

航空发动机高温结构损伤检测研究与应用进展

周运来¹, 温生林², 董鑫宇³, 刘威¹, 路亮¹, 张晓明⁴, 杨强⁵

- (1. 西安交通大学复杂服役环境重大装备结构强度与寿命全国重点实验室, 710049, 西安;
2. 空军工程大学航空工程学院, 710038, 西安; 3. 暨南大学公共管理学院/应急管理学院,
510632, 广州; 4. 陕西省特种设备检验检测研究院, 710048, 西安;
5. 中国飞机强度研究所强度与结构完整性全国重点实验室, 710065, 西安)

摘要: 航空发动机作为航空装备的“动力心脏”,其高温结构(如涡轮叶片、燃烧室)在高温、高压、强振动等极端环境下的损伤失效直接威胁着航空装备安全,是制约航空装备向隐身化、超音速化、长寿命化发展的核心瓶颈之一。首先,从航空发动机高温结构损伤智能感知、检测评估、先进测试等层面出发,综述了航空发动机高温结构损伤检测领域的研究与应用进展。接着,针对航空发动机高温结构损伤检测,分别总结了基于航空发动机定期检测和基于飞参总线数据判读两方面的研究进展,介绍了新型检测方法在航空发动机高温结构中的创新应用实践,并总结了现有的采用数据驱动方式实现损伤早期识别和趋势预测的应用研究。然后,在模型驱动方面,阐述了集成物理机理模型和采用智能算法提升预测性能的可靠性,以及机器学习与深度学习算法同步处理多源数据,从而实现航空发动机高温结构损伤快速检测的研究现状。最后,梳理了相关检测技术和判读技术发展历程,并结合航空装备应用需求展望了未来发展趋势。

关键词: 航空发动机;高温结构;损伤检测;数据驱动;模型驱动;智能算法

中图分类号: V263.6 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202606007 **文章编号:** 0253-987X(2026)06-0086-11

Research and Application Progress on Damage Detection for High-Temperature Structures of the Aero-Engines

ZHOU Yunlai¹, WEN Shenglin², DONG Xinyu³, LIU Wei¹,
LU Liang¹, ZHANG Xiaoming⁴, YANG Qiang⁵

- (1. State Key Laboratory for Strength and Vibration of Mechanical Structures, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. School of Aeronautics Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China;
3. School of Public Administration and Emergency Management, Jinan University, Guangzhou 510632, China;
4. Shaanxi Special Equipment Inspection and Testing Institute, Xi'an 710048, China; 5. State Key Laboratory of Strength and Structural Integrity, Aircraft Strength Research Institute of China, Xi'an 710065, China)

Abstract: The aero-engine is the “power heart” of aero-equipment. Its high-temperature structures (e.g., turbine blades and combustors) may suffer damage or failure when exposed to extreme conditions such as high temperature, high pressure, and intense vibration, which will directly threaten the operational safety of aero-equipment. These structures constitute one of the key bottlenecks that constrain the evolution of aero-equipment towards stealth, hypersonic capability,

收稿日期: 2025-09-23。 作者简介: 周运来(1986—),男,副教授,博士生导师。 基金项目: 陕西省自然科学基金资助项目(2023-JC-YB-007)。

网络出版时间: 2025-11-28

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/61.1069.T.20251128.0912.004>

and extended service life. First, from the perspectives of intelligent sensing, detection and evaluation, and advanced testing, the research and application progress on damage detection for high-temperature structures of aero-engines is reviewed. Next, research advances on the damage detection of high-temperature structures of aero-engines are summarized in terms of periodic aero-engine inspection and interpretation of flight-parameter bus data, and innovative applications of novel detection methods to high-temperature structures of aero-engines are introduced; furthermore, existing application studies that employ data-driven approaches for early damage identification and trend prediction are also summarized. Subsequently, in the model-driven domain, the integration of physics-based mechanism models and the use of intelligent algorithms to improve prediction reliability are described, and the current state of research in which machine learning and deep learning algorithms are used to synchronously process multi-source data for rapid detection of damage to high-temperature structures of aero-engines is presented. Finally, the development history of related detection and interpretation technologies is outlined, and future development trends are forecasted in light of aero-equipment application requirements.

Keywords: aero-engine; high-temperature structure; damage detection; data-driven; model-driven; intelligent algorithm

现代航空装备向大机动飞行、长航时、低可探测性及智能化方向快速迭代,这对发动机高温结构的可靠性、耐久性、安全性提出了更高要求。涡轮叶片、燃烧室等高温结构作为保障航空发动机性能、效率与安全性的核心部件,长期承受高温、高压、高速离心载荷

和复杂热冲击的服役环境,易产生裂纹、腐蚀、热疲劳、涂层剥落等损伤^[1]。据航空安全报告统计,如图1所示的发动机高温叶片失效引发的故障占航空发动机总故障的42%以上,且单次失效平均造成经济损失超千万元,严重的甚至引发机毁人亡事故^[2]。



图1 高温腐蚀失效涡轮叶片^[2]

Fig. 1 High-temperature corrosion failure of turbine blades^[2]

针对航空发动机的高温结构服役保障,传统上一般采用定期拆解的检测方式。然而,由于时效性不足,该方法无法实时捕捉损伤动态演化过程,易错过早期微损伤干预窗口。此外,从检测范围看,该方

法对深腔结构(如燃烧室内部)的微小损伤几乎无法进行有效探测。在经济性方面,停机检测导致装备停场时间长,单次大修成本占发动机全寿命周期成本的比例相当高^[3]。由于这种检测方式具有滞后

性、局限性和高成本等缺点,已远远无法满足现代航空装备预防为主、实时管控的维修保障的迫切需求,因此推动发动机高温结构损伤检测技术向智能化、数字化、实时化升级转变^[4-5],已成为当下和未来一段时间发展的必然趋势。

目前,航空发动机高温结构损伤检测领域已形成以传统检测技术为主、智能检测技术为辅的发展格局^[6]。在传统检测技术无法开展损伤检测的区域,智能检测技术正在快速迭代,以满足日益增长的需求。航空发动机高温结构损伤检测可分为 3 类,即定期离线检测、实时在线检测和以数据驱动方法为引领的智能检测。其中,定期离线检测主要依托超声检测、内窥镜检测、涡流检测、X 射线检测等成熟的无损检测技术,是发动机大修阶段深度损伤评估的核心手段;实时在线监测则通过飞参总线与传感器网络实现数据实时采集,有效弥补了离线检测在时效性上的不足。

近年来,随着大数据、机器学习和深度学习技术的快速发展,智能检测技术在发动机高温结构损伤检测中的应用日趋广泛。人工智能技术凭借其强大的特征提取与模式识别能力,从大量历史数据中学习损伤特征与演化规律,实现了对结构损伤状态的精准评估^[7]。基于卷积神经网络(CNN)的图像识别技术^[8],能够自动提取高温结构表面和内部的裂纹、腐蚀等损伤特征,可显著提高损伤识别的精度与效率。同时,结合长短期记忆网络(LSTM)等时序数据分析方法^[9],数据驱动模型还能对损伤的动态

演化过程进行实时监测与预警,为航空发动机的预防性维护提供有力技术支撑。然而,智能检测技术在发动机高温结构损伤检测中仍面临诸多挑战,如真实高温损伤样本的稀缺性、极端环境下数据噪声的干扰以及模型泛化能力的不足等问题,均制约了该技术的进一步应用与发展。

本文围绕航空发动机高温结构损伤检测技术,系统梳理了传统检测技术(定期离线、实时在线)与智能检测技术(数据驱动、模型驱动、数据-模型融合)的研究进展,深入剖析了当前技术瓶颈,并结合航空装备的发展需求展望了未来趋势。

1 高温结构损伤传统检测技术

高温结构损伤传统检测技术是航空发动机高温结构损伤管控的基础保障,根据检测时效性可分为定期离线检测和实时在线监测两类。其技术特点、适用场景及研究进展具体如下。

1.1 定期离线检测

定期离线检测是指发动机停机后,通过拆解或局部探查实现损伤检测。其检测精度高、技术成熟,适用于大/中修阶段的深度损伤评估。针对航空发动机高温结构的裂纹、腐蚀、热障涂层剥落、变形等典型损伤类型,需依据损伤特征选择差异化检测技术。主流的检测技术包括超声、内窥镜、红外热成像、工业 CT 等^[10],各技术基于不同原理实现损伤识别,但也存在应用局限。其具体情况如表 1 所示。

表 1 典型定期离线检测技术的原理与应用局限性

Table 1 Principles and application limitations of typical periodic offline detection technologies

损伤类型	主要检测技术	检测原理	应用局限
裂纹	内窥镜、超声、CT	光学/声波传播特性	深腔覆盖差
腐蚀	内窥镜、红外、涡流	表面/近表面形变,导电性变化	量化精度低
热障涂层剥落	工业 CT、X 射线	X 射线衰减差异	检测阈值高
变形	激光扫描、超声	尺寸/轮廓偏差分析	三维重建误差较大

内窥镜检测技术作为当前航空发动机高温结构损伤检测的基本手段,通过光学镜头探入发动机深腔,并利用光纤将内部图像实时传输至外部显示器进行损伤判读^[11]。传统的内窥镜检测方法高度依赖操作人员判读经验,准确率相对较低。最新研发的内窥镜的分辨率能够达到 0.01 mm,大大提升了深腔结构的检测覆盖范围^[12];但在高温环境下,其镜头因热变形从而导致分辨率显著下降,很大程度上限制了对叶片根部等关键区域的检测。

超声检测技术基于声波在材料中的传播特性,通过分析声波反射信号来检测内部缺陷,是航空发动机高温结构损伤检测的重要手段之一。近年来,高温超声探头技术已成为研究热点。Sheng 等^[13]开发出能耐受 800 ℃ 高温的超声探头,对涡轮叶片内部缺陷检测的分辨率高达 0.1 mm。蔡舒好等^[14]优化探头耦合剂配方,将温度为 600 ℃ 工况下的超声检测信号衰减率降低了 40%。此外,相控阵超声技术的应用进一步拓展了检测范围。宋潮等^[15]结

合小波包能量变化率算法,将相控阵超声与激光激励结合,实现了叶片内部微小裂纹的精准定位。

红外热成像检测通过分析材料表面温度分布识别热异常区域,能够检测到涂层剥落、热疲劳裂纹等表面损伤。Du等^[16]提出主动式红外热成像检测方法,通过激光加热激发热响应,结合热流反演算法实现了燃烧室涂层剥落的定量评估,并将响应时间缩短至0.5 s。针对高温环境干扰,Mohammed Eltoun等^[17]采用自适应温度补偿算法,将环境温度波动导致的检测误差降低了50%。

涡流检测技术通过交变磁场在导电材料中感生电流,检测表面/近表面缺陷,通常用于叶片、轴类等金属结构的快速检测。蔡舒舒等^[18]优化涡流探头结构,设计了贴合叶片曲面的柔性探头,解决了复杂形貌结构的检测盲区问题,并将检测效率提升了40%。刘超^[19]提出快速缺陷反演方法,通过数值模拟建立涡流信号和裂纹尺寸的映射关系,实现了裂纹深度的定量计算。

工业CT检测技术通过X射线穿透成像实现三维结构的无损检测,为航空发动机高温结构损伤提供全息三维信息,是深度损伤评估的重要手段。近年来,微焦点工业CT技术的发展显著提升了检测精度,现有设备的空间分辨率可达 $5\text{ }\mu\text{m}$,能够识别涡轮叶片内部0.02 mm级的微小气孔和夹杂^[20]。工业CT现已实现了对燃烧室、涡轮盘等核心部件的全尺寸扫描,但仍存在检测成本高、扫描时间长的局限性。

1.2 实时在线监测

在线监测通过飞参总线、分布式传感器网络实时采集发动机运行数据,能够实现损伤的动态感知和早期预警,是当前发动机高温结构损伤检测技术发展的核心方向。其核心载体为飞参总线数据判读技术与分布式传感器监测技术,能够实现从阈值报警到整体趋势的预测。

飞参总线(如ARINC429、AFDX)以1~100 Hz的采样频率实时采集发动机转速、温度、压力等关键参数,通过参数异常识别损伤状态。其技术发展可分为以下3个阶段。

传统阈值法(2000—2010年):基于经验设定参数阈值(如涡轮排气温度超 $60\text{ }^{\circ}\text{C}$ 报警),技术简单但误报率高,无法识别早期微小损伤^[5]。

模型驱动法(2010—2020年):通过物理建模(如有限元、气动热力模型),建立参数与损伤的关联。黄金泉等^[4]基于线性/非线性模型实现气路故

障诊断,提升了准确率。

数据驱动法(2020年至今):Wang等^[21]基于LSTM网络开展了性能退化预测,但需大量高质量时序数据作为支撑。Shang等^[22]提出一种基于改进区域神经网络(Mask R-CNN)的深度学习模型,实现了航空发动机叶片孔探图像的损伤智能检测,有效提升了损伤分类、定位和分割的精度。周胜明等^[23]提出一种基于在线支持向量数据描述(SVDD)的航空发动机异常检测方法,通过在线学习和更新模型,实现了对航空发动机运行状态的实时监测和异常检测。

2 高温结构损伤智能检测技术

随着人工智能技术的发展,损伤检测已从被动检测向主动智能诊断升级。其核心技术路径包括模型驱动、数据驱动、数据-模型融合3类,技术特点与研究进展具体如下。

2.1 分布式传感器监测技术

分布式传感器(如光纤传感器、无线无源传感器)能够实现高温结构的局部损伤监测,解决飞参总线无法直接监测结构损伤的难题。

(1)光纤传感器。Du等^[16]将能耐受 $1\text{ }200\text{ }^{\circ}\text{C}$ 高温的光纤光栅传感器嵌入涡轮叶片,实现了应变、温度同步监测,其损伤识别分辨率达0.01 mm,但光纤易受振动发生断裂,且安装工艺复杂。冯迪等^[24]采用波长编码型光纤光栅阵列作为传感单元,配合高速光纤滑环完成旋转部件光信号的无损传输,实现了高温高压极端环境下涡轮转子叶片温度和应变信号实时监测。邹仕军等^[25]设计了光纤传感器应变测量试验,并建立了传感器应变传递模型。李天梁等^[26]对带有凹槽的弹簧衬底进行研究,结果表明该结构可大幅降低传感器对待测部件的反作用力。

(2)无线无源传感器。Mohammadi等^[27]开发了基于表面声波的无源传感器,无需供电即可对燃烧室腐蚀过程进行监测。张子瑞等^[28]基于高温共烧陶瓷(HTCC)工艺设计了一种无线无源多栅格结构式温压传感器,实现了宽温度环境和宽压力范围的测量。Zhou等^[29]提出了一种与旋转部件集成的环形天线,实现了不同转速下的温度精度测量。谭秋林等^[30]对声表面波传感器、超材料传感器进行了综述,并分析了无线无源传感器目前存在的问题和未来的发展方向。

2.2 模型驱动技术

模型驱动技术基于高温结构的物理机理构建损

伤演化模型,无需大量服役数据就能实现损伤定量评估和寿命预测。根据模型的复杂度、实时性要求及与物理系统的交互程度,模型驱动技术可进一步细分为传统物理模型(包括有限元模型、疲劳累积模型、动力学模型等)和数字孪生模型两大类。以下是对上述模型的详细介绍。

(1)有限元模型。Sheng 等^[13]建立涡轮叶片热力耦合有限元模型,结合叶尖间隙测量数据实现了热疲劳损伤的定量评估,但模型计算量较大。Milojević 等^[31]采用有限元建模,分析了钢结构在不同循环载荷下的损伤参数和安全性,通过标记损伤变量,成功监测到周期内的材料损伤增长。洪海铭等^[32]提出疲劳寿命计算方法,建立了疲劳损伤模型,实现了增材制造金属材料的疲劳寿命预测。胡殿印等^[33]提出了适用于高、低周复合疲劳下的寿命预测方法。

(2)疲劳累积模型。Zhou 等^[34]基于 Miner 线性累积理论,建立了叶片剩余寿命预测模型开展寿命评估。Baktheer 等^[35]将热-弹-塑性疲劳累积方程作为物理约束嵌入前馈网络,实现了在变幅/非均匀加载下预测宏观裂纹萌生寿命。Yang 等^[36]建立了一种新的疲劳损伤模型表征疲劳损伤演化,评估具有环境屏障涂层的 SiC/SiC 陶瓷基复合材料的疲劳寿命。Szusta 等^[37]基于物理平面概念,将高温下永久滑移带作为损伤载体,建立了与温度相关的塑性剪切应变增量驱动的损伤演化律。

(3)动力学建模。李双宝等^[38]建立高温环境下航空发动机叶片-硬涂层阻尼结构的动力学模型,研究了固有频率、振动响应幅值等动力学特性,分析了硬涂层、温度对复合结构动力学特性的影响。孙旭呈等^[39]以航空发动机动力涡轮叶-盘结构为研究对象,建立了涡轮叶-盘结构动力学模型,分析了温度

场对叶-盘结构振动模态和响应特性的影响。李浦等^[40]针对复杂边界条件下航空发动机拉杆转子跨尺度接触参数的不确定问题,综述了非线性边界条件下转子模型的参数识别研究进展、动力学研究进展和预紧力设计准则。

(4)数字孪生建模。Wang 等^[41]构建航空发动机数字孪生体,融合多物理场模型和实时数据模拟故障对性能的影响,实现了损伤演化可视化。Tarafder 等^[42]提出了一种压电复合材料结构损伤感知数字孪生,并开发了参数化放大耦合本构损伤力学模型。丁珈等^[43]梳理了数字孪生中的仿真技术和建模技术,提出了数字孪生驱动的装备全寿命周期智能运维等级。

综上所述,传统物理模型侧重于描述系统内在的物理机制与演化规律,适用于高温结构损伤机理分析与寿命预测;数字孪生模型基于传统物理模型,融合实时监测数据和运行历史,构建对物理系统的高保真动态虚拟映射,实现从设计、制造到运维全寿命周期的闭环监控与协同优化。总体而言,模型驱动技术的优势在于物理可解释性强,其核心局限性在于模型简化与工况复杂性之间的固有矛盾。为降低计算量,模型需简化边界条件,从而导致复杂工况(如高超声速飞行)下的损伤评估精度下降。Avci 等^[44]通过研究指出:模型驱动方法在复杂工况下的适应性较差。甘磊等^[45]综述了金属疲劳寿命模型的未来发展趋势。

2.3 数据驱动技术

数据驱动技术依赖大量标注数据训练模型,适用于损伤视觉识别、时序特征提取等场景。YOLO 系列模型^[46-47]和卷积神经网络作为当前主流方法,其算法特点和典型应用如表 2 所示。

表 2 主流数据驱动技术在发动机损伤检测中的应用

Table 2 Applications of mainstream data-driven technologies in engine damage detection

模型	模型特征	应用场景	局限性
YOLOv4	PANet 低层次特征统合	叶片小目标损伤检测	复杂背景(如油污)下,漏检率大于 8%
YOLOv8	注意力机制+多尺度训练	多类型叶片损伤分类	不同型号发动机适配性差,需重新训练
FDG-YOLO	轻量化网络结构(剪枝+量化)	嵌入式实时检测	损伤小于 0.3 mm 时,识别精度下降
SW-YOLO	空间注意力+加权损失函数	叶片动态损伤监测	高速振动下特征易失真
Inception-CNN	多尺度卷积核提取冗余信息	传感器故障检测	数据格式转换复杂,需蒙特卡罗模拟生成故障数据
DeiT	Transformer 注意力机制	多损伤类型分类	复杂数据(如多损伤耦合)分类精度不足

数据驱动方法凭借其对高效特征的提取能力,能够实现损伤快速识别。王倩岚等^[46]、于婧仪^[48]分别对 YOLOv4 模型进行改进,实现了航空发动机

损伤检测,并在保证检测准确率的同时显著提高了检测速度。黄睿等^[49]提出了一种检测器和分类器级联的飞机发动机损伤检测方法,通过多尺度全卷

积网络和特征加权网络,提高了损伤检测的精度和效率。贾路等^[20]提出了一种基于改进YOLOv5模型的航空发动机叶片损伤检测方法,通过数据增强和多尺度特征聚合模块,显著提高了小尺寸损伤的检测精度。王栋欢等^[50]提出了一种基于无监督学习的航空发动机铸造涡轮叶片缺陷检测方法,实现了缺陷的自动检测。赵崇林等^[51]提出了一种融合注意力机制和多尺度特征的航空发动机缺陷检测方法,通过改进卷积神经网络,提高了缺陷检测的准确性和效率。

综上,数据驱动技术的核心挑战在于数据稀缺性。由于损伤样本少、工况复杂,导致真实发动机高温结构损伤数据通常难以获取,虽然可通过物理渲染生成合成数据,但合成数据与真实工况的“域差异”往往会导致模型泛化性下降。这是当前数据驱动技术的核心瓶颈。

2.4 数据-模型融合技术

数据-模型融合技术通过结合模型驱动的物理可解释性与数据驱动的高效识别,是解决单一技术局限的主要方向。近年来的研究进展总结如下。

在多源信息融合方面,黄金泉等^[4]融合飞参数

据、传感器数据和物理模型,构建了气路故障诊断框架,但网络结构冗余,算力消耗较高。Fu等^[52]将概率神经网络、数据融合技术与相关分形维数相结合,提出了具有良好噪声容限和鲁棒性的混合数据融合损伤检测系统。何超等^[53]提出了基于深度学习的航空发动机内部损伤实时检测方法,缩短了检测延迟。

在物理感知机器学习方面,Zhou等^[34]结合多元深度森林和LSTM时序预测,实现了发动机退化趋势预测。严如强等^[54]将传感器故障的物理约束(如温度-压力关联关系)嵌入机器学习模型,在减少数据需求的同时提升了故障识别准确率。Abdulkadrirov等^[55]提出了用于四轴飞行器动力学建模的物理信息神经网络控制器,提高了无人机的轨迹质量。

综上,数据-模型融合技术虽能兼顾精度与效率,但当前仍面临融合机制不明确的问题。多数研究采用简单拼接^[56],没有建立数据与物理模型的动态交互机制,导致融合效果依赖经验参数,通用性不强。

表3总结了数据驱动、模型驱动和数据-模型融合3类航空发动机高温结构损伤智能检测的技术原理、优势特点和应用局限性。

表3 不同高温结构损伤智能检测技术的对比

Table 3 Comparison of different intelligent detection technologies for high-temperature structural damage

技术类型	原理	优势	应用局限性
数据驱动	利用结构损伤数据,运用智能算法挖掘规律,建立损伤预测模型。	识别效率高,能够快速处理数据,特别适配于损伤视觉识别、时序特征提取等应用场景。	故障数据样本稀缺,物理机理解释性差,泛化外推能力弱。
模型驱动	基于高温结构的物理机理,构建损伤演化模型和寿命预测模型。	无需大量数据,物理可解释性强。	难以平衡计算效率与模型精度,简化模型易导致损伤评估误差增加,高保真模型则计算耗时。
数据-模型融合	融合物理模型与数据驱动算法,通过物理信息嵌入或多源信息融合构建模型。	通过对物理约束和数据特征的动态交互,提升了模型的泛化能力和外推能力。	融合机制尚不明确,多数采用简单拼接方式,融合效果依赖经验参数,通用性不强。

3 当前技术瓶颈与挑战

航空发动机高温结构损伤检测技术受限于高温极端工况复杂性、损伤演化非线性和工程应用严苛性,现阶段存在数据收集难、检测算法创新难、数据-模型融合难等技术瓶颈,严重阻碍了航空装备向长寿命、高可靠、智能化发展。

3.1 运行数据收集难

高温结构特殊的服役环境和损伤特性导致数据

收集面临以下困难。①真实损伤样本获取难。主动采集损伤数据成本极高,台架试车模拟极端工况单次成本高,且可能造成发动机的不可逆损伤,多数机构难以开展大规模试验^[13]。同时,高温结构损伤呈现低概率、高风险特征,现代发动机的设计使得其高温结构的可靠性得到了大幅提升,正常服役周期内显性损伤发生率极低,远远无法满足深度学习模型的训练需求^[17]。②极端工况下信号失真。高温结构多位于深腔部位,传感器布线难,导线易老化^[34]。

在多场耦合服役环境(如高温、高压、强振动、电磁干扰)下,传感器测量数据普遍存在噪声污染、信号缺失问题,高温高频低幅值强振动使得应变、温度数据的信噪比极低,发动机电磁辐射进一步叠加噪声,数据波动较大。

3.2 检测算法创新难

检测算法难以满足全工况覆盖、实时响应、精准评估的工程需求。①检测算法泛化性弱。现有检测算法多针对叶片裂纹、涂层剥落等单一损伤场景开发^[57],而真实高温结构的损伤常呈现裂纹与腐蚀共存、涂层剥落伴随热疲劳等多类型耦合特征,不同损伤特征信号的相互干扰会显著降低检测算法识别准确率,缺乏对航空发动机高温结构多维度应用场景的适配能力。②实时性与定量能力不足。损伤检测需满足毫秒级响应需求,但高精度算法与机载平台有限的算力、资源之间存在突出矛盾。高温结构损伤检测算法模型即使经过轻量化优化,在机载硬件平台上的推理速度也难以满足实时监测需求。模型驱动算法高度依赖复杂物理计算,单次损伤评估耗时较长,即使采用模型降阶技术,效率的提升仍然有限。融合算法需同时处理数据特征提取与物理模型计算,算力消耗显著高于单一算法,导致实时性问题进一步加剧。同时,多数算法仅能实现识别有无损伤,缺乏精准的定量评估能力^[21],难以准确获取裂纹长度、深度等关键损伤参数,无法满足工程应用。

3.3 数据-模型融合难

受限于理论成熟度与工程应用需求,数据-模型融合面临以下挑战。①现有融合多停留在经验式拼接层面。特征级融合中,数据特征与物理特征的映射关系无统一标准,人工调整特征权重时,微小的参数偏差就会导致损伤评估准确率显著波动;决策级融合中,多采用加权平均、投票法等等简单规则,难以根据工况动态调整数据驱动与模型驱动的决策权重,容易出现决策偏差^[27]。②极端工况下的融合性能退化。在极端高温、大机动飞行等严苛服役环境中,数据-模型融合技术的工况适配能力显著不足。在物理模型层面,材料非线性特性与载荷剧烈波动会导致物理模型假设失效,造成损伤评估误差显著增大;在数据层面,极端环境易引发传感器失效或信号失真,导致数据驱动算法缺乏有效的输入支撑。同时,现有融合算法缺乏不确定性量化机制,无法评估数据噪声和模型误差对融合结果的综合影响,极端工况下寿命预测等关键结果的可信度大幅降低,难以支撑航空装备的维修保障决策。

4 未来发展趋势与展望

针对航空装备大机动飞行与长寿命服役需求、航空发动机高温结构承受极端服役环境以及传统检测技术因传感器耐受力差、数据传输抗干扰弱、算法泛化性不强等难题,可从传感器采集、数据传输、算法模型等方面全链条构建综合感知体系。在传感器层面,研发先进的无线无源传感器,并采用陶瓷基复合材料封装优化,解决高温信号衰减与振动误差问题。在数据传输层面,采用太赫兹通信技术并构建有线/无线混合网络,保障深腔部位数据的低损耗和抗干扰传输能力。在算法层面,通过迁移学习和对抗训练,缩小合成数据与真实工况之间的差异,确保极端工况下模型的精度稳定。

针对航空发动机高温结构检测数据维度单一、价值挖掘不充分的问题,考虑构建全模态数据采集、小样本学习、标准化治理体系,释放多源异构数据核心价值。通过搭建飞参总线数据、分布式传感器和数字孪生的多维度采集网络,为损伤检测与寿命预测提供完整数据支撑。针对真实损伤样本稀缺的问题,发展基于物理先验的小样本学习技术,使得结构损伤检测算法模型仅需少量真实损伤样本即可达到传统模型的识别精度。

当前,数据-模型融合技术仍处于经验式拼接阶段,多数研究仅将数据驱动的损伤识别结果与模型驱动的评估结果简单叠加,缺乏动态交互机制,无法适应损伤的动态演化过程。同时,数据-模型融合算力消耗高,难以部署于机载平台,导致技术仅能发现损伤,却无法评估损伤影响、预测剩余寿命以及优化维修决策。因此,需构建动态融合、全周期孪生、轻量化部署的闭环融合体系,推动技术从单一损伤检测向全生命周期智能管控升级。

随着源数据挖掘、全流程管控相关技术的深度融合与工程落地,航空发动机高温结构损伤检测技术将逐步实现从被动响应到主动预测、从技术碎片化到系统协同化的跨越。这不仅能为长寿命、高可靠航空动力系统研发提供核心支撑,显著降低故障风险与维修保障成本,也能为燃气轮机、航天器发动机等同类高温装备的损伤检测提供技术借鉴。

参考文献:

- [1] 王者,王志平,丁坤英,等. 某型航空发动机涡轮导向叶片热障涂层可靠性分析[J]. 航空学报, 2024, 45(22): 281-295.

- WANG Zhe, WANG Zhiping, DING Kunying, et al. Reliability analysis of thermal barrier coatings on turbine guide vanes of a certain type of aero-engine [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2024, 45(22): 281-295.
- [2] 宋迎东, 凌晨, 张磊成, 等. 航空发动机和燃气轮机热端部件热腐蚀-疲劳研究进展 [J]. 南京航空航天大学学报, 2022, 54(5): 771-788.
- SONG Yingdong, LING Chen, ZHANG Leicheng, et al. Research progress on hot corrosion-fatigue of aero-engine and gas turbine hot-section components [J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2022, 54(5): 771-788.
- [3] DE GIORGI M G, MENG A N, MOTHAKANI A, et al. A data-driven approach for health status assessment and remaining useful life prediction of aero-engine [J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2023, 2526(1): 012071.
- [4] 黄金泉, 王启航, 鲁峰. 航空发动机气路故障诊断研究现状与展望 [J]. 南京航空航天大学学报, 2020, 52(4): 507-522.
- HUANG Jinquan, WANG Qihang, LU Feng. Research status and prospect of gas path fault diagnosis for aeroengine [J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2020, 52(4): 507-522.
- [5] 何宇豪, 曹学国, 刘信良, 等. 基于 SW-YOLO 模型的航空发动机叶片损伤实时检测 [J]. 推进技术, 2024, 45(2): 192-198.
- HE Yuhao, CAO Xueguo, LIU Xinliang, et al. Real time detection of aircraft engine blade damage based on SW-YOLO model [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2024, 45(2): 192-198.
- [6] 李华, 陈果, 陈新波, 等. 航空发动机内部裂纹自动测量方法研究 [J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(11): 233-237.
- LI Hua, CHEN Guo, CHEN Xinbo, et al. Study on automatic measurement method for aero-engine inner damage crack [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2016, 52(11): 233-237.
- [7] 赵广社, 吴思思, 荣海军. 多源统计数据驱动的航空发动机剩余寿命预测方法 [J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(11): 150-155.
- ZHAO Guangshe, WU Sisi, RONG Haijun. A multi-source statistics data-driven method for remaining useful life prediction of aircraft engine [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2017, 51(11): 150-155.
- [8] 李伟业, 冯建欣, 文思果, 等. 时序卷积网络在转子热固耦合应力预测及寿命评估中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2025, 59(10): 87-95.
- LI Weiye, FENG Jianxin, WEN Siguo, et al. Application of temporal convolutional network in rotor thermo-mechanical coupling stress prediction and life assessment [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2025, 59(10): 87-95.
- [9] 杨晓光, 谭龙, 郝文琦, 等. 数据驱动的高温结构强度与寿命评估: 进展与挑战 [J]. 推进技术, 2023, 44(5): 1-18.
- YANG Xiaoguang, TAN Long, HAO Wenqi, et al. Data-driven structural strength and life assessment of high temperature structure: progresses and challenges [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2023, 44(5): 1-18.
- [10] 邓沛洲, 武晓东. 航空发动机孔探技术探索与研究 [J]. 机械工业标准化与质量, 2023(8): 33-36.
- DENG Peizhou, WU Xiaodong. Exploration and research on hole-drilling technology for aeroengine [J]. *Machinery Industry Standardization & Quality*, 2023(8): 33-36.
- [11] 何宇豪. 基于深度学习和孔探技术的航空发动机叶片损伤检测 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2023.
- [12] 李续博, 王文庆, 王凯, 等. 人工智能技术在航空发动机孔探检测中的应用进展 [J]. 航空工程进展, 2023, 14(2): 12-23.
- LI Xubo, WANG Wenqing, WANG Kai, et al. Application advances of artificial intelligence technology in aero-engine borescope inspection [J]. *Advances in Aeronautical Science and Engineering*, 2023, 14(2): 12-23.
- [13] SHENG Hanlin, LIU Tong, ZHAO Yan, et al. New model-based method for aero-engine turbine blade tip clearance measurement [J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2023, 36(8): 128-147.
- [14] 蔡舒舒, 何冲. 基于 FDG-YOLO 轻量化模型的航空发动机损伤检测方法 [J/OL]. 北京航空航天大学学报. (2024-05-24)[2025-04-10]. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0024>.
- CAI Shuyu, HE Chong. A damage detection method for aero-engine based on FDG-YOLO lightweight model [J/OL]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*. (2024-05-24)[2025-04-10]. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0024>.
- [15] 宋潮, 郑宾, 郭华玲, 等. 基于小波包能量变化率的激光超声处理 [J]. 中国测试, 2017, 43(11): 12-16.
- SONG Chao, ZHENG Bin, GUO Hualing, et al. Laser ultrasonic treatment based on wavelet packet energy change rate [J]. *China Measurement & Test*, 2017,

- 43(11): 12-16.
- [16] DU Xiao, CHEN Jiajie, ZHANG Haibo, et al. Fault detection of aero-engine sensor based on inception-CNN [J]. *Aerospace*, 2022, 9(5): 236.
- [17] MOHAMMED ELTOUM M A, IQBAL E, ZWEIRI Y, et al. BladeSynth: a high-quality rendering-based synthetic dataset for aero engine blade defect inspection [J]. *Scientific Data*, 2025, 12(1): 1268.
- [18] 蔡舒舒, 闫子砚. 基于改进 YOLOv4 的航空发动机小目标损伤检测研究 [J]. *航空动力学报*, 2023, 38(2): 445-452.
- CAI Shuyu, YAN Ziyang. Research on small target damage detection of aero-engine based on improved YOLOv4 [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2023, 38(2): 445-452.
- [19] 刘超. 涡流检测快速缺陷反演方法研究 [D]. 厦门: 厦门大学, 2016.
- [20] 贾路, 曾昊, 彭靖波, 等. 基于数据增强与多尺度融合的航空发动机叶片损伤检测 [J]. *航空动力学报*, 2025, 40(10): 248-260.
- JIA Lu, ZENG Hao, PENG Jingbo, et al. Aero-engine blade damage detection based on data augmentation and multi-scale fusion [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2025, 40(10): 248-260.
- [21] WANG Cunsong, LU Ningyun, CHENG Yuehua, et al. A data-driven aero-engine degradation prognostic strategy [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 51(3): 1531-1541.
- [22] SHANG Hongbing, SUN Chuang, LIU Jinxin, et al. Deep learning-based borescope image processing for aero-engine blade in-situ damage detection [J]. *Aerospace Science and Technology*, 2022, 123: 107473.
- [23] 周胜明, 王小飞, 高峰, 等. 基于在线 SVDD 的航空发动机异常检测方法 [J]. *计测技术*, 2015(5): 20-22.
- ZHOU Shengming, WANG Xiaofei, GAO Feng, et al. Aeroengine novelty detection method based on on-line SVDD [J]. *Metrology & Measurement Technology*, 2015(5): 20-22.
- [24] 冯迪, 孙君如, 魏鹏, 等. 基于光纤传感的航空发动机涡轮转子温度-应变复合信号测量方法研究 [J/OL]. *航空动力学报*. (2025-06-26)[2025-09-07]. <https://doi.org/10.13224/j.cnki.jasp.20250068>.
- FENG Di, SUN Junru, WEI Peng, et al. Research on the measurement method of temperature-strain composite signal of turbine rotor in aeronautical engine based on fiber optic sensing [J/OL]. *Journal of Aerospace Power*. (2025-06-26)[2025-09-07]. <https://doi.org/10.13224/j.cnki.jasp.20250068>.
- [25] 邹仕军, 王雪婷, 杜新悦. 光纤光栅(FBG)传感器在飞行试验应变测量中的应用 [J]. *自动化应用*, 2023, 64(9): 201-203.
- ZOU Shijun, WANG Xueting, DU Xinyue. Application of fiber Bragg grating (FBG) sensor in flight test strain measurement [J]. *Automation Application*, 2023, 64(9): 201-203.
- [26] 李天梁, 温宇航, 张奥, 等. 一种基于“8”型弹簧结构的高温大应变光纤传感器 [J]. *航空制造技术*, 2025, 68(17): 34-41.
- LI Tianliang, WEN Yuhang, ZHANG Ao, et al. A high-temperature large-strain optical fiber sensor based on “8” shaped spring structure [J]. *Aeronautical Manufacturing Technology*, 2025, 68(17): 34-41.
- [27] MOHAMMADI S, RAHMANIAN V, SATTAR-PANAH KARGANROUDI S, et al. Smart defect detection in aero-engines: evaluating transfer learning with VGG19 and data-efficient image transformer models [J]. *Machines*, 2025, 13(1): 49.
- [28] 张子瑞, 高尚. 无线无源多栅格结构式温压传感器设计与制备 [J]. *微纳电子技术*, 2024, 61(3): 112-119.
- ZHANG Zirui, GAO Shang. Design and fabrication of wireless passive multi-grid structural temperature and pressure sensors [J]. *Micronanoelectronic Technology*, 2024, 61(3): 112-119.
- [29] ZHOU Zhixin, WANG Hui, CHEN Minkan, et al. Design and characterization of SAW-based wireless and passive temperature sensing system [J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2024, 2822(1): 012098.
- [30] 谭秋林, 刘佳佳, 王宁, 等. 无线无源力/热传感器与测试技术研究现状 [J]. *振动、测试与诊断*, 2024, 44(3): 419-430.
- TAN Qiulin, LIU Jiajia, WANG Ning, et al. Current research status of wireless passive force/thermal sensors and testing technology [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2024, 44(3): 419-430.
- [31] MILOJEVIĆ I, TARIĆ M, KLIMENTA D, et al. Finite element analysis-based assessment of damage parameters for ultra-low-cycle fatigue behavior of structural steels [J]. *Symmetry*, 2025, 174(4): 615.
- [32] 洪海铭, 詹志新, 王佳莹. 基于损伤力学的增材制造金属材料疲劳寿命预测 [J]. *北京航空航天大学学报*, 2022, 48(6): 950-956.
- HONG Haiming, ZHAN Zhixin, WANG Jiaying. Damage mechanics-based fatigue life prediction for additive manufacturing metal materials [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2022, 48(6): 950-956.

- [33] 胡殿印, 鄢林, 李鑫, 等. 涡轮榫接疲劳寿命评估及验证: 研究现状及展望 [J]. 南京航空航天大学学报, 2023, 55(4): 573-588.
- HU Dianylin, YAN Lin, LI Xin, et al. Fatigue life assessment and verification of turbine attachment: review and prospects [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2023, 55(4): 573-588.
- [34] ZHOU Mingyang, MIAO Keqiang, SUN Jiaxian, et al. Data-driven modeling of aero-engine performance degradation models [J]. IEEE Access, 2024, 12: 150020-150031.
- [35] BAKTHEER A, ALDAKHEEL F. Physics-based machine learning for fatigue lifetime prediction under non-uniform loading scenarios [J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2025, 444: 118116.
- [36] YANG Zhengmao, LI Wenhao, CHEN Yang, et al. Life assessment of thermomechanical fatigue in a woven SiC/SiC ceramic matrix composite with an environmental barrier coating at elevated temperature [J]. International Journal of Fatigue, 2023, 172: 107584.
- [37] SZUSTA J, SEWERYNA. Fatigue damage accumulation modeling of metals alloys under high amplitude loading at elevated temperatures [J]. Metals, 2018, 8(12): 1030.
- [38] 李双宝, 李芳. 高温环境下发动机叶片-硬涂层阻尼结构动力学建模与分析 [J]. 中国民航大学学报, 2024, 42(1): 30-39.
- LI Shuangbao, LI Fang. Dynamic modeling and analysis of engine blade-hard coating damping structure under high temperature environment [J]. Journal of Civil Aviation University of China, 2024, 42(1): 30-39.
- [39] 孙旭呈, 荆建平, 温猛, 等. 力热载荷作用下涡轮结构模态与振动响应特性研究 [J]. 噪声与振动控制, 2025, 45(6): 19-25.
- SUN Xucheng, JING Jianping, WEN Meng, et al. Modal and vibration response characteristics of power turbine blade-disk structures under mechanical and thermal loads [J]. Noise and Vibration Control, 2025, 45(6): 19-25.
- [40] 李浦, 袁奇. 拉杆转子接触界面参数识别和动力学研究进展 [J]. 西安交通大学学报, 2023, 57(10): 39-52.
- LI Pu, YUAN Qi. Research progress on interface parameter identification and dynamics of tie-bolt rotors [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2023, 57(10): 39-52.
- [41] WANG Yuting, LIU Feng, XI Feng, et al. Data driven comprehensive performance evaluation of aero-engines: a network dynamic approach [J]. Engineering, 2025, 46: 292-305.
- [42] TARAFDER P, DAN S, GHOSH S. Machine learning-enabled parametrically upscaled coupled constitutive damage mechanics (PUCCDM) model for multiscale-multiphysics analysis of piezoelectric composites [J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2025, 444: 118136.
- [43] 丁珈, 周炜, 张永, 等. 数字孪生驱动的装备全寿命周期智能运维技术进展与展望 [J]. 系统工程理论与实践, 2025, 45(6): 1828-1845.
- DING Jia, ZHOU Wei, ZHANG Yong, et al. Digital twin-driven full lifecycle intelligent equipment maintenance: progress and prospects [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2025, 45(6): 1828-1845.
- [44] AVCI O, ABDELJABER O, KIRANYAZ S, et al. A review of vibration-based damage detection in civil structures: from traditional methods to machine learning and deep learning applications [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 147: 107077.
- [45] 甘磊, 吴昊, 仲政. 数据驱动的金属疲劳寿命模型研究进展 [J]. 力学进展, 2025, 55(1): 30-79.
- GAN Lei, WU Hao, ZHONG Zheng. Advances in data-driven models for fatigue life prediction of metallic materials [J]. Advances in Mechanics, 2025, 55(1): 30-79.
- [46] 王倩岚, 刘文波, 滕子煜, 等. 基于改进 YOLOv4 的航空发动机叶片损伤检测 [J]. 机械制造与自动化, 2025, 54(2): 223-226.
- WANG Qianlan, LIU Wenbo, TENG Ziyu, et al. Aeroengine blade damage detection based on improved YOLOv4 [J]. Machine Building & Automation, 2025, 54(2): 223-226.
- [47] 何振鹏, 刘鸿宇, 张保深, 等. 基于改进 YOLOv8 模型的航空发动机叶片损伤检测算法研究 [J]. 推进技术, 2026, 47(1): 293-302.
- HE Zhenpeng, LIU Hongyu, ZHANG Baoshen, et al. Aero engine blade damage detection based on improved YOLOv8 [J]. Journal of Propulsion Technology, 2026, 47(1): 293-302.
- [48] 于婧仪. 基于深度学习的航空发动机叶片损伤检测技术研究 [D]. 天津: 中国民航大学, 2023.
- [49] 黄睿, 段博坤, 陈望, 等. 检测器和分类器级联的飞机发动机损伤检测 [J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(11): 3232-3242.
- HUANG Rui, DUAN Bokun, CHEN Wang, et al. Detector and classifier cascaded aero-engine detection method [J]. Journal of Image and Graphics, 2022, 27(11): 3232-3242.

- [50] 王栋欢, 于艾洋, 肖洪. 基于无监督学习的航空发动机铸造涡轮叶片缺陷检测方法 [J]. 航空动力学报, 2025, 40(6): 247-258.
- WANG Donghuan, YU Aiyang, XIAO Hong. Defect detection method for casting turbine blades in aero-engines based on unsupervised learning [J]. Journal of Aerospace Power, 2025, 40(6): 247-258.
- [51] 赵崇林, 朱江, 胡永进, 等. 融合注意力和多尺度特征的航空发动机缺陷检测 [J]. 北京航空航天大学学报, 2025, 51(3): 892-903.
- ZHAO Chonglin, ZHU Jiang, HU Yongjin, et al. Aero-engine defect detection by fusing attention and multi-scale features [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 51(3): 892-903.
- [52] FU Chun, JIANG Shaofei. A hybrid data-fusion system by integrating CFD and PNN for structural damage identification [J]. Applied Sciences, 2021, 11(17): 8272.
- [53] 何超, 陈果, 王雨薇. 基于深度学习的航空发动机内部损伤实时检测方法 [J]. 航空动力学报, 2023, 38(8): 1857-1864.
- HE Chao, CHEN Guo, WANG Yuwei. Real-time detection method of aero-engine internal damage based on deep learning [J]. Journal of Aerospace Power, 2023, 38(8): 1857-1864.
- [54] 严如强, 商佐港, 王志颖, 等. 可解释人工智能在工业智能诊断中的挑战和机遇: 先验赋能 [J]. 机械工程学报, 2024, 60(12): 1-20.
- YAN Ruqiang, SHANG Zuogang, WANG Zhiying, et al. Challenges and opportunities of XAI in industrial intelligent diagnosis: priori-empowered [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(12): 1-20.
- [55] ABDULKADIROV R, LYAKHOV P, BUTUSOV D, et al. Physics-aware machine learning approach for high-precision quadcopter dynamics modeling [J]. Drones, 2025, 9(3): 187.
- [56] DE SILVA B M, CALLAHAM J, JONKER J, et al. Hybrid learning approach to sensor fault detection with flight test data [EB/OL]. [2025-06-20]. <https://arc.aiaa.org/doi/10.2514/1.J059943>.
- [57] 陆晓华, 左洪福, 孙见忠. 基于检查数据和物理退化模型的涡轮叶片检修策略优化 [J]. 南京航空航天大学学报, 2018, 50(5): 679-686.
- LU Xiaohua, ZUO Hongfu, SUN Jianzhong. Optimizing inspection policy for turbine blades based on data-driven and physical deterioration model [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2018, 50(5): 679-686.

(编辑 李慧敏)