

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905076

工业大数据背景下的航空智能发动机:机遇与挑战^{*}

苗 强, 蒋 京, 张 恒, 罗 冲

(四川大学 空天科学与工程学院空天信息处理与应用中心 成都 610065)

摘 要:随着人工智能技术的发展,智能化已经成为未来航空发动机产业的发展趋势之一,航空智能发动机成为近年来的研究热点,其发展将会带来新一轮航空工业的技术革命。本文阐述了航空智能发动机的研制背景,分析了航空智能发动机在航空工业的2例成功应用案例,重点探讨了航空智能发动机在智能控制、智能健康监测与故障诊断等方面的研究现状,以及航空智能发动机发展的关键问题。最后,总结了工业大数据背景下航空智能发动机在数据管理、信息交互、信息融合、诊断时效性、寿命预测等方向的发展趋势。

关键词:航空智能发动机;工业大数据;机器学习;健康监测;故障诊断

中图分类号: TH165+.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 590.6530

Development of aviation intelligent engine under industrial big data: Chances and challenges

Miao Qiang, Jiang Jing, Zhang Heng, Luo Chong

(Center of Aerospace Information Processing and Application, School of Aeronautics and Astronautics, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: With the development of artificial intelligence technology, intelligentization has become one of the development trends of the future aeroengine industry. The intelligent aeroengine has become a research hotspot in recent years. Its development will bring a new round of technology revolution in the aviation industry. The background of the intelligent aeroengine is investigated, and two successful applications of the intelligent aeroengines are discussed. In addition, the research progress of intelligent aeroengine is summarized particularly in terms of intelligent control, intelligent health monitoring, fault diagnosis, etc. The challenge issues of intelligent aeroengine are outlined. Its development trend in the context of industrial big data are discussed, including data management, information exchange, information fusion, diagnosis timeliness, life prediction, etc.

Keywords: aviation intelligent engine; industrial big data; machine learning; health monitoring; fault diagnosis

0 引 言

航空发动机是反映一个国家航空装备发展能力的关键工业产品,其技术水平也是国家科技实力、军事实力的直接体现。为满足未来的航空发动机所需要的高性能(大推重比、低油耗、低噪声、低排放)、高可靠性、低费用等要求^[1],航空发动机技术较为领先的欧洲国家和美国于20世纪末分别制定了高效和环境友好航空发动机(efficient and environmentally friendly aero engine,

EEFAE)研究计划^[2],以及综合高性能涡轮发动机(integrated high performance turbine engine technology, IHPTET)研究计划^[3]。IHPTET研究计划于2005年结束,尽管在高性能发动机方面取得了进展,但涡轮发动机仍有很大的改进潜力,其后续计划通用的经济可承受的先进涡轮发动机(versatile affordable advanced turbine engines, VAATE)研究计划^[4]应运而生。

VAATE研究计划的目标^[5]是:2005~2017年(2003年部分实施),改进军、民两用涡轮发动机的推进系统,使基于涡轮发动机的推进系统的经济可承受能力较基准推

收稿日期:2019-04-29 Received Date:2019-04-29

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(51675355)、可靠性与环境工程技术国防重点实验室基金(6142004005-1)资助项目

进系统(如 F119 发动机)提高 10 倍(“10X”);具体到大型涡扇/涡喷发动机的目标是:推重比增大 200%,耗油率降低 25%,费用降低 60%。

VAATE 研究计划被划分成 3 个特定的重点领域:1)通用核心机;2)智能发动机;3)耐用性^[6]。对于每个领域,都制定了详细的技术路线图,综合起来可以实现 10X 计划的目标。其中智能发动机领域关注通过改进发动机控制系统、增强健康监测和故障诊断以及优化发动机、机身和动力管理子系统来实现发动机的最大效用。通过致力于智能发动机领域,VAATE 计划实现了只有通过优化推进和动力体系结构及硬件才能实现的效益。

模型驱动的方法是航空发动机健康管理的重要组成部分。然而,基于模型的方法主要劣势在于需要构建一个合理的、准确的、系统的数学模型;在大多数情形下,这种模型的构建是不易的,并且基于模型的方法不具有较高效率和时效性。这一事实促使研究人员考虑将数据驱动的方法作为一种更实用的解决方案,通过深入挖掘装备设计、制造和运行服役过程的信息,更好地实现航空发动机的健康管理。近年来,随着工业大数据的发展,越来越多基于数据驱动的人工智能与机器学习方法在航空发动机智能控制、智能健康监测与故障诊断、寿命预测等方向得到了广泛的关注。

本文将针对航空智能发动机这一选题对象,重点围绕工业大数据驱动下的机器学习与人工智能开展调研,并进一步总结和归纳工业大数据给航空智能发动机发展带来的机遇和挑战。本文的主要工作如下:1)分析并总结机器学习算法在航空发动机上的应用文献。2)分析应用最为广泛的几种机器学习算法的优劣势,实现对机器学习算法的系统性分析。3)总结未来航空智能发动机仍需解决的重要问题,为未来研究提供方向。

本文的结构安排如下:1)简要阐述航空智能发动机的相关概念;2)以两个具体案例为基础,介绍智能发动机的应用现状;3)进一步分析机器学习在工业大数据背景下的发展机遇,并重点介绍航空智能发动机在智能控制、智能健康监测与故障诊断的研究现状;4)揭示未来航空发动机所面临的重大问题;5)探讨面向大数据的未来航空智能发动机发展方向;最后梳理给出本文的结论。

1 概念

传统航空发动机功能单一,不能对外部因素改变做出实时的自主响应,发动机可操作性不强,往往在设计、使用、维护过程中留有较大裕度^[7],从而导致发动机经济性下降。智能发动机的发展试图弥补传统发动机的不足,并满足未来航空发动机所需求的高性能、高可靠性、低费用等要求^[8]。

航空智能发动机能够在全寿命周期内通过智能健康监测技术、故障诊断技术感知外部环境和发动机自身状态,并运用智能控制技术和先进的智能管理系统重新实现自身任务、性能、安全性、可靠性的布设、控制和评估从而提升发动机可操作性、可靠性和经济性,其原理如图 1 所示。

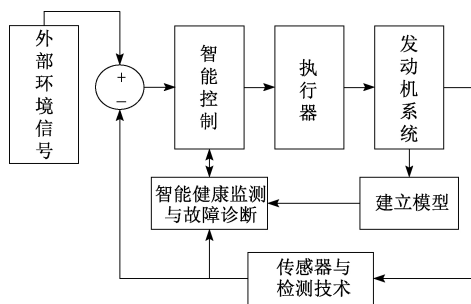


图 1 航空智能发动机原理

Fig.1 Schematic of aviation intelligent engine

随着航空工业的发展,发动机使用方也对航空智能发动机的寿命预测能力提出了要求。具体地讲,现阶段航空智能发动机技术的智能体现在 3 个部分:智能控制、智能健康监测与故障诊断、寿命预测。

1.1 智能控制

智能控制是智能系统与发动机部件交互的最终阶段,智能控制被定义为利用智能健康监测与故障诊断结果,自主采取规定的控制操作,治疗症状、优化发动机性能的过程。航空智能发动机的智能控制可以分为 2 类:主动部件控制、分布式容错控制^[9]。前者通过集成智能健康监测、故障诊断技术和智能主动控制技术,延长发动机组件寿命,提高发动机性能和经济性;后者融合分布式控制、智能传感器和执行器成为一个适应容错体系,以提高组件的效率^[10]。

智能控制的实现依赖于智能控制算法,在智能控制算法中,基于模型的智能控制方法^[11-13]是一种较为典型的智能控制方法,但发动机控制模型不是多个线性模型的简单叠加,且存在非线性问题,能否利用机载传感器数据并运用机器学习方法实现航空发动机的智能控制非线性模型的构建,从而避免构建复杂的数学模型,是值得科研人员探究的一大问题。

1.2 智能健康监测与故障诊断

智能健康监测与故障诊断是对发动机运行参数进行监测并分析症状以了解其发生原因的自主活动过程。对故障诊断的需求意味着当前发动机系统状态存在一定的不确定性。传统的基于专家系统的诊断方法^[14-17]在没有理想数学模型的情况下,提供了一种简单有效的评估方法,提高了模型评估的效率,但该方法

存在一定的局限性,传统专家规则并不能完整地体现故障特征,不能完全满足航空发动机系统故障诊断的定量要求,并且对于发动机工作数据没有进行较好的利用。因此,需要进行更先进的诊断算法研究。如果发动机系统状态相对简单,则可以进行故障跟踪或故障隔离来确定潜在原因;如果相对复杂,则需要进行更复杂的故障机理分析。因此智能健康监测与故障诊断需要依赖一种强大的诊断工具。

故障预测与健康管理(prognostics and health management, PHM)是一种功能强大的诊断工具,它通过传感器系统获取运行监测信息,利用各种智能模型和算法评估系统本身的健康状况、预测系统故障,结合可用的资源信息来提供一系列的维护支持措施^[18]。

1.3 寿命预测

是否具备寿命预测能力是未来航空智能发动机有别于早期航空智能发动机的一大特征。寿命预测是利用健康监测数据对航空发动机的剩余使用寿命进行预测的过程,旨在实现对故障发生时间的预测。从本质上看,它涉及预测发动机性能退化的影响、故障种类、故障发生时间,性能退化、故障是否是致命的或者是否影响飞机执行任务的能力。预测输出必须在时域内提供有意义的信息,而且具有对发动机知识的理解或假设。

寿命预测的实现依赖于寿命预测算法,基于随机滤波的方法如卡尔曼滤波^[19]、粒子滤波方法^[20-21]均需要测量值的不断更新,才能实现预测值的更新,从而导致长期预测效果不佳,并且当系统复杂和失效机理复杂时,模型的构造会变得极其困难。而基于数据驱动的寿命预测算法不依赖系统的失效机理,仅需收集系统的故障数据、性能退化数据,即可获得较好的结果,因此,基于机器学习的寿命预测方法在大数据背景下能够获得较好的发展。

2 应用

2.1 F135-PW-600 发动机

F135 发动机作为 F119 发动机的后续改进,具有更强大的综合状态监测和故障诊断能力,并且具有一定的预测能力、综合寿命管理能力,其中预测能力是诊断和健康管理(diagnostic and health management, DHM)系统区别于早期的发动机监测和诊断系统的显著特征之一。在 F135 系列发动机中,F135-PW-600 发动机的 DHM 系统是目前性能最好的智能状态监测和故障诊断系统^[22]之一,它实现了对发动机状态的智能化实时监测、数据采集、故障诊断、故障定位、故障预测以及寿命预测,满足了对发动机的高性能、高可靠性、低费用等要求,是航空智能发动机在军用飞机领域成功应用的典型案例。

2.2 Pearl 15 发动机

罗尔斯·罗伊斯公司于2018年推出了 Pearl 15 发动机,该型发动机搭载了全新的发动机健康管理系统(engine health management, EHM),其功能是对发动机状态、发动机控制参数进行实时监测,在座舱仪器上显示监测数据并且将相关信息实时上传。运营中心也会对发动机实时数据进行处理分析,结合维修信息,对发动机健康状况进行线下诊断,与发动机自身的故障诊断系统相结合,提高监测能力,增加故障判断精度。该型发动机的 EHM 系统的特点在于,运营中心可对 EHM 系统下达指令,令 EHM 系统对某一特定部件进行集中的监测,并返回数百小时的专门针对某一部件的监测信息,强化了检测能力。Pearl 15 发动机是航空智能发动机在民用飞机领域成功应用的代表。

从航空智能发动机的实际应用可以看出,不论是军用或民用领域,现阶段航空智能发动机更加强调健康监测与故障诊断的准确性、实时性,也对寿命预测能力提出了要求,传统的基于模型各类算法由于信息不完备和模型建立困难等问题已经无法满足要求,随着航空科技的飞速发展,伴随而来的是海量数据信息,同时也带来一系列复杂技术问题。科学处理大数据、挖掘有用信息是未来航空智能发动机发展的必然要求。

3 机器学习在航空智能发动机中的发展机遇与研究现状

3.1 机器学习算法在航空智能发动机中的发展机遇

随着航空工业的发展,发动机设计数据、维修数据、在线监测数据呈现出爆炸式的增长,数据呈现出多维度、多类型的特点,且具有规模性、高速性、价值性。数据量的飞速增长带来了一系列的问题,如数据管理、信息交互等,但也有助于解决机器学习所面临的数据量小、数据偶然误差等问题。利用工业大数据特点,有助于解决传统航空发动机控制、故障诊断所存在的准确度、时效性以及建立精确模型较困难等问题,因此工业大数据概念受到了广泛的关注。

工业大数据技术包括数据生成、数据处理、数据分析等,其中核心技术是数据分析。数据分析可在庞大的数据量中提取有价值的信息。传统的航空发动机控制、故障诊断技术受制于结构单元数量庞大、功能组成复杂、制约因素多,从而难以提取有价值的信息,用精确的状态模型进行表示。而基于机器学习与人工智能的方法不需要建立精确的数学模型,只需通过提取故障特征、分析故障模式就能进行故障检测与诊断,其优势在于算法构建不需要非常强的航空发动机知识,仅仅利用获取的发动机

运行数据,反应发动机的健康状态,是一种在工业大数据背景下具有良好发展前景的数据分析方法。

机器学习是人工智能研究的重要分支,基于机器学习的诊断方法在航空发动机故障诊断领域应用最为广泛。该方法的诊断结构如图 2 所示,首先通过传感器对被控对象监测信息进行实时数据采集,将实时数据导入数据库中。提取数据库中实时数据进行数据分析,再将实时数据与训练好的故障模式库中数据代入模型、算法中,对被控对象进行故障自动化诊断与预警。故障排除后,利用新的故障模型、故障数据对模型、算法进行更新,并将故障数据信息存入数据库内。

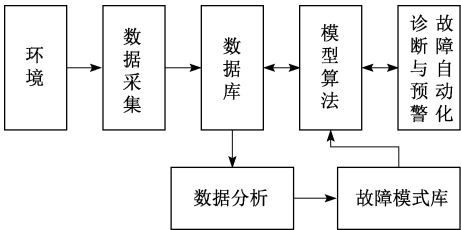


图 2 基于机器学习的故障诊断方法

Fig.2 Fault diagnosis method based on machine learning

当工业大数据与机器学习结合在一起时,大大扩充了训练数据量,提高了机器学习的准确性,可以显著提高计算机对数据的处理能力和预测能力。随着工业大数据分析算法的研究深入,航空智能发动机获得了良好的发展前景。

3.2 机器学习在航空智能发动机中的研究现状

1) 文献分布

(1)数据源。通过开展对机器学习在航空智能发动机中的应用调研,了解机器学习在工业大数据背景下的应用潜能以及未来基于机器学习的智能算法研究方向,为中国的航空智能发动机智能算法研究提供参考。本文涉及的机器学习算法文献范围覆盖 2013~2019 年 4 月,采用的搜索引擎有 Science Direct, IEEE Xplore 和 CNKI,搜索关键字为:“Aero-engine”,“Adaptive control”,“Fault diagnosis”,“Remaining useful life”,“航空发动机”,“自适应控制”,“故障诊断”,“剩余使用寿命”。最后按照相关度、访问次数、引用次数进行了筛选,从中挑选了 51 篇文献作为参考文献。

(2)时间分布。2013 年 1 月~2019 年 4 月期间发表的学术期刊论文及会议论文的时间分布如图 3 所示。图 3 中可以看出,基于机器学习的航空发动机智能算法研究状态较为稳定,于 2014 年达到了最高的 10 篇,随后 2 年发表的文献数量有所下降。随着其他领域对智能算法的更深入研究以及深度学习、多种融合算法的持续火热,基于机器学习的航空发动机智能算法研究状态有所回

升,且于 2019 年前 4 个月就公开发表了 10 篇,有望创造新高。

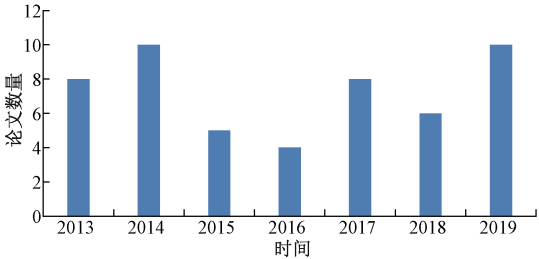


图 3 参考文献时间分布

Fig.3 Time distribution of references

(3)机器学习算法分布。参考文献所涉及的机器学习方法分布如图 4 所示,参考文献的算法分布如表 1 所示。从图 4 可知,神经网络、支持向量机、极限学习机在航空发动机智能控制、健康监测与故障诊断、寿命预测中应用的最为广泛。

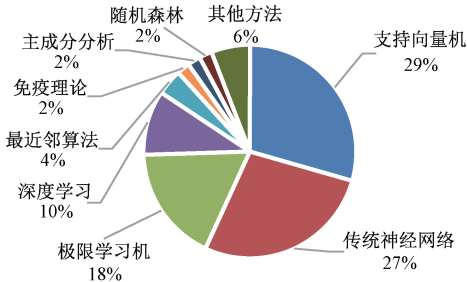


图 4 机器学习算法分布

Fig.4 Distribution of machine learning algorithms

表 1 机器学习算法分布

Table 1 Distribution of machine learning algorithms

机器学习算法	论文数量	参考文献
支持向量机	15	[23][24][25][26][27][28][29][30][31][32][33][34][35][36][37]
传统神经网络	14	[38][39][40][23][41][42][43][44][45][46][47][48][49][50]
极限学习机	9	[51][52][53][54][55][56][57][58][59]
深度学习	5	[60][61][62][63][64]
最近邻算法	2	[65][66]
免疫理论	1	[67]
主成分分析	1	[68]
随机森林	1	[69]
其他方法	3	[70][71][72]

支持向量机对大特征空间问题有较好的解决能力,不存在局部极小值问题,但在观测样本多时效率不高,且超参数的调整不易;神经网络分类精确度高,对噪声有较强的容错性和鲁棒性,但参数需求多,学习时间长,容易陷入局部最小值,参数设置难以理解;极限学习机采用向前的单隐层结构,解决了传统神经网络耗时长,效率低等问题;深度学习具有更好的迁移学习能力,但模型的正确性验证较为复杂;最近邻算法理论成熟,是一种在线技术,新数据不必进行重新训练,但其存在样本不平衡问题且计算量较大;免疫算法具有全局搜索的能力,鲁棒性强;主成分分析法可消除评价指标之间的相关影响,保留原始数据的信息,但对于主成分的解释具有模糊性;随机森林训练速度快,能处理高维度数据,但属性权值划分可信度较低。

(4) 研究领域分布。参考文献所涉及的研究领域如表 2 所示,在航空智能发动机智能算法的研究领域,基于机器学习的算法多应用于故障诊断和剩余寿命预测方面,智能控制系统的主要算法主要还是传统的基于模型的算法,基于机器学习的算法在智能控制领域研究较少。

表 2 研究领域分布
Table 2 Distribution of research area

研究领域	论文数量	参考文献
故障检测与隔离	14	[24][26][39][40][42][43]
		[45][47][51][53][54][55] [61][70]
传感器故障检测	10	[29][44][46][56][57][58] [59][64][66][68]
剩余寿命与性能趋势预测	12	[25][28][32][33][34][48] [49][52][62][65][71][72]
智能控制	1	[50]
健康监测	2	[23][41]
基于气路分析的诊断方法	2	[27][38]
基于振动检测的诊断方法	7	[30][31][36][37][60] [63][69]
基于油液分析的诊断方法	2	[35][67]

2) 智能控制研究现状

现阶段智能控制算法以基于模型的算法^[11-13]为主要研究方向,基于机器学习的智能算法主要应用方法为:以发动机仿真模型与智能算法相结合,从而达到发动机自适应控制的目的。Yang 等^[50]提出了一种基于专家系统的航空发动机神经网络自适应控制方法。该方法利用神经网络良好的非线性逼近特性,在线估计系统矩阵和控制增益矩阵中的未建模动态,提高了控制器的性能。仿

真结果表明了该控制方法的有效性。运用工业大数据训练的神经网络、模糊理论解决了传统线性模型方法在发动机特性建模不完备情况下的控制问题,具有较高的应用价值。

3) 智能健康监测与故障诊断研究现状

(1) 基于油液分析的智能诊断方法

航空发动机磨损状态的监测主要是利用油样分析技术,这种方法在发动机故障监测中具有重要地位。Ma 等^[67]在传统油液监测技术基础上,提出了一种航空发动机磨损状态的智能诊断方法。该方法利用人工免疫理论的负选择原理建立检测器并利用故障样本进行训练,能够准确识别和诊断样本的故障模式,但该方法存在收敛速度较慢,种群更新优劣差距较大等问题。Li 等^[35]提出了一种基于支持向量机(support vector machine, SVM)的航空发动机机油液监测专家系统规则提取方法。该方法采用支持向量聚类(support vector clustering, SVC)算法得到样本数据的聚类分布矩阵并利用聚类法分布矩阵构造超矩形规则。该方法能够有效地提取专家系统知识规则,提高知识规则可理解性,实现专家系统知识的动态获取。

(2) 基于振动检测的智能诊断方法

振动信号具有易采集、辨识度高等特点,已经被广泛应用于旋转机械的故障诊断中。白斌等^[30]提出了一种基于 FSVM 改良隶属度的发动机振动故障识别方法,针对发动机整机振动故障情况,建立了一种更有效的隶属度函数,实验表明了该方法的有效性。Fei 等^[35]进一步利用振动数据,提出了一种基于小波相关特征尺度熵(wavelet correlation feature scale entropy, WCFSE)和 FSVM 的航空发动机整机振动故障诊断方法,应用该方法对发动机整体振动信号进行了处理,将信息熵理论和小波变换相关滤波方法相结合,推导出 WCFSE,结合 FSVM 方法的优点,使得该方法具有较强的学习能力、泛化能力和抗噪声能力,但 WCFSE 方法面临着信息处理量大,效率不高的问题。Liu 等^[37]提出了一种基于局部均值分解(local mean decomposition, LMD)和多类再现小波支持向量机(reproducing wavelet support vector machines, RWSVM)的智能旋转机械故障诊断方法,该方法能够根据振动信号的特点自适应地选择频段,提高有用信息精度,再利用 RWSVM 对旋转机械进行智能状态监测和故障诊断,提升了信号处理的效率和故障诊断精度。为进一步提高故障诊断效率和解决模型泛化问题,Shao 等^[63]提出了一种基于改进卷积深度信念网络(convolutional deep belief network, CDBN)的滚动轴承故障诊断方法,该方法采用压缩感知降低了振动数据量,并构造了一种新的 CDBN 模型,提高了对压缩数据的特征学习能力,进一步提升了深度学习模型的泛化能力。

(3) 传感器故障检测与基于多传感器的智能诊断方法

在工业大数据背景下,数据之间的关系变的越来越复杂,基于单传感器的智能监测与故障诊断方法受外界因素干扰的可能性较高,鲁棒性较差,而航空发动机一旦发生故障,往往各种状态信息都将有相应的变化,具有参数强耦合性,因此有必要开展基于多传感器的智能健康监测与故障诊断方法研究。

传感器是实现智能控制、智能健康监测与故障诊断的基础,但传感器的工作环境条件极其恶劣,失效概率相对较高,研究航空发动机传感器故障的智能诊断方法是实现基于多传感器的智能诊断方法的前提。

Zhao 等^[68]提出了一种用于航空发动机传感器故障诊断的主成分分析法,在在线诊断阶段,利用离线模型对传感器故障进行诊断,仿真结果表明,该方法具有可行性。孙毅刚等^[58]提出了一种基于极限学习机(extreme learning machine, ELM)的航空发动机传感器故障诊断方法。该方法解决了模型参数设置困难、局部最小化和过拟合等问题,缩短了故障模型训练时间,但该方法对测试数据初始阶段的拟合程度有待提高。Lu 等^[59]提出了一种基于记忆原理的在线顺序极限学习机(online sequential extreme learning machine with memory principle, MOS-ELM)的传感器故障诊断方法。该方法将记忆原理的概念引入在线顺序极限学习机中,提升了初始训练拟合情况、改善了训练过程处理训练块的及时性。

基于多传感器的智能诊断方法是一种较为典型的信息融合方法。信息融合是指在多层面上对多源信息进行综合处理。融合多信息源的状态监测和故障诊断方法将提升诊断的精确度和全面性,降低信息的不确定性、提高系统的可靠性。

Safizadeh 等^[66]提出了一种利用加速度计和载荷传感器数据融合进行的轴承故障诊断方法。该方法构建了一种基于状态的检测系统(condition-based monitoring, CBM),对传感器数据进行优化组合,实验表明,该方法能有效地提高故障检测的精度,实现对轴承部件、整体健康状况的最优决策。Tamilselvan 等^[64]提出了一种基于深度信念网络(deep belief network, DBN)状态分类的多传感器健康诊断方法。DBN 分类器模型采用多层受限玻尔兹曼机分层结构,通过逐层的学习过程,标记故障信息,诊断系统故障,具有高效性和精准性。

(4) 基于气路分析的智能诊断方法

发动机气路参数分析是发动机故障诊断的重要内容,Loboda^[38]对 6 种燃气轮机故障分类技术进行了比较,结果表明当分类描述中包含真实的信息并使用基于实际故障的模式描述分类时,最好的技术是帕尔森窗-概率神经网络(Parzen windows-probabilistic neural network,

PNN)和多层感知机(multilayer perceptron, MLP)。Yang 等^[27]提出了一种基于信息融合的发动机气路故障诊断的方法。该方法运用 D-S 证据理论融合 RBF 神经网络、BP 神经网络、SVM 3 种方法的诊断结果,提高了诊断性能、降低了误诊率。该方法可应用于飞机发动机的在线故障预测,以提高设备的可靠性和作战效能。航空发动机气路诊断的主要难点在于发动机系统的复杂性和高度非线性特征、用于诊断的参数有限、噪声和测量偏差造成传感器测量存在不确定性。

4) 寿命预测研究现状

Nieto 等^[33]提出了一种基于粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)和支持向量机的飞机发动机寿命预测融合模型,该模型与实验数据的一致性验证了其良好的性能,得到了 0.903 4 的确定系数。Ordóñez 等^[32]提出了一种结合自回归综合移动平均线和支持向量机融合模型,该算法能够很好地预测一个周期以上的循环限,适合用于解决飞机发动机的维修规划优化问题。马小骏等^[34]提出了一种基于最小二乘和支持向量机的航空发动机在翼寿命预测方法,该方法利用在翼寿命分布模型结合性能退化趋势分析,得到修正后的在翼寿命,通过与实际寿命数据做对比得到结果,平均相对误差在 0.060 824,可以较好满足工程实际需求。文献^[48-49]采用了长短时记忆网络进行航空发动机的寿命预测,利用 C-MAPSS 数据集进行了实验,验证了该方法的准确性和有效性。

4 未来航空智能发动机仍需解决的主要问题

随着航空工业的快速发展,航空智能发动机作为新一代先进发动机发展的关键技术受到广泛关注。然而,由于我国现阶段航空装备保障体系建设中仍然存在着经验累计薄弱、技术掌握不充分等诸多问题,部分关键问题显现了出来。

在工业大数据背景下,航空智能发动机存在着信息不完备、参数强耦合、数据多源化、异构特征复杂化等诸多极具挑战性的难题。机器学习算法也存在着算法模型过于简单,在大数据量处理上不具备高效性、学习能力不足等问题,因此需要探究出适合在工业大数据背景下的机器学习方法,提高航空智能发动机的性能。现将未来航空智能发动机面临的主要问题及其解决路线和发展方向归纳如图 5 所示。

4.1 考虑信息不完备和参数强耦合特征开展航空智能发动机动态数据建模

由于航空智能发动机健康监测和故障诊断系统的传感器受到发动机空间、结构及强度等因素的制约,传感器数量受到严格控制,再加上任务的秘密性、任务时间的不确定性以及数据汇总的不及时等因素导致传感监测数据

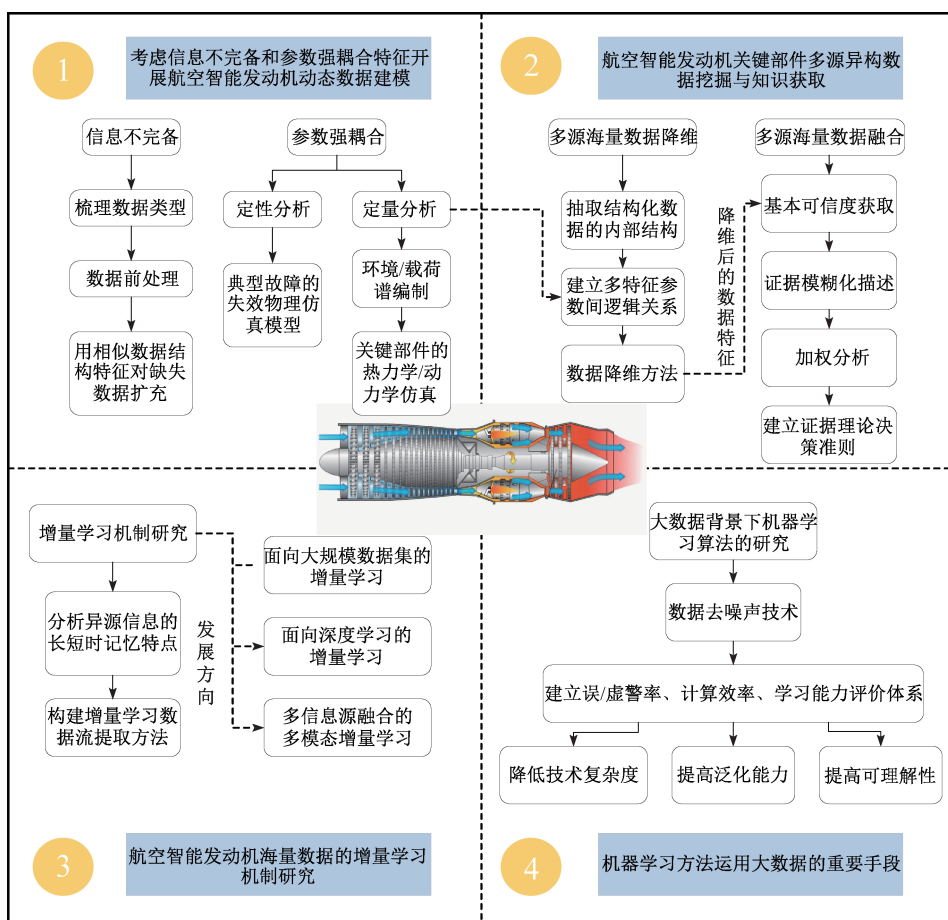


图5 工业大数据背景下航空智能发动机仍存在的主要问题

Fig.5 The main issues existed in aviation intelligent engine under industrial big data scenario

不完整、历史数据缺失,造成航空智能发动机运行信息具有明显不完备特征。因此,有必要针对具有信息不完备和参数强耦合特征的航空智能发动机运行监测数据开展动态数据建模技术研究,为后期多源异构海量数据挖掘奠定基础。

4.2 航空智能发动机关键部件多源异构数据挖掘与知识获取

航空智能发动机运行监测大数据包括结构化数据(例如:传感数据)和异构数据(例如:包括机组初始状态记录表、机组维护历史记录表、机组巡检记录表等在内的半结构化和非结构化数据)。基于单数据源的诊断方式往往不能完全反映部件的故障特征。因此,有必要针对航空智能发动机关键部件的故障行为开展具有结构化特征和异构特征的多源海量数据挖掘技术研究,构建装备健康评估与故障预测的知识库。

4.3 航空智能发动机海量数据的增量学习机制研究

随着航空智能发动机的发展,其装机量持续增加,同时航空智能发动机在长期运行过程中产生的运行监测数据也在不断增长。因此,航空智能发动机的智能健康监

测与故障诊断是一个不断学习和完善的过程,有必要开展面向海量数据流的增量式学习机制研究,保障智能健康监测与故障诊断的稳健性和可靠性。

4.4 机器学习方法运用大数据的重要手段

从理论上讲,用于机器学习算法训练的数据越多,样本模型越丰富,机器学习算法模型处理信息的能力就越强。但在一些复杂模型中,随着数据量的增加,机器学习计算量会出现超线性增长,极大地影响了模型的处理效率。传统的机器学习算法一般是线性模型,如SVM,能够用较少的数据资源进行模型训练和数据分析预测,但对于较复杂的kernel分类器,其预测结果精度还是有一定的差距。因此,有必要针对大数据优化机器学习算法,解决在大数据背景下,机器学习算法模型计算量大和计算时间长的问題。

5 发展趋势

经过长达十余年的发展,智能发动机系统借助于先进高性能传感器的发展、人工智能算法的更新、物联网技

术的支持,已经具备了开展智能发动机状态监测、故障诊断和寿命预测的基础。在工业大数据背景下,为满足未来航空装备的需求,智能发动机需要在数据管理、信息交互、信息融合、诊断时效性、寿命预测等方面进一步进行研究。

5.1 数据管理

航空发动机智能监测和故障诊断系统的数据来源主要是机载传感器数据、历史维修数据和模型仿真数据等,数据具有多信息源、多类型、保真度级别各异以及设计迭代中的自适应特性差异等特点^[73]。良好的数据管理技术可以提高数据的应用效率、实现有效的数据沟通、保证数据的时效性、降低管理成本。在未来的 EHM 发展中,一种规范化数据管理方法是实现跨平台 EHM 的有利条件,降低新型发动机 EHM 的研发成本。解决航空发动机数据管理问题的着手点^[74-75]在于:1)数据存储管理技术,提升处理站点的可用性,提高检索效率,深入研究并行执行活动技术;2)数据预处理技术,保证数据质量,消除原始数据的不完整性和不一致性,转化为可理解的格式,以便进行更有效的数据分析;3)数据分析技术,数据分析构架应支持多种分析方法,例如统计分析、机器学习、数据可视化,提升结构化与非结构化数据访问及挖掘速度。

5.2 信息交互

基于互联网的高速发展和即时通讯技术的不断更新,航空发动机的状态监测数据可以实现发动机与发动机之间的互通、发动机与地面运营中心的实时传递,使传统单机诊断方式转化为单机智能诊断和远程故障诊断相结合的方式。远程故障诊断技术借助于性能远远优于机载信息处理器的高性能计算机,可对发动机实时信息进行处理并反馈给发动机单元,进一步提高发动机状态监测能力。

5.3 信息融合

基于单信息源的健康监测和故障诊断方法可能会出现受外界冲击干扰的情况。为进一步优化健康监测和故障诊断方法,提高故障诊断和性能预测的准确性和可靠性,将发动机传感器测量数据、部件设计模型、发动机历史维修信息等信息进行融合处理,提取有用信息,进行多层面的健康监测和故障诊断,得到最优决策^[76]。

5.4 诊断时效性

解决诊断的时效性问题是未来航空发动机健康监测与故障诊断的发展方向,是确保发动机可靠性和安全性的必然要求。由于现有的健康监测系统存在数据处理较慢、算法迭代次数多等问题,导致了故障诊断有一定的延时性。运用高效的数据管理技术,提高信息的利用效率,提高数据分析处理速度,利用改进的人工智能算法,减少模型训练时间,可以提高诊断时效性。

5.5 寿命预测

寿命预测能力是先进的智能发动机健康监测和故障诊断系统区别于早期发动机检测和诊断系统的重要特征。目前存在的挑战^[77]如下:1)如何对外部环境变量的影响进行建模,如速度或负载对剩余寿命,如果处理不当可能发生过拟合;2)多维健康状态检测数据的处理、融合,这将对建立在单一阈值水平下的基于阈值的模型带来严峻的挑战;3)历史健康监测数据不完备条件下的剩余寿命预测;4)多源异构数据条件下的剩余寿命预测。

6 结 论

本文首先介绍了航空智能发动机基本概念,同时梳理了航空智能发动机的关键技术,分析了航空智能发动机在军、民领域的应用情况,探讨了工业大数据为航空智能发动机带来的良好发展前景。在此基础上,重点讨论了工业大数据背景下航空智能发动机在智能控制算法、智能健康监测和故障诊断算法等方向的研究现状,指出当前研究的优势与局限性。最后,通过分析工业大数据背景下航空智能发动机仍然存在的诸多极具挑战性的难题,探讨了未来航空智能发动机的发展趋势。希望本文能够为航空智能发动机相关领域的研究者提供一些参考和借鉴。

参考文献

- [1] KYPRIANIDIS K G. Future aero engine designs: an evolving vision[M]//BENINI E. Advances in gas turbine technology. IntechOpen, 2011: 3-24.
- [2] BOCK S, HORN W, WILFERT G, et al. Active core technology within the NEWAC research program for cleaner and more efficient aero engines[C/OL]. European Air and Space Conference, 2007: 10-13. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.545.1674&rep=rep1&type=pdf>.
- [3] KOOP W. The integrated high performance turbine engine technology (IHPTET) program[R]. ISABE, 1997.
- [4] STRICKER J. Turbine engine affordability[C]. 38th AIAA/ASME/SAE/ASEE Joint Propulsion Conference & Exhibit. 2002: 1-8.
- [5] AIAA Air Breathing Propulsion Technical Committee. The versatile affordable advanced turbine engines (VAATE) initiative[R]. AIAA Position Paper, 2006.
- [6] CLARK D J, JANSEN M J, MONTAGUE G T. An overview of magnetic bearing technology for gas turbine engines[R]. NASA Glenn Research Center, 2004.
- [7] RUED K. Technology preparation for green aero engines[C]. AIAA International Air and Space

- Symposium and Exposition: The Next 100 Years. 2003; 2790.
- [8] BALLAL D R, ZELINA J. Progress in aeroengine technology (1939-2003)[J]. Journal of Aircraft, 2004, 41(1): 43-50.
- [9] ADIBHATLA S, BROWN H, GASTINEAU Z. Intelligent engine control (IEC) [C]. 28th Joint Propulsion Conference and Exhibit, 1992; 3484.
- [10] GARG S. Controls and health management technologies for intelligent aerospace propulsion systems [C]. 42nd AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit, 2004; 949.
- [11] YANG SH B, WANG X, YANG B. Adaptive sliding mode control for limit protection of aircraft engines[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2018, 31 (7): 1480-1488.
- [12] ZHANG D, LU J ZH, WANG L, et al. Research of model-based aeroengine control system design structure and workflow [J]. Procedia Engineering, 2015, 99: 788-794.
- [13] IMANI A, MONTAZERI-GH M. A Min-Max multiregulator system with stability analysis for aeroengine propulsion control [J]. ISA transactions, 2019, 85: 84-96.
- [14] YAO Q, WANG J, ZHANG G G. A fault diagnosis expert system based on aircraft parameters[C]. 2015 12th Web Information System and Application Conference (WISA), 2015; 314-317.
- [15] LI AI, CHEN G. A new approach for rule extraction of expert system based on SVM[J]. Measurement, 2014, 47(1): 715-723.
- [16] LONG H, WANG X M. Application of aircraft fuel fault diagnostic expert system based on fuzzy neural network[C]. 2009 WASE International Conference on Information Engineering. IEEE, 2009, 2: 202-205.
- [17] YIN X J, WANG ZH L, ZHANG B CH, et al. Health estimation of fan based on belief-rule-base expert system in turbofan engine gas-path[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2017, 9(3): 1687814017694578.
- [18] LEE J, WU F J, ZHAO W Y, et al. Prognostics and health management design for rotary machinery systems—Reviews, methodology and applications[J]. Mechanical systems and signal processing, 2014, 42(1-2): 314-334.
- [19] CHOWDHARY G, JATEGAONKAR R. Aerodynamic parameter estimation from flight data applying extended and unscented Kalman filter[J]. Aerospace science and technology, 2010, 14(2): 106-117.
- [20] LI T Y, WANG SH P, SHI J, et al. An adaptive-order particle filter for remaining useful life prediction of aviation piston pumps [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2018, 31(5): 941-948.
- [21] CADINI F, SBARUFATTI C, CANCELLIERE F, et al. State-of-life prognosis and diagnosis of lithium-ion batteries by data-driven particle filters [J]. Applied energy, 2019, 235: 661-672.
- [22] POWRIE H, NOVIS A. Gas path debris monitoring for F-35 joint strike fighter propulsion system PHM [C]. 2006 IEEE aerospace conference. IEEE, 2006; 4012-4019.
- [23] DE GIORGI M G, CAMPILONGO S, FICARELLA A. A diagnostics tool for aero-engines health monitoring using machine learning technique[J]. Energy Procedia, 2018, 148: 860-867.
- [24] ZHAO W L, HOU CH G, WANG Q H. Diagnosis of aircraft engine performance deterioration based on support vector machines [C]. 2014 10th International Conference on Reliability, Maintainability and Safety (ICRMS). IEEE, 2014; 44-48.
- [25] NIETO P J G, GARCÍA-GONZALO E, LASHERAS F S, et al. Hybrid PSO-SVM-based method for forecasting of the remaining useful life for aircraft engines and evaluation of its reliability[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2015, 138: 219-231.
- [26] XI P P, ZHAO Y P, WANG P X, et al. Least squares support vector machine for class imbalance learning and their applications to fault detection of aircraft engine[J]. Aerospace Science and Technology, 2019(84): 56-74.
- [27] YANG X H, GUO H F, ZHANG J, et al. Aero engine gas path fault prediction based on multi-sensor information fusion [C]. 2016 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference (CGNCC). IEEE, 2016; 49-52.
- [28] 李艳军, 张建, 曹愈远, 等. 基于模糊信息粒化和优化 SVM 的航空发动机性能趋势预测[J]. 航空动力学报, 2017, 32(12): 3022-3030.
- LI Y J, ZHANG J, CAO Y Y, et al. Forecasting of aero-engine performance trend based on fuzzy information granulation and optimized SVM[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(12): 3022-3030.
- [29] 侯宽新, 丁发军, 张道新, 等. 基于 DE-RLSSVM 算法的航空发动机传感器故障诊断[J]. 航空动力学报, 2014, 29(12): 2930-2935.
- HOU K X, DING F J, ZHANG D X. Sensor fault diagnosis of aero-engine based on DE-RLSSVM algorithm[J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(12): 2930-2935.
- [30] 白斌, 白广忱, 林学柱. 基于 FSVM 改良隶属度的发动

- 机振动故障识别[J]. 振动与冲击, 2013, 32(20): 23-28.
- BAI B, BAI G CH, LIN X ZH. Improved FSVM and multi-class fuzzy membership method for aeroengine vibration fault identification[J]. Journal of Vibration and Shock. 2013, 32(20): 23-28.
- [31] 曹惠玲, 罗立霄, 曲春刚, 等. 基于 LS-SVM 的航空发动机喘振故障诊断研究[J]. 热能动力工程, 2013, 28(1): 23-27, 107.
- CAO H L, LUO L X, QU CH G, et al. Research on aero-engine surge fault diagnosis based on LS-SVM[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power. 2013, 28(1): 23-27, 107.
- [32] ORDÓÑEZ C, LASHERAS F S, ROCA-PARDIÑAS J, et al. A hybrid ARIMA-SVM model for the study of the remaining useful life of aircraft engines[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2019, 346: 184-191.
- [33] NIETO P J G, GARCÍA-GONZALO E, LASHERAS F S, et al. Hybrid PSO-SVM-based method for forecasting of the remaining useful life for aircraft engines and evaluation of its reliability[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2015, 138: 219-231.
- [34] 马小骏, 任淑红, 左洪福, 等. 基于 LS-SVM 算法和性能可靠性的航空发动机在翼寿命预测方法[J]. 交通运输工程学报, 2015, 15(3): 92-100.
- MA X J, REN SH H, ZUO H F, et al. Prediction method of aero-engine life on wing based on LS-SVM algorithm and performance reliability[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2015, 15(3): 92-100.
- [35] LI AI, CHEN G. A new approach for rule extraction of expert system based on SVM[J]. Measurement, 2014, 47(1): 715-723.
- [36] FEI CH W, BAI G CH. Wavelet correlation feature scale entropy and fuzzy support vector machine approach for aeroengine whole-body vibration fault diagnosis[J]. Shock and Vibration, 2013, 20(2): 341-349.
- [37] LIU ZH W, CHEN X F, HE ZH J, et al. LMD method and multi-class RWSVM of fault diagnosis for rotating machinery using condition monitoring information[J]. Sensors, 2013, 13(7): 8679-8694.
- [38] LOBODA I. Gas turbine fault classification using probability density estimation[C]. ASME turbo expo 2014: turbine technical conference and exposition. American Society of Mechanical Engineers, 2014: V006T06A033.
- [39] ASGARI H, CHEN X Q, MENHAJ M B, et al. Artificial neural network-based system identification for a single-shaft gas turbine[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2013, 135(9): 092601.
- [40] VANINI Z N S, KHORASANI K, MESKIN N. Fault detection and isolation of a dual spool gas turbine engine using dynamic neural networks and multiple model approach[J]. Information Sciences: An International Journal, 2014, 259: 234-251.
- [41] ZHANG G G, LI S J, WANG J. Aircraft health management based on big data flow and fault rules network[C]. 2017 International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control (SDPC). IEEE, 2017: 477-481.
- [42] ZHONG SH SH, FU S, LIN L. A novel gas turbine fault diagnosis method based on transfer learning with CNN[J]. Measurement, 2019, 137: 435-453.
- [43] TAYARANI-BATHAIE S S, VANINI Z N S, KHORASANI K. Dynamic neural network-based fault diagnosis of gas turbine engines[J]. Neurocomputing, 2014, 125: 153-165.
- [44] 吕升, 郭迎清, 孙浩. 基于 GA-AANN 神经网络的 SDQ 算法的航空发动机传感器数据预处理[J]. 推进技术, 2018, 39(5): 1142-1150.
- LYU SH, GUO Y Q, SUN H. Aero-engine sensor data preprocessing based on SDQ algorithm of GA-AANN neural network[J]. Journal of Propulsion Technology, 2018, 39(5): 1142-1150.
- [45] 杨永刚, 顾杰. 基于小波神经网络的航空发动机故障诊断研究[J]. 中国民航大学学报, 2016, 34(5): 9-13.
- YANG Y G, GU J. Study on aero-engine faults diagnosis based on wavelet neural network[J]. Journal of civil aviation university of China. 2016, 34(5): 9-13.
- [46] 孙毅刚, 王雷, 薛仲瑞, 等. 基于 BP 网络的航空发动机传感器硬故障检测[J]. 传感器与微系统, 2013, 32(7): 120-122.
- SUN Y G, WANG L, XUE ZH R, et al. Hard fault detection of aero-engine sensor based on BP network[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2013, 32(7): 120-122.
- [47] 于宗艳, 韩连涛, 孟娇茹. 基于人工神经网络的航空发动机故障诊断方法[J]. 现代电子技术, 2013, 36(2): 65-67.
- YU Z Y, HAN L T, MENG J R. Aero-engine fault diagnosis method based on artificial neural network[J]. Modern Electronics Technique. 2013, 36(2): 65-67.
- [48] YUAN M, WU Y T, LIN L. Fault diagnosis and remaining useful life estimation of aero engine using LSTM neural network[C]. 2016 IEEE International

- Conference on Aircraft Utility Systems (AUS). IEEE, 2016: 135-140.
- [49] MIAO H H, LI B, SUN CH, et al. Joint learning of degradation assessment and RUL prediction for aero-engines via dual-task deep LSTM networks [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019:1.
- [50] YANG B, WANG X. A neural network adaptive controller considering expert system for aero-engine [C]. AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference. 2017: 309-316.
- [51] LU F, JIANG J P, HUANG J Q, et al. Dual reduced kernel extreme learning machine for aero-engine fault diagnosis [J]. Aerospace Science and Technology, 2017, 71: 742-750.
- [52] LU F, WU J D, HUANG J Q, et al. Aircraft engine degradation prognostics based on logistic regression and novel OS-ELM algorithm [J]. Aerospace Science and Technology, 2019, 84: 661-671.
- [53] ZHAO Y P, SONG F Q, PAN Y T, et al. Retargeting extreme learning machines for classification and their applications to fault diagnosis of aircraft engine [J]. Aerospace Science and Technology, 2017, 71: 603-618.
- [54] ZHAO Y P, HUANG G, HU Q K, et al. Soft extreme learning machine for fault detection of aircraft engine [J]. Aerospace Science and Technology, 2019, 91: 70-81.
- [55] 逢珊, 杨欣毅, 张勇, 等. 应用深度核极限学习机的航空发动机部件故障诊断 [J]. 推进技术, 2017, 38(11): 2613-2621.
- PANG SH, YANG X Y, ZHANG Y, et al. Application of deep kernel extreme learning Machine in aero engine components fault diagnosis [J]. Journal of Propulsion Technology, 2017, 38(11): 2613-2620.
- [56] 王雷, 沈龙云, 孙毅刚. 基于 ELM 的航空发动机传感器故障诊断方法研究 [J]. 传感器与微系统, 2015, 34(4): 16-18, 26.
- WANG L, SHEN Y L, SUN Y G. Research on ELM-based aircraft engine sensor fault diagnosis method [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2015, 34(4): 16-18, 26.
- [57] 孙毅刚, 刘静雅, 赵珍. 基于极限学习机的航空发动机传感器故障诊断 [J]. 传感器与微系统, 2014, 33(8): 23-26.
- SUN Y G, LIU J Y, ZHAO ZH. Aircraft engine sensor fault diagnosis based on exteme learning machine [J]. Transducer and Microsystem Technologies. 2014, 33(8): 23-26.
- [58] 孙毅刚, 刘静雅, 赵珍. 基于极限学习机的航空发动机传感器故障诊断 [J]. 传感器与微系统, 2014, 33(8): 23-26.
- SUN Y G, LIU J Y, ZHAO ZH. Aircraft engine sensor fault diagnosis based on extreme learning machine [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2014, 33(8): 23-26.
- [59] LU J J, HUANG J Q, LU F. Sensor fault diagnosis for aero engine based on online sequential extreme learning machine with memory principle [J]. Energies, 2017, 10(1): 39.
- [60] 田晶, 李有儒, 艾延廷. 一种基于 Deep-GBM 的航空发动机中介轴承故障诊断方法 [J]. 航空动力学报, 2019, 34(4): 756-763.
- TIAN J, LI Y R, AI Y T. Fault diagnosis of aero-engine inter-shaft bearing based on Deep-GBM [J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(4): 756-763.
- [61] 彭军, 郭晨阳, 张勇, 等. 基于深度学习的航空发动机部件故障诊断 [J]. 系统仿真技术, 2018, 14(1): 20-24.
- PENG J, GUO CH Y, ZHANG Y, et al. Fault diagnosis of aero engine components based on deep learning method [J]. System Simulation Technology. 2018, 14(1): 20-24.
- [62] 高峰, 曲建岭, 袁涛, 等. 基于改进差分域特征和深度学习优化的航空发动机剩余寿命预测算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(3): 21-28.
- GAO F, QU J L, YUAN T, et al. Optimized algorithm for aero-engine life prediction based on improved differential time-domain features and deep learning [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation. 2019, 33(3): 21-28.
- [63] SHAO H D, JIANG H K, ZHANG H ZH, et al. Rolling bearing fault feature learning using improved convolutional deep belief network with compressed sensing [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 100: 743-765.
- [64] TAMILSELVAN P, WANG P F. Failure diagnosis using deep belief learning based health state classification [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2013, 115: 124-135.
- [65] FU X Y, ZHANG G Y, TIAN Y P, et al. Pattern mining of aero-engine performance degradation based on EMD and KNN-FSFD [C]. 2017 International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control (SDPC). IEEE, 2017: 35-40.
- [66] SAFIZADIH M S, LATIFI S K. Using multi-sensor data fusion for vibration fault diagnosis of rolling element bearings by accelerometer and load cell [J]. Information Fusion, 2014, 18: 1-8.
- [67] MA AN X, LI Y J, CAO Y Y, et al. Intelligent diagnosis

- for aero-engine wear condition based on immune theory[C]. 2014 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-2014 Hunan). IEEE, 2014: 678-682.
- [68] ZHAO ZH, SUN Y G, ZHANG J. PCA-based sensor fault diagnosis for aero-engine [C]. The 27th Chinese Control and Decision Conference (2015 CCDC). IEEE, 2015: 2679-2683.
- [69] 艾延廷,董欢,田晶,等.一种航空发动机中介轴承故障诊断方法[J].机械设计与制造,2018(10):157-160,164.
AI Y T, DONG H, TIAN J, et al. Fault diagnosis method for intermediate bearing of aeroengine [J]. Machinery Design & Manufacture. 2018(10):157-160,164.
- [70] NADERI E, KHORASANI K. Data-driven fault detection, isolation and estimation of aircraft gas turbine engine actuator and sensors[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 100: 415-438.
- [71] BAPTISTA M, HENRIQUES E M P, DE MEDEIROS I P, et al. Remaining useful life estimation in aeronautics: Combining data-driven and Kalman filtering [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2019, 184: 228-239.
- [72] ELLEFSEN A L, BJØRLYKHAUG E, ÆSØY V, et al. Remaining useful life predictions for turbofan engine degradation using semi-supervised deep architecture[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2019, 183: 240-251.
- [73] HARLIN G. Engineering value of simulation process and data-management applied to aero engine design [C]. Nafems World Congress, 2013.
- [74] SIDDIQA A, HASHEM I A T, YAQOOB I, et al. A survey of big data management: Taxonomy and state-of-the-art [J]. Journal of Network and Computer Applications, 2016, 71: 151-166.
- [75] OUSSOUS A, BENJELLOUN F Z, LAHCEN A A, et al. Big data technologies: A survey[J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2018, 30(4): 431-448.
- [76] CAI J, LIU H, WANG ZH, et al. Developments of EHM under the conditions of big data technology [C]. 2018 International Symposium on Communication Engineering & Computer Science (CECS 2018), 2018:447-453.
- [77] SI X SH, WANG W, HU CH H, et al. Remaining useful life estimation-a review on the statistical data driven approaches [J]. European Journal of Operational Research, 2011, 213(1): 1-14.

作者简介



苗强(通信作者),分别在1998年、2001年于北京航空航天大学获得学士学位、硕士学位,2005年于多伦多大学获得博士学位,现为四川大学空天科学与工程学院教授,博士生导师,主要研究方向为重大装备故障诊断、健康评估以及可靠性研究。

E-mail: mqiang@scu.edu.cn

Miao Qiang (Corresponding author) received his B. Sc, M. Sc. degrees both from Beihang University in 1998 and 2001, and received his Ph. D. degree from University of Toronto in 2005. He is currently a professor in the School of Aeronautics and Astronautics at Sichuan University. His main research interests include equipment fault diagnosis, health assessment and reliability.