

智能航空发动机——本体智能化技术概述^{*}

肖 洪, 肖达盛, 林志富, 唐 轲, 于艾洋

(西北工业大学 动力与能源学院, 陕西 西安 710072)

摘 要: 智能化能提升什么、智能化的核心技术是什么、智能化靠什么实现, 是目前在航空发动机领域应用智能技术面临的三个核心问题。本文从理解智能化思维与传统思维模式区别的角度去阐明上述三大问题, 梳理航空发动机本体智能化的功能效用、核心技术和实现途径。通过文献梳理, 总结出智能航空发动机与传统航空发动机的最大区别, 即不在于结构和工作原理上的改变, 而在于通过智能手段对数据利用的广度、深度和速度。可以进一步理解为, 智能航空发动机摆脱了机械思维模式下追求参数因果关系的思路, 转而追求大数据、多维度、高实时下的多源异构信息的关联性, 从而能在常规技术水平下发挥出航空发动机的最佳性能, 在新技术的匹配下更能实现发动机的性能跨越。

关键词: 智能航空发动机; 本体智能化; 功能效用; 核心技术; 实现途径; 综述

中图分类号: V231.1

文献标识码: A

文章编号: 1001-4055 (2025) 06-2210023-15

DOI: 10.3724/1001-4055.2210023

1 引 言

智能航空发动机的概念最早可追溯至 21 世纪初美国实施的通用经济可承受先进涡轮发动机 (Versatile affordable advanced turbine engine, VAATE) 计划^[1], 其是该计划重点领域组的核心关注内容之一, 当时主要集中于控制领域。智能航空发动机研究组主要负责开发、验证先进空气动力学、先进材料和创新结构与传感器、主动控制器、飞机与发动机一体化、进气道与喷管一体化、实时诊断等和人工智能技术相结合, 研制并综合提供耐久性长、适应性强、耐损伤的发动机状态和寿命管理技术, 实现对发动机的健康管理, 提高发动机的性能、可靠性和寿命。2013 年 GE 公司推出互联网数字平台 Predix, 其初衷在于增强数据分析能力。2017 年普惠公司推出发动机智能维修品牌 EngineWise, 包括高级诊断和发动机监测, 为 8 000 多台在翼发动机提供健康数据分析, 使用预测性人工智能技术将燃油经济性提高了 15%, 并缩短运营中断和停机时间。2018 年罗·罗公司在民用航空发动机领域推出了智能发动机愿景^[2], 随后不断丰富和完善该愿景, 并对大数据分析、机器学习、智能机器人、物联网、虚拟现实等热点技术与航

空发动机技术进行了成体系的融合^[3-5]。追寻上述智能化与航空发动机技术融合的脉络, 可以预计随着数字化、智能化技术与工业的深度融合, 航空发动机必将进入智能化的时代^[6]。

虽然近年来智能化的呼声和浪潮不断高涨, 但智能化的功能效用是什么、智能化的核心技术是什么、智能化靠什么实现等三大问题始终困扰着航空发动机领域的工程师们, 业内专家学者也众说纷纭。笔者认为, 准确理解上述三大问题可能首先需要理解什么是智能化思维, 和传统的思维模式有什么区别。此类思维模式如转变不及时, 会带来严重的后果, 已有前车之鉴。GE 公司的互联网数字平台 Predix 一直困难重重, 甚至一度面临崩溃, 其中一个重要的原因是“没有从产品思维过渡到数据服务思维”。

智能时代以前的思维方式可暂时称为机械思维。特点是认为一切皆可公式化, 一切现象皆可追本溯源, 找到因果关系。在机械思维模式的惯性驱动下, 航空发动机的设计、制造、生产、维护无不处处体现这类技术思维。机械思维力图寻求发动机推力、耗油率、稳定裕度、推重比等参数与发动机设计参数、制造参数间的精确因果关系; 机械思维力图追

^{*} 收稿日期: 2022-10-10; 修订日期: 2025-01-06。

通讯作者: 肖 洪, 博士, 教授, 研究领域为航空发动机数字化智能化技术。E-mail: xhong@nwpu.edu.cn

引用格式: 肖 洪, 肖达盛, 林志富, 等. 智能航空发动机——本体智能化技术概述[J]. 推进技术, 2025, 46(6): 2210023.
(XIAO H, XIAO D S, LIN Z F, et al. Intelligent aeroengine—an introduction of ontological intelligence technology[J].
Journal of Propulsion Technology, 2025, 46(6): 2210023.)

求振动参数与部件零件加工公差、装配公差、热运行数据间的精确映射;从而达到尽善尽美快速提升发动机性能指标的目的。在当前的智能时代,思维方式上最大的不同之处在于分析现象时,由追求因果性变为追求相关性。这类追求相关性的智能思维模式在未来智能航空发动机发展中必将带来技术思维模式的变革。智能航空发动机的技术追求挖掘气路、空气、滑油、附件、控制、结构、材料等数据的相关性;追求发现地面试车、高空台、试飞数据间的相关性;追求发掘设计、加工、装配、试验、运行和维护参数信息的相关性;同时也追求发掘不同类型发动机之间的参数相关性^[7]。简而言之,智能航空发动机摆脱了机械思维模式下追求参数因果关系的技术思路,转而追求大数据、多维度、高实时性下的多源异构信息的关联性,从而在常规技术水平下也能发挥出航空发动机的最佳性能,在新技术的匹配下更能实现发动机的性能跨越。

正是基于上述思维模式的理念,本文力图从新的角度解释什么是未来的智能航空发动机,其核心理念是“智能航空发动机与传统航空发动机的最大区别不在于结构和工作原理,其最大区别在于通过智能手段对数据利用的广度、深度和速度”。

2 智能航空发动机的概念演化

2.1 智能行为与智能航空发动机

智能化,有时候也被称作人工智能化,是指使机器具备“思考能力”,能够呈现出人类的智能行为。这些智能行为包括学习、感知、思考、理解、识别、判断、推理、证明、通信、设计、规划、决策和行动等活动^[8]。分析全流程智能行为,可以看出数据和信息始终贯穿其中,如图 1 所示。

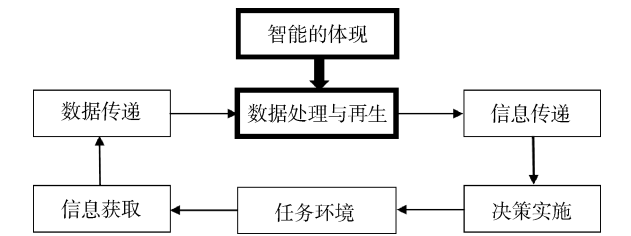


图 1 智能行为的流程模型^[9]

基于智能行为的流程模型,人们一般将智能定义为:能有效地获取、传递、处理、再生和利用数据信息,从而在任务环境下成功达到预定目的的能力^[9]。智能化一般也是指将人工智能应用于全流程行为系统,使系统在一定程度上模仿人类思维,对获得的外

界数据和信息进行分析判断和处理,并制定决策以产生特定的作用,从而达到传统技术路径无法达到的功效。

基于人工智能的定义与内涵,智能航空发动机一般是指采用了人工智能技术的航空发动机,使航空发动机尤其是数据处理与再生系统能够在一定程度上模仿或代替人的思维,对获得的外界信息和数据进行分析判断和处理,并制定决策以产生特定功效和作用。具体到航空发动机的工作和运维过程,可以直观地对智能航空发动机的概念进行进一步的概括:能够从预判、感知、决策、执行和维护的全流程实现自主最优(佳)的航空发动机即属于智能航空发动机的范畴^[10-11],其工作流程如图 2 所示。

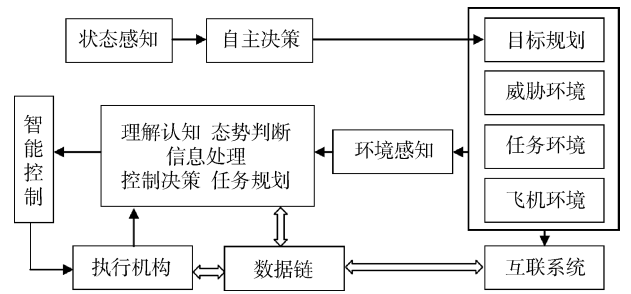


图 2 智能航空发动机工作流程图

从上述概念理解,智能航空发动机能够自主地对各种感知的外界和内部信息进行处理,对外界环境、目标任务及其自身状态的变化进行理解、认知、判断和推理,具有一定的思维能力和联想能力,从而能做出最佳决策和反应。相对地,完全按照人为预定的控制规律和控制规划而不能自主适应各种复杂环境、任务和状态进行自主推理决策的航空发动机不能称为智能航空发动机。根据当前航空发动机的实际情况来看,完全符合定义的智能航空发动机仅为一种理想状态。到目前为止,还不能在一型航空发动机上全部实现预判、感知、决策、执行和维护的全流程自主推理决策,并最终按目标任务的自主最优(佳)完成全部功能。与此同时,智能航空发动机的定义也是一个相对的且不断发展的概念。随着科学技术的发展,数字化智能水平的不断提升,智能航空发动机的概念和内涵也必将不断丰富和完善。

2.2 智能航空发动机三大问题

虽然目前人们对智能航空发动机的概念仍存在表述差异,但对其三个层次的认知已基本达成共识(见图 3)。

(1) 智能航空发动机的功能效用

智能化有能力解决传统技术路径所不能解决的大量问题,甚至突破传统技术瓶颈^[12],在设计、制造、运行、维护等诸多领域均会实现能力的跃升。

(2) 智能航空发动机的核心技术

智能化靠强大的信息获取、传递、处理、再生和利用能力,即主要靠强有力的“智能化大脑(模型)” (有时也称为数字工程模型)实现传统技术的突破。

(3) 实现智能航空发动机的关键技术

智能化虽然主要依靠强大的“智能化大脑(模型)—数字工程模型”实现传统技术的突破,但是仅仅依靠该大脑也不能实现能力跃升的最终目标,就好像轮椅上的霍金虽然拥有强大的大脑,但是很多常人的运动功能却无法实现。因此智能航空发动机也与传统发动机一样,需要强健的结构和材料,也需要发展更灵巧、更有创意的执行机构,除此之外,更加强调感知、决策、执行、维护和互联的新技术与“智能化大脑”的匹配。

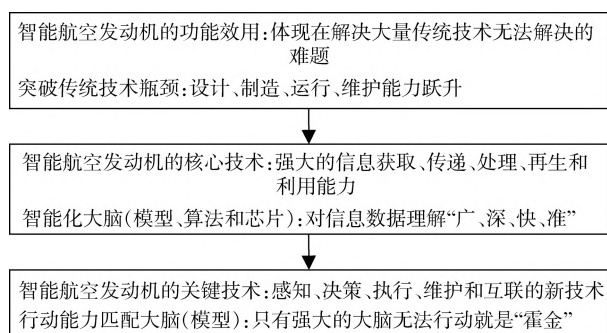


图3 智能航空发动机理解层次图

3 智能航空发动机的功能效用

3.1 人工智能融入数字化试验,大幅度加速设计研发进程

数字化试验是指利用高逼真度具备“物理规则运行、性能紧密跟踪、动态极速响应”的数字工程模型,开展设计方案验证、部件匹配验证、维护方案验证等。人工智能技术通过创建模仿现实世界场景的复杂模拟和模型,用于虚拟测试,实现在没有明确物理原型的情况下测试各种条件和场景^[13-16]。数字化试验是一种数据驱动测试,其启动、测试等流程中产生的大量数据,通过人工智能技术分析以帮助识别模式、异常和潜在问题^[17-18],由机器学习优化^[19-20],提高了数字化试验的效率。

可以看出,数字化试验的先决首要条件是数字工程模型,该模型强调与物理机理的“如影相随”以

确保数字化试验的可行性。传统仿真受数理方程的局限^[21]、物理模型受人为假设的局限、数据驱动受物理规则缺乏的局限,均不能完整建立数字化试验的数字工程模型^[22]。因此,在数字化试验数字工程、模型建立的过程中,新的人工智能技术必须遵循物理规则运行、性能紧密跟踪、动态极速响应的技术要求。在航空发动机运维各阶段开展数字化试验,有助于产品多学科优化并大大缩短研发周期、降低成本。同时,未来先进数字化试验方法、工具和流程关键技术的深入研究,必将大幅度地提升数字化试验的精度和置信度,实现大幅度替代物理试验的目标。

当前,德国航空航天中心已经开始开发了数字发动机试验平台 GTlab(Gas Turbine Laboratory),其核心的发动机系统通过数据模型的方式表现,包含了发动机所有部件的几何信息以及热力学、空气动力学、结构特征等附加数据^[23-25]。此外,欧盟在“清洁天空2”项目中专门安排了数字试验技术研究^[26],法国武器装备总署(DGA)下属的航空发动机试验中心与 ESI 公司合作,利用 SimulationX 动态多学科建模仿真平台,开发了航空发动机数字化试验台 SIMATMOS,可以模拟真实飞行条件下发动机的运行并预测其性能^[27]。

西北工业大学与国内多家研究机构合作开展了数字化飞行试验、数字化试车试验、数字化高空台试验、部件数字化试验的研究工作。研究表明,数字化试验响应时间可以控制在 1 ms,小于物理测试响应时间,满足测试频率要求;数字化试验与物理试验非稳态结果平均偏差可以控制在 1% 以内(偏差峰值可以控制在 2% 以内),满足测试精度要求。图 4(a),图 4(b)分别为涡扇、涡轴发动机整机数字化试车与整机物理试车无量纲数据对比,图 4(c)为数字化飞行试验与实际飞行试验无量纲化排气温度对比。图 4(d)为叶片腐蚀数字化试验与物理试验的效率对比。

3.2 智能化技术使得实时在线预测成为可能

以海军飞机为例,其长期生存于海洋环境,直接受海洋大气区和海水飞溅区的环境影响,在甲板停放时还会受到燃烧废气环境的影响。在海洋大气区,盐雾长期作用于发动机的金属材料表面,加速了零件的应力腐蚀^[28];海洋大气的湿热环境使非金属材料体积膨胀、组织疏松、强度降低,甚至起泡、破裂和老化。在海水飞溅区,发动机几乎连续不断地受到海水的润湿冲刷,加剧了材料的腐蚀破坏。在甲板上停放时,发动机还会连续不断地受到舰艇燃料燃烧逸放和发动机排出废气的腐蚀。废气中的硫、

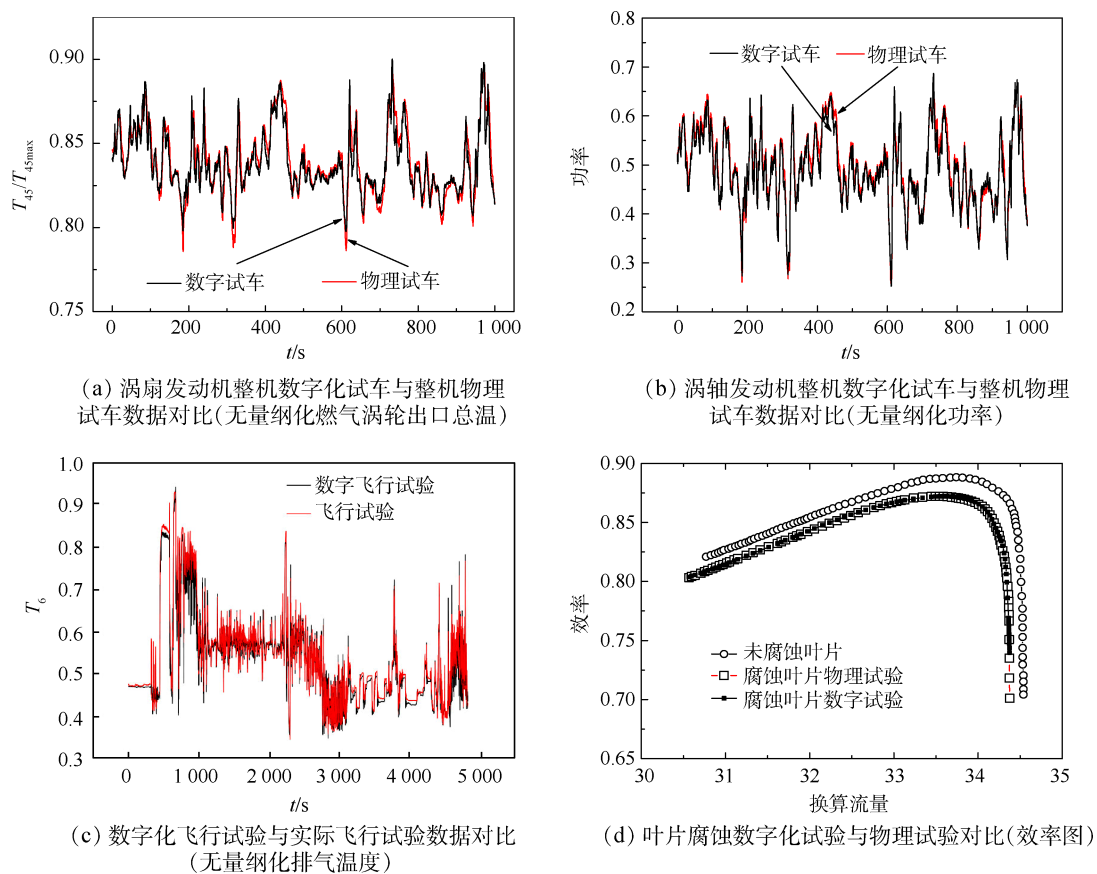


图4 西北工业大学开发的数字化试验系统相关的对比测试结果

氮氧化物与氯化钠海雾组合形成高酸潮湿层,在高湿度以及颗粒灰尘环境中,共同加速了飞机及发动机部附件的腐蚀^[28]。

从上述表述可以看出,海军用航空发动机长期生存于海洋环境,盐雾等腐蚀严重,对发动机可靠性、安全性及其寿命均造成严重影响。主要表现在:

(1)腐蚀引起性能衰退,极端情况可能导致起飞推力不足;同时腐蚀导致不稳定工作边界下移,喘振裕度下降,极端情况导致起飞喘振。上述性能的恶化均有可能导致起飞失败^[29]。

(2)腐蚀引起性能衰退,极端情况可能导致复飞推力不足,甚至导致着舰不成功,复飞失败^[30]。海洋环境腐蚀的影响,使得海军和海军陆战队飞机及其发动机需要昂贵且耗时的腐蚀检查和维护^[31],其对实时在线的预测与健康管理工作更加迫切。航空发动机在线预测与健康管理的困难在于,机载测试参数少、频率低、个别参数测试精度不够。如何从较为恶劣的数据条件中发现性能变化规律并实时预警一直是传统技术的瓶颈^[32-34]。

3.3 智能化技术使得健康管理系统的部署更加精准

智能化技术的引入,可以将设计参数、试验参

数、制造参数和运维参数高效融入统一架构,实现多源异构信息的高效融合,大幅提升发动机在线预测和健康管理的能力(图5,图6)^[35-37]。发达国家早在20世纪初已经开始了发动机健康管理系统的研究^[38],系统经历了显著的进步和演化,集成了先进的数据分析和机器学习技术,用于实时处理大量的传感器数据,由简单的故障诊断转向为复杂的预测功能^[39-41]。国内不同团队则致力于发展发动机健康管理系统的各个模块,如传感器数据^[42]、故障诊断^[43]、部件预警^[44]以及寿命预测^[45-46]等功能。此外,西北工业大学成功将智能化模型引入在线预测与健康管理工作,实现了排气温度、转差、喷口面积调节速率、导叶

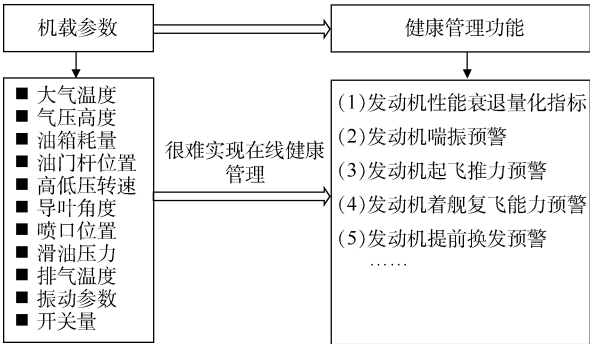


图5 传统技术在实时在线健康管理领域的技术瓶颈

调节速率、油门杆调节灵敏度、喘振裕度、推力等的在线定量实时预警,实现了在线预测与健康管理的验证。图7给出了实时监控排气温度的降级水平(排气温度增大)。

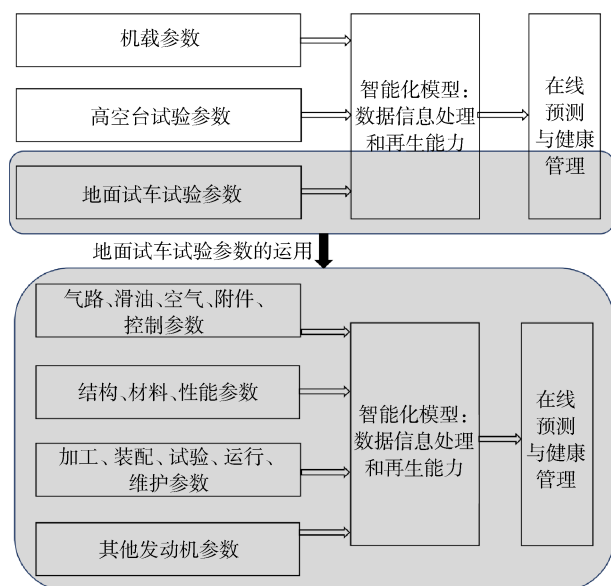


图6 智能航空发动机的在线预测与健康管理

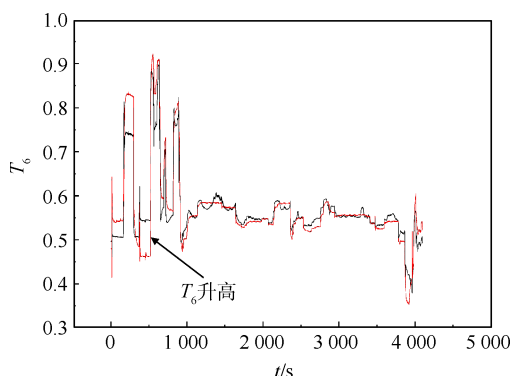


图7 数字化飞行试验实时监控发动机性能衰退（无量纲化排气温度）

4 智能航空发动机的核心技术

如前所述,智能航空发动机是指采用了人工智能技术的航空发动机,使航空发动机尤其是数据处理与再生系统能够在一定程度上模仿或代替人的思维,对获得的外界信息和数据进行分析判断和处理,并制定决策以产生特定功效和作用。从上述表述可以看出,智能航空发动机的最大特点在于其强大的数据处理与再生功能,人们一般认为其核心技术包括智能化大脑即数字工程模型、极速策略人工智能算法和智能芯片。此类观点在罗·罗公司和GE公司的各类智能化表述中可以初见端倪。

4.1 数字工程模型

智能可以被描述为感知或推断信息的能力,并将其作为知识技能保留下来,以应用于新环境或新任务的适应性行为。尽管智能的定义存在争论,研究者们还是能够在智能所强调的能力上达成共识,即智能着重强调学习、理解、抽象和推理能力。如图8所示,只是对信息数据简单的接收不能叫智能,对信息数据的抽象推理才能称为智能。

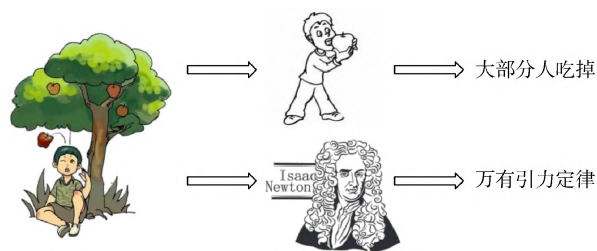


图8 智能表现在对数据信息的抽象推理能力

依据对智能的理解,智能航空发动机与传统航空发动机表现出差异,其核心重点不在于结构和运行机理上的差别,而在于对信息数据的抽象推理能力上的巨大差异。而可喜的是,航空发动机的如下数据特点,为与智能技术的融合进而为信息数据抽象推理能力的提升创造了先决条件。

数据充分性:航空发动机各个截面参数、控制参数以及飞行参数等数据可以表征全工况、全寿命周期内发动机工作状态,数据充分,具备机器学习基础。

数据确定性:航空发动机内部部件高度耦合,物理规律明确,使得发动机状态-性能、任务-控制、数据-故障之间存在确定的、非歧义映射关系。

数据关联性:航空发动机的性能、故障、测试、控制数据之间存在内部机理联系,不同类型批次的发动机数据也可通过数据共享,使得一组数据可能对应于众多的选择途径。

数据完备性:航空发动机状态、性能、控制、维护等信息经过多年的发展,积累了丰富的专家规则,内部逻辑完备。

数据预测性:航空发动机数据之间存在关联,结合发动机结构、状态和环境可实现数据的预测与推理。

航空发动机正是由于具有以上数据特点,使得其具备智能化的先天优势。智能航空发动机可以依靠数字化和智能化技术,将设计基础数据(结构、材料数据)、试验性能数据(试车/高空台/试飞下的气路、滑油、空气、附件和控制数据)、生产制造数据(加

工数据、工艺数据、装配数据)和互联互通数据(其他发动机数据)高效融为一体,强调海量数据信息的学习、理解和抽象,从而进一步增强逻辑推理和数据再生能力,即使在不确定、复杂多变甚至恶劣的环境中也能通过实施最佳匹配的技术来达到优越的性能。上述将海量信息数据高效融为一体的模型称为数字工程模型,对应也起到智能化大脑的功效,如图 9 所示。

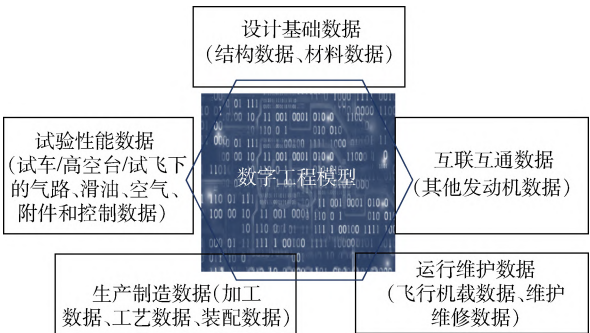


图9 智能航空发动机核心模型

智能航空发动机的基础是其强大的数据信息利用、再生和推理能力,此类观点在罗·罗公司、GE智能航空发动机的各类表述中也有迹可循。2018年2月罗·罗公司在新加坡航展上发布了研发智能发动机的愿景,其强调“通过大数据和机器学习技术,智能航空发动机能够自主‘意识到’其所处的环境和操作”“智能航空发动机不仅仅在于学习,还具备预测能力并根据环境做出相应改变以提高效率和可靠性,降低成本和风险^[47]”。

数字工程模型在不同应用场景有着不同的技术体现方式^[48],其作为数字孪生模型的一种分支^[49],通过纯粹数据驱动方法可以实现。数据驱动方法是对数据进行组织形成信息后,整合并提炼出模型^[50-51]。另一种构造航空发动机数字工程模型的方法为模型驱动,即通过修正算法或人工智能技术修正发动机物理模型,使其更加准确地逼近于真实物理过程,如卡尔曼滤波修正发动机性能模型^[52]、NASA的eSTORM^[53-54]等。航空发动机领域对数字工程模型的要求不仅仅停留在准确性层面,模型的可解释性、安全性等是其面临的巨大挑战,无论是数据驱动方法在可解释性上的欠缺,还是模型驱动在构建高维度、宽工况、全流程物理模型上的难度,是人工智能技术用于构建数字工程模型所需要考虑的问题。

4.2 极速策略人工智能算法

传统的机器学习算法为批量模式,假设所有的

训练数据预先给定,通过最小化定义在所有训练数据上的误差得到训练模型。该类学习方法在小规模上取得了巨大成功,但当数据规模增大时,其计算复杂度高、响应慢、无法实时的弊端开始逐步显现。而智能航空发动机需要自主地对各种感知的外界和内部信息进行处理,对外界环境、目标任务及其自身状态的变化进行理解、认知、判断和推理,从而能做出正确的最佳决策和反应。这就要求智能发动机改变传统的“依靠大量已知数据训练,在少量未知数据上测试应用,应用与训练割裂”的学习模式,变为“依靠等量数据训练,在相对等量的数据上应用,边应用边训练,应用与训练并行”的学习模式。如图 10 所示,应用训练并行的学习模式使得智能发动机具备实时学习的思维模式,也满足了“发动机训练数据不会一次性完备而是持续不断地到来”这一现实条件,基于以下原因,应用训练并行的学习模式也更加适合于航空发动机实际数据学习需求,这些需求如下所述。

- 航空发动机数据不会一次性完备,不具备一次性准备海量数据的条件。
- 航空发动机一个架次飞行任务完成后,不仅仅要发现问题而且要迅速从飞行数据中总结经验,才能体现智能化的特点。
- 智能航空发动机的数据利用特色之一也正是实时自主学习。

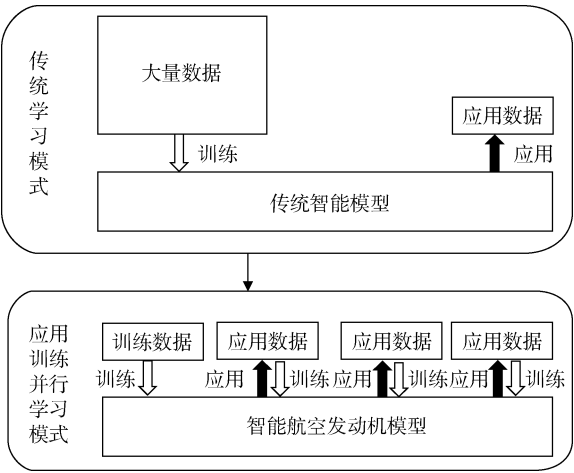


图10 智能航空发动机应用训练一体图例

从以上表述可以看出,智能航空发动机的学习模式不是以数据一次性完备为前提而是以训练数据持续到来为前提,通常利用下一个时间段应用样本当成训练样本更新当前的模型,对学习的实时性要求极强。近年来,在线学习引起了学术界和工业界的广泛关注^[55]。研究人员一直致力于提高在线学习

算法的效率,使其能够有效处理高维数据和大规模数据集^[56-58]。此外,增强实时性、适应性和节省空间^[59]也是在线学习算法在结合元学习^[60]、联合学习^[61]以及迁移学习^[62]等算法后突出的优点,也是其发展趋势。

智能航空发动机需要的在线实时智能算法,需要考虑如下关键因素:首要是在极短的时间内完成数据训练,以满足飞行操作和控制系统的限制;安全性和可靠性在航空航天工业中至关重要,该在线实时智能算法需要经过严格的验证过程,以满足标准^[63];在线实时智能算法需要适应不断变化的天气、飞行工况以及硬件性能的条件^[64];再有与飞行器现有系统的兼容性和集成也至关重要。满足上述快速训练要求的智能算法,人们一般称之为极速策略人工智能算法,是智能航空发动机的另一核心技术。

4.3 航空发动机智能芯片

数字工程模型、极速策略人工智能算法最终还是依靠硬件在智能航空发动机物理本体上完成功能的实现,因此数字工程模型和极速策略人工智能算法的载体即智能芯片也就自然成为智能航空发动机的核心技术之一。智能航空发动机芯片与其他智能芯片相比又具有特殊性,这是因为航空发动机瞬息万变的飞行环境和多变的任务需求,对智能芯片提出了低能耗、低延迟、小尺寸和低成本等更加苛刻的要求^[65]。例如,机载智能芯片需要对各传感器数据、各控制变量要求、飞发一体需求等进行快速准确的识别处理,在马赫数0.8巡航飞行的飞机上每0.1 s的响应延迟就会增加20 m以上的飞行距离;在执行远程任务的飞机上,智能芯片需要满足低功耗、小尺寸等严苛要求,每瓦的功耗提升都会对续航产生显著负担;在地面数据中心等大型计算平台中,智能芯片则需要满足高带宽,大数据量的计算加速,同时减少能源消耗。

传统的CPU芯片虽然通用计算性能强,适合复杂的运算环境,但其基于的冯·诺依曼架构运算为存储程序顺序执行,其内部只有少部分晶体管用于运算,不能满足智能航空发动机芯片的计算需求。专用集成电路(ASIC)能够基于特定的使用场景进行定制,将计算程序硬件化,通过特定的硬件排布大大提高计算并行度和算力,具有计算性能强、能效比高、延迟率低、体积小、安全性高等优势。但其开发周期长、成本高、技术难度大,且一旦生产就无法更改,在复杂的应用场景中缺乏灵活性。

现场可编程门阵列(FPGA)^[66]是在可编程阵列

逻辑器件(PAL)^[67]、通用阵列逻辑器件(GAL)^[68]和复杂可编程逻辑器件(CPLD)等基础上发展而来的一种半定制电路器件。其作为一种可编程逻辑器件,能够通过改变和重组其内部逻辑电路的方式满足不同计算任务的需求,具有灵活性强、运算性能高、能效比出众、并行度高、运算延迟低、稳定性好、安全性高等特点。FPGA芯片在具有定制芯片加速计算优势的基础上,还具有专用集成芯片所不具备的灵活性,其独特的性能和优势使其在数字化、智能化发展浪潮中具有广阔的应用前景^[69-70]。三类芯片的能效对比如图11所示。^[71]

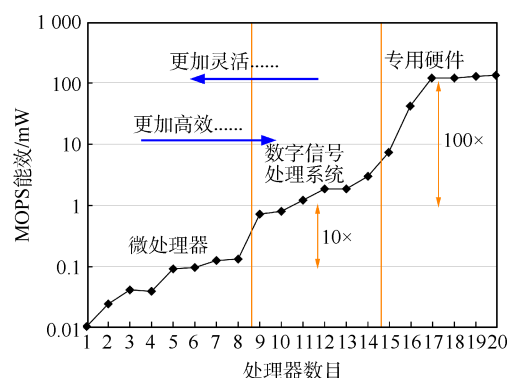


图11 CPU, FPGA和ASIC能效对比图^[71](MOPS (million operation per second) 表示每秒处理的百万次数)

专为智能计算设计的FPGA为了更适合搭载智能算法,尤其是深度学习网络,一直在不断优化发展。FPGA为深度学习算法提供硬件加速的优势,实现实时处理和资源的高效利用。研究人员在优化基于FPGA的深度学习模型方面取得了重大进展,从而提高了性能和能源效率^[72]。例如,国外学者Andrea Casale探讨了在FPGA上加速深度学习推理过程问题的解决方案^[73],陆志坚博士专注于对卷积神经网络在FPGA上的并行计算^[74],以及硬件、算法嵌套的计算加速^[75-76]。然而,实现FPGA无缝集成到深度学习框架以及解决FPGA编程和资源分配的复杂性方面仍然存在挑战^[77]。确保FPGA加速的深度学习模型可供更广泛的用户使用仍然是一个挑战,同时需要继续研究软硬件协同设计以释放FPGA在深度学习应用中的全部潜力^[78]。

图12为BAE Systems公司开发安装在发动机侧面的智能数字控制器,其尺寸大小相当于个人计算机,核心设备为智能芯片^[79]。该智能数字控制器具有足够的运算能力,在恶劣的条件下也具备在线预测发动机性能并提供决策的能力。该控制器比原始

型号尺寸和重量减小 40%,但处理能力却是其原始版本的 10 倍。BAE Systems 公司还正在完善性能预测系统,提前预测潜在故障,以提前制订维护计划。

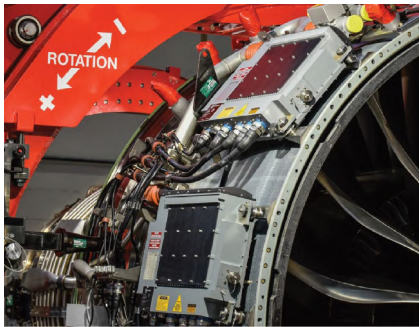


图 12 BAE Systems 公司开发的智能控制器^[79]

图 13(a)为西北工业大学开发完成的智能芯片,其具备数字孪生功能,可以在线提前预测发动机各测试参数并具备地面试车、高空台试验等数据的迁移学习能力,经实测,动态误差不大于 2%,时间不长于 1 ms。该智能芯片可用于预测和健康管理(图 13(b))、智能控制、数字化试验(图 13(c))等领域。

5 智能航空发动机的关键技术

智能发动机基于发动机实时运作,将人工智能技术融入信息收集、信息处理、决策执行、结果反馈和信息再利用等诸流程。虽然智能化的核心是数据的利用、推理和再生能力,但是最终使得智能化发挥功效的还需要更多关键技术的配合,这其中主要包括感知、决策、执行、维护和互联,也就对应于上述五大评价指标:态势感知效能、任务决策效能、部件执行效能、安全承载效能和融合学习效能。

5.1 智能感知技术

高效、多维、全方位的信息智能感知技术是智能化首要关键技术。未来的智能传感器技术不仅仅适合于发动机的安装环境,且能够完成相应智能化任务,重量轻、成本低、可靠性高,并以此为基础构建传

感器网络,实现传感器最佳布设和传感器故障诊断。其次,集群化感知信号处理把现有测量的“点”信息迅速扩大到关键截“面”,甚至到整“体”信息,从而极大提高发动机本体信息量的广度与深度。辅以深度学习和信息融合技术的发展,进而模拟人类思维从测量的多源感知中提取出有效的特征向量。

在智能感知技术中,无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSNs)通过无线方式相互通信以收集和传输来自物理世界的的数据,构造了用于监视和收集周围环境信息的感知网络^[80],广泛应用于工业自动化^[81]、环境侦察^[82]等方面。作为感知基础,适应于更严苛环境的传感器也是研究的热门^[83]。

5.2 智能决策技术

智能航空发动机核心能力的提升,智能决策是核心。随着数字化、智能化的应用,智能航空发动机能依靠其强大的数据利用、推理和再生能力,在不大幅度增加可调部件、不大幅度增加部件调节组合的前提下,解决系统复杂性和强非线性的难题,满足多种任务需求、复杂多目标、多部件组合决策要求。其依靠人工智能的强大决策与优化优势,赋予发动机主动思维、判读与决策的能力,给发动机控制系统构架、行为决策机载机制、自主决策、复杂耦合及多约束下的控制方法都带来新的挑战。目前该技术主要实现方式为强化学习算法,其在无人机的自主导航^[84]、卫星任务规划^[85]、机器人的动态避障和路径规划^[86]等方面有着显著的优势。

5.3 智能执行技术

航空发动机的燃油控制系统、传动系统和滑油系统是发动机各系统中可调变量最多、功能最复杂的系统。为适应复杂多变的飞行功能,要实时和适时对上述系统进行有效调节,确保发动机始终高效、稳定工作^[87]。智能航空发动机借助在线调节技术、网络学习与智能管理技术、故障监控及容错控制技术、数据总线技术、智能计算技术、主动控制技术等,使得发动机各系统/结构成为满足多种任务需求、复

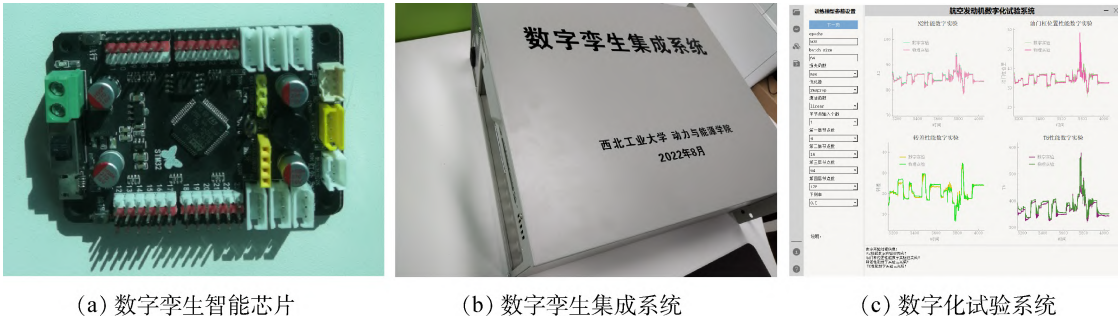


图 13 西北工业大学开发的数字化相关硬件、软件平台

杂多目标、外界自适应调节的智能化系统^[88]。针对智能发动机燃油泵阀及执行装置健康管理、故障监控、冗余重构与容错控制等先进控制功能的技术需求,具有开放式、标准化接口,具备故障自诊断与容错能力,耐电磁干扰,高通信速率,适应多种网络拓扑结构的智能装置技术是优先发展的技术方向。针对智能化传动技术的传统动力传输与数字技术、信息技术、网络技术融合的需求,齿轮、轴承、密封等传动系统组成部件传动链可调、功能集成、在线监测、自我诊断技术是主要技术方向,其对于提高动力传输性能,简化系统架构,提高系统柔性,提升效率、安全性和可靠性具有重要意义。针对智能发动机滑油系统供油、回油、通风、散热功能的主动调节和传动、空气与转子支撑系统的自匹配技术需求,提出滑油系统部件、调节和换热智能化技术,实现发动机滑油系统对外界环境、主机参数和关联系统的快速响应和匹配是主要技术方向。

通过将主动控制技术^[89]、智能感知和智能诊断技术等先进智能算法及智能记忆材料等贯穿至发动机的部件设计环节中,从而使得发动机各个部件在原有功能的基础上,具备实时化的自感知、自适应、自修复、自诊断等智能化功能,实现发动机部件的智能化设计^[90-92]。针对未来高推重比发动机压气机稳定工作裕度不足的问题,智能化的核心是基于智能材料与主动控制的压气机自适应叶片与机匣技术,综合应用智能材料感知外部刺激、判断处理和变形的能力以及先进主动流动控制能力,根据发动机工作状态实时调节压气机叶片与机匣几何参数,使压气机内部流动达到最优状态,从而保证高负荷压气机稳定工作。针对智能航空发动机燃烧室需求,宽速域燃烧室智能感知与智能控制技术预期可以根据实时运行状态进行自适应燃烧组织和智能控制,实现性能最优。针对智能发动机涡轮自主感知、自主决策和自主调控的技术需求,宽广飞行包线内涡轮工作状态智能化调节与匹配技术和先进涡轮智能化气动鲁棒性设计技术可形成航空发动机智能涡轮研发平台。

作为一个整体,面向复杂多样的任务需求,智能航空发动机需要各个智能部件、智能结构最优匹配、协调工作。对智能航空发动机,由于其复杂、强非线性,必须利用当前计算机数值仿真和优化技术的研究成果,开展复杂适应性总体气动结构优化设计方法和设计体系研究,建立能够满足多种任务需求、复杂多目标、多部件组合调节要求的发动机复杂适应

性优化方法和技术手段。针对智能发动机输出能源特点多样化的技术需求,基于任务自适应的飞发能量自主调度技术,可实现飞发能量自主调度系统与发动机和飞行器紧耦合设计,最大限度控制重量,可进一步实现结构功能多样化。

5.4 智能维护技术

智能航空发动机通过“数字孪生模型”在线精确跟踪实体发动机整机/部件/附件/传感器性能,给出整机和部件的衰减和健康的定量指标、各系统故障预警,并为基于模型的控制提供在线精准发动机模型。同时,其还能实现振动、断裂、磨损和滑油等故障快速定位,实现突发故障的快速定位和自主应急控制。能根据渐进故障预警和修复的技术需求,实现渐进故障的自预警和自愈合,进而提出预测性维护与智能派遣技术方案,实现航空发动机可靠性和效率的提升,降低运行维护成本。

目前,智能维护技术的目标是将潜在问题和维护需求在导致代价高昂的故障之前识别出来。例如,在制造和工业环境中用于监控泵、电机和输送系统等机械的状况^[93-94];航空发动机故障诊断与健康管理系统中分析数据以预测发动机部件磨损和潜在故障^[95];在车队管理方面也能降低维护成本并提高效率^[96]。

5.5 智能互联技术

智能互联技术,是指具有先进数据通信和分析能力的设备、传感器和系统的集成,使得设备能够连接、收集和交换数据,促进决策智能化和自动化。在城市管理中,智能互联技术用于监控和管理各种系统,如交通灯、街道照明等^[97-98];而医疗保健领域,该技术用于远程患者监控、用药依从性跟踪和医院设备管理^[99]。

在智能发动机中,智能互联技术能够使发动机与其他发动机、生态系统在多方之间进行信息实时或定期的双向传输,变“个人奋斗式”自我学习为“家族群体式”集体学习,逐步形成航空发动机群体智能化。智能航空发动机具有互联数据高效访问的技术需求,因此必须发展数据标参规范化标准和高维海量数据利用技术,进而建立航空发动机智能网络。使得智能发动机具备实时互联感知同机其他发动机工作状态和故障信息的能力;在同机其他发动机出现故障的情况下,实时调整自身工作状态,保障飞行安全。同时通过互联技术使得智能发动机与其他发动机和生态系统信息具备双向传输能力,实现“信息共享”的家族式经验总结和自我修复,逐步形成航空

发动机人工智能互联数据生态系统。同时,航空发动机智能信息互联状态下的机器学习技术需求,需要提出发动机故障模型、衰减预警模型、延寿模型和控制模型的互联机器学习技术,使得新入网发动机快速获得突发故障、渐进故障、延寿和控制的模型经验,同时通过“经验共享”使得整个互联系统不间断实时更新,各类维护和控制更加快速准确。

6 结 论

本文以智能航空发动机本体智能化的概念演化为起点,概述了智能航空发动机的功能效用、核心技术和实现途径。通过本文研究,得到以下结论:

(1)智能航空发动机的特点在于人工智能技术的应用,即通过智能技术使得航空发动机尤其是数据处理与再生系统,能够自主对获得的外界信息和数据进行分析、判断和处理,并制定决策以产生特定功效和作用,从而能够从预判、感知、决策、执行和维护的全流程实现自主最优(佳)。

(2)智能航空发动机的核心技术集中在数字工程模型、极速策略人工智能算法和智能芯片。通过先进的数字化模型特别是数字孪生模型、人工智能算法和极速推理的硬件平台,智能航空发动机能够在实时性、可靠性和自适应性方面做出重大突破,从而提升航空发动机的效率、安全性和维护能力。

(3)智能航空发动机的关键技术包括智能感知、智能决策、智能执行、智能维护和智能互联。智能感知依赖高效的传感器网络和多源数据融合,提升发动机对环境的感知能力;智能决策利用强化学习和复杂多目标优化等方法,提升系统自主决策和适应能力;智能执行通过在线调节和故障容错控制等技术,确保发动机在复杂飞行任务中稳定高效运行;智能维护通过数字孪生模型和预测性维护,实现精确的发动机健康管理和故障预警;智能互联通过实时数据交换和集体学习,形成发动机群体智能化,共同实现高效、安全和智能化的飞行控制。

致 谢:本文得到了西北工业大学王占学教授、缙林峰教授、哈佛大学 Rycroft Christopher 教授和剑桥大学 Fehmi Cirak 教授等的帮助,在此表示感谢;同时感谢剑桥大学纯数学系同事 Clément Mouhot, Ivan Moyano 给予的帮助和支持。

参考文献

[1] FRIEND R. Turbine engine research in the United

States air force[EB/OL]. (2021-10-28)[2022-01-05]. <https://zenodo.org/record/1263380/files/article.pdf>.

[2] Rolls-Royce. Rolls-Royce launches intelligent engine [EB/OL]. (2018-05-02) [2022-01-05]. <https://www.rolls-royce.com/media/press-releases/2018/05-02-2018-rr-launches-intelligentengine.aspx>.

[3] Rolls-Royce. Intelligent engine [EB/OL]. (2018-02-05)[2022-01-05]. <https://www.rolls-royce.com/intelligentengine>.

[4] Rolls-Royce. Pioneering the intelligent engine[EB/OL]. (2018-02-05)[2022-01-05]. <https://www.youtube.com/watch?v=9CcbyQ5QA70>.

[5] Rolls-Royce. Intelligent engine: Richard Goodhead introduces [EB/OL]. (2018-02-07) [2022-01-05]. <https://www.youtube.com/watch?v=2w0YxQAguMM>.

[6] XIONG M L, WANG H W. Digital twin applications in aviation industry: a review[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 121(9): 5677-5692.

[7] AYDEMIR H, UGUR Z, UMUT D, et al. The digital twin paradigm for aircraft review and outlook[C]. Orlando: AIAA Scitech 2020 forum, 2020.

[8] SCARUFFI P. Intelligence is not artificial [EB/OL]. [2022-01-07]. <https://www.scaruffi.com/singular/download.pdf>.

[9] 吴 军. 智能时代: 大数据与智能革命重新定义未来 [M]. 北京: 中信出版集团, 2016.

[10] LITT J S, SIMON D L, GARG S, et al. A survey of intelligent control and health management technologies for aircraft propulsion systems[J]. Journal of Aerospace Computing, Information, and Communication, 2004, 1 (12): 543-563.

[11] GARG S, SCHADOW K, HORN W, et al. Sensor and actuator needs for more intelligent gas turbine engines [C]. Glasgow: ASME Turbo Expo: Power for Land, Sea, and Air, 2010.

[12] SAXENA S. Rolls-Royce unveils the intelligent engine [EB/OL]. (2018-02-05) [2022-01-07]. <https://www.aviation-defence-universe.com/rolls-royce-unveils-the-intelligent-engine/>.

[13] SINGH V, HARI S K S, TSAI T, et al. Simulation driven design and test for safety of AI based autonomous vehicles[C]. Los Angeles: In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2021.

[14] FREDJ N, HADJ KACEM Y, KHRIJI S, et al. AI-based model driven approach for adaptive wireless sensor networks design[J]. International Journal of Information

- Technology, 2023, 15(4): 1871–1883.
- [15] ALIRAMEZANI M, KOCH C R, SHAHBAKHTI M. Modeling, diagnostics, optimization, and control of internal combustion engines via modern machine learning techniques: a review and future directions[J]. Progress in Energy and Combustion Science, 2022, 88: 100967.
 - [16] MÜLLER M, GÜNTHER T, KAMMER D, et al. Smart prototyping—improving the evaluation of design concepts using virtual reality[C]. Toronto: 8th International Conference VAMR, 2016.
 - [17] WANG C S, LU N Y, CHENG Y H, et al. A data-driven aero-engine degradation prognostic strategy[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2021, 51(3): 1531–1541.
 - [18] RAJAGOPAL D, KOEPPE A, ESMAEILPOUR M, et al. Data-driven virtual material analysis and synthesis for solid electrolyte interphases[J]. Advanced Energy Materials, 2023, 13: 2301985.
 - [19] NOGUEIRA J D N P, MELO P A, DE SOUZA J R, et al. Faulty scenarios in sour water treatment units: simulation and AI-based diagnosis[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2022, 165: 716–727.
 - [20] BOCCARDO G, PIANO A, ZANELLI A, et al. Development of a virtual methodology based on physical and data-driven models to optimize engine calibration[J]. Transportation Engineering, 2022, 10: 100143.
 - [21] PRABHAKAR A, GODDARD C R, AMIRANTE D, et al. Virtual certification of gas turbine engines—visualizing the DLR Rig250 compressor[C]. Dallas: Supercomputing 2022—Scientific Visualization and Data Analytics Showcase, 2022.
 - [22] LIKER J K, PEREIRA R M. Virtual and physical prototyping practices: finding the right fidelity starts with understanding the product[J]. IEEE Engineering Management Review, 2018, 46(4): 71–85.
 - [23] NAGEL B, BÖHNKE D, GOLLNICK V, et al. Communication in aircraft design: can we establish a common language[C]. Brisbane: 28th International Congress of the Aeronautical Sciences, 2012.
 - [24] REITENBACH S, VIEWEG M, BECKER R, et al. Collaborative aircraft engine preliminary design using a virtual engine platform, part A: architecture and methodology[C]. Orlando: AIAA Scitech 2020 Forum, 2020.
 - [25] REITENBACH S, VIEWEG M, BECKER R, et al. Collaborative aircraft engine preliminary design using a virtual engine platform, part B: application[C]. Orlando: AIAA Scitech 2020 Forum, 2020.
 - [26] AMEDURI S, CONCILIO A, DIMINO I, et al. Air-green2-clean sky 2 programme: adaptive wing technology maturation, challenges and perspectives[C]. San Antonio: AMSE 2018 Smart Materials, Adaptive Structures and Intelligent Systems, 2018.
 - [27] ESI NEWS. DGA Aero-engine testing is developing a digital alternative to traditional test benches with ESI's SimulationX [EB/OL]. (2018-09-26) [2023-10-02]. <https://investors.esi-group.com/news/dga-aero-engine-testing-is-developing-a-digital-alternative-to-traditional-test-benches-with-esi-simulationx>.
 - [28] TORQUE CENTRE. What is sulphidation? [EB/OL]. (2017-10-20) [2022-01-11]. <https://www.euravia.aero/torque-centre/what-is-sulphidation?locale=en>.
 - [29] AZMI H. A video appears to show the British F-35 fighter jet crashing into the Mediterranean during take-off mishap [EB/OL]. (2021-11-29) [2022-01-13]. <https://www.businessinsider.com/video-appears-show-the-british-f-35-fighter-jet-crashing-2021-11>.
 - [30] DAILY M. The USS Carl Vinson on Monday suffered a 'landing mishap' with F-35C warplane [EB/OL]. (2022-01-25) [2022-02-13]. <https://www.dailymail.co.uk/news/article-10440323/Seven-sailors-board-USS-Carl-Vinson-South-China-Sea-injured-94-million-F-35C-fighter-jet-crashes-trying-land-deck.html>.
 - [31] ANON. US Navy Fleet Readiness Center east explores new technology in fight against aircraft corrosion [EB/OL]. (2021-07-04) [2022-01-14]. <https://militaryleak.com/2021/07/04/frce-explores-new-technology-in-fight-against-aircraft-corrosion/>.
 - [32] VIALE L, DAGA A P, FASANA A, et al. Least squares smoothed k -nearest neighbors online prediction of the remaining useful life of a NASA turbofan[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 190: 110154.
 - [33] BERGHOUT T, MOUSS L H, KADRI O, et al. Aircraft engines remaining useful life prediction with an adaptive denoising online sequential extreme learning machine[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 96: 103936.
 - [34] WANG Z P, ZHAO Y J. Data-driven exhaust gas temperature baseline predictions for aeroengine based on machine learning algorithms[J]. Aerospace, 2023, 10(1).
 - [35] 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.
 - [36] ZHANG Y, XIN Y Q, LIU Z W, et al. Health status assessment and remaining useful life prediction of aero-engine based on BiGRU and MMoE[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 220: 108263.
 - [37] TOOTHMAN M, BRAUN B, BURY S J, et al. A digital twin framework for prognostics and health management[J]. Computers in Industry, 2023, 150: 103948.

- [38] POWRIE H E G, FISHER C E. Engine health monitoring: towards total prognostics[C]. Snowmass: 1999 IEEE Aerospace Conference. Proceedings, 1999.
- [39] TUMER I, BAJWA A. A survey of aircraft engine health monitoring systems[C]. Los Angeles: 35th Joint Propulsion Conference and Exhibit, 1999.
- [40] VOLPONI A J. Gas turbine engine health management: past, present, and future trends[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2014, 136(5): 051201.
- [41] RATH N, MISHRA R K, KUSHARI A. Aero engine health monitoring, diagnostics and prognostics for condition-based maintenance: an overview[J]. *International Journal of Turbo & Jet-Engines*, 2024, 40(1).
- [42] 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 S, 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. (in Chinese)
- [43] 李慧慧, 缙林峰, 陈映雪, 等. 基于多域特征优化的航空发动机传感器智能故障诊断[J]. *推进技术*, 2023, 44(2): 210876.
- LI H H, GOU L F, CHEN Y X, et al. Intelligent fault diagnosis of aeroengine sensor based on optimized multi-domain features[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2023, 44(2): 210876. (in Chinese)
- [44] 刘娇. 燃气轮机高温部件故障早期预警研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
- LIU J. Research on early fault detection of hot components in gas turbines[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019. (in Chinese)
- [45] 周俊. 数据驱动的航空发动机剩余使用寿命预测方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2017.
- ZHOU J. Research on data-driven prediction methods for remaining useful life of aero-engine[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2017. (in Chinese)
- [46] 刘君强, 谢吉伟, 左洪福, 等. 基于随机Wiener过程的航空发动机剩余寿命预测[J]. *航空学报*, 2015, 36(2): 564-574.
- LIU J Q, XIE J W, ZUO H F, et al. Residual lifetime prediction for aeroengines based on Wiener process with random effects[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2015, 36(2): 564-574. (in Chinese)
- [47] MARK R. Rolls-Royce Launches intelligent engine[EB/OL]. (2018-02-08) [2022-01-14]. <https://www.fly-ingmag.com/rolls-royce-launches-intelligentengine/>.
- [48] RITTO T G, ROCHINHA F A. Digital twin, physics-based model, and machine learning applied to damage detection in structures[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 155: 107614.
- [49] TAO F, XIAO B, QI Q L, et al. Digital twin modeling[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2022, 64: 372-389.
- [50] KIM S, KIM K, SON C. Transient system simulation for an aircraft engine using a data-driven model[J]. *Energy*, 2020, 196: 117046.
- [51] DE GIORGI M G, QUARTA M. Hybrid multigene genetic programming-artificial neural networks approach for dynamic performance prediction of an aeroengine[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2020, 103: 105902.
- [52] CONNOLLY J W, CSANK J, CHICATELLI A, et al. Model-based control of a nonlinear aircraft engine simulation using an optimal tuner Kalman filter approach[C]. San Jose: 49th AIAA/ASME/SAE/ASEE Joint Propulsion Conference, 2013.
- [53] VOLPONI A, SIMON D L. Enhanced self tuning on-board real-time model (eSTORM) for aircraft engine performance health tracking[R]. NASA/CR-2008-215272, 2008.
- [54] XU M J, WANG J, LIU J X, et al. An improved hybrid modeling method based on extreme learning machine for gas turbine engine[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2020, 107: 106333.
- [55] POUYANFAR S, SADIQ S, YAN Y L, et al. A survey on deep learning: algorithms, techniques, and applications[J]. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2019, 51(5): 1-36.
- [56] DAHDOUH K, DAKKAK A, OUGHDIR L, et al. Big data for online learning systems[J]. *Education and Information Technologies*, 2018, 23: 2783-2800.
- [57] LYU H, NEEDELL D, BALZANO L. Online matrix factorization for Markovian data and applications to network dictionary learning[J]. *The Journal of Machine Learning Research*, 2020, 21(1): 10148-10196.
- [58] HOI S C, SAHOO D, LU J, et al. Online learning: a comprehensive survey[J]. *Neurocomputing*, 2021, 459: 249-289.
- [59] XU M J, WANG K, LI M, et al. An adaptive on-board real-time model with residual online learning for gas turbine engines using adaptive memory online sequential extreme learning machine[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2023, 141: 108513.
- [60] ZHOU H Y, XU Z R, TZOUMAS V. Efficient online learning with memory via frank-wolfe optimization: algorithms with bounded dynamic regret and applications to

- control[R]. arXiv preprint arXiv: 2301.00497, 2023.
- [61] LI T, SAHU A K, TALWALKAR A, et al. Federated learning: challenges, methods, and future directions[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2020, 37(3): 50–60.
- [62] HAN X X, XIANG G, CUI L F, et al. Online transfer learning-based method for predicting remaining useful life of aero-engines[C]. Xi'an: 2022 7th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP), 2022.
- [63] JANAKIRAMAN V M, NGUYEN X, ASSANIS D. Stochastic gradient based extreme learning machines for stable online learning of advanced combustion engines[J]. Neurocomputing, 2016, 177: 304–316.
- [64] SAHOO D, PHAM Q, LU J, et al. Online deep learning: learning deep neural networks on the fly[R]. arXiv preprint arXiv: 1711.03705, 2017.
- [65] JAW L C, MATTINGLY J D. Aircraft engine controls: design, system analysis, and health monitoring[M]. Reston: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2009.
- [66] SALCIC Z, SMILAGIC A. Introduction to field programmable logic devices[M]. Boston: Springer, 2002.
- [67] SOU A, JUNG S, GILI E, et al. Programmable logic circuits for functional integrated smart plastic systems[J]. Organic Electronics, 2014, 15(11): 3111–3119.
- [68] SOLOVJEV V, BULATOVA I. Synthesis of one-stage digital circuits based on generic array logic[C]. Tashkent: Proc. of the 2nd International Workshop on Computer Science and Information Technologies (CSIT-2000), 2000.
- [69] LAN L. The pseudo-random code generator design based on FPGA[C]. Yichang: 2010 International Conference on System Science, Engineering Design and Manufacturing Informatization IEEE, 2010.
- [70] FERRAZ O, SUBRAMANIYAN S, CHINTHALA R, et al. A survey on high-throughput non-binary LDPC decoders: ASIC, FPGA, and GPU architectures[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2022, 24(1): 524–556.
- [71] DILLINGER T. Flex logix [EB/OL]. (2018-09-21) [2022-01-17]. <https://semiwiki.com/efpga/flex-logix/7732-neural-network-efficiency-with-embedded-fpgas/>.
- [72] GUO K Y, ZENG S L, YU J C, et al. A survey of FPGA-based neural network inference accelerators[J]. ACM Transactions on Reconfigurable Technology and Systems (TRETS), 2019, 12(1): 1–26.
- [73] CASALE A. FPGA-based deep learning inference acceleration at the edge[D]. Turin: POLITECNICO DI TORINO, 2021.
- [74] 陆志坚. 基于FPGA的卷积神经网络并行结构研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.
- LU Z J. The research on parallel architecture for FPGA-based convolutional neural networks[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2013. (in Chinese)
- [75] 周松江. 基于CPU与多FPGA架构的深度学习异构计算平台研究与实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2019.
- ZHOU S J. The research and implementation of deep learning heterogeneous computing platform based on CPU and multiple FPGA architecture[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019. (in Chinese)
- [76] 许芳. 快速模型预测控制的FPGA实现及其应用研究[D]. 长春: 吉林大学, 2014.
- XU F. FPGA implementation and application of fast model predictive control[D]. Changchun: Jilin University, 2014. (in Chinese)
- [77] 吴艳霞, 梁楷, 刘颖, 等. 深度学习FPGA加速器的进展与趋势[J]. 计算机学报, 2019, 42(11): 2461–2480.
- WU Y X, LIANG K, LIU Y, et al. The progress and trends of FPGA-based accelerators in deep learning[J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(11): 2461–2480. (in Chinese)
- [78] WANG T, WANG C, ZHOU X H, et al. An overview of FPGA based deep learning accelerators: challenges and opportunities[C]. Zhangjiajie: IEEE 5th International Conference on Data Science and Systems, 2019.
- [79] GARRETT-GLASER B. BAE systems enters market for electric aircraft energy management, engine control systems[EB/OL]. (2020-06-30) [2022-01-18]. <https://www.aviationtoday.com/2020/06/30/bae-systems-enters-market-electric-aircraft-energy-management-engine-control-systems/>.
- [80] KIM T, VECCHIETTI L F, CHOI K, et al. Machine learning for advanced wireless sensor networks: A review[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(11): 12379–12397.
- [81] MAJID M, HABIB S, JAVED A R, et al. Applications of wireless sensor networks and internet of things frameworks in the industry revolution 4.0: a systematic literature review[J]. Sensors, 2022, 22(6): 2087.
- [82] SUN Z, WANG P, VURAN M C, et al. BorderSense: border patrol through advanced wireless sensor networks[J]. Ad Hoc Networks, 2011, 9(3): 468–477.
- [83] TANG C G, ZENG S M, HONG H, et al. A micro graphene high temperature sensor with a single Si₃N₄ protective layer[J]. Surfaces and Interfaces, 2023, 40: 103029.
- [84] ZHANG S T, LI Y B, DONG Q H. Autonomous naviga-

- tion of UAV in multi-obstacle environments based on a deep reinforcement learning approach[J]. *Applied Soft Computing*, 2022, 115: 108194.
- [85] WANG X, WU J, SHI Z, et al. Deep reinforcement learning-based autonomous mission planning method for high and low orbit multiple agile earth observing satellites[J]. *Advances in Space Research*, 2022, 70(11): 3478-3493.
- [86] ALMAZROUEI K, KAMEL I, RABIE T. Dynamic obstacle avoidance and path planning through reinforcement learning[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(14): 8174.
- [87] LV C K, CHANG J T, BAO W, et al. Recent research progress on airbreathing aero-engine control algorithm[J]. *Propulsion and Power Research*, 2022, 11(1): 1-57.
- [88] GARG S. Controls and health management technologies for intelligent aerospace propulsion systems[C]. Reno: 42nd AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit, 2004.
- [89] WANG J Q, ZHANG W C, HU Z Z. Optimization-based aeroengine nonlinear control integration.in: model-based nonlinear control of aeroengines[M]. Singapore: Springer, 2021.
- [90] SHENG H L, CHEN Q, LI J C, et al. Robust adaptive backstepping active control of compressor surge based on wavelet neural network[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2020, 106: 106139.
- [91] CHEN Q, SHENG H L, ZHANG T H. A novel direct performance adaptive control of aero-engine using subspace-based improved model predictive control [J]. *Aerospace Science and Technology*, 2022, 128: 107760.
- [92] ZHENG Q G, LI L L, HU C X. Predictive control method for aero-engine life extension considering combustion chamber outlet temperature distribution [R]. SSRN 4482003, 2023.
- [93] SAHAL R, BRESLIN J G, ALI M I. Big data and stream processing platforms for industry 4.0 requirements mapping for a predictive maintenance use case[J]. *Journal of manufacturing systems*, 2020, 54: 138-151.
- [94] RAMESH P G, DUTTA S J, NEOG S S, et al. Advances in RAMS engineering.springer series in reliability engineering: implementation of predictive maintenance systems in remotely located process plants under industry 4.0 scenario[M]. Cham: Springer, 2020.
- [95] ZHAO Y P, CHEN Y B. Extreme learning machine based transfer learning for aero engine fault diagnosis[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2022, 121: 107311.
- [96] KE Q, SIŁKA J, WIECZOREK M, et al. Deep neural network heuristic hierarchization for cooperative intelligent transportation fleet management[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(9): 16752-16762.
- [97] MEHMOOD Y, AHMAD F, YAQOOB I, et al. Internet-of-things-based smart cities: recent advances and challenges [J]. *IEEE Communications Magazine*, 2017, 55(9): 16-24.
- [98] QIAN Y, WU D, BAO W, et al. The internet of things for smart cities: technologies and applications[J]. *IEEE Network*, 2019, 33(2): 4-5.
- [99] FARAHANI B, FIROUZI F, CHAKRABARTY K. Intelligent internet of things: healthcare IOT [M]. Cham: Springer, 2020.

(编辑:梅 瑛)

Intelligent aeroengine—an introduction of ontological intelligence technology

XIAO Hong, XIAO Dasheng, LIN Zhifu, TANG Ke, YU Aiyang

(School of Power and Energy, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: The three core issues currently faced in the application of intelligent technologies in the aeroengines are: what aspects can intelligence enhance, what are the core technologies of intelligence, and how is intelligence achieved. This paper seeks to clarify the above three issues from the perspective of understanding the difference between intelligent thinking and traditional thinking mode, and sort out the functional utility, core technology and implementation approach of intelligent aeroengine. Through a review of the literature, intelligent aeroengine is given, that is, the biggest difference between intelligent aeroengine and traditional aeroengine is not in structure and working principle, but in the breadth, depth and speed of data utilization through intelligent means. It can be further understood that the intelligent aeroengine gets rid of the technical idea of pursuing parameter causality under the mechanical thinking mode, and instead pursues the relevance of multi-source heterogeneous information under big data, multi-dimensional and high real-time, so that it can give play to the best performance of the aeroengine under the conventional technical level, and achieve the era leap of the engine under the matching of new technologies.

Key words: Intelligent aeroengine; Ontological intelligence; Effectiveness; Principal technology; Realization method; Review

Received: 2022-10-10; Revised: 2025-01-06.

DOI: 10.3724/1001-4055.2210023

Corresponding author: XIAO Hong, E-mail: xhong@nwpu.edu.cn

2210023-15