

doi: 10.11823/j.issn.1674-5795.2025.05.06

# 基于数字孪生的机械设备运行状态监测技术研究综述

刘宇轩, 郭蔡果荟, 于翀\*, 李成成, 王洛文

(中国航空工业集团公司北京长城计量测试技术研究所, 北京 100095)

**摘要:** 随着我国工业及制造业的快速发展, 机械设备传统的维修方式逐渐无法满足高效率的生产要求, 对机械设备运行状态实时监测的需求在不断提升。近年来, 数字孪生技术的发展与应用为机械设备运行状态监测提供了新的思路。本文阐述了机械设备运行状态监测的重要性以及数字孪生的基本概念, 重点分析了数字孪生领域中信息融合的相关理论, 对多信息融合状态监测技术进行了梳理, 总结了各理论的优势与不足并进行了对比分析。最后, 根据信息融合理论的研究现状, 从以应用目标为导向构建数字孪生模型、探索智能化模型实时更新技术、传感器数字孪生模型构建等方面进行了展望, 为今后数字孪生驱动的机械设备运行状态监测技术的研究与发展提供参考。

**关键词:** 数字孪生; 机械设备; 运行状态监测; 贝叶斯理论; 证据理论; 神经网络; 信息融合; 智能化模型

中图分类号: TB9; TH17      文献标志码: A      文章编号: 1674-5795 (2025) 05-0048-20

## Summary of research on status monitoring technology of mechanical equipment operation based on digital twins

LIU Yuxuan, GUO Caiguohui, YU Chong\*, LI Chengcheng, Wang Luowen

(AVIC Changcheng Institute of Metrology &amp; Measurement, Beijing 100095, China)

**Abstract:** With the rapid development of industry and manufacturing in China, the traditional maintenance methods of mechanical equipment gradually can't meet the requirements of high-efficiency production, and the demand for real-time monitoring of mechanical equipment operation status is constantly rising. In recent years, the development and application of digital twin technology provide a new idea for the monitoring of mechanical equipment operation status. This paper describes the importance of mechanical equipment operation status monitoring and the basic concept of digital twins, focuses on the analysis of the relevant theory of information fusion in the field of digital twins, combs the multi-information fusion status monitoring technology, summarizes the advantages and disadvantages of each theory, and makes a comparative analysis. Finally, according to the research status of information fusion theory, the prospect is made from the application goal-oriented construction of digital twin model, the exploration of intelligent model real-time update technology, and the construction of sensor digital twin model, which provides a reference for the research and development of digital twin driven mechanical equipment operation status monitoring technology in the future.

收稿日期: 2025-08-20; 修回日期: 2025-09-17

基金项目: 航空科学基金项目(2023Z061044001)

引用格式: 刘宇轩, 郭蔡果荟, 于翀, 等. 基于数字孪生的机械设备运行状态监测技术研究综述[J]. 计量技术, 2025, 45(5): 48-67.

**Citation:** LIU Y X, GUO C G H, YU C, et al. Summary of research on status monitoring technology of mechanical equipment operation based on digital twins [J]. Metrology & Measurement Technology, 2025, 45(5): 48-67.



**Key words:** digital twins; mechanical equipment; operation status monitoring; Bayesian theory; evidence theory; neural network; information fusion; intelligent model

## 0 引言

机械设备是现代化工业生产制造、交通运输的重要基础,在机械设备运行过程中难免会出现机械故障,造成机械设备运行异常,影响生产效率,甚至造成相关人员的生命财产损失<sup>[1]</sup>。目前,机械设备的维修策略主要分为3大类:事后维修、定期维修与视情维修。事后维修策略与定期维修策略逐渐无法满足机械设备使用要求。为降低维修、维护成本,提高机械设备运行效率,视情维修开始受到重视。机械设备视情维修的关键技术环节是对机械设备运行状态实现实时监测<sup>[2]</sup>。运行状态监测即对持续运行中的机械设备整体或零部件进行实时在线监测,判断机械设备运行是否正常、机械结构是否破坏、有无异常征兆,并根据机械设备的异常征兆预测其变化趋势与可能发生的故障<sup>[3-4]</sup>。

传统的监测方法主要分为2大类:基于模型的监测方法与基于特征的监测方法。基于模型的机械设备运行状态监测方法通过设备动力学方程构建数学模型,结合各类传感器数据(振动、温度、应变、转速等)同步更新动力学模型状态,实现对机械设备运行状态的监测。徐晓辉<sup>[5]</sup>研究了隔膜泵曲柄滑块机构的零部件磨损问题,采用分离-接触模型建立了相应的动力学模型,求解微分表达式后利用龙格-库塔法对动力学方程进行了数值求解,并绘制磨损情况在不同参数状况下的动态响应曲线,通过对动态响应曲线进行分析,结合非线性理论中的分形与分维理论,得到磨损故障时的加速度关联维数,通过计算关联维数判断机械故障类别,从而进行往复机械的状态识别和故障诊断。王宇航<sup>[6]</sup>为解决传统随机共振只能分析微弱信号的问题,提出了一种三稳态随机共振数学模型,并将三稳态随机共振与移频变尺度方法和量子粒子群算法相结合,构建一种基于三稳态随机共振的轴承故障诊断方法。高茂生<sup>[7]</sup>从动力学角度出发,围绕均布式齿面磨损故障进行深入研究,基于 Ar-

chard 方程建立了行星轮数量对磨损影响的行星齿轮箱均布式齿面磨损厚度计算模型,基于集总参数法建立考虑磨损时变啮合刚度、磨损啮合相对位移和磨损啮合误差的行星齿轮箱均布式齿面磨损故障动力学模型,以获取全寿命周期仿真振动信号,随后利用提出的导数动态频率规整算法计算故障信号与健康信号之间的欧式距离,实现故障退化趋势预测。汪宗正<sup>[8]</sup>开展了齿轮故障摩擦动力学研究,探索了故障、润滑、摩擦和振动之间相互作用机理,建立了多向机械振动下的动态接触刚度模拟模型,总结了载荷波动、速度波动及其耦合波动对齿轮动态接触刚度的影响规律,为齿轮健康监测和故障诊断提供了参考。

基于特征的机械设备运行状态监测方法从各类传感器原始数据中提取时域(均值、峰值)、频域快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)频谱及时频特征(小波包能量),结合机器学习等技术识别机械设备运行状态中的异常模式。AMBIKA S P 等人<sup>[9]</sup>提出利用机器学习中的散射变换,从滚动轴承的振动信号中提取平移、旋转和变形信息作为故障特征,输入支持向量机分类器中实现滚动轴承状态监测。YING W 等人<sup>[10]</sup>提出了一种多模态特征增强融合网络框架,通过双分支特征提取从声学 and 红外热成像数据中捕获局部和全局特征,基于狄利克雷分布的可信特征融合模块衡量每种模态对诊断结果的贡献,确保不同样本之间模态特征的可靠融合,实现多模态融合诊断结果可信度的可靠评估。吕猛<sup>[11]</sup>设计了煤矿机械设备运行状态参数监测软件,将振动传感器数据、速度传感器数据、位移传感器数据等运行状态数据和标准状态参量作差处理,以数据差值为主要特征,实现了简单高效的煤矿机械设备运行状态监测。沈锋<sup>[12]</sup>采集了机械设备运行过程中的图像数据,通过基于深度学习的图像分类算法对各工况下的图像进行了识别和分类,利用基于时间序列分析结合卷积神经网络的方法对设备的运行状态进行预测和预警。朱凤娇<sup>[13]</sup>通过卷积神经网络对某型

旋转机械的状态监测进行了研究,探索了随机梯度下降算法在优化卷积神经网络模型权重参数中的作用,验证了数据特征结合卷积神经网络模型的状态监测技术在高速旋转机械设备状态监测中的有效性。谭兴富等人<sup>[14]</sup>利用振动传感器获取机械设备的振动方向,利用声发射传感器对机械设备的振动距离进行检测,根据建立的特征分析模型提取设备运行状态特征,并建立特征集合,采用增量式学习机制对设备运行特征数据集开展动态聚类,实现了对煤炭洗选机械设备运行状态的

监测。韩瑞宝等人<sup>[15]</sup>以某型工业电动机为研究对象,在电机前后端轴承处安装了高精度温度传感器,在电动机外壳且靠近轴承的位置安装了振动传感器,通过快速傅里叶变换提取了振动数据中的故障特征频率,并计算温度变化率,结合深度神经网络算法实现了对工业电动机的状态监测。

这些监测方法虽然已经广泛应用于状态监测、故障诊断、健康管理等系统中,但依然存在不足,如需要大量历史数据、相关人员经验数据等<sup>[16-17]</sup>。以上监测方法的优势与不足对比如表1所示。

表1 监测方法的优势与不足

Tab.1 Advantages and disadvantages of monitoring methods

监测方法	优势	不足
基于模型的监测方法	设备故障原因可追溯;适应于小样本数据下的监测;可跨多种工况,鲁棒性强	建模成本较高,需要掌握设备故障机理;设备依赖性较高,普适性低;需要大量计算,实时性弱
基于特征的监测方法	部署灵活性强;系统实时性高;大数据处理能力	特征可解释性较差;对设备运行数据依赖性较强;对噪声敏感,易受干扰

随着数字孪生技术的发展,越来越多的科研人员开始研究基于数字孪生的机械设备运行状态监测技术<sup>[18-19]</sup>。数字孪生可通过虚实映射、实时同步、闭环优化,可整合物理模型与数据驱动模型以及故障特征,极大地推动了机械设备运行状态监测技术的进步。数字孪生应用于机械设备运行状态监测的核心价值在于数字孪生模型具有“实时孪生性”,即虚拟空间的数字孪生模型能够根据多源数据动态反映物理实体的状态变化。“虚拟模型同步更新技术”成为其核心价值的关键支撑,该技术通过实时采集传感器数据与运行参数,结合数据同化、数据融合等方法推动孪生模型及时更新,确保孪生模型与物理实体同步演化。数据融合在基于数字孪生的机械设备运行状态监测技术中处于核心地位。数据融合技术通过整合多源异构数据、耦合物理规律与数据特征,显著提升机械设备状态监测的准确性、实时性和可预测性。

本文对数字孪生技术进行介绍,随后针对基于数字孪生的机械设备运行状态监测中的多信息融合状态监测技术进行梳理,最后分析贝叶斯理论、模糊理论、证据理论、神经网络应用于数据融合的优势与不足,为未来数字孪生驱动的机械

设备运行状态监测技术的进一步发展及与监测系统的性能优化提供参考。

## 1 数字孪生

GRIEVES M教授在2003年提出了数字孪生的思想并将其命名为“信息镜像模型”(Information Mirroring Model, IMM),其相关理论早期主要应用于军工、航空航天等领域。2010年,美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)详细描述了航天器数字孪生的概念与功能。2011年,美国空军研究实验室(Air Force Research Laboratory, AFRL)结构力学部的PAMELA A K发表了题为《基于状态的维护+结构完整性&战斗机机体数字孪生》的学术演讲,首次明确提出了“digital twin”(即“数字孪生”)一词。2012年, NASA与AFRL共同提出了未来飞行器的数字孪生模型范例<sup>[20-26]</sup>。2016年,西门子公司在工业论坛上提出数字孪生的组成要素包括:产品数字孪生模型、生产工艺流程数字孪生模型、设备数字孪生模型<sup>[27]</sup>。国内,北京理工大学的庄存波等人<sup>[28]</sup>、北京航空航天的陶飞等人<sup>[29-30]</sup>分别从产品数字孪生与车间数字孪生的角度,对数字孪生



的构成要素进行了界定。即数字孪生主要由3部分组成：现实空间存在的物理实体、虚拟空间存在的孪生模型以及用于现实空间与虚拟空间交互的数据。

数字孪生结构示意图如图1所示。在虚拟空间建立现实空间物理实体的多维度、多尺度、多方位、高保真度的数字化模型（即物理实体的数字孪生模型），通过传感器获得物理实体在现实空间的数据，输入到虚拟空间的孪生模型中，通过孪生模型的响应对现实空间物理实体进行运行状态监测、故障预测，实现“由虚控实”<sup>[31-32]</sup>。

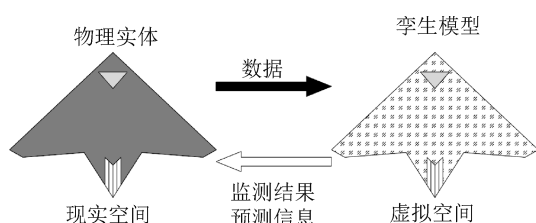


图1 数字孪生结构示意图

Fig.1 Schematic diagram of digital twins structure

数字孪生的实现流程可以概括为：以现实空间的物理实体为建模对象，以物理模型、传感器采集的数据为基础，结合高保真度建模方法，以实现尽可能精确的映射为原则，依托计算机技术、数据分析技术，在虚拟空间建立现实空间物理实体的镜像模型（即孪生模型）；充分利用物理实体与孪生模型之间的数据、信息交互，对孪生模型不断进行迭代、优化，以达到物理实体与孪生模型的同步演化；最后，通过孪生模型对输入数据的响应与反馈，实现对物理实体的运行状态监测、故障诊断与健康状态预测，进而辅助物理实体在全寿命周期中的控制与决策。数字孪生实现流程图如图2所示。

## 2 多信息融合的状态监测技术

实现基于数字孪生的机械设备运行状态监测需要利用复杂结构建模技术、动态仿真技术、高精度传感技术、大数据及云计算技术、多信息融合状态监测技术等，要求较高的数字孪生模型还需要结合人工智能、物联网、虚拟现实等先进技术实现，如图3所示<sup>[33]</sup>。

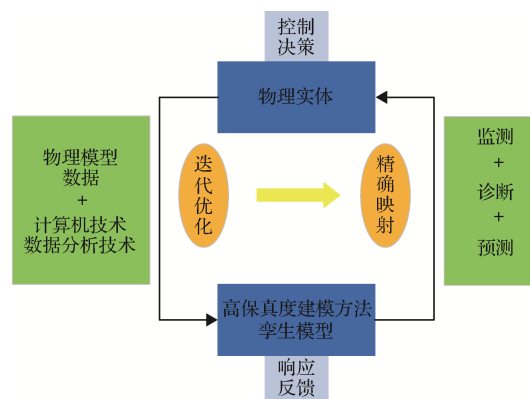


图2 数字孪生实现流程图

Fig.2 Flowchart of digital twins implementation

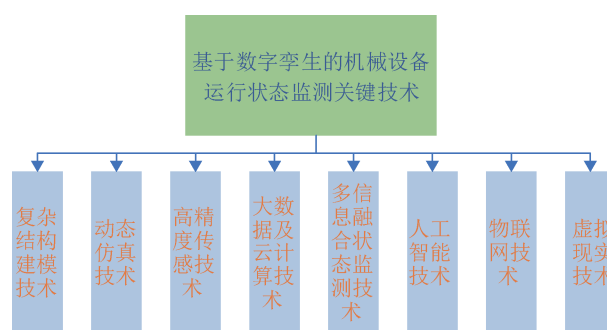


图3 基于数字孪生的机械设备状态监测关键技术

Fig.3 Key technologies for mechanical equipment condition monitoring based on digital twins

多信息融合状态监测技术在基于数字孪生的机械设备运行状态监测全过程中起到了“承上启下”的作用。该技术对传感网络获取的现实空间物理实体的各种数据进行综合分析，对物理实体的运行状态、健康状况进行判断，并反映到虚拟空间的孪生模型上。随后，根据孪生模型的响应对物理实体的演化趋势、故障发展情况进行预测，辅助相关工作人员完成决策并对机械设备进行控制。总之，高效且准确的多信息融合状态监测技术是实现基于数字孪生机械设备运行状态监测的重要环节。在多信息融合状态监测技术中，较常用的理论分为4大类：贝叶斯理论、证据理论、模糊理论、神经网络，如图4所示<sup>[34]</sup>。

多信息融合状态监测技术主要包括以下5个步骤：

### 1) 数据采集与预处理

利用机械设备中的各类传感器（如振动传感器、温度传感器、声发射传感器、视觉传感器等）

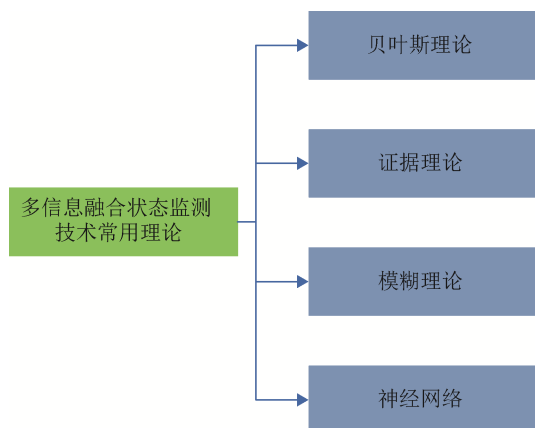


图4 多信息融合状态监测技术常用理论

Fig.4 Common theories of the multi-information fusion state monitoring technology

实时采集各种运行状态数据，之后进行数据清洗、去噪、归一化等预处理，并提取时域、频域或时频域等数据特征。

## 2) 信息融合计算

通过信息融合算法[如贝叶斯网络、Dempster-Shafer(D-S)证据体、模糊推理系统、神经网络]对预处理后的多源特征数据进行相关计算，并输出融合结果。

## 3) 数字孪生模型更新与映射

将融合算法输出的状态评估结果实时映射到虚拟数字孪生模型上，实现模型的动态更新。

## 4) 预测与决策

基于更新后的数字孪生模型，进行故障预测和剩余寿命分析，将预测结果和建议决策反馈给物理空间，用于指导维护、控制优化。

## 5) 闭环优化

物理空间执行决策后，产生新的数据，再次进入循环，形成一个持续迭代优化的闭环。

基于数字孪生的状态监测通用信息融合框架如图5所示。

## 2.1 基于贝叶斯理论的多信息融合状态监测技术

假设 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$ 为样本空间 $S$ 的划分，以 $P(\omega_i)$ 表示事件 $\omega_i$ 发生的概率，且 $P(\omega_i) > 0 (i = 1, 2, \dots, n)$ 。对于任一事件 $X$ ， $P(X) > 0$ ，得到如式(1)所示的贝叶斯公式。

$$P(\omega_i/X) = \frac{P(X/\omega_i)P(\omega_i)}{\sum_{j=1}^n P(X/\omega_j)P(\omega_j)} \quad (1)$$

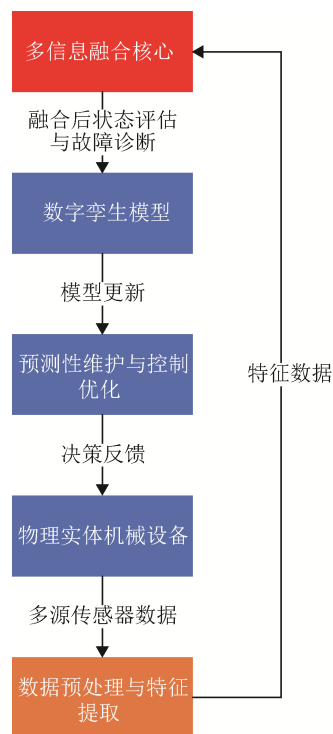


图5 基于数字孪生的状态监测通用信息融合框架

Fig.5 General information fusion framework for state monitoring based on digital twins

式中： $P(\omega_i)$ 为先验概率，即根据过去机械设备运行得到记录并结合主观判断所确定的某一故障发生的概率； $P(\omega_i/X)$ 为后验概率，即在设备运行过程中某一故障发生的概率<sup>[35]</sup>。

基于贝叶斯理论的多信息融合状态监测技术，以贝叶斯公式为基础并衍生出动态贝叶斯网络、贝叶斯推断等理论，这些理论对现有数据、先验概率进行分析，推断未来某一事件或故障发生的概率，并根据概率大小进行分类、决策<sup>[36]</sup>。基于贝叶斯理论的多信息融合状态监测技术广泛应用于机械设备的状态监测、故障诊断与控制决策，具体实现步骤包括：

### 1) 故障模式的确定

根据机械设备的部分运行机理和历史运行数据、历史故障数据，确定待监测的故障模式(如对于旋转机械，故障模式可确定为： $F = \{\text{正常, 轴承磨损, 齿轮断齿, 不平衡}\}$ )。

### 2) 故障先验概率计算

根据机械设备的历史运行数据为故障模式赋予初始的先验概率(对于新设备可假设故障模式为

均匀分布)。

### 3) 似然函数拟合

为每个传感器特征定义其在某种故障下的条件概率分布。对于简单故障模式可通过数字方程近似拟合,对于复杂故障数据则需要通过统计学习或机理模型仿真生成。

### 4) 在线监测与更新

实时采集各类传感器数据,提取故障特征并代入式(1)的贝叶斯公式,计算所有故障模式的后验概率。随后将后验概率作为新的先验概率,为下一次更新做准备,实现数字孪生模型的动态演化。

经过以上步骤后,数字孪生模型的“状态”模块不再是一个固定值,而是由一个动态贝叶斯网络构成的实时更新的模块。机械设备虚拟模型通过接收物理传感器的实时数据,持续更新动态贝叶斯网络中每个节点的概率分布。

LICZ等人<sup>[37]</sup>建立了某型飞机机翼的数字孪生模型,并结合动态贝叶斯网络对各种随机和认知不确定性源进行分析,以确定对裂纹扩展的影响,最终构建了用于机翼故障诊断和预测的概率模型。YUJS等人<sup>[38]</sup>以飞机红外成像装置为研究对象,建立了基于非参数贝叶斯网络的数字孪生模型,并结合改进高斯粒子滤波与过程混合模型理论,提出了实时模型更新策略,增强了模型的自适应性,实现了对物理实体健康状态演化过程的监测。赵福斌等人<sup>[39]</sup>对飞机服役过程中的随机和认知不确定因素进行研究,分析了二者对飞机蒙皮损伤演化的影响,以断裂力学降阶模型、裂纹扩展模型和参数先验分布构建数字孪生模型,并结合动态贝叶斯网络对数字孪生模型的裂纹长度进行预测,根据预测结果对飞机蒙皮物理实体的维修进行决策,其提出的蒙皮裂纹智能检查维修策略基本框架如图6所示。

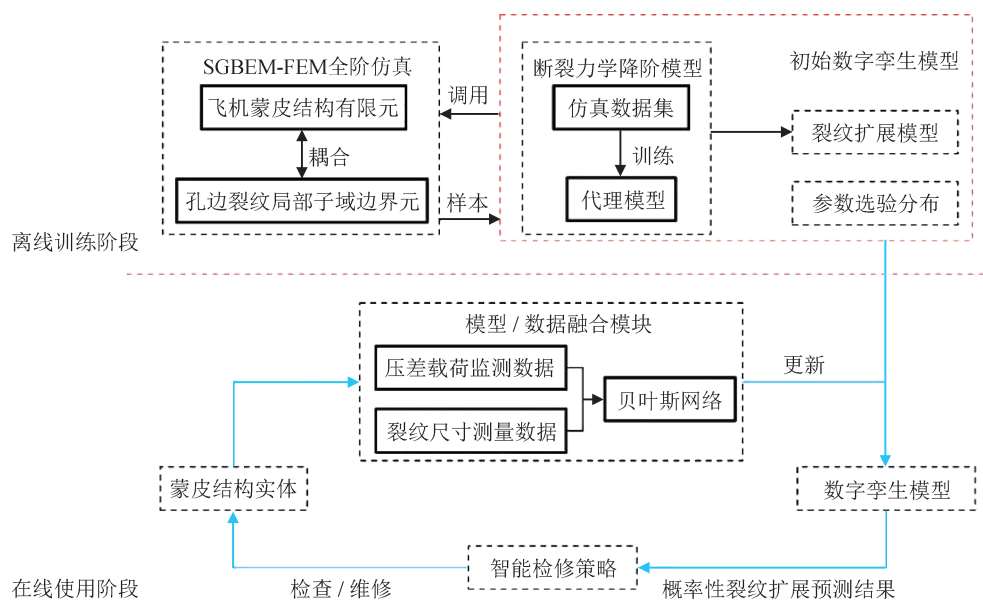


图6 蒙皮裂纹智能检查维修策略基本框架

Fig.6 Basic framework of intelligent inspection and maintenance strategy for skin cracks

赵育等人<sup>[40]</sup>对印刷机的结构与运行原理进行了分析,对其关键零部件进行了建模与仿真,得到了相应的数字孪生模型,将贝叶斯网络与经改进的多色集合理论进行结合,以核密度估计函数对印刷机运行数据的先验概率进行分析,实现了对印刷机的状态监测与预测。付洋等人<sup>[41]</sup>对航空发动机涡轮盘剩余寿命在线预测问题进行了研究,

通过分析涡轮盘疲劳裂纹损伤机理,建立了涡轮盘的数字孪生模型以表征其性能退化过程,利用贝叶斯网络对数字孪生模型随运行时间的演化规律进行描述,结合粒子滤波算法、贝叶斯推理实现了航空发动机涡轮盘剩余寿命的监测。刘小波等人<sup>[42]</sup>在边缘服务器上利用数字孪生技术建立了车辆对应的数字孪生模型,对不同时间维度和空

间维度上的车辆交互进行模拟,得到车辆历史交互经验并提出分层信任管理框架,利用贝叶斯推断计算车辆之间的直接信任值,实现了对所提框架抗攻击性能的评估。孙瑜等人<sup>[43]</sup>通过搭建风力发电机的三维模型与风力发电机机理模型构建风力发电机的数字孪生模型,以风力发电机正常运行和发生故障时的数据为先验数据,结合以贝叶斯分类准则为基本框架的概率神经网络,进行风力发电机组全寿命周期的运行状态监测,为风力发电机的寿命分析、运行控制与维修决策提供了技术支持。

基于贝叶斯理论的多信息融合状态监测技术计算简单、结果直观、易于理解,具有概率可解释性,后验概率输出直观反映故障发生可能性,便于决策支持;通过先验概率融合设备历史运行记录,可实现渐进式学习;相比深度学习,动态贝叶斯网络更新耗时仅毫秒级,适合实时监测。

但利用贝叶斯理论及相关衍生理论进行信息融合故障分析时,需要具备的前提条件较多,其中一个重要的条件是:计算后验概率需要先计算相关故障的先验概率,而某些故障事件的先验概率并不容易获取。例如,某些故障可能导致机械设备损坏,缺乏历史数据支撑先验概率计算;某些故障虽然没有导致设备损坏,但考虑到安全因素,机械设备无法继续正常使用;某些故障模式(如核电设备冷却剂泄漏)因安全规范禁止触发,

无法获取真实故障数据。此外,朴素贝叶斯理论需要假设“属性相互独立”,但在实际工况中,机械设备运行过程中的各类故障之间普遍存在一定的关联,此时“属性相互独立”的假设往往不再成立。多传感器数据也存在关联,如温度与振动传感器数据在润滑不良工况下呈现非线性耦合。随着数字孪生技术的发展,可以尝试通过建立数字孪生模型注入虚拟故障,生成仿真数据补充先验或相似设备故障数据,并通过特征对齐减少域偏移,在一定程度上弥补贝叶斯理论的不足。

## 2.2 基于证据理论的多信息融合状态监测技术

20世纪70年代,DEMPSTER与SHAFFER在贝叶斯估计法的基础上提出了D-S证据理论,证据理论构建了命题与集合的关系,将命题的不确定性问题转化为集合的不确定性问题。此理论对传感器架构要求较低,引入信任函数解决了贝叶斯理论中先验概率难以获得的问题,有利于对问题的未知性进行分析<sup>[44~46]</sup>。

证据理论信息融合模型如图7所示,对来自多个传感器获取的数据与信息(即证据)进行预处理,并以证据理论进行相关分析(主要计算各证据的基本概率分配函数、可信度、似然度等指标);随后以证据理论的合成规则进行信息合成,并再次计算合成后证据的基本概率分配函数、可信度、似然度等指标,根据证据理论的判断规则对数据进行判断与选择,最后输出融合信息<sup>[47]</sup>。

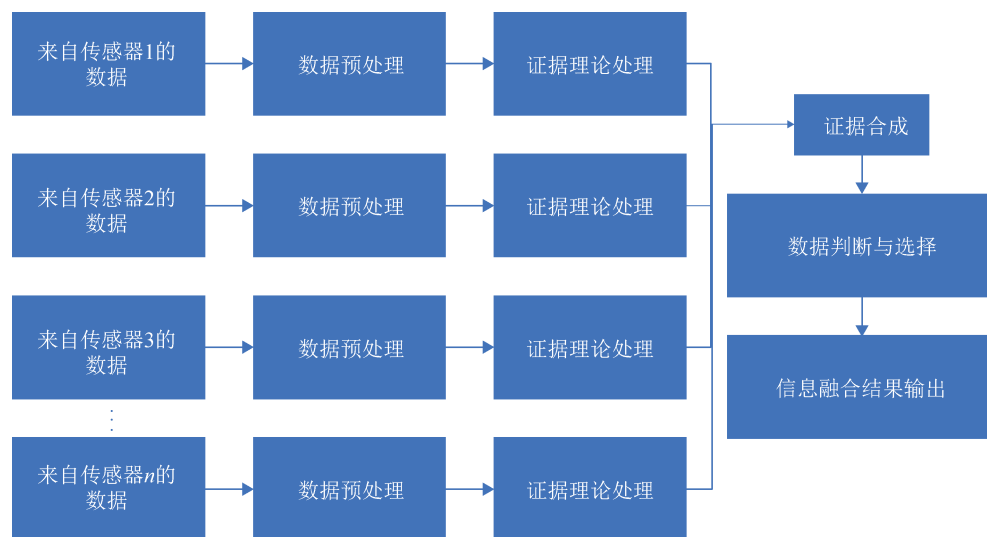


图7 证据理论信息融合模型

Fig.7 Evidence theory information fusion model



基于证据理论的多信息融合机械设备状态监测技术具体实现步骤如下:

#### 1) 识别框架的建立

与贝叶斯法类似,定义所有可能故障模式的集合。

#### 2) 基本概率分配

为每一个传感器的信息源定义一个基本概率分配函数。通过训练数据、专家规则等使用函数为故障模式的每个子集分配一个可信度质量(0~1)。

#### 3) 证据合成

使用证据理论的组合规则,将来自不同传感器的基本概率分配函数合成为一个新的、综合的基本概率分配函数。

#### 4) 决策判断

根据合成后的基本概率分配函数,计算每个故障命题的信度和似真度,并依据预设规则做出最终诊断决策。

以机械设备的数字孪生模型作为证据合成与冲突管理的平台,物理传感器和虚拟传感器提供的证据同等对待,一并送入D-S融合引擎。当不同传感器证据出现冲突时,孪生模型展示冲突的大小和来源,辅助工程师判断是设备真故障还是某个传感器失效,极大地提升系统的容错能力。

任宇航等人<sup>[48]</sup>对数字孪生系统的可信度评估方法进行了研究,基于D-S证据理论与组合加权算术平均(Combined Weighted Arithmetic Averaging, CWAA)算子的相关理论提出了一种综合评估方法,实现了单项指标与多项指标综合的数字孪生系统可信度评估。HE B等人<sup>[49]</sup>从决策级和数据级融合2个角度对智能机器人的运行过程及检测方式进行了理论研究,结合D-S证据理论对信息融合的规则、层次与融合模型进行了分析,通过机器人运行过程中的数据对其运行状态进行量化并反映到相应的数字孪生模型中,实现了对机器人运行状态的评价,为机器人的可持续设计提供了参考。田建忠等人<sup>[50]</sup>对直线电机的运行状态监测技术进行了研究,通过动态性能测试传感检测网络采集直线电机进给系统的运行数据,建立了仿真孪生数据库;并利用D-S证据理论,将仿真孪生数据和物理孪生数据进行融合,实现了对直线电机的运

行状态监测与预测,数字孪生预测准确度比传统性能预测模型准确度提高了5.64%。周宏根等人<sup>[51]</sup>研究了船用柴油机的数据传输网络、数据感知系统和虚拟模型,建立了应用于船用柴油机运行状态评估的数字孪生模型,以D-S证据理论对柴油机状态监测及评估结果进行信息融合及判断,不仅提高了运行状态监测结果,而且保持了较高的监测精度。张睿<sup>[52]</sup>在研究矿山生产中的钢井架损伤时,建立了井架结构多维数字孪生模型并模拟了4种单损伤及3种多损伤工况,利用D-S证据理论将叠加曲率模态差和模态柔度差曲率进行了信息融合,降低了损伤监测过程中的干扰,最后提出了如图8基于数字孪生的井架结构安全评估方法。

基于证据理论的多信息融合状态监测技术能够有效区分“未知”与“不确定”问题,同时框架灵活性较高,辨识框架可包含互斥命题,因此广泛应用于不确定性推理中。然而,证据理论本身也存在一些不足:其一,该理论对来源于传感器且参与信息融合与判断的数据、信息的独立性要求较高。其二,当对存在冲突的证据信息进行融合及判断时,往往会得到与常识相悖的反直觉结果,如当两个传感器对同一故障的信任度均为0.99时,证据理论规则会归一化产生结果为0,与直觉严重相悖,此不足来源于证据理论信息融合规则的固有缺陷;又如某些风电监测系统中,振动传感器与油液分析传感器可能数据冲突,导致正常状态判断置信度归零,引发误停机。其三,如果信息融合、判断较复杂,将导致推理链冗长,使得信息融合模型极其复杂,对于包含 $N$ 个基本命题的辨识框架,幂集大小为 $2N$ 。通过改进融合规则或对数据进行降维与近似计算,可以在一定程度上缓解此方法的局限性。

### 2.3 基于模糊理论的多信息融合状态监测技术

1965年,美国加州大学伯克利分校的ZADEH L A教授创立了模糊集合理论,后来经过不断发展形成了模糊理论,主要包括模糊集合理论、模糊逻辑、模糊推理和模糊控制等。模糊理论通过模糊逻辑推理对多信息融合过程中的不确定性进行反映,在机械设备状态监测、故障预测中可以有效地监测信息不确定性<sup>[53-54]</sup>,分析预测结果带来的



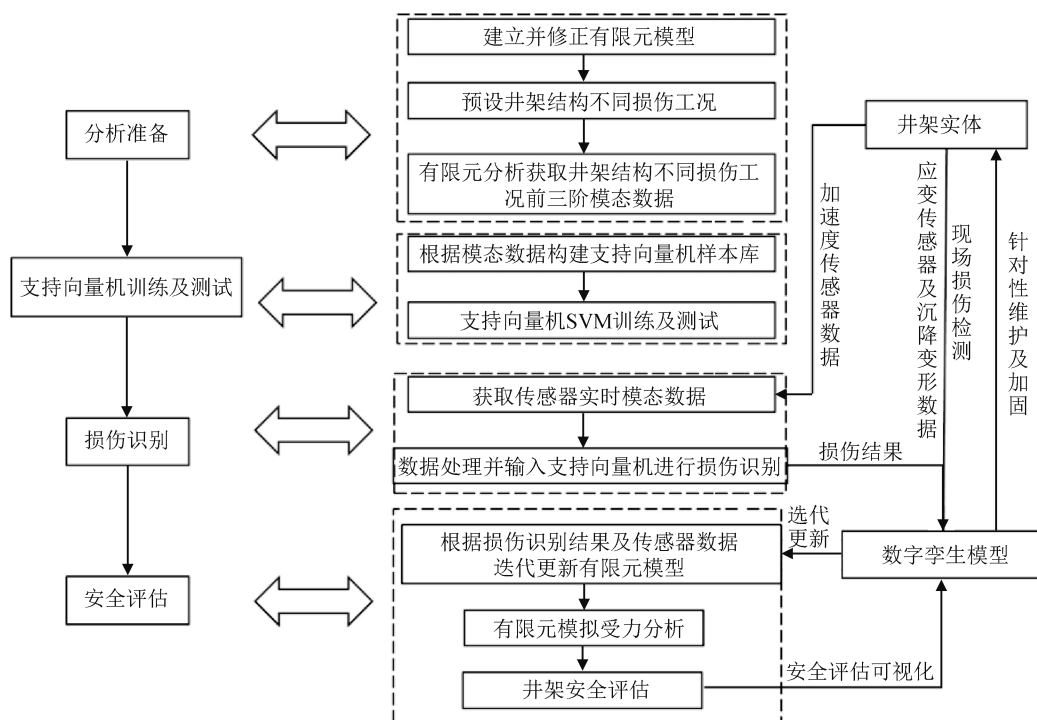


图8 基于数字孪生的井架结构安全评估方法

Fig.8 Safety assessment method for derrick structure based on digital twins

影响。模糊理论中典型的模糊控制器基本结构如图9所示。

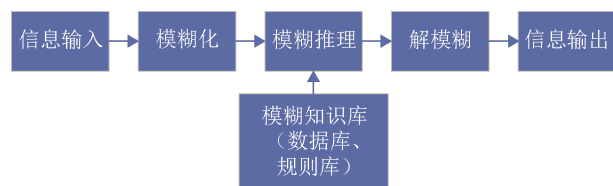


图9 模糊控制器基本结构

Fig.9 The basic structure of the fuzzy controller

模糊理论可支撑机械设备数字孪生模型决策逻辑的构建与自适应更新的实现。如孪生模型可以根据当前的“负载”和“运行时长”模糊规则，动态调整状态监测的频率和报警阈值，如轻载时降低频率，重载时提高频率，其主要步骤为：

#### 1) 变量模糊化

首先确定输入变量和输出变量并将每个变量定义模糊集合(如“低”“中”“高”)和对应的隶属度函数。

#### 2) 构建模糊规则库

根据专家经验或历史数据建立“如果-则”的模糊规则，例如：如果振动幅值高且温度变化大，

则认为出现严重故障。

#### 3) 故障模糊推理

将实时采集的传感器数据，通过隶属度函数转化为模糊输入集，输入至相应的模糊规则，并通过推理引擎得到故障模糊输出集。

#### 4) 解模糊化

将故障模糊输出集转化为一个精确的输出值，用于状态评估。

BULATOV Y N等人<sup>[55]</sup>建立了发电机的数字孪生模型(即同步发电机)，其具有用于自动电压调节和自动速度调节的模糊自动调谐单元，该研究团队结合模糊神经网络制定了发电机转子频率的优化策略。ALVES D A等人<sup>[56]</sup>基于模糊理论的自适应滤波算法建立了工厂水冷系统的数字孪生模型，该模型能够根据水冷设备运行状态自动更新模糊规则，平均百分比误差小于5%，平均绝对温度误差均低于3℃；贾海洋<sup>[57]</sup>针对电动伺服系统的故障诊断问题，采用主成分分析法对特征物理数据与孪生数据进行降维处理，并引入模糊聚类算法对系统健康状态进行划分，最终构建出适用于故障趋势预测的量化健康指标，检测准确率达到

了98.44%，数字孪生故障预测系统总体结构如图10所示。

魏永利等人<sup>[58]</sup>针对数控机床的状态监测问题，设计了多时间尺度数字孪生模型更新机制，保证了数控机床数字孪生模型与物理实体之间的一致性，满足了针对不同应用的模型高效求解需求。宋飞虎等人<sup>[59]</sup>进行了某精密机床的热特性试验，以转速图谱下的温度数据和热误差数据为基础，结合模糊聚类分析法、灰色关联分析法，选取温度敏感点建立机床热误差模型，实现了对机床热误差的预测和控制，相较于多元线性回归模型，其预测精度更高，泛化能力更强。张悦等人<sup>[60]</sup>以量子粒子群算法构建的火电机组全局模型为基础，结合区间二型 Takagi-Sugeno(T-S)模糊模型以及循环迭代法，实现了模糊集参数对不同状态集不确定性的纵向体现，进而实现了火电机组孪生模型的高精度动态演化。ZHOU X 等人<sup>[61]</sup>针对损伤量化问题，提出了一种基于在线模糊集的回归联合分布自适应方法，将连续实值标签转化为模糊类标签，并分析边缘分布、条件分布差异，实现损伤

量化自适应，通过含损伤的直升机机身壁板的损伤量化试验，验证了此方法的有效性。

基于模糊理论的多信息融合状态监测技术无需建立具体的数学模型，且其融合过程与人类的思维模式相似，因而易于理解与应用。采用低/中/高等自然语言变量，认知友好性较强，非线性数据处理能力与鲁棒性也较高。然而，在使用模糊理论进行信息融合时，需要考虑模糊规则，但目前尚未形成完备且系统的模糊规则设计与构建方法，仍需依赖科研人员的经验进行制定。利用该技术对航空发动机进行状态监测可能需要近千条模糊规则，需要耗费大量时间。与此同时，在使用模糊理论进行数据分析与处理时，往往无法提供最优的分析结果，其融合结果会受到预先制定的模糊规则的影响且运算复杂。因此，对于运行状态监测要求较高的机械设备，当监测参数较多时，规则数呈指数增长，将会导致监测系统实时性较差。未来需研究规则自动化生成技术，并同步提升硬件系统计算效率，以进一步推动模糊理论的应用。

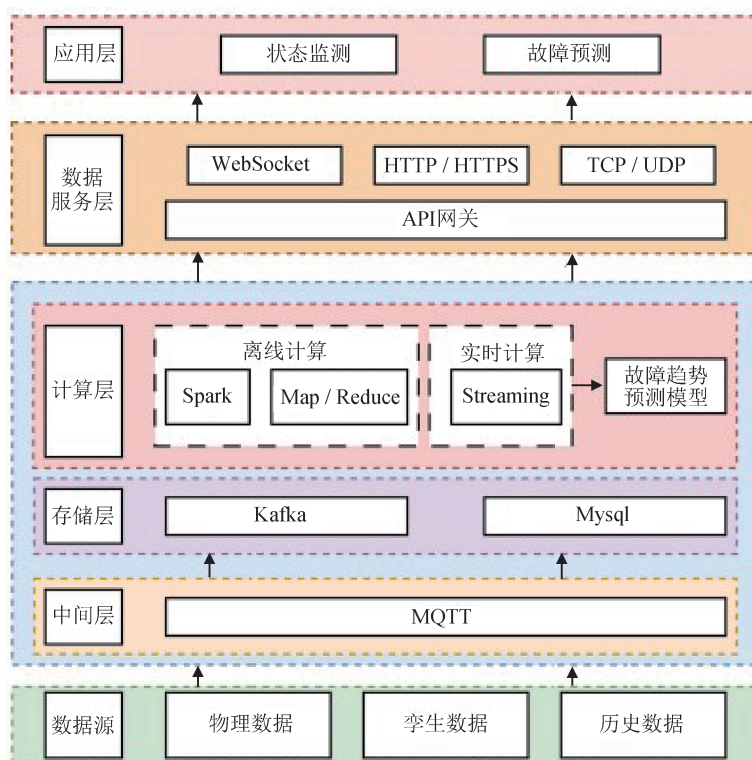


图10 数字孪生故障预测系统总体结构

Fig.10 Overall structure of digital twin fault prediction system

## 2.4 基于神经网络的多信息融合状态监测技术

20世纪80年代,神经网络逐渐成为人工智能领域的研究热点,神经网络可以从信息处理的角度对人脑神经元网络进行抽象以建立简单模型,按照不同的连接方式以及使用要求组成不同的网络<sup>[62]</sup>。

在基于神经网络的多信息融合状态监测技术中,反向传播(Back Propagation, BP)神经网络由于能够充分逼近复杂的非线性关系的特点而被广泛应用。1986年, RUMELHART与 MCCLELLAND共同提出了BP神经网络的基本概念:BP神经网络是一种基于误差反向传播并具有隐含层的多层前馈神经网络<sup>[63-64]</sup>。BP神经网络包含输入层、隐含层和输出层,其结构如图11所示。

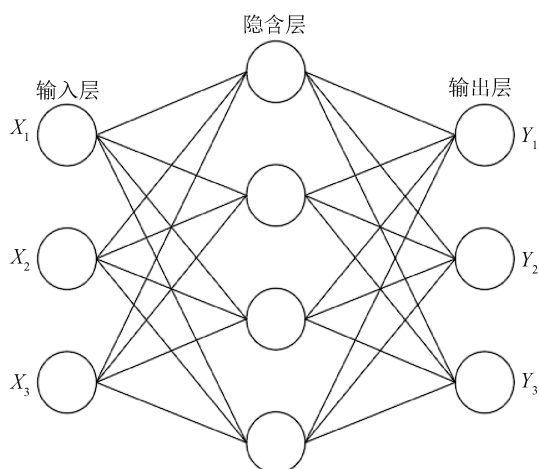


图11 BP神经网络的结构

Fig.11 The structure of the BP neural network

目前,神经网络是构建数字孪生代理模型的首选工具,高保真度的物理仿真模型计算成本高,无法实时运行,用神经网络学习并替代复杂的仿真,可以实现毫秒级的实时响应和预测,其主要步骤包括:

### 1) 数据准备与网络设计

收集历史数据并打标签,根据数据特点以及实际需求设计神经网络结构。

### 2) 神经网络模型训练

使用准备好的数据对神经网络进行训练,优化权重参数,使其能够学习从输入特征到输出状态/故障类别的复杂映射关系。

### 3) 神经网络部署与在线推理

将训练好的模型部署到数字孪生平台中,实时数据经过预处理和特征提取后,直接输入模型,模型输出分类结果或健康评估。

### 4) 神经网络模型更新

随着新数据的不断积累,可定期或在线地对神经网络模型进行微调或迭代训练,使数字孪生体具备持续学习的能力。

刘美<sup>[65]</sup>对CFM56系列航空发动机的气路系统进行了研究,设计并建立了相应的数字孪生系统,构建了三维可视化模型,针对发动机传感器采集数据的时序性,以长短时记忆循环神经网络为手段,对监测数据进行分析、融合,实现了对发动机部件级与发动机整体的运行状态参数监测及预测。吴东阳<sup>[66]</sup>设计了四旋翼飞行器的数字孪生系统体系架构,将四旋翼飞行器控制系统与数字孪生技术相结合,完成了四旋翼飞行器的几何建模,将数字孪生模型与经差分进化法优化的神经网络理论进行融合,实现了对系统入侵行为的监测。陈樱利<sup>[67]</sup>针对航空制造设备中的环形轨道自动化制孔系统运行状态监测问题进行了研究,首先,对其基本结构与运行过程进行分析,根据结构特点设计了制孔数据采集方法及数字孪生模型;随后,基于随机森林算法与长短时记忆循环神经网络,构建环形轨道自动化制孔系统关键状态预测模型。王伟<sup>[68]</sup>针对煤矿井下掘进机截割状态监测难题,提出了基于数字孪生的掘进机截割状态监测技术,设计了悬臂式掘进机数字孪生模型,并根据实际工况进行优化,利用BP神经网络对由位置传感器、环境传感器、力传感器等获取的数据进行融合,实现对悬臂式掘进机截割状态的监测。胡爽<sup>[69]</sup>在研究往复式空气压缩机状态监测问题时,对传统的BP神经网络进行了优化,提出了基于改进鲸鱼优化算法的BP神经网络理论,用于构建压缩机的数字孪生模型及信息融合,实现了对往复式空气压缩机效率的监测及预测。张旭辉等人<sup>[70]</sup>针对复杂矿用设备在恶劣工况环境下的状态监测与预测性维护问题,建立了其数字孪生模型及三维可视化复杂矿用设备状态监测平台,结合BP神经网络构建了复杂矿用设备关键零部件的预测性



维护模型,其预测准确率达到90%以上,并可通过预测结果部署预设维护流程。马兴瑞等人<sup>[71-72]</sup>提出了基于数字孪生模型的故障特征生成与诊断方法,可对电机轴承的运行状态进行监测。首先,构建轴承的数字孪生模型并注入虚拟故障;随后,利用神经网络对虚拟故障数据进行信息融合及迭代分析以训练监测模型。朱金达等人<sup>[73]</sup>针对目前自行火炮装备的维修方式实时性较差的问题,提出了基于虚拟现实与数字孪生技术的自行火炮辅助维修系统,利用遗传算法(Genetic Algorithm, GA)-BP神经网络对来自数字孪生模型与物理实体的信息进行融合与自主决策,有助于自行火炮装备优化维修方式、提升维修能力。徐磊等人<sup>[74]</sup>以列车转向架数字孪生构建为关键点,进行了数字孪生模型建模仿真研究,并提出了基于神经网络的代理模型技术方法,对轮对的轮轨力、应力进行状态监测与预测。王子一等人<sup>[75]</sup>提出了飞行器结构数字孪生损伤模式识别流程,构建了飞行器翼数字孪生模型数据库并利用概率神经网络(Probabilistic Neural Networks, PNN)进行信息融合及分析,实现了飞行器损伤模式的识别。LI Q等人<sup>[76]</sup>对复杂电力系统进行了建模,得到其数字孪生模型,利用神经网络建模的自学习、自适应、容错性、并行性优势,解决了电力系统仿真的多目标优化问题。LOPEZ J R等人<sup>[77]</sup>以神经网络的六边形拓扑结构以及数字孪生技术为基础,提出了低级组件故障监测系统框架,实现了对微电网子组件和系统级故障的监测。BAUMANN M等人<sup>[78]</sup>利用无量纲瞬态传热图和传递学习法,对航空发动机的瞬态热传模型进行了扩展,以神经网络技术解决了航空发动机模型瞬态性能快速、动态更新问题。丁泽瀚<sup>[79]</sup>针对造纸机械系统运维效率低的行业痛点,建立了压榨部辊子、烘缸等关键设备的高精度孪生模型,基于加速度计、红外温度传感器及压力变送器的实时采集数据,结合支持向量机与随机森林算法构建了多参数融合诊断模型,并结合长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)神经网络建立退化趋势预测模型,使轴承故障识别准确率从78%提升至92%,提前72 h预警率达85%;通过动态维护窗口排程,预防性维护

占比从40%提高至65%,年度维护费用降低28%(节省约320万元);非计划停机次数从年均12次降至4次,设备平均无故障时间(Mean Time Between Failure, MTBF)延长至1 200 h,压榨部辊子使用寿命延长15%;烘缸温度场控制误差从 $\pm 5\text{ }^{\circ}\text{C}$ 优化至 $\pm 1.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,纸张纵向定量差异降低40%,产品A级品率提高3%。陈亮等人<sup>[80]</sup>为解决水厂设备运维难题,通过自组织映射无监督神经网络模型对经降维的设备监测传感器采集的数据进行融合与处理,并及时优化水厂设备数字孪生模型的参数结构,提升其设备状态监测输出结果的准确性,在系统投入使用1年后,水厂设备故障排查效率提升约52%,故障停机时间缩短45%。

基于神经网络的多信息融合状态监测技术具有较强的自适应性,能够对信息进行较准确的分类与映射,在故障诊断过程中可实现自动识别;且构造方式简单,一般不需要掌握监测对象的具体数据模型,具备“端-端学习能力”,即可直接从采集的数据中识别出故障模式。但其不足在于:利用神经网络进行信息融合时,深度网络需要 $10^5$ 量级样本,学习过程耗时长且运算量大,在多变量条件下不易找到全局最优解,容易陷入局部最优解,对参数较为敏感。目前有部分研究成果表明:通过“小样本学习技术”可以减少模型对训练数据的依赖,同时也可以通过神经网络算法生成故障模式的样本,实现数据增强。

## 2.5 多方法综合的信息融合故障诊断技术

除上述以单一理论为基础的多信息融合状态监测技术外,已有部分学者尝试将多种理论进行融合,取长补短、优势互补,在数字孪生模型的构建、信息融合与状态监测等方面取得了较为理想的效果。

HU W F等人<sup>[81]</sup>提出了一种基于集合经验模态分解、长短时记忆神经网络和贝叶斯优化的混合预测模型,提高了随机非平稳时间序列的可预测性及预测精度。杨国伟等人<sup>[82]</sup>对基于云平台的城市地铁数字孪生模型的总体框架进行研究,为提升运维系统的智能化程度,提出了基于贝叶斯网络和模糊决策系统的运行模式的自调整方法。刘建敏等人<sup>[83]</sup>为实现基于数字孪生的重型车辆运行

状态监测,将基于贝叶斯理论的高斯过程与深度卷积神经网络相结合,对车辆的行驶状态(行驶速度和转矩)、传动系统参数(变速箱的挡位和离合器的状态)、动力系统参数(柴油机转速、加油齿杆位置、进排气门的开度、冷却水泵的流量、缸体冷却液出口温度)、环境条件(环境温度、湿度)等信息进行融合,建立车辆数字孪生模型,所做工作为未来车辆行驶状态的监测以及车辆结构设计、运行方式的优化打下了坚实基础。

多方法综合的多信息融合状态监测技术能够实现各种方法的优势互补,如模糊逻辑的可解释性与神经网络的特征学习能力形成互补。当单一传感器失效时,系统仍能通过其他方法保持较高的准确率,以实现较为准确的信息融入与数字孪生模型构建。但该技术的不足在于:其不适用于结构层次不清晰的小型机械设备或系统级的运行状态监测;且多方法、多参数的使用会增加监测系统推理链的长度,导致运算时间延长、监测系统实时性下降,此外,不同方法间的参数耦合导致调节参数耗时成本增长。为解决以上问题,应优化硬件计算能力,并通过在线评估机制持续监控各方法置信度,动态调整权重。

## 2.6 信息融合常用理论对比

基于贝叶斯理论的多信息融合状态监测技术的概率推理框架与数字孪生“历史数据驱动演化”特性高度契合。但先验概率依赖设备全生命周期数据积累,而新设备或罕见故障场景下存在“历史数据匮乏”的现象,也就影响了贝叶斯理论发挥的效果,导致后概率失真。基于证据理论的多信息融合状态监测技术可将仿真数据与物理传感数据相融合,以解决单一源数据噪声干扰问题,但当传感器数据存在强冲突(如A类传感器自身异常导致A类传感器信号异常,而B类传感器信号正常),传统证据理论可能导出“反直觉结论”,需引入数据修正算法或传感器故障判断机制。基于模糊理论的多信息融合状态监测技术可实现知识驱动与数据驱动的融合,较依赖专家经验,复杂机械设备的故障模式动态变化可能导致规则失效,需结合在线学习机制进行优化。基于神经网络的多信息融合状态监测技术自适应能力强,可通过

调整部分训练参数的方式适应不同的工况,对于简单机械设备的故障,可快速训练得到故障监测模型;对于复杂机械设备或多种故障综合情况,则需要耗费大量时间进行训练。对于多方法综合的信息融合故障诊断技术而言,主要通过各类信息融合技术的优势互补实现较准确的信息融合与故障诊断,但在集成了多种方法优势的同时也引入了其不足,且多种方法综合融合时也增加了计算成本与计算时间,降低了监测效率。综上所述,传统的融合方法(如贝叶斯理论、证据理论、模糊理论)具有较好的可解释性,但其性能往往受限于模型假设的强约束和先验知识的主观性;神经网络等数据驱动方法几乎无模型假设,自适应能力强,在数据充足时能达到极高精度,但其“黑箱”特性和数据饥渴性限制了在数字孪生全生命周期中的应用,尤其是在缺乏故障数据的初期阶段。信息融合常用理论对比如表2所示。

表2 信息融合常用理论对比  
Tab.2 Comparison of common theories in information fusion

常用理论	优点	不足
贝叶斯理论	概率框架严谨、可融入历史信息、输出结果直观、计算相对简单	先验概率难获取、使用条件多、动态适应性不足
证据理论	对传感器架构要求低、可分辨不确定性问题、可融合冲突证据	要求信息独立、易出现反直觉结果、计算复杂度高
模糊理论	无需具体数学模型、可反映类似人类的思维、鲁棒性好	模糊规则难确定、无法提供最优结果、动态适应性不足
神经网络	自适应性强、构造方式简单、强大的非线性映射能力	学习过程耗时长、易陷入局部最优解、数据需求量大
多方法综合	优势互补、较为准确、灵活性高	推理链长、监测实时性差、对操纵人员要求高

表2中,传统的融合方法(贝叶斯理论、证据理论、模糊理论)在多源信息融合时存在一定的局限性,如难以确定相应的使用条件或融合规则,对数据、信息的独立程度要求较高等。相比之下,

神经网络等智能信息融合理论及技术适用性强，但仍需进一步研究以优化现存不足；多方法综合则应进一步提升监测系统的实时性并简化系统运算过程。

2.7 信息融合技术选择

前文分析了各类信息融合技术的优势与不足，实际应用中需要紧密结合机械设备的类型、规模、复杂度和运行特点选择相应的技术。不同类型机械设备对状态监测的需求差异较大，因此需从设备特性出发进行分析，以实现技术选择的最优化。

1) 大型复杂连续运行设备(如发电机组、大型压缩机、船舶推进系统)具有结构复杂、耦合性强、造价高昂、停机损失巨大等特点，通常配备较为完善的传感器系统。此类设备的主要监测需求为早期故障预警和剩余寿命预测。信息融合技术能够处理大量多源异构数据(如振动、温度、压力等)；贝叶斯理论和动态贝叶斯网络因其能融合设备历史运行数据、维修记录(先验知识)与实时监测数据，对此类设备具有良好的适用性；神经网络则可用于构建其代理模型，通过“化繁为简”加速复杂机理模型的运算，实现实时或近实时的状态评估与预测。

2) 大批量生产的工业设备(如数控机床、工业机器人、生产线上的输送/包装设备)具有数量多、运行工况相对稳定且周期性强等特点，监测重点集中于精度保持性与突发性故障。此类设备成本通常相对较低，传感器类型与数量受限。因此，可采用神经网络技术结合大量同型设备的数据进行模型训练，实现高效的状态识别和异常检测。

3) 间歇式运行或移动设备(如工程机械、矿山设备、农业机械)通常面临强振动、高粉尘、温湿度变化大的恶劣工作环境，存在载荷波动剧烈、传感器安装和维护困难等问题。因此，此类设备对监测系统的鲁棒性、抗干扰能力和轻量化要求高。可以选用模糊理论，其能够处理传感器数据不完备情况、高度不确定性的问题，且具备良好的鲁棒性。

各类机械设备状态监测信息融合方法选择如表3所示。

表3 各类机械设备状态监测信息融合方法选择  
Tab.3 Selection of information fusion methods for status monitoring of several types of mechanical equipment

设备类型	方法侧重
大型复杂设备	机理与数据混合建模、不确定性推理和长期预测能力
批量工业设备	数据驱动特征提取、高效分类和快速响应
应用于恶劣环境下的设备	算法的鲁棒性、容错处理和边缘计算能力

3 总结与展望

数字孪生及其相关技术在机械设备运行状态监测中发挥着越来越重要的作用，数字孪生模型的构建、信息的融合与故障诊断已成为近年的研究热点。本文系统阐述了视情维修的重要性、数字孪生技术的诞生及发展、适用于基于数字孪生的机械设备运行状态监测理论的研究现状及各种方法的比对、分析等内容。综合国内外多信息融合故障诊断技术的研究进展，基于数字孪生的机械设备运行状态监测技术有以下5方面值得开展深入研究：

1) 以应用目标为导向构建数字孪生模型。在构建数字孪生模型时，结合具体应用目标与需求，寻求数字孪生模型精度与计算效率之间最佳的平衡。针对深度机理分析问题或结构设计验证场景，应将实现高保真建模为主要方向，致力于提升建模精度；在需要实时诊断与预测的状态监测领域，采用代理模型与降阶模型等技术，在牺牲部分精度的前提下提升计算效率，实现传感数据的快速响应与模型更新。

2) 探索智能化模型实时更新技术。为实现数字孪生模型与物理实体的实时同步演化，需突破动态模型在线实时更新瓶颈。可具体研究多源异构数据驱动下的参数自适应辨识方法、多时间尺度数据更新机制等。

3) 缩小“不可能三角”矛盾。目前信息融合技术大多基于单一理论、单一方法对信息进行处理与分析，而单一理论在实时性、鲁棒性、可解



释性上存在“不可能三角”。因此,在使用多参数、多算法进行数字孪生模型构建、状态监测的同时,可构建元学习控制器,根据工况动态调整融合算法权重,形成多参数-多算法协同融合架构,尽可能缩短推理链长度、降低系统运算时间,提升状态监测系统实时性与鲁棒性,尽可能兼顾实时性、鲁棒性、可解释性。

4) 对大型机械设备进行状态监测时往往需要使用较大量程的传感器,如大量程力传感器、大量程扭矩传感器等。因此,在构建该类机械设备的数字孪生模型时,可纳入大型传感器的数字孪生模型,同步分析监测过程中机械设备对外界输入的响应给传感器带来的影响,实现非线性误差虚拟补偿和温漂在线校正,优化传感器结构与布设位置,提升监测系统的准确性。

5) 状态监测系统校准装置是验证机械设备状态监测系统是否可行、监测精度是否满足要求的关键。可探索状态监测系统校准装置相关计量检定器具数字孪生模型的构建方法及技术,通过三维可视化直观显示计量检定结果、试验装置的输出状态等参数,为机械设备运行状态监测保驾护航,助力工业生产与制造业的发展。

### 参考文献

- [1] 柳旭强. 机械设备检测与维修研究[J]. 造纸装备及材料, 2023, 52(1): 20-22.  
LIU X Q. Research on mechanical equipment inspection and maintenance [J]. Paper Equipment and Materials, 2023, 52(1): 20-22. (in Chinese)
- [2] KALGHATGI U S. Creating value for Reliability Centered Maintenance (RCM) in ship machinery maintenance from BIG data and artificial intelligence[J]. Journal of The Institution of Engineers (India): Series C, 2022, 104(2): 449-459.
- [3] 段秉红. 复杂工况下油田机械设备运行状态监测方法[J]. 化工机械, 2023, 50(2): 169-174.  
DUAN B H. Method for monitoring the operation status of oilfield machinery and equipment under complex working conditions[J]. Chemical Machinery, 2023, 50(2): 169-174. (in Chinese)
- [4] TIAN H X, LI R J, YANG L Z. Operation status monitoring of reciprocating compressors based on the fusion of spatio-temporal multiple information [J]. Measurement, 2022: 112087.
- [5] 徐晓辉. 往复式机械设备零部件磨损的动力学特性及故障机理研究[D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2009.  
XU X H. Research on the dynamic characteristics and failure mechanism of wear in reciprocating machinery components [D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2009. (in Chinese)
- [6] 王宇航. 基于随机共振系统的轴承故障诊断研究[D]. 邯郸: 河北工程大学, 2022.  
WANG Y H. Research on bearing fault diagnosis based on stochastic resonance system [D]. Handan: Hebei University of Engineering, 2022. (in Chinese)
- [7] 高茂生. 行星齿轮箱均布式齿面磨损故障诊断与退化趋势预测研究[D]. 天津: 天津工业大学, 2023.  
GAO M S. Research on fault diagnosis and degradation trend prediction of uniformly distributed tooth surface wear in planetary gearboxes [D]. Tianjin: Tianjin Polytechnic University, 2023. (in Chinese)
- [8] 汪宗正. 齿轮系统瞬态啮合摩擦动力学及界面故障响应研究[D]. 成都: 四川大学, 2023.  
WANG Z Z. Research on transient meshing friction dynamics and interface fault response of gear systems [D]. Chengdu: Sichuan University, 2023. (in Chinese)
- [9] AMBIKA S P, RAJENDRAKUMAR K P, RAMCHAND R. Vibration signal based condition monitoring of mechanical equipment with scattering transform [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2019, 33 (7): 3095-3103.
- [10] YING W, LI L, LI Y, et al. Trustworthy multimodal feature-enhanced fusion network for non-contact rotating machinery fault diagnosis [J]. Information Fusion, 2025, 124: 1241-1033.
- [11] 吕猛. 基于无线传感技术的煤矿机械设备运行状态监测系统[J]. 能源与环保, 2023, 45(3): 227-232.  
LV M. Monitoring system for operating status of coal mining machinery equipment based on wireless sensor technology [J]. Energy and Environmental Protection, 2023, 45 (3): 227-232. (in Chinese)
- [12] 沈锋. 基于机器视觉的机械设备运行状态监测与故障预警研究[J]. 造纸装备及材料, 2023, 52(5): 28-30.  
SHEN F. Research on machine vision based monitoring and fault warning of mechanical equipment operation status [J]. Paper Equipment and Materials, 2023, 52 (5): 28-30. (in Chinese)

- [13] 朱凤娇. 基于卷积神经网络的机械电气设备运行状态监测技术探析[J]. 中国机械, 2024(19): 72-75.  
ZHU F J. Exploration of monitoring technology for mechanical and electrical equipment operation status based on convolutional neural networks[J]. China Machinery, 2024(19): 72-75. (in Chinese)
- [14] 谭兴富, 鄢金亮, 徐虎彪. 煤化工厂煤炭洗选机械设备运行状态监测方法[J]. 化工自动化及仪表, 2024, 51(1): 128-132.  
TAN X F, WU J L, XU H B. Monitoring method for operating status of coal washing machinery equipment in coal chemical plants[J]. Chemical Automation and Instrumentation, 2024, 51(1): 128-132. (in Chinese)
- [15] 韩瑞宝, 郭传林. 基于传感器数据的机械电气设备状态监测与预测维护[J]. 电气时代, 2025(6): 38-41.  
HAN R B, GUO C L. Monitoring and predictive maintenance of mechanical and electrical equipment based on sensor data [J]. Electrical Era, 2025 (6) : 38-41. (in Chinese)
- [16] 张生琨, 任素萍, 杨星雨, 等. 基于数字孪生的无人机状态监测方法[J]. 航空计算技术, 2023, 53(2): 75-79.  
ZHANG S K, REN S P, YANG X Y, et al. A method for monitoring the status of unmanned aerial vehicles based on digital twins [J]. Aviation Computing Technology, 2023, 53(2): 75-79. (in Chinese)
- [17] 董靖川, 李昊霖, 武晓鑫, 等. 基于数字孪生模型的数控机床床状态监测系统[J]. 实验室科学, 2021, 24(3): 18-21, 26.  
DONG J C, LI H L, WU X X, et al. CNC milling machine condition monitoring system based on digital twin model [J]. Laboratory Science, 2021, 24 (3) : 18-21, 26. (in Chinese)
- [18] 张映锋, 张党, 任杉. 智能制造及其关键技术研究现状与趋势综述[J]. 机械科学与技术, 2019, 38(3): 329-338.  
ZHANG Y F, ZHANG D, REN S. Overview of the current status and trends of intelligent manufacturing and its key technologies [J]. Mechanical Science and Technology, 2019, 38 (3) : 329-338. (in Chinese)
- [19] 刘春, 宫健丽. 数字孪生驱动的机器人实时双向联动方法研究[J/OL]. 机械科学与技术: 1-10. [2023-05-22]. <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20230140>.
- LIU C, GONG J L. Research on real-time bidirectional linkage method for robots driven by digital twins[J/OL]. Mechanical Science and Technology: 1-10. [2023-05-22]. <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20230140>. (in Chinese)
- [20] 轩亮, 章春飞, 刘晓卉, 等. 工业4.0背景下制造产线数字孪生体建模方法研究[J]. 江汉大学学报(自然科学版), 2023, 51(2): 68-77.  
XUAN L, ZHANG C F, LIU X H, et al. Research on digital twin modeling method for manufacturing production lines in the context of industry 4.0 [J]. Journal of Jianghan University (Natural Science Edition), 2023, 51 (2) : 68-77. (in Chinese)
- [21] 徐朋月, 刘攀, 郑肖飞. 数字孪生在制造业中的应用研究综述[J]. 现代制造工程, 2023(2): 128-136.  
XU P Y, LIU P, ZHENG X F. Review of the application of digital twins in manufacturing industry [J]. Modern Manufacturing Engineering, 2023(2): 128-136. (in Chinese)
- [22] 谭展. 数字孪生在智能制造领域的应用及研究进展[J]. 电子元器件与信息技术, 2022, 6(12): 110-115.  
TAN Z. Application and research progress of digital twins in intelligent manufacturing [J]. Electronic Components and Information Technology, 2022, 6 (12) : 110-115. (in Chinese)
- [23] 许永泓, 杨春节, 楼嗣威, 等. 钢铁行业数字孪生研究现状分析和综述[J]. 冶金自动化, 2023, 47(1): 10-23.  
XU Y H, YANG C J, LOU S W, et al. Analysis and review of the current status of digital twin research in the steel industry [J]. Metallurgical Automation, 2023, 47 (1) : 10-23. (in Chinese)
- [24] 曹雪蕊, 张学艺, 彭开香, 等. 基于数字孪生的小卫星健康预测技术[J]. 南京航空航天大学学报, 2022, 54(增刊1): 35-42.  
CAO X R, ZHANG X Y, PENG K X, et al. Small satellite health prediction technology based on digital twins [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2022, 54 (supplement 1) : 35-42. (in Chinese)
- [25] 任祝寅, 周华, 张健, 等. 数字孪生在航空发动机燃烧室设计阶段的应用与展望[J]. 航空制造技术, 2022, 65(17): 34-39.  
REN Z Y, ZHOU H, ZHANG J, et al. Application and

- prospects of digital twins in the design stage of aeroengine combustion chambers [J]. *Aviation Manufacturing Technology*, 2022, 65(17): 34–39. (in Chinese)
- [26] 蒋海苏, 李庆萌, 沈明明, 等. 基于数字孪生的PHM系统在产线设备中的应用[J]. *电子质量*, 2022(7): 153–158.
- JIANG H S, LI Q M, SHEN M M, et al. Application of digital twin based PHM system in production line equipment [J]. *Electronic Quality*, 2022 (7): 153–158. (in Chinese)
- [27] 2016 西门子工业论坛全面展示工业 4.0 蓝图[J]. *智能制造*, 2016(7): 6.
- 2016 Siemens industrial forum comprehensively showcases the blueprint for industry 4.0 [J]. *Intelligent Manufacturing*, 2016(7): 6. (in Chinese)
- [28] 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. The connotation, architecture, and development trend of product digital twins [J]. *Computer Integrated Manufacturing System*, 2017, 23 (4): 753–768. (in Chinese)
- [29] 陶飞, 马昕, 戚庆林, 等. 数字孪生连接交互理论与关键技术[J]. *计算机集成制造系统*, 2023, 29(1): 1–10.
- TAO F, MA X, QI Q L, et al. Digital twin connection interaction theory and key technologies [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2023, 29(1): 1–10. (in Chinese)
- [30] 陶飞, 张辰源, 戚庆林, 等. 数字孪生成熟度模型[J]. *计算机集成制造系统*, 2022, 28(5): 1267–1281.
- TAO F, ZHANG C Y, QI Q L, et al. Digital twin maturity model [J]. *Computer Integrated Manufacturing System*, 2022, 28 (5): 1267–1281. (in Chinese)
- [31] 宋则隆. 基于数字孪生的滚动轴承故障诊断与退化预测方法研究[D]. 沈阳: 沈阳建筑大学, 2024.
- SONG Z L. Research on fault diagnosis and degradation prediction method of rolling bearing based on digital twin [D]. Shenyang: Shenyang Jianzhu University, 2024. (in Chinese)
- [32] 陈岩光, 于连林, 穆心驰, 等. 数据中心数字孪生应用实践[M]. 北京: 清华大学出版社, 2022.
- CHEN Y G, YU L L, MU X C, et al. Data center digital twin application practice [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2022. (in Chinese)
- [33] 王方, 甘甜, 王煜栋, 等. 航空发动机燃烧室数字孪生体系的关键技术研究[J]. *航空动力学报*, 2023, 38(7): 1546–1560.
- WANG F, GAN T, WANG Y D, et al. Key technology research on the digital twin system of aeroengine combustion chamber [J]. *Journal of Aerodynamics*, 2023, 38 (7): 1546–1560. (in Chinese)
- [34] 曹明, 王鹏, 左洪福, 等. 民用航空发动机故障诊断与健康管理现状、挑战与机遇 II: 地面综合诊断、寿命管理和智能维护维修决策[J]. *航空学报*, 2022, 43(9): 42–81.
- CAO M, WANG P, ZUO H F, et al. Current situation, challenges and opportunities of civil aviation engine fault diagnosis and health management II: ground comprehensive diagnosis, life management, and intelligent maintenance and repair decision [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(9): 42–81. (in Chinese)
- [35] OUYANG T C, WANG C C, XU P H, et al. Prognostics and health management of lithium-ion batteries based on modeling techniques and Bayesian approaches: a review [J]. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 2023, 55: 112282.
- [36] GAO T H, LI Y X, HUANG X Z, et al. Turning tool life reliability analysis based on approximate Bayesian theory [J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 2022, 236(5): 696–709.
- [37] LI C Z, MAHADEVAN S, LING Y. Dynamic Bayesian network for aircraft wing health monitoring digital twin [J]. *AIAA Journal*, 2017, 55(3): 930–941.
- [38] YU J S, SONG Y, TANG D Y, et al. A digital twin approach based on nonparametric Bayesian network for complex system health monitoring [J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 58: 293–304.
- [39] 赵福斌, 周轩, 董雷霆. 基于数字孪生的飞机蒙皮裂纹智能检查维修策略[J]. *固体力学学报*, 2021, 42(3): 277–286.
- ZHAO F B, ZHOU X, DONG L T. Intelligent inspection and maintenance strategy for aircraft skin cracks based on digital twins [J]. *Journal of Solid Mechanics*, 2021, 42 (3): 277–286. (in Chinese)
- [40] 赵育. 基于数字孪生的印刷机状态预测关键技术研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2021.
- ZHAO Y. Research on key technologies of printing ma-



- chine state prediction based on digital twins[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2021. (in Chinese)
- [41] 付洋, 曹宏瑞, 邵伟强, 等. 数字孪生驱动的航空发动机涡轮盘剩余寿命预测[J]. 机械工程学报, 2021, 57(22): 106-113.
- FU Y, CAO H R, GAO W Q, et al. Prediction of remaining life of turbine discs in digital twin driven aircraft engines[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(22): 106-113. (in Chinese)
- [42] 刘小波. 车载数字孪生边缘网络信任评估算法设计及实现[D]. 上海: 华东师范大学, 2022.
- LIU X B. Design and implementation of trust evaluation algorithm for vehicular digital twin edge networks[D]. Shanghai: East China Normal University, 2022. (in Chinese)
- [43] 孙瑜. 基于数字孪生的风力发电机故障诊断研究[D]. 大庆: 东北石油大学, 2022.
- SUN Y. Research on fault diagnosis of wind turbines based on digital twins[D]. Daqing: Northeast Petroleum University, 2022. (in Chinese)
- [44] LI X H, WU P, LU Y C, et al. Research on transformer condition assessment based on improved D-Sevidence fusion theory[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2023, 2454(1): 930-935.
- [45] CHEN Z M, WEN J K, SHAO X J, et al. Positioning of tower crane trolley based on D-Sevidence theory and Kalman filter[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2022, 19: 4208045.
- [46] 董雷霆, 周轩, 赵福斌, 等. 飞机结构数字孪生关键建模仿真技术[J]. 航空学报, 2021, 42(3): 113-141.
- DONG L T, ZHOU X, ZHAO F B, et al. Key modeling and simulation techniques for digital twin of aircraft structures[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(3): 113-141. (in Chinese)
- [47] 上海航空测试技术研究所. 航空故障诊断与健康管理[M]. 北京: 航空工业出版社, 2013.
- Shanghai Aviation Testing Technology Research Institute. Aviation fault diagnosis and health management[M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2013. (in Chinese)
- [48] 任宇航. 数字孪生系统可信度评估方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2021.
- REN Y H. Research on the reliability evaluation method of digital twin system[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2021. (in Chinese)
- [49] HE B, CAO X Y, HUA Y C. Data fusion-based sustainable digital twin system of intelligent detection robotics[J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 280(1). DOI: 10.1016/j.jclepro.2020.124181.
- [50] 田建忠. 数字孪生数据驱动的直线电机进给系统动态性能预测[D]. 天津: 河北工业大学, 2021.
- TIAN J Z. Dynamic performance prediction of linear motor feed system driven by digital twin data[D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2021. (in Chinese)
- [51] 周宏根, 魏凯, 窦振寰, 等. 基于数字孪生的船用柴油机整机性能评估方法[J]. 船舶工程, 2022, 44(5): 82-89.
- ZHOU H G, WEI K, DOU Z H, et al. Performance evaluation method for marine diesel engines based on digital twins[J]. Marine Engineering, 2022, 44(5): 82-89. (in Chinese)
- [52] 张睿. 矿山提升钢井架损伤智能识别及安全评估研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2022.
- ZHANG R. Research on intelligent identification and safety assessment of steel derrick damage in mining hoisting[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2022. (in Chinese)
- [53] 肖杰华, 刘玮, 洪波, 等. 5G专网数字孪生建模关键技术及在网络管理中的应用研究[J]. 长江信息通信, 2023, 36(3): 220-223.
- XIAO J H, LIU W, HONG B, et al. Research on key technologies of 5G private network digital twin modeling and its application in network management[J]. Changjiang Information and Communication, 2023, 36(3): 220-223. (in Chinese)
- [54] 刘海江, 余子键. 基于灰色关联和模糊理论的双离合变速器车辆起步品质评价[J]. 汽车技术, 2023(5): 34-39.
- LIU H J, YU Z J. Evaluation of starting quality of dual clutch transmission vehicles based on grey correlation and fuzzy theory[J]. Automotive Technology, 2023(5): 34-39. (in Chinese)
- [55] BULATOV Y N, KRYUKOV A V, KOROTKOVA K E. Digital twin of the distributed generation plant[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2020, 976(1): 012024.
- [56] ALVES D A, MAURICIO V J, ALMEIDA R J. Digital twins of the water cooling system in a power plant based on fuzzy logic[J]. Sensors, 2021, 21(20): 216737.

- [57] 贾海洋. 基于数字孪生的电动伺服系统故障预测技术研究[D]. 西安: 西安工业大学, 2025.
- JIA H Y. Research on fault prediction technology of electric servo system based on digital twins [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2025. (in Chinese)
- [58] 魏永利. 数控机床数字孪生虚实一致性模型构建与使用方法[D]. 济南: 山东大学, 2022.
- WEI Y L. Construction and usage method of digital twin virtual real consistency model for CNC machine tools [D]. Jinan: Shandong University, 2022. (in Chinese)
- [59] 宋飞虎, 王梦柯, 尹静, 等. 基于数字孪生控制的精密机床热误差模型[J]. 机电工程, 2023, 40(3): 391-398.
- SONG F H, WANG M K, YIN J, et al. Precision machine tool thermal error model based on digital twin control [J]. Mechanical and Electrical Engineering, 2023, 40(3): 391-398. (in Chinese)
- [60] 张悦, 高晓娜, 王梦雪, 等. 面向数字孪生的区间二型T-S模糊建模方法研究[J]. 动力工程学报, 2023, 43(5): 582-589.
- ZHANG Y, GAO X N, WANG M X, et al. Research on interval type II T-S fuzzy modeling method for digital twin [J]. Journal of Power Engineering, 2023, 43(5): 582-589. (in Chinese)
- [61] ZHOU X, SBARUFATTI C, GIGLIO M, et al. A fuzzy-set-based joint distribution adaptation method for regression and its application to online damage quantification for structural digital twin[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 191: 110164.
- [62] 王国名, 郝灿, 石俊凯, 等. 基于深度学习的合作目标靶球检测[J]. 计测技术, 2022, 42(3): 16-22.
- WANG G M, HAO C, SHI J K, et al. Collaborative target ball detection based on deep learning[J]. Metrology & Measurement Technology, 2022, 42(3): 16-22. (in Chinese)
- [63] 方旭, 薛景锋, 宋昊, 等. 飞机结构健康监测系统数据处理及在线应用[J]. 计测技术, 2019, 39(6): 1-7.
- FANG X, XUE J F, SONG H, et al. Data processing and online application of aircraft structural health monitoring system[J]. Metrology & Measurement Technology, 2019, 39(6): 1-7. (in Chinese)
- [64] 李训亮, 门路, 周山. GA-BP神经网络在航空发动机状态监测中的应用研究[J]. 计测技术, 2011, 31(4): 5-6, 38.
- LI X L, MEN L, ZHOU S. Research on the application of GA-BP neural network in aircraft engine condition monitoring[J]. Metrology & Measurement Technology, 2011, 31(4): 5-6, 38. (in Chinese)
- [65] 刘美. 航空发动机气路系统数字孪生技术与开发[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.
- LIU M. Research and development of digital twin technology for aeroengine gas path system [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020. (in Chinese)
- [66] 吴东阳. 多旋翼飞行器的数字孪生系统设计[D]. 南京: 东南大学, 2021.
- WU D Y. Design of digital twin system for multi rotor aircraft [D]. Nanjing: Southeast University, 2021. (in Chinese)
- [67] 陈樱利. 环形轨道制孔系统数字孪生数据建模及状态预测方法[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2021.
- CHEN Y L. Digital twin data modeling and state prediction method for annular track drilling system [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2021. (in Chinese)
- [68] 王伟. 基于数字孪生的掘进机截割状态监测技术研究[J]. 内蒙古煤炭经济, 2021(9): 50-51.
- WANG W. Research on cutting status monitoring technology of tunneling machines based on digital twins [J]. Inner Mongolia Coal Economy, 2021(9): 50-51. (in Chinese)
- [69] 胡爽. 基于数字孪生的往复式空气压缩机效率预测及参数寻优研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2022.
- HU S. Research on efficiency prediction and parameter optimization of reciprocating air compressors based on digital twins [D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2022. (in Chinese)
- [70] 张旭辉, 鞠佳杉, 杨文娟, 等. 基于数字孪生的复杂矿用设备预测性维护系统[J]. 工程设计学报, 2022, 29(5): 643-650, 664.
- ZHANG X H, JU J S, YANG W J, et al. Predictive maintenance system for complex mining equipment based on digital twins [J]. Journal of Engineering Design, 2022, 29(5): 643-650, 664. (in Chinese)
- [71] 马兴瑞, 马嵩华, 胡天亮. 基于数字孪生模型的故障特征生成与诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(8): 94-98, 104.
- MA X R, MA S H, HU T L. Fault feature generation and diagnosis based on digital twin model [J]. Modular Machine Tool and Automated Processing Technology, 2022(8): 94-98, 104. (in Chinese)

- [72] 马兴瑞. 基于数字孪生模型的轴承故障特征生成与诊断方法研究[D]. 济南: 山东大学, 2022.  
MA X R. Research on bearing fault feature generation and diagnosis method based on digital twin model[D]. Jinan: Shandong University, 2022. (in Chinese)
- [73] 朱金达, 陈佳辉, 秦志英, 等. 基于虚拟现实与数字孪生技术的自行火炮辅助维修系统[J]. 数字印刷, 2022(6): 117-127.  
ZHU J D, CHEN J H, QIN Z Y, et al. Self-propelled artillery auxiliary maintenance system based on virtual reality and digital twin technology[J]. Digital Printing, 2022(6): 117-127. (in Chinese)
- [74] 徐磊, 高广军, 董威, 等. 列车转向架数字孪生建模仿真关键技术研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2023, 20(5): 1846-1857.  
XU L, GAO G J, DONG W, et al. Research on key technologies for digital twin modeling and simulation of train bogies[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2023, 20(5): 1846-1857. (in Chinese)
- [75] 王子一, 栗华, 龚春林, 等. 数字孪生机翼损伤模式快速识别与监测方法[J]. 航空动力学报, 2024, 39(6): 112-120.  
WANG Z Y, SU H, GONG C L, et al. Rapid identification and monitoring method for damage modes of digital twin wings[J]. Journal of Aerodynamics, 2024, 39(6): 112-120. (in Chinese)
- [76] LI Q, ZHAO F, ZHUANG L, et al. Steady-state risk prediction analysis of power system based on power digital twinning[J]. Sustainability, 2023, 15(3): 152555.
- [77] LOPEZ J R, DE J C, PONCE P, et al. A real-time digital twin and neural net cluster-based framework for faults identification in power converters of microgrids, self organized map neural network[J]. Energies, 2022, 15(19): 43-53.
- [78] BAUMANN M, KOCH C, STAUDACHER S. Application of neural networks and transfer learning to turbomachinery heat transfer [J]. Aerospace, 2022, 9(2): 109352.
- [79] 丁泽瀚. 基于数字孪生的纸机机械系统状态监测与预测性维护研究[J]. 华东纸业, 2025, 55(8): 40-42.  
DING Z H. Research on condition monitoring and predictive maintenance of paper machine mechanical system based on digital twins [J]. Huadong Paper Industry, 2025, 55(8): 40-42. (in Chinese)
- [80] 陈亮, 范李鹏. 基于数字孪生技术的水厂设备预测性维护探究[J]. 设备管理与维修, 2025(12): 182-184.  
CHEN L, FAN L P. Exploration of predictive maintenance of water plant equipment based on digital twin technology [J]. Equipment Management and Maintenance, 2025(12): 182-184. (in Chinese)
- [81] HU W F, HE Y H, LIU Z Y, 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): 1-51.
- [82] 杨国伟, 刘文泽, 毕湘利. 基于云平台的地铁数字孪生运维系统构建[J]. 信息技术与信息化, 2019(8): 90-92.  
YANG G W, LIU W Z, BI X L. Construction of metro digital twin operation and maintenance system based on cloud platform[J]. Information Technology and Informatization, 2019(8): 90-92. (in Chinese)
- [83] 刘建敏, 董意, 张少亮, 等. 基于数字孪生的重型车辆行驶状态预测研究[J]. 机械工程师, 2021(8): 1-5.  
LIU J M, DONG Y, ZHANG S L, et al. Research on predicting the driving state of heavy vehicles based on digital twins[J]. Mechanical Engineer, 2021(8): 1-5. (in Chinese)

(本文编辑: 刘圣晨)

第一作者: 刘宇轩(1999—), 助理工程师, 主要研究方向为航空及计量测试领域的科技信息情报与前沿技术发展。



通信作者: 于翀(1997—), 工程师, 主要研究方向为航空结构健康监测、智能算法设计、控制系统开发等。近五年发表学术论文6篇, 授权发明专利4项。

