

doi: 10.7690/bgzdh.2022.06.002

基于数字孪生的关键工装寿命预测综述

孙俊义¹, 刘治红¹, 郭延涛²

- (1. 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;
2. 西北工业集团有限公司技术一处, 西安 710000)

摘要: 针对自动化产线关键工装资源的高可靠、可用问题, 分析基于数字孪生的关键工装寿命预测问题。阐述数字孪生的定义及发展, 介绍关键工装寿命的概念和预测方法, 对如何运用数字孪生技术实现关键工装寿命预测的方法进行分析论述。分析结果表明: 数字孪生技术应用于工装寿命预测领域是必要和可行的, 可有效保障智能产线的高效优质生产能力。

关键词: 数字孪生; 关键工装; 寿命预测

中图分类号: TP391.98 **文献标志码:** A

Review of Key Tooling Life Prediction Based on Digital Twin

Sun Junyi¹, Liu Zhihong¹, Guo Yantao²

- (1. Department of Intelligent Manufacture, Automation Research Institute Co., Ltd. of China South Industries Group Co., Ltd., Mianyang 621000, China;
2. No. 1 Technology Department, Northwest Industries Group Co., Ltd., Xi'an 710000, China)

Abstract: Aiming at the problem of high reliability and availability of key tooling resources in automatic production line, the life prediction of key tooling based on digital twin is analyzed. The definition and development of digital twin are described, the concept and prediction method of key tooling life are introduced, and how to use digital twin technology to realize the life prediction method of key tooling is analyzed and discussed. The analysis results show that it is necessary and feasible to apply the digital twin technology to the field of tool life prediction, which can effectively guarantee the efficient and high-quality production capacity of the intelligent production line.

Keywords: digital twin; key tooling; life prediction

0 引言

随着信息技术、通信技术的快速发展, 并与制造业深度融合, 促使制造业的生产方式正在发生深刻变革, 制造业的发展正处于重要的战略机遇期^[1]。德国、美国、日本等先进制造技术发达的国家都在进行核心制造业的升级计划, 为应对新一轮全球竞争, 我国倡导机械产品向“数控一代”乃至“智能一代”发展, 在机床数控化基础上, 通过引入各种智能化技术, 可使机床性能和智能化程度不断提高; 同时, 数控技术与智能技术相互结合, 将催生出一系列新的智能装备, 形成数控加工技术的智能化革命^[2-4]。

结合传统制造业向智能制造发展的需求, 各行业开展了大量的研究工作, 实现了大数据分析、人工智能、物联网、移动通信、边缘计算和云计算等技术在制造行业的应用^[3]。欧洲发达国家已大量开展数字孪生技术在工业领域的研究及应用工作, 如:

法国达索公司建立了基于数字孪生的产品设计与体验平台, 通过用户对产品的交互以及反馈信息, 不断进行产品实际模型的迭代优化, 从而指导真实产品的改进^[4]; 德国西门子建立了基于数字孪生技术的生产系统模型, 通过整合制造流程形成了企业 3 维数字孪生虚拟平台, 支持企业进行数字化、智能化升级转型, 在工业设备的生产过程中进行了应用与验证^[5]。

国内对数字孪生技术的研究起步较晚, 北京航空航天大学陶飞等^[6]对数字孪生车间进行了研究, 设计了数字孪生系统的组成、运行机制, 并提出了数字孪生指标体系和考核标准等, 为数字孪生技术在生产制造环节落地应用提供了基础理论参考。

近年来, 国内外开展了数字孪生技术在工装寿命预测领域的应用, 核心是建立工装寿命预测模型。Aghazadeh 等^[7]将卷积神经网络应用于刀具磨损的预测, 分别对力、振动以及电流信号等进行小波变换, 建立了时频域信号与刀具磨损量之间的映

收稿日期: 2022-02-07; 修回日期: 2022-03-28

作者简介: 孙俊义(1993—), 男, 河南人, 硕士, 从事数字孪生、工装寿命预测、机器学习研究。E-mail: 1127506406@qq.com。

射关系。郭宏等^[8]提出了一种基于深度卷积神经网络 (deep convolution neural network, DCNN) 进行刀具的寿命预测, 通过利用 DCNN 与注意力机制可以自适应地挖掘刀具监测信号与刀具寿命之间的关系, 避免传统特征提取方法不适用于高维数据与提取特征质量差等问题; 同时, 基于 KL 散度对刀具监测信号数据分布不一致进行检测, 在已有的刀具寿命预测模型上进行更新迭代, 使刀具动态寿命预测模型可以较好地适应刀具加工过程中的不确定性。

笔者将首先对数字孪生的概念内涵及数字孪生的关键技术进行介绍, 然后介绍工装寿命预测领域主流的寿命预测方法, 并分析了方法的不足, 最后对数字孪生技术在关键工装寿命预测方向的应用进行展望。

1 数字孪生的内涵定义

美国国家航空航天局 (National Aeronautics and Space Administration, NASA) 的阿波罗项目最早提出了“孪生体/双胞胎 (twins)”概念^[9]。NASA 在该项目中制造了 2 个相同的航天飞行器, 一个发射到太空, 一个留在地球。留在地球的航天飞行器主要用来反映太空中航天器的工作状态, 被称作太空中航天器的孪生体。同时, 留在地球的飞行器可以进行仿真实验, 该仿真体尽可能准确地模拟太空中真实的飞行器, 包括飞行器的运行状态、飞行器各项参数以及飞行器可能发生的故障等, 并且通过仿真构造可能出现的问题以及相应的解决办法, 从而保障太空飞行器的安全运行。2011 年, 美国空军研究实验室提出了数字孪生体, 目的是解决在复杂环境下飞行器的维护以及寿命问题^[10], 随后又提出了“机体数字孪生体”的概念^[11], 由此数字孪生体开始迎来了全新的发展^[12]。数字孪生的概念最早提出时主要用来反映产品状态并通过虚拟化方式实时呈现, 但是由于当时的计算机、通信等技术水平不够, 导致没有太多的人关注。

随着时代的进步, 通信网络的飞速发展、传感器技术水平的提高以及计算机性能的提升, 数字孪生也随之得到了新的发展。Michael Grieves 教授提出了数字孪生系统的 3 个组成成分: 物理空间的实体产品、虚拟空间的虚拟产品、物理空间和虚拟空间之间的数据和信息交互接口^[13-14]。

2 数字孪生的关键技术

2.1 数字孪生建模

为了能够更加真实地观测到物理实体的行为状态, 构建高准确度、高精细化的虚拟模型是数字孪生建模最重要的环节^[15]。虚拟模型不仅是在外观上相同, 而且需要具备物理实体的一切相关参数, 包括物理实体的材料、时空状态、功能、行为等^[16-17]。例如, 文献^[18]为深入研究风力发电机主轴轴承系统的接触机理及动态载荷, 建立了滚动轴承的 3 维仿真模型, 并基于轴承的运行状态进行仿真分析, 最后通过建立系统动力学仿真模型, 研究轴承故障动态演化机理及信号传递特性, 探究故障源激励在复杂传播路径下与动态响应的内在关系。结果表明: 通过仿真计算进行轴承故障机理研究是有效的, 且具有良好的研究前景, 为滚动轴承的动态分析与故障诊断提供了重要技术参考。文献^[19]提出一种基于数字孪生的复杂零件动态建模方法, 该方法可以构建矿山机械装备零件加工过程多物理、多维度的数字孪生模型。通过该方法建立了基于数字孪生的动态模型, 包括几何模型、工艺模型等子模型, 这些模型可以互相交互, 并且能够实时展现矿山机械装备零件加工过程的动态变化与制造工艺的在线优化, 给工艺优化提供新思路。

2.2 数据交互技术

为保证数字孪生模型能够实时与现场物理设备进行交互, 需要稳定、快速、高效、安全的数据采集方式^[20]。多数车间由于采用了来自不同厂家的设备, 所以底层的传感器以及控制器等都存在差异, 设备的接入方式、通信协议的差异导致采集方式均存在差异; 因此, 多源异构数据采集技术是数字孪生系统实现的关键^[21]。

数字孪生系统对数据采集和交互技术的基本要求^[22]:

1) 实时性。

数字孪生系统根据采样出的数据进行高精度的模型仿真, 并通过实时采集的数据对模型进行高精度控制; 因此, 数字孪生系统要求数据采集具有较低的时延, 同时为使虚拟模型更好的反映实际设备的状态, 不同传感器之间的时间同步也十分重要。

2) 分布式。

数字孪生系统中存在大量的传感器, 系统需要处理不同传感器采集的数据以及给不同传感器分配

相应的任务；因此，数字孪生系统需要具有可以分布式的控制、处理大量传感器的能力。

3) 容错性。

数字孪生系统必须要具备可以处理错误、丢失数据的能力，这样才能使数据更加准确。

当前，车间现场使用的传感器大多缺乏实时性、同步性和容错性，不能满足数字孪生系统的基本要求^[23]。文献[24]提出了一种基于CPS架构的数据采集系统，传感器先从机器组件获取数据，然后将数据发向网络传输节点，通过节点对数据进行检索、封装等处理，最后将数据传到上层应用层，从而提高了数据的容错以及可靠性。

2.3 多源异构数据融合技术

数字孪生系统的数据特点主要有多样、异构、高维度、高噪音等，而复杂环境下各种噪音会对传感器数据的采集、传输产生影响，存在数据采集的精度不高、数据传输丢失等问题；因此，需要对采集的数据做进一步处理^[25]。首先，针对数据缺失、数据冗余、数据冲突与数据错误等问题，可通过规则约束、机器学习等算法对数据进行预处理^[26]。其次，为提升数字孪生数据的可靠性、数据精度以及建模维度，可采用支持向量机、神经网络、小波分析、模糊集理论等^[27]多传感器融合方法，将来自不同传感器的数据进行融合^[28]。最后，是数据的统一表达和获取，目前工业现场常用的多源数据获取技术主要是OPC-UA (OLE for process control unified architecture)。OPC-UA将现场设备的特定协议Modbus、Profibus^[29]等抽象成标准化的接口，从而实现多源数据的统一表达和获取^[30]。文献[31]提出了采用OPC统一架构的数据采集与监控系统，通过工业互联网通信技术将采集的数据传输并存储到本地数据库，然后对数据进行预处理，保障数据的可靠性。

3 关键工装寿命预测

随着制造过程自动控制、数字化控制水平的提升，生产效率大幅提升，产品质量也随之得到了显著的提高。同时，为了使产线具有更高的适应性，大多数工厂都采用了柔性加工，使产线具有随产品变化而加工不同产品的能力；使产线可以灵活地调整加工工艺流程；使产线可以根据生产需求进行经济运行等。但是生产加工过程中，一些设备的零部件寿命会影响产品质量，尤其是关键工装的寿命对

产品质量有决定性的影响。关键工装如果失效不仅会导致产品质量差，而且如果不及时更换可能会导致设备的损坏，甚至会导致整个生产线停止；因此，对关键工装的寿命预测就变得十分重要。数控技术在加工制造领域的飞速发展，如机加柔性线中，刀具的状态对产线的持续运行、提升生产效率、保证产品质量一致性等各方面具有深刻影响；因此，一直以来都是业界研究的重点。下面以刀具为例介绍其寿命研究方法。

在切削过程中，刀具与切屑、刀具与已加工表面的接触和滑移引起刀具的磨损，加工系统中的工件、刀具、接触界面和机床等造成的接触状态的改变都对刀具磨损造成影响^[32]。依据磨损速率的不同，刀具磨损过程主要有初始磨损、正常磨损和急剧磨损3个阶段，刀具在不同磨损阶段的具体表现形式也有所不同^[33]。刀具的切削时间与磨损量变化如图1所示。初始磨损阶段，新刀会有一个磨合期，这时刀具的磨损速度较快；在正常磨损阶段，刀具的磨损速度会明显减缓；在急剧磨损阶段，随着磨损量的增加，刀具的切削刃变钝，磨损量也就随之急剧增加，刀具的性能会急剧下降，产品也会随之下降，严重时甚至会导致产线停止，此时应及时的更换刀具，避免产生不良影响^[34]。

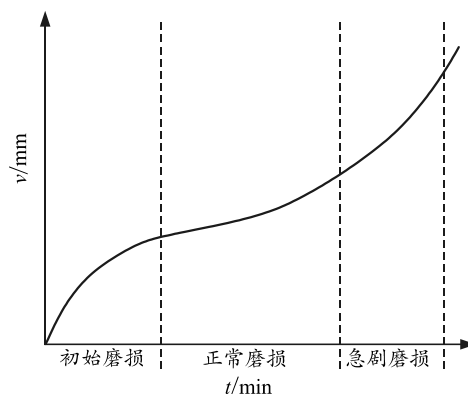


图1 刀具磨损曲线

数控机床加工过程中刀具会进行高速运动，刀具与加工零件会产生剧烈摩擦，使得刀具后刀面产生一个棱面，即后刀面磨损。通常将后刀面的磨损量作为衡量刀具寿命的重要参数。

影响刀具寿命的主要参数有切削速度、切削深度、进给量等，且与工装寿命表现出相应的函数关系。传统刀具寿命经验公式为：

$$T = C/V^x f^y a^z \quad (1)$$

式中： T 为工装耐用度； V 为工装切削速度； f 为进给量； a 为切削深度； C 、 x 、 y 、 z 均为常数^[35]。

剩余使用寿命 RUL (remaining useful life) 通常用于描述工具当前时刻与失效时刻之间的时间间隔。对于刀具的 RUL 来说,就是从刀具当前时刻到失效时刻之间的时间间隔。其中刀具是否失效的状态判断就非常关键,可定义为:

$$T-t|T>t; \tag{2}$$

式中: T 为刀具的失效时刻; t 为当期时刻^[36]。

4 工装寿命预测关键技术

现阶段工装剩余寿命的预测方法主要有 2 类: 基于物理模型的方法和基于数据驱动的方法^[37]。

基于物理模型的方法一般是试图建立工装剩余寿命与加工参数,例如切削速度、切削深度以及进给量之间的显式数学模型。计算出工装在各种工作条件下的理论寿命,在实际使用时分别计算各加工条件的实际工作时间,从而求得工装的剩余磨损率,当工装到达失效标准时进行更换处理。文献[38]提出了高速铣刀差异化振动磨损形成机制及其控制方法,通过实验证明了铣刀磨损差异与进给、轴向方向的振频和切削深度都密切相关。不过鉴于工装磨损过程具有许多不确定性和复杂性,非线性的退化过程通常很难建立精确的物理退化模型,也很难使用在线测量的数据对模型进行更新。

基于数据驱动的方法通常又分为基于机器学习和基于深度学习 2 种方法。与基于物理模型方法类似,机器学习方法可通过采集包含工装尺寸、形状、运行速度和运行时间等在内的加工参数为样本,以剩余工作时间为标签,利用机器学习的方法如支持向量机 (support vector machin, SVM)、贝叶斯网络和神经网络等进行模型构建,可有效地解决建立物理模型的困难^[39]。例如:文献[34]提出的基于 EEMD_SVM 的刀具磨损状态研究,利用集合经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD) 算法,得到更真实的本征模态函数 (intrinsic mode function, IMF) 分量,同时结合 SVM 算法建立刀具状态识别模型,发现不管样本质量如何, SVM 都可以有效减小样本之间的差异,并且取得良好的识别效果;文献[40]提出基于多通道融合及贝叶斯理论的刀具剩余寿命预测方法,通过计算多通道信号所提取特征的时间序列与对应时间矢量的斯皮尔曼等级相关系数对特征时序做单调性排序,取单调性得分高的特征,用主成分分析进行融合并构建健康因子作为观测数据,基于贝叶斯理论及马尔科夫链蒙特卡洛采样估计退化模型参数,并随着时

间推进及监测数据序贯可获,实时在线更新退化模型参数以逐渐逼近刀具磨损退化趋势,同时对每时刻剩余寿命进行迭代估计。以上方法可避免基于深度学习的方法需要依赖大量全寿命数据离线训练预测模型且模型对新预测任务适应性有限等局限性。不过基于机器学习的方法过多地依赖加工参数数据,没有深入对工装加工过程中如何影响工装寿命进行研究,虽然可以构建出剩余使用寿命的模型,但是模型的准确度以及波动较大。常见基于数字孪生关键工装寿命预测模型构建流程如图 2 所示。

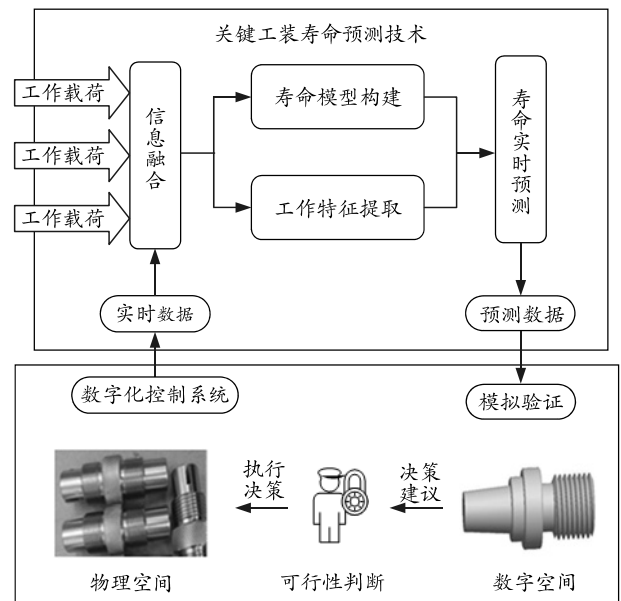


图 2 关键工装寿命预测

机器学习方法中的另一个分支为深度学习方 法,主要通过物理传感器对工装运行时的相关参数进行采集,如振动、主轴功率、声发射、电流等信号,并构建监测数据集,然后再基于深度神经网络的方法对工装寿命进行训练、预测剩余工装寿命。文献[41]提出了一种利用数字孪生驱动对数控铣刀的磨损进行在线监测方法,首先在机床生产加工过程中,基于数字孪生系统采集加工过程中的力信号、振动频率、电机功率和工艺等参数并存入数据库中;然后将切削过程中采集到的历史孪生数据进行处理,建立了刀具磨损的时变偏差量化模型和刀具磨损在线预测模型;接着搭建了面向刀具磨损的数控铣削数字孪生系统,用于在线仿真;最后实时采集加工过程中数据,实时仿真刀具的切削过程和磨损变化。针对数字孪生驱动的数控铣削刀具磨损在线监测方法,刀具磨损在线监测方法通过数字孪生系统在线采集加工过程中的各项数据,并实时预测刀具的磨损值、换刀时机以及换刀策略,从而减小刀

具失效后造成的损失。文献[42]提出了 BP_RBF 神经网络对刀具寿命进行预测,发现可以通过 BP 神经网络(误差反向传播神经网络)对权值先进行训练,得到一个最佳值,然后利用 RBF 神经网络进行寿命预测,可以有效解决传统神经网络的过拟合、收敛慢等问题,证明了在刀具寿命预测上 BP_RBF 神经网络比传统的 BP 神经网络的精度更好。BP_RBF 神经网络算法通过提前确定权值,从而加快了算法的收敛速度;其次通过多轮的迭代训练使得误差的精度变小,达到高精度的预测,相对传统 BP 神经网络取得了不错的效果,但是该算法需要反复迭代训练样本使其达到一定精度,会耗费大量的时间。

目前深度学习、神经网络等方法在非线形拟合上都有较好的表现,在刀具的磨损状态以及刀具的寿命预测方面都取得了不错的效果,但是在一些复杂工况下,刀具的磨损是无法进行测量的,这就导致有标签的算法无法发挥其应有的效果,目前在无标签的算法中,自编码算法逐渐开始展露其重要的作用。文献[43]提出使用堆叠稀疏自编码神经网络方法对航空发动机寿命进行预测,发现利用堆叠的自编码神经网络不仅可对设备、工装等建立全生命周期的模型,而且可有效地提取特征数据,排除无关数据的影响,更加准确地预测设备、工装的寿命。由于堆叠自编码神经网络的特点,可能导致训练时间过长或者收敛过慢等情况。文献[44]提出了深度堆栈自编码网络在船舶重量估算中的应用,发现可通过无监督学习方法对神经网络权值进行初始化,然后利用梯度下降方式进行参数的微调,最后利用深度堆栈自编码网络进行更深层的数据特征挖掘,并且将得到的数据与历史数据对照分析,证明了该方法相比传统神经网络具有更好的稳定性和准确性。深度堆栈自编码网络是一种可以处理大量无标签数据的无监督训练学习方法,该方法不仅适合训练标签较少的场景,甚至还可以适应无标签的场景。

综上所述,现有的工装剩余寿命的预测方法在各自特定的工况环境下有一定的实用性,但在开放性普适性等方面存在局限。近年来数字孪生技术的发展,为关键工装寿命预测的研究提供了一种新的思路。

5 数字孪生在寿命预测领域的展望

随着工业互联网、工业通信技术、人工智能等

技术的飞速发展,数字孪生技术在智能制造领域逐渐显出了强大的生命力,尤其是航空航天领域以及新能源领域,各领域都在探索和挖掘数字孪生的关键技术以及数字孪生的应用潜力^[45]。文献[46]提出基于数字孪生的航空发动机全生命周期管理,通过对航空发动机全生命周期的各个阶段进行数字孪生体建模,不仅实现了模型与实际发动机保持一致,而且可以监控发动机的运行状态和预测发动机的剩余寿命。

智能制造领域已经在产品研发、制造过程监控、设备运维等方面有一些基于数字孪生应用系统,可以实时通过虚拟模型监控物理实体的状态、行为等,提高对物理实体的管控效率。由于关键工装失效会导致产品质量下降,甚至会导致产品不合格以及产线停止等问题,所以将关键工装的寿命预测与数字孪生技术结合,是智能产线必不可少的环节。

当前,基于数字孪生的关键工装寿命预测还存在着一些挑战:

1) 自动化产线是一个控制逻辑严密的复杂系统,传感器类型的选择以及安装的位置等会对产线实际加工产生一定的影响^[47],其次,产线工况环境较为复杂,震动、温度、湿度、声音等影响工装寿命的数据采集会受到大量的干扰^[48-49]。

2) 复杂工况下工装剩余寿命的预测模型很难准确建立。如目前为了简化模型,便于实验室验证,切削实验选取的加工工艺、走刀路径和切削参数等多为恒定参数,高精度复杂型面,如叶片等,切削参数、切削路径和刀轴倾角等都可能随加工过程而改变,现有的监测和预测模型的适应性和鲁棒性无法满足实际加工^[50]。同时,大多数研究仍停留在实验室验证阶段,并没有应用到实际生产中^[51]。

3) 建立工装剩余寿命预测模型数据积累不足。如数据驱动的工装剩余寿命预测需要大量的历史数据进行模型训练,部分需要破坏性数据,造成大量浪费^[52]。如何利用较少数据实现工装寿命预测模型的构建,基于物理模型和工装设计制造的专家知识提供了一种可能,但具体实施仍需解决不少问题^[53]。

6 结束语

通过以上分析,数字孪生技术应用于工装寿命预测领域是必要和可行的,但也有不少挑战需进一步突破,需结合关键工装损耗机理模型、工装使用工况数据分析模型、工装全生命周期模型等深入研

究。应用数字孪生技术,实现关键工装的运行状态监测、剩余寿命预测以及关键工装更换决策等智能化的功能,可极大地保障智能生产线的高效优质生产能力。

参考文献:

- [1] 黄海松, 陈启鹏, 李宜汀, 等. 数字孪生技术在智能制造中的发展与应用研究综述[J]. 贵州大学学报(自然科学版), 2020, 37(5): 1-8.
- [2] 周济. 智能制造是“中国制造 2025”主攻方向[J]. 企业观察家, 2019(11): 54-55.
- [3] 黄韬, 刘江, 汪硕, 等. 未来网络技术与发展趋势综述[J]. 通信学报, 2021, 42(1): 130-150.
- [4] DASSAULT SYSTEMES. Digital twins are the future for the manufacturing industry[Z/OL]. [2021-07-27]. <https://blogs.3ds.com/uk/digital-twins-are-the-future-for-themanufacturing-industry>.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 张存吉, 姚锡凡, 张剑铭, 等. 基于深度学习的刀具磨损监测方法[J]. 计算机集成制造系统, 2017, 23(10): 2146-2155.
- [8] 郭宏, 任必聪, 闫献国, 等. 基于深度卷积神经网络的刀具寿命动态预测研究[J/OL]. 控制与决策: 1-8[2021-11-17]. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1530>.
- [9] ROSEN R, WICHERT G, LO G, et al. About the importance of autonomy and digital twins for the future of manufacturing[J]. IFAC-Papers on Line, 2015, 48(3): 567-572.
- [10] 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: 154798.
- [11] TUEGEL E J. The airframe digital twin:some challenges to realization [C]//Proceedings of the 53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference. Resron, Va, USA: AIAA, 2012: 1812.
- [12] GRIEVES M, VICKERS J. Digital twin: mitigating unpredictable, undesirable emergent behavior in complex systems[M]//Trans-disciplinary Perspectives on Complex Systems. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2017.
- [13] GRIEVES M. Virtually perfect:driving innovative and lean products through product lifecycle management[M]. Cocoa Beach, Fla., USA: Space Coast Press, 2011: 74-75.
- [14] GRIEVES M. Digital twin:manufacturing excellence through virtual factory replication[EB/OL].[2016-12-20]. http://www.aprison.com/library/Whitepaper_Dr_Grievess_DigitalTwin_ManufacturingExcellence.php. 2014.
- [15] SCHROEDER G N, STEINMETZ C, PEREIRA C E, et al. Digital twin data modeling with AutomationML and a communication methodology for data exchange[J]. IFAC-PapersOnLine, 2016, 49(30): 12-17.
- [16] 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.
- [17] DEBROY T, ZHANG W, TURNER J, et al. Building digital twins of 3D printing machines[J]. Scripta Materialia, 2017, 35: 119-124.
- [18] 田帅, 张超, 张辉. 风电机组主轴轴承典型故障的建模与仿真分析[J]. 现代电子技术, 2021, 44(21): 120-123.
- [19] 李鸳. 基于数字孪生的矿山机械装备复杂零件动态建模[J]. 机床与液压, 2021, 49(18): 160-165, 192.
- [20] 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.
- [21] 柳林燕, 杜宏祥, 汪惠芬, 等. 车间生产过程数字孪生系统构建及应用[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(6): 1536-1545.
- [22] XIANG F, ZHI Z, JIANG G Z. Digital twins technology and its data fusion in iron and steel product life cycle[C]//In: Proceedings of the 15th International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC). Zhuhai, China: IEEE, 2018: 1-5.
- [23] 李洪阳, 魏慕恒, 黄洁, 等. 信息物理系统技术综述[J]. 自动化学报, 2019, 45(1): 37-50.
- [24] GUO A, YU D, HU Y, et al. Design and implementation of data collection system based on CPS model[C]//In: Proceedings of the 2015 International Conference on Computer Science and Mechanical Automation (CSMA). Hangzhou, China: IEEE, 2015: 139-143.
- [25] 杨林瑶, 陈思远, 王晓, 等. 数字孪生与平行系统: 发展现状、对比及展望[J]. 自动化学报, 2019, 45(11): 2001-2031.
- [26] 郝爽, 李国良, 冯建华, 等. 结构化数据清洗技术综述[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2018, 58(12): 1037-1050.
- [27] 聂鹏, 马尧, 张锴锋, 等. 刀具磨损监测技术研究现状与进展[J]. 工具技术, 2021, 55(6): 3-12.
- [28] 徐龙阳, 郑增威, 孙霖, 等. 基于神经网络的多传感器融合 PDR 定位方法[J]. 传感技术学报, 2018, 31(4): 579-587.
- [29] 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.
- [30] 段德全, 李俊芬. 基于 OPC 的实时数据集成系统[J]. 计算机时代, 2009(7): 33-36.

- [31] 焦瑀阳, 李丽, 聂华, 等. 采用 OPC 统一架构的锻造车间能耗数据采集与监管系统[J]. 中国机械工程, 2021, 32(20): 2492-2500.
- [32] LI B. A review of tool wear estimation using theoretical analysis and numerical simulation technologies[J]. International Journal of Refractory Metals and Hard Materials, Elsevier Ltd, 2012, 35: 143-151.
- [33] 罗欢, 张定华, 罗明. 航空难加工材料切削刀具磨损与剩余寿命预测研究进展[J/OL]. 中国机械工程, 1-24 [2021-10-28]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.TH.20210706.0910.002.html>.
- [34] 江雁, 傅攀, 李晓晖. 基于 EEMD-SVM 的刀具磨损状态研究[J]. 中国测试, 2016, 42(1): 87-91.
- [35] 叶洪涛. 刀具耐用度公式推导过程[J]. 工具技术, 2013, 47(12): 55-57.
- [36] ENRICO Z, FRANCESCO M. A data-driven fuzzy approach for predicting the remaining useful life in dynamic failure scenarios of a nuclear system[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2009, 95(1): 49-57.
- [37] 胡昌华, 马芳, 张峰, 等. 精密机电设备寿命评估方法[J]. 导航与控制, 2018, 17(1): 21-33.
- [38] 刘安民, 沈航, KRUTH J P. 高速铣削时刀夹联体振动特性影响后刀面磨损机理[J]. 机械工程学报, 2008(4): 63-68.
- [39] 常钰, 魏乐, 王瑞祥. 数据驱动的刀具剩余寿命预测方法综述[J]. 电子技术与软件工程, 2020(19): 193-197.
- [40] 王艺玮, 邓蕾, 郑联语, 等. 基于多通道融合及贝叶斯理论的刀具剩余寿命预测方法[J]. 机械工程学报, 2021, 57(13): 214-224.
- [41] 李聪波, 孙鑫, 侯晓博, 等. 数字孪生驱动的数控铣削刀具磨损在线监测方法[J/OL]. 中国机械工程, 4[2021-12-07]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.TH.20210519.1545.006.html>.
- [42] 方喜峰, 张杰, 程德俊, 等. 基于 BP-RBF 神经网络的刀具寿命预测模型研究[J]. 工具技术, 2020, 54(12): 69-73.
- [43] 刘康, 肖娜. 基于堆叠稀疏自编码神经网络的航空发动机剩余寿命预测方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(12): 29-33, 38.
- [44] 陈健, 唐俊遥, 朱生光, 等. 深度堆栈自编码网络在船舶重量估算中的应用[J]. 计算机工程, 2019, 45(5): 315-320.
- [45] 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.
- [46] 刘婷, 张建超, 刘魁. 基于数字孪生的航空发动机全生命周期管理[J]. 航空动力, 2018(1): 52-56.
- [47] 周长安. 铣削加工刀具磨损状态在线监测测振刀柄系统与信号奇异性分析研究[D]. 济南: 山东大学, 2020.
- [48] 葛峰, 韩建立, 林云, 等. 多应力条件下装备加速贮存寿命评估方法[J]. 兵工自动化, 2020, 39(3): 14-18.
- [49] 黄承赓. 基于监测大数据的产品剩余寿命预测方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
- [50] 王国锋, 董毅, 杨凯, 等. 基于深度学习与粒子滤波的刀具寿命预测[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2019, 52(11): 1109-1116.
- [51] 蔡伟立, 胡小锋, 刘梦湘. 基于迁移学习的刀具剩余寿命预测方法[J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(6): 1541-1549.
- [52] 骆伟超. 基于 Digital Twin 的数控机床预测性维护关键技术研究[D]. 济南: 山东大学, 2020.
- [53] 中国生产力学会重大技术装备制造业发展研究[C]//2007-2008 中国生产力发展研究报告. 北京: 中国生产力学会, 2009: 94.