

时序数据智能分析技术综述

刘天畅

上海飞机试飞工程有限公司 上海 201323

摘要: 时序数据智能分析技术在航空试飞测试领域具有重要应用价值,为飞行器性能评估、故障诊断和实时决策提供了有力支持。本文系统综述了时序数据智能分析技术的发展现状及其在试飞测试中的应用与挑战。首先分析了时序数据的特性以及试飞测试对数据分析的需求,概述了时序数据分析技术的发展历程,详细探讨了该技术在试飞测试中的应用场景,并分析了当前面临的主要挑战,提出了未来研究方向。通过对相关研究的综合分析,本文旨在为时序数据智能分析技术在航空领域的进一步发展提供理论参考和实践指导,助力试飞测试的数字化和智能化转型。

关键词: 时序数据; 智能分析; 试飞测试

引言

时序数据是按时间顺序记录的数据集,在航空试飞测试中具有不可替代的重要性,作为飞行器研发与验证的关键环节,涉及飞行参数、传感器数据和环境数据等多种时序数据。这些数据反映飞行器动态性能和系统状态,是故障诊断、安全评估和设计优化的重要依据,但因高维性、噪声大和非平稳性等复杂特性,传统统计分析和信号处理方法常显不足。随着人工智能技术迅猛发展,智能分析技术为时序数据处理和挖掘提供新范式,在试飞测试领域展现出提升数据处理效率、增强异常检测能力和优化飞行性能的巨大潜力。过去十年,时序数据分析技术从传统统计模型向机器学习和深度学习深刻转变,早期自回归积分滑动平均模型和傅里叶变换适用于线性数据,但对非线性、非平稳数据建模能力有限;随着计算能力和大数据技术发展,支持向量机和随机森林广泛用于时序分类和预测;近年来,深度学习推动进步,循环神经网络及其变体长短期记忆网络擅长捕捉长期依赖,适用于飞行参数预测和异常检测,卷积神经网络提取局部特征在振动信号分析和故障诊断中成效显著,基于注意力机制的模型则展现更高效率和精度^[1]。在试飞测试领域,智能分析技术成为研究热点,深度学习异常检测从复杂传感器数据识别故障提升安全性,实时数据流处理结合边缘计算支持即时决策,图神经网络助力

多变量时序数据建模,揭示系统交互,但仍面临数据噪声、模型泛化能力和计算资源限制等挑战,限制实际部署并提出新的研究需求。

一、时序数据的特性与试飞测试需求

时序数据是按时间顺序记录的一系列数据点,在航空试飞测试中具有核心地位,作为飞行器研发、验证和认证的关键环节,涉及大量从飞行参数到传感器读数的时序数据,是性能评估、故障诊断、安全分析和设计优化的重要依据,但其复杂特性对数据分析技术提出极高要求。时序数据作为特殊结构化数据,核心在于时间顺序和依赖关系,与静态数据分析显著不同,其特性包括时间依赖性,每个数据点与时间戳相关,当前数据受历史影响,需捕捉长期短期模式,尤其在航空领域历史状态对性能影响跨多时间尺度,是预测和异常检测挑战;高维性和噪声特性,试飞数据来自多传感器,涉及速度、高度等数百变量,受环境和传感器限制噪声显著,如振动信号干扰,增加预处理和特征提取难度;非平稳性突出,统计特性随时间变化,如起飞和巡航阶段分布不同,对模型适应性要求高;还具周期性、趋势性和季节性,增加分析复杂性但利于模式预测。试飞测试数据类型包括飞行参数、传感器数据和环境数据,相互关联构成状态画像,飞行参数如速度、高度评估动态性能,传感器数据如振动、温度监测健康状态,环境数据如风速、温度影响安全和性能,但采样频率、格式、质量差异给融合分析带来困难。试飞测试目标是验证设计性能、识别

作者简介: 刘天畅(1992.7—),男,汉族,工程师,硕士研究生,研究方向:智能装备与测试技术。

问题、确保安全运营,对时序数据分析提出多维度需求,包括实时性要求毫秒级响应,异常检测与故障诊断识别风险,性能评估与优化预测表现,以及对精度、鲁棒性和可解释性的高要求,同时资源限制和数据隐私安全问题亟待解决,联邦学习等技术应用尚处探索,推动智能分析技术发展,未来需算法创新、计算架构和行业标准协同努力满足复杂需求。

二、时序数据智能分析技术概述

时序数据分析是处理随时间变化的数据集以提取模式、预测趋势和检测异常的过程,在航空试飞测试等领域具有重要应用价值。随着计算能力和数据存储技术的进步,时序数据分析方法经历了从传统统计模型到机器学习、深度学习及新兴技术的深刻演变。传统方法主要依赖统计模型如自回归积分滑动平均模型和信号处理技术如傅里叶变换与小波变换,适用于线性数据和特定场景,但对非线性关系和高维数据的建模能力有限,且对噪声敏感。机器学习方法通过数据驱动方式自动学习特征,监督学习如支持向量机和随机森林在分类和异常检测中表现优异,但需大量标注数据;无监督学习如K-means聚类 and 主成分分析适用于缺乏标注数据场景,处理高维数据和异常检测,但结果可解释性和稳定性有待提升。深度学习技术带来革命性变化,循环神经网络及其变体长短期记忆网络和门控循环单元擅长捕捉时间依赖,卷积神经网络和时序卷积网络提取局部特征,Transformer模型通过注意力机制实现并行计算和长距离依赖建模,为实时分析提供可能,但对数据量和计算资源需求高。新兴技术如图神经网络适用于多变量数据关系建模,强化学习在动态优化中具潜力,生成对抗网络和贝叶斯方法解决小样本和不确定性问题,但应用仍面临训练复杂度和安全性挑战。技术发展呈现多学科交叉和算法创新趋势,显著提升分析精度和自动化水平,但模型泛化能力不足、实时性与资源矛盾及数据质量问题仍是挑战。近年来,轻量化模型、迁移学习、多模态融合和可解释性人工智能成为研究热点,旨在解决资源限制、小样本场景和航空领域安全可信需求。综上,时序数据智能分析技术从简单线性模型演进至复杂非线性模型,为试飞测试提供强大工具,未来需在算法创新、计算架构和行业需求间平衡,推动技术落地。

三、时序数据智能分析在试飞测试中的应用

(一) 异常检测与故障诊断

异常检测和故障诊断是试飞测试中时序数据分析的

核心应用,旨在从大量数据中识别偏离正常模式的异常事件,并进一步分析潜在故障原因,以保障飞行安全和系统可靠性。异常检测目标是及时发现不寻常行为,如发动机温度突然升高超出安全范围或机翼振动频率异常波动,这些可能预示系统故障或潜在风险,需立即采取措施。在试飞测试中,异常检测可通过多种智能分析技术实现,例如基于历史数据的模式学习方法建立正常行为模型,检测数据偏离时触发告警,特别适用于传感器数据分析,如监测发动机参数变化趋势识别过热或功率下降问题,深度学习方法在处理高维航空数据时表现出色,能捕捉复杂非线性模式;此外,基于统计阈值的方法通过设定关键参数安全范围实时监控数据,但对阈值依赖性高,易导致误报或漏报。故障诊断则在异常检测基础上分析原因和影响,如振动信号异常时需确定是结构疲劳、机械松动还是外部冲击所致,通常结合多源数据和领域知识,将振动数据与飞行姿态、环境条件关联分析以定位故障源头,智能分析技术如模式匹配方法通过比对当前数据与历史故障案例快速推断故障类型,数据驱动诊断框架有效提高航空系统故障识别精度。异常检测和故障诊断显著提升试飞测试安全性,例如通过实时监测传感器数据提前发现液压系统压力异常并发出警告,避免严重后果,但复杂飞行环境下的噪声干扰可能导致误判,小样本数据场景下故障诊断准确性也难以保证。

(二) 性能评估与预测

在性能评估方面,时序数据分析量化飞行器在不同飞行条件下的表现,通过分析速度、高度和姿态数据变化趋势评估飞行控制系统的稳定性和响应速度,结合发动机运行参数和燃油消耗数据计算燃油效率,识别节能改进空间,同时通过长期监测机身振动和应力数据进行结构疲劳寿命分析,估算关键部件使用寿命,为维护计划提供参考,这些评估结果验证设计性能并支持后续改进,数据驱动方法在航空测试中展现高准确性和实用性。性能预测则利用时序数据趋势特性推断未来状态,如基于历史飞行参数变化模式预测特定任务中的轨迹偏差或燃油消耗量,这种能力在试飞测试中至关重要,可提前识别潜在问题,如高空湍流环境下的性能下降,从而调整飞行计划,还可优化测试流程,通过预测不同条件下的性能表现合理安排测试顺序,减少飞行时间和成本,一些基于时序模型的预测方法有效提高预测精度。

(三) 实时监控与决策支持

实时监控与决策支持是时序数据智能分析在试飞测

试中的关键应用,通过实时处理数据流监控飞行器状态并提供决策建议,确保测试安全高效。试飞测试对实时性要求极高,需在毫秒级别内响应异常事件如飞行控制系统失灵或环境急剧变化。实时监控依赖数据流处理技术,数据生成时即分析,如试飞中持续接收传感器数据,实时计算参数变化率,发现异常趋势即触发告警,提升安全性,例如高速飞行测试中通过振动数据分析发现机翼风险,及时通知飞行员减速,边缘计算显著降低延迟。决策支持基于分析结果为飞行员或地面团队提供建议,如发动机温度异常时不仅告警,还建议降低推力或调整高度,减少误判,提高复杂情况应对效率,尤其在多变量交互场景下综合分析飞行参数、传感器数据和环境条件提供解决方案,智能告警系统有效减少误报率。此技术为试飞测试注入智能化,如无人机群测试中处理多机数据,识别通信中断或路径冲突并优化编队,但实时分析对计算资源需求高^[2],嵌入式系统受功耗存储限制,复杂模型部署困难,数据传输延迟和可靠性问题也需系统设计优化。时序数据智能分析技术在试飞测试领域取得显著进展,支持数据处理、异常检测、性能评估和实时决策,但面临数据复杂性、模型适应性、计算资源限制及安全隐私挑战。数据质量问题是核心,复杂飞行环境和设备限制导致高噪声干扰,如振动和电磁干扰影响故障诊断精度,滤波技术效果有限;高频采样带来存储传输压力,信息易丢失,传感器采样频率不一致影响数据融合;缺失值常见,填补方法可能引入误差,威胁安全性。模型适应性挑战在于飞行器类型和环境多样,数据分布变化大,如高空湍流与低空飞行信号不同,模型泛化不足,深度学习对数据分布敏感,小样本易过拟合,非平

稳数据需动态调整,自适应和在线学习潜力待优化。实时性与资源矛盾突出,毫秒级响应需求与复杂模型高延迟冲突,嵌入式系统资源有限,边缘计算能力不足,云计算传输延迟和可靠性问题待解,混合架构是未来方向。总之,这些挑战限制技术精度和应用,未来需解决数据质量、模型适应性和资源限制问题,为航空测试提供可靠支持^[3]。

总结

时序数据智能分析技术在试飞测试领域价值显著,但面临数据质量、模型适应性、实时性和安全隐私挑战,未来需在技术创新、应用拓展及标准化合作方面探索。技术创新上,轻量化模型通过剪枝和量化减少计算需求,助力资源受限环境实时处理;多模态数据融合提升故障诊断和路径优化,需解决异质性问题;自适应学习如迁移学习和在线学习增强小样本和非平稳数据适应力。应用拓展方面,无人机与载人飞机协同分析潜力大,开发实时通信和路径规划系统;多任务学习框架共享参数提升效率,为航空工业数字化转型注入动力。

参考文献

- [1]Hyndman R J, Athanasopoulos G. Forecasting: principles and practice[M]. OTexts, 2018.
- [2]Gunning D. Explainable artificial intelligence (xai)[J]. Defense advanced research projects agency (DARPA), nd Web, 2017, 2(2): 1.
- [3]Mishra R, Gupta H P, Dutta T. A survey on deep neural network compression: Challenges, overview, and solutions[J]. arXiv preprint arXiv:2010.03954, 2020.