串并联 QTD 框架(一种端到端的统一预测框架, 称为 QTD) 用于产品质量预测。这些工作表明, 人工智能模型可以在不考虑机理的情况下捕捉不同制造过程中隐藏的复杂特征, 从而在制造质量预测中表现出可接受的性能。此外, 与传统模型相比, 深度框架显示出更强的学习能力, 因此被认为是智能制造领域一种很有前途的技术。

使用数据驱动的产品质量预测模型可以克服传统统计方法在产品质量预测研究方面, 需要考虑先验知识, 且数学模型难以构建的问题, 但是该方法也存在严重的黑箱问题, 该类方法难以实现误差溯源工作。

4 数字孪生驱动的质量管控研究现状

产品组装往往会涉及到多工序装配, 在这个过程中, 每一个装配过程都会对产品的最终质量产生影响, 传统的质量管控方式难以满足对产品质量的实时管控, 会造成大量的不合格产品没有及时进行返工, 以及时间成本和物料成本的浪费; 因此, 当前装配逐步向虚拟化、智能化的组装模式进行转变, 通过数字孪生技术, 可实现对产品质量的实时管控, 同时可动态实时调整工艺参数提高产品合格率。

张佳朋等^[42]提出了一种基于数字孪生的飞机装配质量管理与分析方法; Wagner^[43]介绍了一个基于数字孪生并融入产品功能知识生产控制的方法; 郭东升等^[44]提出了一种面向航天结构件制造车间的数字孪生建模方法, 以控制产品制造的质量; Ma^[45]为解决质量分析、控制和控制不充分的不足, 建立了数字孪生系统, 通过集成、分析的决策能力多源异构数据协同优化, 实现对产品质量的实时管

控; Zhuang^[46]使用数字孪生的智能控制方法, 用于管控高动态性、不确定性和频繁复杂产品组装车间返工; 武颖等^[25]介绍了一种数字孪生驱动的质量控制方法用于复杂产品的装配当中; 张雷等^[47]提出了一种通过数字孪生抑制多轴机床轮廓误差的方法。

在复杂产品的装配过程中, 通过在装配前做出客观、准确的决定和积极预防来提高装配质量。数字孪生技术提供了一种提高生产效率和优化复杂零件装配质量的新途径。基于数字孪生的产品组装质量控制, 将促进发展复杂产品装配仿真与在线理论、方法和工具的应用, 通过对实时控制和在线预测的研究, 进行性能预测, 形成一个新的装配状态可知、装配性能可靠、易于控制的产品装配过程, 实现复杂产品装配的准确预测和有效映射质量, 具有重要的工程应用价值。

5 结束语

将数字孪生技术引入复杂产品装配质量控制中, 采用“虚实共生, 虚实控制”的方法, 实现对复杂产品装配质量的控制和在线预测。数字孪生技术可全面解决装配性能不可预测、装配过程不可控、装配状态不可见等问题, 实现复杂产品装配质量控制过程中的高性能、高一致性、可靠装配。

与传统的质量管控方法相比, 数字孪生驱动的质量管控方法具有实时性强、一致性高、可追溯性好的优点, 但也面临着诸多挑战, 例如: 如何解决装配数据多源异构的问题, 如何解决多维度、多学科的建模与仿真问题以及数字孪生系统的决策、反馈与优化技术, 这些都是仍需探索的问题。但数字孪生技术的出现, 为当前制造业对产品质量管控的研究提供了新思路, 在产品质量的提升、误差追溯、产品一致性管控等领域起到了很好的实际使用效果。

参考文献:

- [1] 杨何, 黄盛, 陈海峰, 等. 基于火工品装药机的倒余药机构控制系统分析[J]. 兵工自动化, 2021, 40(8): 88-91.
- [2] 梁海洋, 张瀚铭, 孙科星. 基于工业互联网的高危产品装配生产线智能管控平台设计[J]. 兵工自动化, 2021, 40(12): 24-28.
- [3] WASCHULL S, BOKHORST J A C, MOLLEMAN E, et al. Work design in future industrial production: Transforming towards cyber-physical systems[J]. Computers & industrial engineering, 2020, 139: 105679.
- [4] ZEEUW A V D, DEURSEN A J V, JANSEN G. Inequalities in the social use of the Internet of things: A

- capital and skills perspective[J]. *new media & society*, 2019, 21(6): 1344-1361.
- [5] YAN H, YU P, LONG D. Study on deep unsupervised learning optimization algorithm based on cloud computing[C]//2019 international conference on intelligent transportation, Big data & smart city (ICITBS). IEEE, 2019: 679-681.
- [6] SONI R, TANMAY D, TWINKLE, et al. Digital twin: intersection of mind and machine[J]. *Int J Comput Intell IoT*, 2019, 2(3): 667-670.
- [7] 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.
- [8] HE B, BAI K J. Digital twin-based sustainable intelligent manufacturing: A review[J]. *Advances in Manufacturing*, 2021, 9(1): 1-21.
- [9] CHENG D J, ZHANG J, HU Z T, et al. A digital twin-driven approach for on-line controlling quality of marine diesel engine critical parts[J]. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 2020, 21(10): 1821-1841.
- [10] GRIEVES M. *Virtually perfect: Driving innovation and lean products through product lifecycle management*[M]. Cocoa Beach, FL: Space Coast Press, 2011: 1-382.
- [11] GLAESSGEN EH, STARGEL DS. The digital twin paradigm for future NASA and US air force vehicles[C]//53rd Structures, Structural Dynamics and Materials Conference. Special Session: Digital Twin, Honolulu, HI, 2012: 1-14.
- [12] SHAFTO M, CONROY M, DOYLE R, et al. Modeling, simulation, information technology & processing roadmap[R]. NASA, Washington, DC, USA, Tech. Rep, 11.
- [13] CUNBO Z, LIU J, XIONG H. Digital twin-based smart production management and control framework for the complex product assembly shop-floor[J]. *The international journal of advanced manufacturing technology*, 2018, 96(1-4): 1149-1163.
- [14] ANGRISH A, STARLY B, LEE Y S, et al. A flexible data schema and system architecture for the virtualization of manufacturing machines (VMM)[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2017, 45: 236-247.
- [15] FEI T, JIANG F C, QINGLIN Q, 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.
- [16] 陶飞, 张萌, 程江峰, 等. 数字孪生车间——一种未来车间运行新模式[J]. *计算机集成制造系统*, 2017, 23(1): 1-9.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] 陶飞, 张贺, 戚庆林, 等. 数字孪生模型构建理论及应用[J]. *计算机集成制造系统*, 2021, 27(1): 1-15.
- [20] 郑小虎, 张洁. 数字孪生技术在纺织智能工厂中的应用探索[J]. *纺织导报*, 2019, 904(3): 37-41.
- [21] BAO J, GUO D, LI J, et al. The modelling and operations for the digital twin in the context of manufacturing[J]. *Enterprise Information Systems*, 2019, 13(4): 534-556.
- [22] SCHLEICH B, ANWER N, MATHIEU L, et al. Shaping the digital twin for design and production engineering[J]. *CIRP Annals*, 2017, 66(1): 141-144.
- [23] LU Y, XU X. Cloud-based manufacturing equipment and big data analytics to enable on-demand manufacturing services[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2019, 57: 92-102.
- [24] PARK K T, LEE D, DO NOH S. Operation procedures of a work-center-level digital twin for sustainable and smart manufacturing[J]. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, 2020, 7(3): 791-814.
- [25] 武颖, 姚丽亚, 熊辉. 基于数字孪生技术的复杂产品装配过程质量管控方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2019, 25(6): 1568-1575.
- [26] 曹伟, 江平宇, 江开勇, 等. 基于 RFID 技术的离散制造车间实时数据采集与可视化监控方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2017, 23(2): 273-284.
- [27] LAWLESS J F, MACKAY R J, ROBINSON J A. Analysis of variation transmission in manufacturing process[J]. *Journal of Quality Technology*, 1999, 31(2): 143-154.
- [28] MANTRIPRAGADA R, WHITNEY D E. Modeling and controlling variation propagation in mechanical assemblies using state transition models[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1999, 15(1): 124-140.
- [29] 张媛. 再制造发动机装配质量控制方法及关键技术[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2017.
- [30] ZHOU S. Study on extraction of machining features about parts of revolution[J]. *Acta Automatica Sinica*, 1999, 25(6): 848-851.
- [31] 高贵兵, 荣涛, 岳文辉. 基于复杂网络的制造系统脆弱性综合评估方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2018, 24(9): 160-168.
- [32] 祝鹏, 余建波, 郑小云, 等. 机械装配过程的偏差传递网络建模与误差溯源[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2019, 53(8): 1582-1593.
- [33] PAULS K. Prediction of complete forming limit diagram from tensile properties of various steel sheets by a nonlinear regression based approach[J]. *Journal of Manufacturing Processes*, 2016, 23: 192-200.
- [34] LI H, Linkan B, NAGI G, et al. Residual Life Prediction of Multistage Manufacturing Processes With Interaction Between Tool Wear and Product Quality Degradation[J]. *IEEE transactions on automation science and engineering: a publication of the IEEE Robotics and Automation*

Society, 2017, 14(2): 1211-1224.

[35] LEE J, KAO H A, YANG S. Service Innovation and Smart Analytics for Industry 4.0 and Big Data Environment[J]. Procedia Cirp, 2014, 16: 3-8.

[36] TOLY C. An ANN approach for modeling the multisource yield learning process with semiconductor manufacturing as an example[J]. Computers & Industrial Engineering, 2017, 103: 98-104.

[37] SENH, WANG H F. A Hybrid Ensemble Model Based on ELM and Improved AdaBoost.RT Algorithm for Predicting the Iron Ore Sintering Characters[J]. Computational Intelligence & Neuroscience, 2019: 4164296.

[38] 蒋晋文, 刘伟. XGboost 算法在制造业质量预测中的应用[J]. 智能计算机与应用, 2017, 7(6): 58-60.

[39] 董海, 田赛. 基于 DA-XGboost 算法的复杂机械产品质量预测[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(3): 53-56.

[40] DENG J, BAI Y, LI C. A Deep Regression Model with Low-Dimensional Feature Extraction for Multi-Parameter Manufacturing Quality Prediction[J]. Applied Sciences, 2020, 10(7): 2522.

[41] LIU Z, ZHANG D, JIA W, et al. An adversarial bidirectional serial-parallel LSTM-based QTD

framework for product quality prediction[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2020, 31(6): 1511-1529.

[42] 张佳朋, 刘检华, 龚康, 等. 基于数字孪生的航天器装配质量监控与预测技术[J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(2): 605-616.

[43] WAGNER R, HAEFNER B, BIEHLER M, et al. Digital DNA in quality control cycles of high-precision products[J]. CIRP Annals, 2020, 69(1): 373-376.

[44] 郭东升, 鲍劲松, 史恭威, 等. 基于数字孪生的航天结构件制造车间建模研究[J]. 东华大学学报(自然科学版), 2018, 44(4): 578-585, 607.

[45] MA Y, ZHOU H, HE H, et al. A digital twin-based approach for quality control and optimization of complex product assembly[C]//2019 International Conference on Artificial Intelligence and Advanced Manufacturing (AIAM). IEEE, 2019: 762-767.

[46] ZHUANG C, GONG J, LIU J. Digital twin-based assembly data management and process traceability for complex products[J]. Journal of manufacturing systems, 2021, 58: 118-131.

[47] 张雷, 刘检华, 庄存波, 等. 基于数字孪生的多轴数控机床轮廓误差抑制方法[J]. 计算机集成制造系统, 2021(12): 3391-3402.

(上接第 21 页)

参考文献:

[1] THOMAS P R, BHANDARI U, BULLOCK S, et al. Advances in air to air refueling[J]. Progress in Aerospace Sciences, 2014, 71: 14-35.

[2] 钟德星, 李永强, 李严樱. 无人机自主空中加油技术现状及发展趋势[J]. 航空科学技术, 2014(5): 1-6.

[3] 李磊, 徐月, 蒋琪, 等. 2018 年国外军用无人机装备及技术发展综述[J]. 战术导弹技术, 2019(2): 1-11.

[4] 王庆, 蒋辉. 国外直升机空中加油技术应用现状和特点研究[J]. 江苏科技信息, 2020, 37(21): 43-46.

[5] MARTÍNEZ C, RICHARDSON T, THOMAS P, et al. A vision-based strategy for autonomous aerial refueling tasks[J]. Robotics & Autonomous Systems, 2013, 61(8): 876-895.

[6] LEE A, DALLMANN W, NYKL S, et al. Long-Range Pose Estimation for Aerial Refueling Approaches Using Deep Neural Networks[J]. Journal of Aerospace Information Systems, 2020, 17(11): 1-13.

[7] WANG X, KONG X, ZHI J, et al. Real-time drogue recognition and 3D locating for UAV autonomous aerial refueling based on monocular machine vision[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2015, 28(6): 1667-1675.

[8] 李旺灵, 孙永荣, 黄斌, 等. 锥套跟踪的自适应核窗口 Meanshift 算法[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(17): 180-185.

[9] 刘爱超, 余浩平, 杨钦宁, 等. 无人机空中对接中的视觉导航方法[J]. 导航定位与授时, 2019, 6(1): 28-34.

[10] 陈冠宇. 无人机空中加油对接引导技术[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2019.

[11] 周清, 许悦雷, 加尔肯别克. 无人机软管式自主空中加油视觉导航技术[J]. 导航定位与授时, 2020, 7(1): 40-47.

[12] NEWELL A, YANG K, JIA D. Stacked Hourglass Networks for Human Pose Estimation[C]//European Conference on Computer Vision. 2016: 483-499.

[13] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An Incremental Improvement[J]. ArXiv preprint arXiv, 2018, 18(4): 02767.