

doi: 10.7690/bgzdh.2025.09.002

基于数字孪生的航空发动机故障预测与健康管理技术研究综述

李思雨^{1,2}, 程中华¹, 岳光³, 李雪⁴, 闫云斌¹, 韩凯¹, 郭鹏², 黄振亮², 范佳慧⁵, 赵鹏²

(1. 陆军工程大学石家庄校区, 石家庄 050003; 2. 山西省军区, 太原 030013;

3. 太原工业学院自动化系, 太原 030008; 4. 天津市第五十五中学, 天津 300000; 5. 武警山西总队, 太原 030012)

摘要: 针对航空发动机的故障特点、现有数据条件以及健康管理的需求, 对国内外故障预测与健康管理的(prognostics and health management, PHM)进行研究分析。通过涵盖状态监测分析、亚健康状态诊断、性能衰退趋势跟踪和分析、故障预测与寿命管理等, 以实现对发动机的预测性诊断和相应维护支持, 从而提升飞行任务过程中的安全性和计划执行的可靠性。结果表明, 该分析可为持续进行航空发动机健康管理研究奠定基础, 为真正意义的视情维修提供技术支持。

关键词: 数字孪生; 航空发动机; 装备维修; 故障预测与健康管理; 视情维修

中图分类号: TP301.6 **文献标志码:** A

Review of Aero-engine Fault Prognostics and Health Management Technology Based on Digital Twin

Li Siyu^{1,2}, Cheng Zhonghua¹, Yue Guang³, Li Xue⁴, Yan Yunbin¹, Han Kai¹,
Guo Peng², Huang Zhenliang², Fan Jiahui⁵, Zhao Peng²

(1. Shijiazhuang Campus of Army Engineering University, Shijiazhuang 050003, China;

2. Shanxi Military Region, Taiyuan 030013, China;

3. Department of Automation, Taiyuan Institute of Technology, Taiyuan 030008, China;

4. No. 55 Middle School of Tianjing, Tianjing 300000; 5. Shanxi Armed Police Corps, Taiyuan 030012, China)

Abstract: According to the fault characteristics of aero-engine, the existing data conditions and the requirements of health management, the fault prediction and health management (PHM) at home and abroad are studied and analyzed. By covering condition monitoring and analysis, sub-health state diagnosis, performance decline trend tracking and analysis, fault prediction and life management, the predictive diagnosis and corresponding maintenance support of the engine are realized, so as to improve the safety of the flight mission and the reliability of the plan execution. The results show that the analysis can lay the foundation for continuous aero-engine health management research and provide technical support for the real meaning of condition-based maintenance.

Keywords: digital twin; aero-engine; equipment maintenance; prognostics and health management; condition-based maintenance

0 引言

数字孪生是利用数字化模型对真实物理系统进行复制, 利用物理系统的大量数据, 完成对虚拟空间的映射, 起到了连接物理世界与信息世界的桥梁作用, 在机械设备领域可以实时提供监控、诊断、预测和智能化服务^[1]。“孪生体/双胞胎”概念在制造领域的使用, 最早可追溯到美国国家航空航天局的阿波罗项目^[2]。多年来, 美国国家航空航天局一直使用数字孪生模型技术对空间站和航天器进行监测与环境模拟, 以确保机组人员的安全。航空发动机作为工业皇冠上的明珠, 属于制造复杂和精密的机械设备。对于航空器而言, 发动机就是其动力

源^[3]。航空发动机的故障由内在原因产生, 并表现出相应的故障现象。发动机出现任何问题或故障, 都会对飞机的正常飞行造成影响, 甚至还会对人们的生命安全构成威胁, 严重影响着飞机领域的发展和进步^[4]。发动机一旦出现故障, 相关技术人员就需要对其进行良好的维修, 但是如果进行盲目的维修又有可能造成发动机的二次损害^[5]。

预测与健康管理的(PHM)技术是一种利用机内测试数据对设备的未来健康状态进行预测, 并制定针对性的维护维修技术体系。与传统的事后维修和定期维修策略相比, PHM 既能够降低突发故障的发生频率, 又能够避免过度维修造成的维修资源浪费

收稿日期: 2024-09-13; 修回日期: 2024-10-28

第一作者: 李思雨(1988—), 男, 河北人, 博士。

和对设备运行的过度干扰。另外，由于网络通信技术和人工智能技术的发展，以及云计算、边缘计算的出现，使得利用历史数据实时、精确预测未来状态称为可能^[6]。故障预测和健康管理是为了满足自主保障、自主诊断的要求提出来的，是基于状态维修的升级发展，使复杂装备的保障难度大大降低^[7-8]；因此，PHM 在设备运行维护管理中得到了广泛应用。一般情况下，PHM 实现方法包括：1) 基于物理模型的方法；2) 基于数据驱动的方法；3) 基于混合模型的方法。上述方法已经被大量应用，但是存在依赖专家经验、需要大量数据、模型参数优化等问题^[9-11]。

近十年，数字孪生由于其创造性和颠覆性的优势，也逐步引起航空航天领域的重视。因为数字孪生对物理本体的逼真建模、实时的信息交互、模型与参数不断修正优化等优点，所以将数字孪生技术融入到 PHM 领域，能够较好地克服传统 PHM 实现过程中的不足。基于此，越来越多的国内外研究人员开展了基于数字孪生的 PHM 实现方法。

1 传统的 PHM 实现方法

1.1 PHM 一般架构

PHM 功能作用包括：及时全面掌控发动机的健康状况；及时检测到潜在的健康问题，在健康状况恶化之前给出维护建议，避免重大事故；预测零部件性能或效率衰减，大幅避免非计划性维修及降低成本^[12-13]。功能架构如图 1 所示。

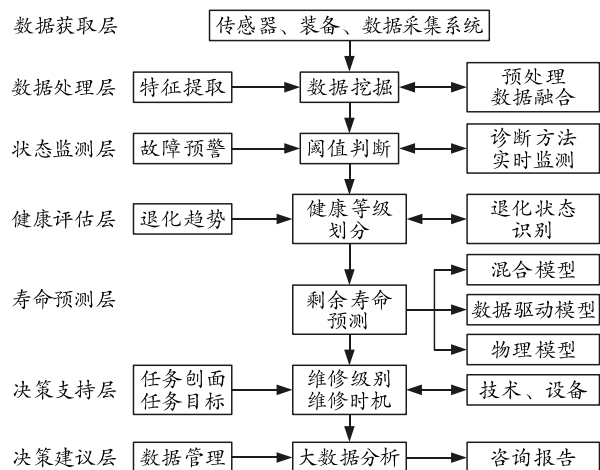


图 1 PHM 系统整体架构

1) 数据获取层。开展 PHM 的基础，位于框架的底层，通过不同类型的传感器采集到装备运行数据信息，是开展故障诊断、健康评估、寿命预测前提^[14]。

2) 数据处理层。采集到的数据自身不会传递出装备运行的状态，通过对数据获取层传递的数据进行“加工”，筛选出所需要的特征参数，这些数据进行综合分析处理^[15]。

3) 状态监测层。基于装备运行时的告警阈值数据、运算结果数据、预处理数据，进行综合分析，形成诊断结果^[16]。

4) 健康评估层。装备长时间在高温、高压以及高速等恶劣环境下工作，其性能在使用过程中会逐渐衰退。其衰退机理复杂，其性能衰退规律与影响因素之间存在高度复杂的非线性时变映射关系。准确分析和评估装备的健康状态(正常或故障)^[17]。

5) 寿命预测层。利用模型对装备性能衰退及性能异常进行预测，搭建性能参数修正模型，在不同工作环境下的温度、功率等性能参数修正至统一的标准，以开展性能趋势分析。快速准确地实现对装备的性能趋势分析和寿命预测^[18]。

6) 决策支持层和建议层。通过装备运行参数趋势分析和使用情况、技术状态、寿命消耗和进一步确认故障范围，来提高装备的使用可靠性、安全性以及在使用备件、维修工时、使用率和完成任务率等方面取得更好的经济效益，还可以向设计和生产部门反馈其使用维护情况^[19-21]。

1.2 PHM 的实现方法

1.2.1 基于物理模型的方法

主要根据产品物理失效机理进行研究，包括基于累计损伤的方法、基于预警装置的方法和基于特定模型的方法等。基于物理模型的方法能够深入对象的本质，故障特征与模型参数联系紧密，模型解释性强，且具有实时预测的能力，但其建立需要对对象的故障演化机理有深入的了解，不适用于复杂、非线性、不确定性对象的建模^[22]。基于性能(特征)参数退化的故障预测适用于那些具有性能退化类型故障的系统/分系统，如压缩机和涡轮的气路退化、油液状态的变化以及发动机的性能退化等。该方法要求有足够的传感器信息来评估系统/分系统的当前状态以及确定相应的不确定性水平。然后，通过将系统当前状态同已知故障模式进行比较来进行预测。

1.2.2 基于数据驱动模型的方法

该方法仅需要传感器获取数据，再把数据转换为设备性能退化模型，不需要关注物理失效故障模

式,通用性好。数据驱动模型分为:1) 基于统计数据的驱动方法;2) 基于机器学习的方法^[23-24]。

统计数据驱动方法包括随机滤波(卡尔曼滤波和粒子滤波及其改进算法)、相似性模型(维纳过程模型、伽玛过程模型、逆高斯过程模型和马尔可夫模型)、随机过程模型(模式匹配方法)^[25]。

基于机器学习的方法使用人工智能(artificial intelligence, AI)算法根据历史值,从现有的状态监测数据中学习装备的退化状态,从而建立起装备的状态监测数据和退化状态之间的映射关系,而不需要建立精确的物理模型或统计模型^[26]。根据算法学习数据集本质特征的能力和模型结构的深度分为浅层学习和深度学习,其中浅层学习包括决策树、朴素贝叶斯、随机森林、支持向量机等,深度学习主要有深度神经网络方法、深度置信网络方法、卷积神经网络方法以及循环神经网络方法等。

基于数据驱动模型的健康管理和故障预测技术,需要依靠大量信号处理技术与专家经验手动提取出特征信息。大数据时代下,海量的复杂工程设备的监测数据无疑给这一工作带来了挑战。基于深度学习的基于机器学习的健康管理和故障预测技术能够在一定程度上克服此类问题,如 DBN 与 CNN 均具有智能化特征提取与预测的能力,但有关智能化特征提取与剩余寿命预测研究仍较为匮乏,有待深入的研究^[27]。

1.2.3 基于混合模型的方法

目前也有研究人员将基于物理模型的方法与基于数据驱动的方法相结合,提出了混合(融合)模型^[28-29]。模型结合了两者的优缺点,预测的精确度和建模的方便程度都达到了一定的要求,逐渐得到广泛采用。该方法不需要了解对象的故障机理、经验知识,仅通过各种数据处理分析方法来挖掘隐含信息。此外还可以把多种方法得到的结果进行融合。基于混合模型的方法融合了不同方法的优势,具有非常高的研究价值。但是缺点也很明显,涉及到模型多、计算量大,在实际应用中还处于起步阶段^[30-31]。

航空发动机的健康状态是飞行安全的保证,全球各大航空公司都在积极推广故障预测与健康管理技术,来降低其运营和维护成本^[32]。现有的 PHM 主要是基于历史数据的静态对比和发动机实体的特征数据分析,虽然能较好识别和发现故障现象,但无法基于数据及时自主修正模型,也无法依据发动

机的不同工作环境进行较为准确的预测和评估^[33]。另外,随着传感技术与物联网技术的发展,大功率航空发动机的列装以及发动机运行环境的动态变化,发动机的监测数据量倍增,并呈现高速、多源异构、易变等典型大数据特点,导致现有的发动机 PHM 相关体系及关键技术还普遍存在预测不及时、故障诊断不准确等问题,难以满足发动机在动态多变的运行环境下的实时评估、精确预测的需求^[34]。

2 基于数字孪生的航空发动机的 PHM 介绍

2.1 数字孪生相关介绍

美国宇航局的阿波罗登月计划最早提出了孪生的概念即物理孪生,其目的是准确评估和预测航天器在太空中的运行状态,研制出了 2 个一模一样的航天器,一个在太空中执行实际任务,与此同时,另一个在地面上实时呈现其飞行状况和工作环境,并对其进行相关指令操作模拟,以此来协助航天员在遇到危险时做出正确的决断,地球上工作的航天器称作 Twin,即孪生体。2003 年,美国产品全生命周期管理(product lifecycle management, PLM)提出了数字孪生的基本概念,并给出定义:一个或一组特定装置的数字复制品,能够抽象表达真实装并可以此为基础进行真实条件或模拟条件下的测试。2011 年该校正式提出数字孪生体,并一直沿用至今。

一般情况下的故障诊断,设备运行呈现的状态一方面缺少视觉感观效果,另一方面也不能满足物理本体与模型的信息交互和融合^[35]。针对在 PHM 实现过程中的实时协同性差和可视性不友好等问题,通过数字孪生技术可以克服在健康管理中遇到的上述问题,从而满足设备的诊断和预测^[36]。为了达到实时的信息交互和运行状态的可视化效果,构建物理本体与孪生体的映射模型。根据目前研究情况,数字孪生模型由物理本体、孪生体、数据、信息交互 4 部分组成,与物理实体之间形成了一套闭环映射机制,介绍数字孪生映射模型的构建,其构建公式如下:

$$\text{Map}_{\text{DT}}=(E_p, M_{\text{DT}}, D_{\text{DT}}, T)。(1)$$

式中: Map_{DT} 为数字孪生模型; E_p 为物理实体; M_{DT} 为孪生模型; D_{DT} 为孪生模型的数据; T 为物理实体与孪生体、孪生模型的交互信息。物理实体包括研究的对象和采集数据的各种传感器,这是建立虚拟映射的前提。孪生模型包括物理实体的机理模型

和修正模型，构建的模型公式如下：

$$M_{DT}=(M_p, M_C)。(2)$$

式中： M_{DT} 为孪生模型； M_p 为机理模型； M_C 为修正模型。

$$M_p=(P_s, P_g)。(3)$$

式中： P_s 为物理体的形状参数； P_g 为其几何关系。机理模型表述的是物理实体的形状参数和系统内部之间的连接关系，形状参数主要由物理实体的形状、重量、尺寸、大小等构成，几何关系主要是物理实体间的系统组成、连接等。修正模型的公式为：

$$M_C=(m_d, m_f)。(4)$$

式中： m_d 为基于数据驱动的分析模型通过传感器采集到的数据对物理实体的故障分析，通过人工

智能算法包括机器学习、深度学习分析、研判故障模式，包括故障位置、故障类型、严酷程度等； m_f 为故障模型，目的是在虚拟环境中实时模拟出物理实体的运行情况的数据，得到真实的工作状态，从而对孪生数据和模型进行及时的修正和不断的优化，修正过程就是数字孪生模型同步物理实体运行的过程^[37]。以某型涡轴发动机为研究对象，建立航空发动机数字孪生模型技术体系：融合先进的智能算法，构建适应个体差异的数字孪生模型。通过发动机试车和飞行状态的离线与在线数据，优化数字孪生体的应用，为发动机性能衰退评估、起降安全评估和健康管理提供支撑^[38]。图2为基于数字孪生的某型航空发动机健康管理模型技术体系。

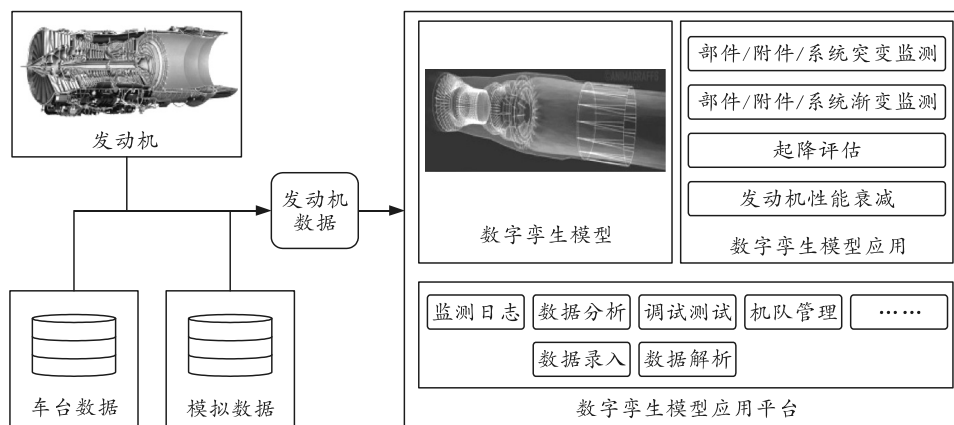


图2 基于数字孪生的某型航空发动机健康管理模型技术体系

2.2 国外研究现状

PHM 技术最先应用于航空航天领域，如美国通用电气的 F404 涡轮扇发动机、普惠公司的 F117 发动机等^[39]。上世纪七十年代，PHM 技术应用在 F-18 大黄蜂机队 F404 发动机检测系统，用于 F-18 发动机的状态监测。仅涉及到剩余寿命预测、操作极限监控、传感器失效检测、熄火检查，没有故障预测功能，是 PHM 的发展起步阶段。90 年代左右，美国宇航局开始重点研究飞行器的健康管理。与此同时，美国国防部针对装备的自主维修保障等问题，提出了综合诊断的方法，先后在美军主战的武器系统列装，包括 M1A2 主战坦克、巡航导弹、F-35 战斗机、C-130 运输机、阿帕奇武装直升机等。美空军最新研制的飞机—联合攻击战斗机，在其设计时，就引入了 PHM 技术^[40-41]。上世纪七十年代，美军就以合同的形式要求艾利逊公司针对 A-7E 海盗攻击机特殊的使用环境为发动机研制发动机飞行状态监控系统。经过多年的研制、测试与评估，到 1978 年该系统正式装备美军 2 个攻击中队。该系统通过

状态监控和故障预测技术极大降低了 TF41-A-2 发动机的维修费用，提高了飞行安全性，降低了飞行任务的失败率。鉴于该技术在 TF41-A-2 发动机中的极大成功，美国军方不但把该技术推广应用于美国空军，而且明确要求，在此后的发动机研制计划中从一开始就必须考虑发动机状态监控和故障预测技术的可行性。此后，美国军方不断对发动机状态监视系统进行修改完善，并将其应用于 F/A-18 的动力装置^[42-43]。

进入 21 世纪以后，为进一步减少维修成本、增加出动架次率、实现基于状态的维修和自主式保障，先进的战斗机及其发动机均由传统的状态监控和故障诊断技术向基于数字孪生的在线评估、预测和健康管理技术方向发展。2013 年美军颁布了《全球地平线》顶层战略设想，把数字孪生称为“改变游戏规则”技术^[44]。2016 和 2017 年美国高德纳咨询公司数字孪生模型评为年度 10 大战略趋势之一。美国的军火供应商洛克希德-马丁公司把数字孪生排名航空与军事技术的首位。该公司计划为其所有的

产品、流程和工具创建数字孪生。截至 2017 年 11 月,英国的罗尔斯罗伊斯公司已经将全球 8 个研发基地的 274 名开发人员集中在了致力于创新数据驱动分析的 R2 数据实验室,主导数字化战略实施工作,研发数字孪生模型。罗罗公司制定了“智能发动机”发展战略,依托数字孪生、物联网等技术,增强航空发动机的自适应能力。罗罗公司为航空发动机的每个叶片都创建了数字孪生体,并验证了“超扇”发动机研制方案的可行性及有效性。

随着人工智能技术的发展,美国通用电气已将数字孪生技术应用到了航空发动机的健康管理,并取得了较好的成果。通过收集发动机全生命周期运行的历史数据信息,融合先进的智能算法,来对发动机运行过程进行实时监测、故障诊断、性能衰减预测等^[45-46]。例如构建美波音 777 飞机的 GE90 发动机叶片数字孪生体,来实时对叶片的运行状态进行健康监测,尤其是在恶劣的飞行环境中。目前,该航空集团在美国辛辛那提和我国上海设立了 2 个机队支援中心,时刻为其服役中的约 36 000 台发动机提供 24×7 的监控和诊断服务。借助机器学习系统,每秒完成 10 GB 数据的分析帮助维护人员建立“数字孪生模型”^[47],对发动机的性能进行预测,提前识别和抓取潜在的风险,避免由此造成的空中停车和非计划换发。同时该公司也运用人工智能学习发动机部件孔探检测图片中的损伤特征,从而自动识别孔探视频中的损伤,以此降低孔探漏检造成的故障停飞风险,规范孔探操作。据报道,实施上述技术后,阿联酋航空的紧急维护情况减少了 50%,发动机的“在翼”时间增加了 20%。

俄罗斯航空发动机领域在数字孪生技术应用上也取得了不错成绩。俄罗斯联合发动机公司的二级单位:土星科研生产联合体在进行航空发动机台架试验时,会同步建立孪生体,科研工作人员可实时掌握发动机运行过程,快速排查和维修台架试验中出现的故障,从而达到物理实体与孪生体的互通互联。俄罗斯航空发动机行业预计在 2025 年左右将数字孪生技术应用到该领域,通过开展模拟真实条件下的虚拟实验、开发高保真验证模拟、采用专门的计算结果分析方法来提高测试质量,减少试验项目。该技术将用于 TV7-117ST 涡桨发动机(列装 Il-112V 飞机)和其他民用航空发动机。

2.3 国内研究现状

国内在 PHM 方面开展了较为广泛的工作,研

究对象主要集中在航空、航天、船舶和兵器等复杂高技术装备和应用领域。研究内容集中于体系结构及关键技术研究、智能诊断和预测算法研究(基于模型方法、基于数据方法和基于统计方法)以及测试性和诊断性研究领域等^[48]。

我国航空发动机的发展是从引进国外发动机到建立自主航空发动机工业体系的艰辛过程,长期以来由于重视发动机性能而对于发动机状态预测和健康管理等数据分析技术的发展有所滞后。虽然研制的多型发动机已能够完成发动机状态监测以及对权限数字电子控制系统的检测、故障诊断与定位,但与国外发达国家技术水平仍有较大差距。数字孪生技术在国内已成功应用于智能制造、城市治理、工程管理等。在航空发动机数据分析、性能监测和健康管理方面发展有限,整体处于概念探索阶段^[49]。

任祝寅等^[50]针对航空发动机燃烧室设计和生产过程中成本高、难度大等问题,提出了基于数字孪生的设计技术,在航空发动机燃烧室工作过程中,可以准确的预测燃烧室的性能变化,评估航空发动机燃烧室工作时的可靠性。黄新春等^[51]针对航空发动机加工领域中复杂构件生产的问题,提出了基于数字孪生技术的智能化的加工方法,从而为航空发动机可靠性、经济性、安全性的生产研发提供了有力的技术支撑。徐尧等^[52]针对航空发动机总装脉动线主体设备技术复杂、平台搭建难、维护成本高等问题,提出了基于数字孪生模型和实际控制信号的人在回路单模块集成的仿真方案,有效解决了上述问题。崔一辉等^[53]尝试采用最新的数据融合技术推动航空发动机数智能化升级改造,介绍了数字孪生技术基本原理和实现途径,阐述了数字孪生技术在航空发动机生产、研发、运维等不同领域的适用场景,结合智能化航发的生产线,基于数字孪生技术对其实现途径开展了合理化的验证。付洋等^[54]针对航空发动机涡轮盘剩余寿命实时预测难的问题,提出了一种基于数字孪生的航空发动机涡轮盘剩余寿命预测模型,根据涡轮盘的损伤机理,分析性能退化趋势,实时数据驱动,运用贝叶斯算法达到对数字孪生模型修正和优化,从而准确的预测涡轮盘的剩余寿命。

2.3.1 现状的不足

1) 航空发动机内部构造复杂,制造和加工过程难度大。当前,国内的航空发动机智能制造与再制造的国产化率不高,尤其是关键软硬件中的核心零

件被国外卡脖子现象依然存在, 需要大量进口^[55]。

2) 虽然数字孪生相关技术发展势头较好, 但是大体上还是处在定制和探索应用时期, 没有成熟完备的大规模案例。制约的地方是因为多尺度、多物理环境的仿真建模技术有待于成熟完善, 例如以航空发动机为例, 需要多尺度建模发动机的总体、组件、零件、元器件、功能等。

3) 模型融合技术需要提高, 航空发动机由大量的零件组成, 如何把这些关键部件模型有机融合成完整的数字化模型仍处在尝试阶段^[56]。

4) 故障预测与健康管理的数字孪生模型算法较少, 构建复杂模型进行性能衰退预测和健康状态评估的算法研究较少, 特别是模型、参数修正的算法。

5) 数字孪生的实现过程是以建模和仿真技术为支撑。基于数字孪生的研究是为了使模型与真实系统几近一致。随着物联网技术的快速发展, 为建模实现提高新的技术途径, 基于数据驱动的人工智能算法对系统进行建模和仿真研究, 可以实现对物理本体的分析、预测、评估等工作; 因此, 数字孪生实质上是信息技术在建模和仿真中的升级和发展, 以上核心技术亟待攻克^[57-58]。

2.3.2 合理化建议

随着数字孪生技术的不断发展和应用, 已经在国民经济的多个领域取得了初步成效, 但也仅仅是理论研究和试验阶段, 真正服务于安全生产和国防领域中还有很多关键技术和问题需要突破。

1) 完善数字孪生技术体系标准。标准规范对于指导数字孪生系统/技术研发、测试、应用起着至关重要的作用。缺乏统一的技术标准已成为发展数字孪生的主要制约因素, 我们可以学习国际标准规范, 例如 ISO 制造系统数字孪生方面的国际标准: 自动化系统与集成制造系统的数字孪生架构, 结合我国数字孪生发展实际, 制定出基于数字孪生的诊断、测试、评估等综合性的指导规范。

2) 开发智能化、开放式的通用体系架构。数字孪生技术当前缺少整体的系统工程方法、统一的技术标准, 表现出“百家争鸣”的现象。信息不能共享, 不可避免地出现了重复性研究, 造成资源浪费。为了增加数字孪生系统的通用性, 适用于不同类型的设备, 需要从开始研制阶段, 把数字孪生系统设计为一种模块化、开放式的体系架构, 从而解决系统之间彼此独立的问题, 实现系统的通用性。

3) 数据实时获取和交互。数据是进行数字孪生

研究的基石, 数据交互是实现物理本体环境与孪生体环境协同运行的关键。但是基于目前的条件, 获取系统运行的数据难度依然较大, 航空发动机在工作时, 需要用到不同的传感器进行数据采集(包括温度、压力传感器等)。在构建完成初始的孪生模型后, 需要实时的和物理实体进行数据交互, 交互就用到了摄像头、传感器等, 但是目前的传感器、摄像头难以符合数据采集的精度和速度要求; 所以, 要在传感器的数据获取能力上深入研究, 避免信息获取不完整对数字孪生模型的影响。

4) 多尺度、多物理环境、全方位、全生命周期的建模研究。基于仿真技术, 建立的孪生模型, 具备和物理实体一样的功能, 能够对其进行健康管理和预测。在实际的复杂系统中, 依靠传统的仿真建模技术并不奏效, 需要运用多领域、多维度、多环境的融合建模技术。在当前模型的研发中, 数字孪生建模都是局限在特定领域的, 这就需要把各个领域的模型融合到一起; 所以, 要进行计算机建模技术的研究, 来克服跨领域模型融合的不足。

3 结束语

航空发动机结构复杂、系统繁多, 在频繁的使用过程中会根据运行的工况生成不同的数据信息。在发动机健康管理中, 经常需要根据不同的工况选择合适的参数。但发动机的参数种类繁多、特点各异, 在诸多研究中表明仅选择日常关注的温度、压力、振动等参数, 并不能够充分利用发动机所生成的数据。笔者基于数字孪生技术对航空发动机进行健康管理研究, 综述了国内外的研究现状, 并提出了数字孪生技术发展的合理化建议, 对于提升监测发动机性能的准确性和有效性, 保证航空发动机安全、稳定、高效地运行, 及时有效地防止重大安全事故的发生, 确保发动机的安全有着重要意义。

参考文献:

- [1] 赵翌, 李瑾岳, 徐茂程, 等. 航空发动机关键装配技术综述与展望[J]. 航空学报, 2022, 43(10): 475-507.
- [2] 曹增义, 单继东, 王昭阳. 面向航空发动机制造的数字孪生应用架构探索与实践[J]. 航空制造技术, 2022, 65(19): 40-49.
- [3] 连宇臣, 徐尧, 李琳, 等. 航空发动机脉动式装配生产线工艺仿真关键技术研究[J]. 航空制造技术, 2020, 63(Z1): 57-63.
- [4] 陈礼顺, 张莹松, 赵翌, 等. 航空发动机轴承失效分析[J]. 航空制造技术, 2015(Z2): 120-123, 128.

- [5] 李少尘, 陈敏, 胡金涛, 等. 航空燃气涡轮发动机气路故障诊断进展[J]. 航空发动机, 2022, 48(2): 33-49.
- [6] 刘志, 李磊. 美国故障预测和健康管理技术的军品应用与发展研究[J]. 飞航导弹, 2016(9): 90-94.
- [7] 房立清, 杜伟, 齐子元, 等. 机械振动信号处理与故障诊断[M]. 北京: 机械工业出版社, 2021.
- [8] 吕琛, 马剑, 王自力. PHM技术国内外发展情况综述[J]. 计算机测量与控制, 2016, 24(9): 1-4.
- [9] 邵新杰. 复杂装备故障预测与健康管理技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2013.
- [10] 黄嵘, 李文明, 王峰. “雪龙 2”号科考破冰船柴油机健康管理辅助决策系统[J]. 船舶工程, 2019, 41(3): 6-9, 91.
- [11] 吴涛, 高惠荔, 陈军超, 等. 地基测控网健康状态评估方法[J]. 飞行器测控学报, 2017, 36(1): 31-37.
- [12] 刘月, 李灿, 郝利超, 等. 导弹故障预测与健康管理系统关键方法研究[J]. 科技创新与应用, 2021, 11(14): 28-32.
- [13] 牛齐明. 基于 PHM 技术的高铁装备健康状态智能分析模型研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2019.
- [14] 宋辉. 多功能车辆总线故障注入及健康评估方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2020.
- [15] 钟志旺. 铁路道岔健康状态评估与预测方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2019.
- [16] 范佳铭. 基于 PHM 技术的高铁车载通信装备健康监测智能分析理论与方法的研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2020.
- [17] 李奕序. 基于大数据技术的暖通空调系统软故障预诊[J]. 信息记录材料, 2021, 22(2): 188-189.
- [18] 孟悦. 基于多维特征参数的设备预诊及维护决策方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
- [19] 赵辉. 基于 BP 神经网络的风机关键部件故障预测[J]. 电站系统工程, 2021, 37(2): 21-22.
- [20] 贾薇. 基于机器学习的火控系统故障预测与健康管理技术研究[D]. 北京: 北京化工大学, 2020.
- [21] 余永华, 陈育成. 基于瞬时转速和机器学习的船用柴油机健康状态评估[J]. 内燃机工程, 2020, 41(6): 101-106.
- [22] JI S X, HAN X H, HOU Y C, et al. Remaining useful life prediction of airplane engine based on PCA-BLSTM[J]. Sensors, 2020, 20(16): 4537.
- [23] 高明亮, 高珊, 于闯. 融合 RCM、PHM 和数据挖掘的城市轨道交通车辆维护决策技术研究[J]. 城市轨道交通研究, 2021, 24(2): 64-68.
- [24] 李益兵, 黄定洪, 马建波, 等. 基于深度置信网络与信息融合的齿轮故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(8): 62-69.
- [25] 谢博才, 宫殿君. 基于机器学习的道岔故障诊断与预测研究综述[J]. 铁路通信信号工程技术, 2021, 18(8): 93-99.
- [26] 彭喜元, 彭宇, 刘大同. 数据驱动的故障预测[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2016: 3.
- [27] 裴洪, 胡昌华, 司小胜, 等. 基于机器学习的设备剩余寿命预测方法综述[J]. 机械工程学报, 2019, 55(8): 1-13.
- [28] 王江波, 咎少东. 浅谈复杂装备故障预测的优势与挑战[J]. 中国设备工程, 2022(13): 175-178.
- [29] 马国栋, 王智超, 陈谦, 等. 基于模型预测方法的高速动车组空簧压力低故障预测研究[J]. 铁道车辆, 2022, 60(1): 86-90.
- [30] 高明亮, 赵明, 高珊, 等. 动车组轴箱轴承在线监测可靠性评估模型研究[J]. 城市轨道交通研究, 2022, 25(2): 22-25.
- [31] 吕镇邦, 孙倩, 李鹏. PHM 知识工程与数据建模[J]. 航空计算技术, 2021, 51(1): 125-129.
- [32] 梁超, 唐敬, 王吉, 等. 工业机器人健康管理数字孪生模型研究及应用[J]. 电子产品可靠性与环境试验, 2022, 40(S2): 5-10.
- [33] 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.
- [34] 金晓航, 王宇. 工业大数据驱动的故障预测与健康管理[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(5): 1314-1336.
- [35] 杨伟新, 樊小伟, 孙荣富, 等. 数字孪生驱动的风电机三维可视化监控与故障预警方法[J]. 弹箭与制导学报, 2023, 43(2): 94-102.
- [36] 魏永合, 李翔宇. 基于数字孪生的齿轮箱故障诊断技术研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(8): 140-143.
- [37] 徐麟, 何月顺, 宋伟宁, 等. 基于一致性度量的数字孪生模型实时自修正[J]. 计算机与现代化, 2022(7): 67-73.
- [38] 曹明, 王鹏, 左洪福. 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.
- [39] 蔡光耀, 高晶, 苗学问. 航空发动机健康管理系统发展现状及其指标体系研究[J]. 测控技术, 2016, 35(4): 1-5.
- [40] 李志鹏, 许艳芝, 张迪. F-35 战斗机试验鉴定理念及启示[J]. 飞航导弹, 2019(9): 66-71.
- [41] 陈晶. F-35 联合攻击战斗机的武器系统及其试验情况[J]. 飞航导弹, 2014(6): 68-71.
- [42] 刘月, 李灿, 郝利超. 导弹故障预测与健康管理系统关键方法研究[J]. 科技创新与应用, 2021, 11(14): 28-32.