



空间无人系统智能精准运维: 机制、技术与应用

李文博^{1,2,3}, 梁寒玉^{1,2*}, 刘切⁴, 王坤朋⁵, 刘成瑞^{1,2,3}, 刘文静^{1,2}, 张妍¹, 徐赫屿¹,
黄晓峰⁶, 王彤⁶, 叶志玲⁶

1. 北京控制工程研究所, 北京 100094

2. 空间智能控制技术全国重点实验室, 北京 100094

3. 南京航空航天大学自动化学院, 南京 211106

4. 重庆大学自动化学院, 重庆 400044

5. 西南科技大学信息工程学院, 绵阳 621010

6. 北京空间飞行器总体设计部, 北京 100094

*联系人, E-mail: leung_lucy@163.com

收稿日期: 2024-08-19; 接受日期: 2024-12-03; 网络出版日期: 2025-01-02

国家重点研发计划(编号: 2021YFB1715000)和国家自然科学基金(编号: 62022013, 62373068, 12150007, 62373046)资助项目

摘要 运维技术是地球轨道卫星、深空探测器、高超声速飞行器、地外天体巡视器等空间无人系统实现安全可靠稳定运行的重要保障. 针对现有远程集中运维方式存在的执行效率偏低、精准程度不高等问题, 本文提出了一种支持隐私保护的分布式云边协同运维机制, 为解决“资源配置不充分、先验知识不完备、信息交互不安全”等挑战提供了一种有效途径. 在此基础上, 同时关注“数据、模型与算法”人工智能技术的三大核心要素, 重点针对数据增强、状态监测、异常检测、故障诊断、健康评估、寿命预测等空间无人系统智能精准运维6项关键核心技术的研究现状与应用情况进行了汇总与梳理. 最后, 结合未来航天型号任务需求以及人工智能技术发展态势, 对空间无人系统智能精准运维技术未来可能的发展趋势进行了分析与展望.

关键词 空间无人系统, 智能精准运维, 云边协同机制, 隐私保护

PACS: 07.05.Dz, 45.80.+r, 84.40.Xb, 91.10.FC, 98.80.-k

1 引言

空间无人系统是指一类能够在地球大气层外长期服役的高安全特种装备, 是航空、航天行业实现整体跃升和智慧升级的国之重器. 本文关注的空间无人系统主要包括: 地球轨道卫星、深空探测器、高超声速

飞行器、地外天体巡视器等. 在军事领域, 只有保证装备安全可靠、状态可控, 才能做到“召之即来、来之能战、战之必胜”; 在民用领域, 只有确保装备稳定运行、状态健康, 才能实现“过程安全、运行连续、任务成功”. 因此, 空间无人系统实现安全可靠稳定运行, 已成为建设航天强国的必经之路.

引用格式: 李文博, 梁寒玉, 刘切, 等. 空间无人系统智能精准运维: 机制、技术与应用. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2025, 55: 224504

Li W B, Liang H Y, Liu Q, et al. Intelligent and precise operation and maintenance of unmanned space system: Mechanisms, technologies and applications (in Chinese). Sci Sin-Phys Mech Astron, 2025, 55: 224504, doi: [10.1360/SSPMA-2024-0337](https://doi.org/10.1360/SSPMA-2024-0337)

由于承担工作的重要性、运行环境的恶劣性, 空间无人系统极易故障且危害极大, 不仅影响自身性能, 还会对周边其他装备系统造成巨大的安全威胁, 甚至诱发二次灾害. 为避免发生故障, 主要采用以下两种技术手段: 一是预防故障, 即研究可靠性提升技术, 通过提升系统可靠性来降低故障的发生概率, 但高可靠不代表无故障, 难以确保装备一定能够实现稳定运行与业务连续; 二是应对故障, 即研究运维技术(主要包括: 状态监测、异常检测、故障诊断、健康评估和寿命预测等), 通过对运行状态进行精准识别与及时处置, 可以有效提升服役期间系统安全运行的可靠性、稳定运行的连续性. 综上所述, 运维技术是确保空间无人系统安全可靠稳定运行的关键核心.

空间无人系统智能精准运维技术是通过人工智能、大数据分析等新兴技术与机理模型、专家知识等传统方法的进一步深度融合, 利用数据增强、状态监测、异常检测、故障诊断、健康评估、寿命预测等关键核心技术, 发现空间无人系统的异常行为及潜在问题, 并提供相应的处置策略, 涵盖自主状态感知、自主故障定位、自主评估预测、自主任务决策、自主学习更新等5个方面, 旨在实现空间无人系统运行维护管理水平与能力的自主化、智能化.

目前, 空间无人系统运维的机制与技术可以概括为“安全模式+专家支持”与“硬件备份+解析冗余”; 具体来讲, 运维机制采用远程集中方式, 即发生故障时系统在轨进入安全模式, 依赖地面“专家会诊”来应对故障; 运维技术主要为硬件的冗余备份切换、软件的指令上注修改. 上述机制与技术, 受时空限制, 执行效率偏低、精准程度不高, 存在慢传输与快响应、小算力与大数据的突出矛盾; 尤其当故障发生在测控区以外时, 常常会由于不能及时发现处理而造成业务中断, 甚至系统完全失效的严重后果. 因此, 迫切需要从机制与技术两个方面实现创新突破, 提升空间无人系统运维的智能水平与精准能力.

人工智能技术大幅提升了数据分析的广度和深度, 有效促进了空间无人系统运维机制的软件性能提升; 同时不断涌现的高密度、强算力、低功耗、高性能等并行处理器硬件设备, 为空间无人系统的运维技术更新注入了新的驱动力.

鉴于此, 在运维机制方面, 本文提出了一种支持隐私保护的分布式云边协同运维框架, 为空间无人系统

提供了安全可靠的运维环境以及支持多端融合、自主更新的运维能力; 在运维技术方面, 本文同时关注数据、模型与算法三大核心要素, 重点针对数据增强、状态监测、异常检测、故障诊断、健康评估、寿命预测等方法、技术与应用的现状进行了梳理; 最后, 针对我国后续星群星座管控、深远空间探测等型号任务的发展需求, 提炼了空间无人系统智能精准运维技术未来可能的发展趋势.

2 基于云边协同的空间无人系统智能精准运维机制

云边协同的运维机制是云计算、边缘计算、故障预测与健康管理的(PHM)技术深度融合的新兴模式, 在空间无人系统这类高安全特种装备运维领域具有突出优势: 在云端(地面测控基站), 通过运维技术的定制化与规模化, 实现高算力应用的部署; 在边缘端(空间无人系统), 完成数据的实时采集与计算, 实现强实时应用的快速部署与更新; 通过“优势互补”, 提升资源的利用率. 在此基础上, 为保证信息交互的安全性, 采用具有隐私保护特性的联邦学习框架, 无需监测数据交互仅基于少量模型参数(训练得到)交互, 即可实现数据的安全与共享兼得, 降低信息交互的风险性. 由于运行环境的特殊性(对环境先验知识掌握不够完备), 需要通过模型、知识与数据的有效融合, 提升运维算法的精准性与可解释性, 利用关键分系统及部组件在健康评估、故障诊断与寿命预测等方面积累的海量数据, 为运维算法的离线训练与在线优化提供数据储备. 综上所述, 基于云边协同的空间无人系统智能精准运维机制, 能够有效解决当前远程集中式运维所面临的“资源配置不充分”“通信交互不安全”“先验知识不完备”等技术挑战.

本节分别从运维环境与更新策略两个方面阐述空间无人系统智能精准运维机制的云边协同总体架构.

2.1 基于云边协同的空间无人系统智能精准运维环境

采用层级化设计和分布式部署, 搭建基于云边协同的空间无人系统智能精准运维环境, 主要分为中心云层、边缘层与现场层共3个层级, 如图1所示, 具体如下.

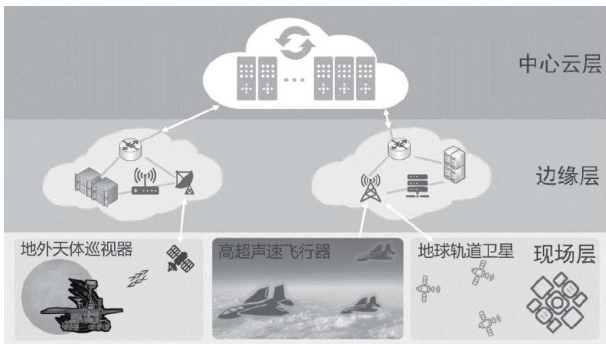


图 1 基于云边协同的空间无人系统智能精准运维环境
Figure 1 Intelligent and precise operation and maintenance environment for unmanned space system based on cloud edge collaboration.

(1) 中心云层

中心云层提供模型算法的训练环境, 具备健康评估与寿命预测等能力. 该层级由性能强大的软/硬件资源(服务器)搭建, 具备极强的存储、计算与通信等能力, 可通过构建具备弹性调整能力的服务框架, 为整个运维平台提供存储计算、模型训练、资源调度等服务. 同时, 由于需要通过接入网络、传输网络与其互连, 具有较大的时间延迟, 该层级可以完成健康评估与寿命预测等时间跨度长、数据体量大的计算分析任务.

(2) 边缘层

边缘层提供基于联邦学习的模型聚合与参数更新功能, 具备系统级的状态监测、异常检测与故障诊断等能力. 该层级由计算存储、路由交换等设备构成, 具有较强的计算、存储与通信等能力, 为整个运维平台提供部分存储与即时计算服务, 同时也为现场层中的空间无人系统(部署于空间无人系统上的智能精准运维模块)提供强并发、高带宽、低延迟的接入服务. 该层级处于中心云层和现场层之间, 与中心云层通过传输网络互连, 与现场计算层通过无线接入网络互连.

(3) 现场层

现场层具有备份系统级的状态监测、异常检测与故障诊断等能力. 该层级由部署在空间无人系统上的智能精准运维模块构成, 具有体积小、低功耗等特点, 具备一定的计算、存储和通信能力, 可以提供运维数据的收集、计算与分析, 以及接入边缘层与模型参数闲时上传中心云层(在联邦学习框架下, 通过设计的事件驱动机制, 将边缘计算装置上部署的模型参数进行

共享, 而不是共享实时数据和运维模型)等服务. 同时, 可以快速、及时地完成状态监测、异常检测、故障诊断等核心运维任务, 但其计算和存储能力有限, 需要通过边缘层、中心云层配合实现自学习和自诊断功能.

中心云层、边缘层与现场层的功能组成情况, 如图2所示, 具体如下.

(1) 中心云层的功能组成

将多个边缘层中的模型参数整合到集中的网络上, 然后在云平台上调用历史运维数据和专家经验知识, 通过一系列的大数据处理操作, 包括数据的聚合、重组、转换、关联以及安全授权等步骤, 同时调用算法库及模型库, 对空间无人系统进行健康评估、寿命预测等运维任务相关的计算分析, 并将计算结果和决策建议推送至用户端(运维系统网页界面及APP软件), 使空间无人系统实现最强洞察、最优决策的全面精准运维功能.

(2) 边缘层的功能组成

基于智能精准运维模块的数据处理和模型参数上传, 在边缘层基于联邦学习框架通过模型聚合和参数更新, 综合当地运维模型, 进行状态监测、异常检测与故障诊断等运维任务相关的综合分析, 完成数据的隐私保护、设备的可信认证, 实现更高层级的自主学习与诊断以及自适应进化功能.

(3) 现场层的功能组成

通过优化部署的传感器, 以实时采集的设备数据信号为输入, 利用智能精准运维模块进行分系统级别的状态监测、异常检测与故障诊断等运维任务相关的计算与分析, 在器上(空间无人系统)实现自主、实时的状态监测和故障诊断.

2.2 基于联邦学习的智能精准运维自主更新策略

上一小节从总体设计层面, 介绍了基于云边协同的空间无人系统智能精准运维环境. 在此基础上, 本小节将结合不同运维需求, 阐述基于联邦学习的空间无人系统智能精准运维自主更新策略, 如图3所示.

(1) 现场运维模式

基于实时数据, 调用在边缘层聚合并部署在现场层的智能精准运维模块中的轻量化模型与算法(例如, 异常检测和故障诊断的模型算法), 实现高效、快速的现场计算, 提供高敏捷、强实时的运维能力, 以提升空

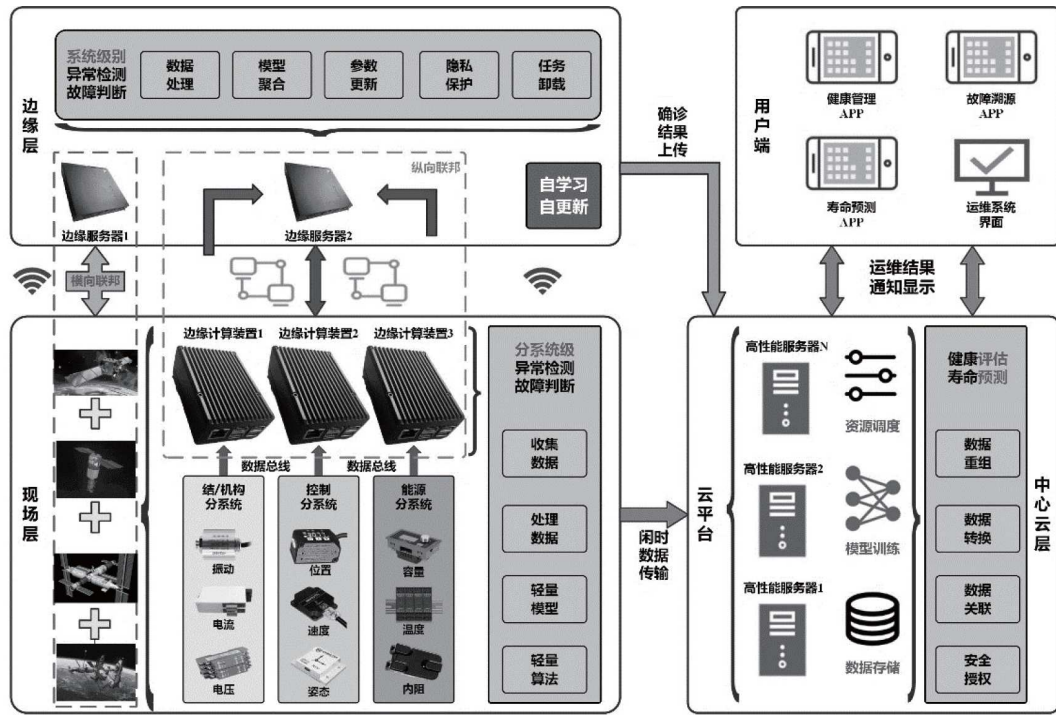


图 2 空间无人系统智能精准运维系统中不同层级的功能组成

Figure 2 The functional composition of different levels in the intelligent and precise operation and maintenance system of unmanned space systems.

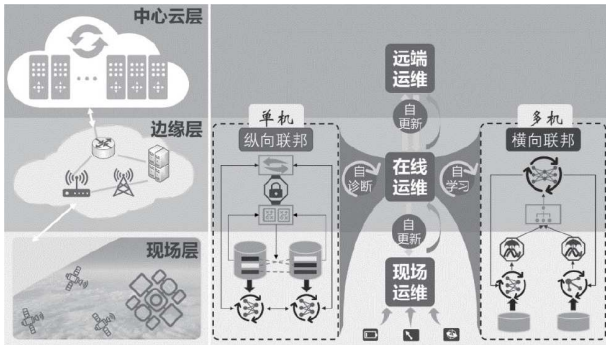


图 3 基于联邦学习的智能精准运维自主更新策略

Figure 3 Intelligent and precise operation and maintenance autonomous update strategy based on federated learning.

间无人系统应对突发事件的自主响应水平。

智能精准运维模块中所使用的模型, 需要在联邦学习的基本框架下协同构建。当参数更新时, 运维平台的协同工作机制支持智能精准运维模块的模型自主更新。智能精准运维模块为边缘层的模型聚合提供本地模型参数, 针对核心数据提供隐私保护下的数据传输和协同训练能力。

(2) 边缘运维模式

基于现场层智能精准运维模块上传的运维模型参数, 调用在边缘层聚合的模型算法(例如, 异常检测和故障诊断的模型算法), 实现更为全面、精确的单/多空间无人系统整器级别的精准运维。可以根据“确诊”结果的精度, 实现模型算法的自主更新与主动学习, 以提升空间无人系统的智能水平与精准能力。

在边缘层中, 关键模型的训练依赖于联邦学习框架。面向单一机器人的训练建模, 边缘层需要整合各分系统中不同维度的运维数据进行统一建模。在联邦学习与隐私保护的前提下, 需要提供加密数据对齐与加密信息训练的协同建模算法。面向多个空间无人系统的训练建模, 需要充分考虑不同系统之间的隐私要求, 针对不同系统之间多源相关的运维数据, 利用差分隐私、模型聚合等关键技术, 实现基于联邦的异构系统协同建模。

(3) 地面运维模式(远端运维模式)

基于上传的实时数据、存储的历史数据与知识经验、运维结果, 调用在云端训练完成并保存的运维模型算法(例如, 健康评估与寿命预测的模型算法), 实现支持大尺度时间范围建模的运维算法, 提供完整、全

面的综合运维能力. 同时, 基于上传的“确诊”结果, 实现人机交互下异常检测与故障诊断结果的图形显示与最终确认.

针对上述不同运维模式, 基于联邦学习框架, 可以实现不同维度下空间无人系统智能精准运维模型的自主更新学习, 主要思路及技术途径如下.

(1) 现场层利用空间无人系统中传感器获得的实时数据, 基于智能精准运维模块, 通过数据的收集处理、模型的本地训练, 得到不同分系统的本地运维模型算法.

(2) 边缘层获得聚合后的新模型, 通过智能精准运维模块将运维模型参数更新后并下发回该空间无人系统的不同分系统, 依据更新后的模型进行状态监测、异常检测与故障诊断等运维计算与分析. 待检测到异常后, 将异常和相关检测数据上传至边缘层, 进行联邦学习更新运维模型. 边缘层将更新后的模型参数再次下发回该空间无人系统, 提升运维模型的状态监测、异常检测与故障诊断精度.

(3) 边缘层储存的单一空间无人系统运维模型和数据样本, 将其进行聚合并进行联邦学习, 获得具有全局性的多空间无人系统运维模型. 在边缘层中, 更新单一空间无人系统运维模型, 并再次回传给该空间无人系统的不同分系统及中心云层, 进一步提升运维模型的状态监测、异常检测与故障诊断精度.

3 空间无人系统智能精准运维的关键技术

本节同时关注空间无人系统智能精准运维涉及的三大核心要素——数据、模型与算法, 重点针对数据增强、状态监测、异常检测、故障诊断、健康评估、寿命预测等6项关键技术的研究现状与理论成果进行汇总.

针对空间无人系统的智能精准运维问题, 上述6项关键技术之间的逻辑关系如图4所示. 数据增强技术, 通过提升运维数据质量、扩充故障样本数量, 为其他技术提供了坚实的数据基础. 状态监测技术, 关注空间无人系统的实时运行状态, 定期收集、监测系统的运行状态; 异常检测技术, 以状态监测结果为基础, 通过分析系统的内部状态及外部环境, 及时鉴别数据异常点、识别系统异常行为; 故障诊断技术, 通过异常鉴别/识别结果的对比分析, 进一步实现故障的定位与隔

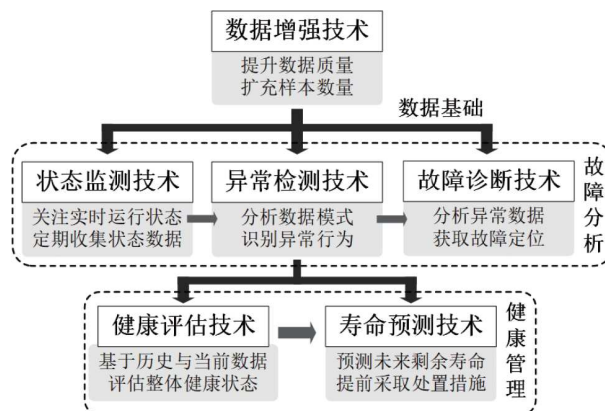


图4 智能精准运维关键技术逻辑关系图

Figure 4 Logic diagram of key technologies for intelligent and precise operation and maintenance.

离. 以上述故障诊断结果为基础, 健康评估技术, 对系统的当前真实的在轨运行状态进行全面、量化分析. 寿命预测技术, 通过量化分析单机设备、关键分系统的在轨剩余寿命, 提前采取处置措施最大限度降低运行风险性、提高使用可靠性.

3.1 数据增强技术

数据增强是指: 通过对原始数据进行变换、扰动或组合等操作, 生成额外样本、完整数据的技术. 面向空间无人系统运维数据的高维异构、时序依赖、不均衡性、关系复杂、标记稀疏等特点, 数据增强技术能够有效提升数据质量、扩充样本数量, 使得智能模型在训练阶段就可通过学习获得更多的潜在故障信息, 从而提升模型的精准性和泛化性. 现有数据增强技术均假设数据完整、样本均衡, 不存在质量问题. 事实上, 由于外部干扰、内部错误等因素影响, 数据质量难以保证.

对于空间无人系统来讲, 按照数据质量难点的不同, 可划分为不完整数据增强技术、不均衡样本增强技术两类, 其优缺点对比分析情况如表1所示.

3.1.1 不完整数据增强技术

数据不完整是指, 由于空间无人系统运行环境的外部干扰或系统内部装置异常, 造成所采集数据存在缺失值、缺失片段, 甚至整个维度全部丢失的现象.

现有的研究工作大都假设数据完整、不缺失, 较少关注不完整数据增强问题. 事实上, 不完整数据会

表 1 不同数据增强技术的优缺点对比分析

Table 1 Comparison of advantages and disadvantages of data enhancement technologies

数据增强技术	优点	缺点
不完整数据增强技术	(1) 提高后续模型对缺失数据的鲁棒性; (2) 高维异构参数在不同采样区间的数据对齐	(1) 难以还原训练数据的真实样貌; (2) 深度学习算法计算代价高
不均衡样本增强技术	(1) 增加故障样本数量; (2) 提高模型对故障样本的识别能力; (3) 提高模型的泛化能力, 避免对正常样本的过拟合	(1) 过采样易使得模型过拟合; (2) 欠采样易丢失信息, 影响模型精度; (3) 生成对抗网络会引入失真数据, 影响模型准确性

导致有监督以及无监督学习方法失效, 明显降低了模型的准确性与鲁棒性^[1,2].

该类技术主要包含以下两类.

(1) 基于机理的数据填充方法: 通过数据清洗的预处理方式将缺失数据补全, 以保证后续任务的输入是完整数据, 提高了其对缺失数据的鲁棒性. 常用方法包括: 均值插值方法^[3]、分布插值方法^[4]等. 上述方法通常对数据的时序关系基于简单的统计假设, 难以适用于多维时序数据的智能精准运维场景. 同时, 基于机理的数据填充方法, 难以还原训练数据的真实样貌, 极大影响了训练所得运维模型的精准性.

(2) 基于深度学习的数据填充方法: 利用深度学习等智能技术, 通过预测方式来完成缺失数据填充, 能够实现高维异构参数在不同采样频率下的数据对齐. 此类方法有效实施的前提是需要完整的高质量训练数据, 这在实际中难以满足. 同时, 该类方法的计算代价极高, 甚至会超过运维模型本身, 这对于资源配置不充分的空间无人系统而言, 难以接受.

3.1.2 不均衡样本增强技术

样本不均衡是指, 空间无人系统运维关注的正样本(故障样本)数量极少, 与负样本(正常样本)之间的体量差距极大、比例失衡. 对于该问题, 主要的解决方法是利用有限的故障样本, 实现数量扩充, 生成更多的故障数据. 该技术能够有效增加故障样本数量, 从而提高后续任务对故障样本的识别能力与泛化能力, 避免对正常样本过拟合.

该类技术主要可以分成以下两类.

(1) 基于重采样的数据增强技术, 根据处理方式的不同, 又可以细分为以下两种: ① 过采样. 主要包含: i) 重复采样, 从少数类别中随机选取样本, 通过复制这些样本添加至原始数据集的方式, 增加少数类别的样本数量; ii) 合成采样, 通过在特征空间中对少数类样本

进行插值补充等手段来生成新的样本, 从而平衡不同类别的样本分布. 但该技术由于仅通过重复采样或插值补充等手段对故障样本进行扩充, 其本质的故障特点未改变, 易导致后续模型的过拟合. ② 欠采样. 从多数类中随机去除部分样本, 使其数量接近少数类, 极易丢失重要征兆信息, 影响后续模型精度.

(2) 生成对抗网络, 通过创建两种相互竞争的生成网络和判别网络, 前者生成逼真的数据样本, 后者试图鉴别真实样本与生成样本, 两者相互逼近, 最终产生出高质量的数据样本. 但该网络通过自学习获得的数据没有物理依据, 易引入失真数据.

3.1.3 理论代表成果

文献[3]使用均值插值方法在缺失值附近选取若干样本点, 通过最近邻规则计算样本点的均值, 对缺失值进行补全. 文献[4]基于分布插值方法, 使用决策树对缺失值进行预测插值补全. 文献[5]提出了一种时间序列的双向递归填补模型(BRITS), 无需任何特定假设通过递归预测方式来填补多维时序数据的缺失. 文献[6]使用快速理解(GRU-U)模型, 结合衰减机制与缺失点前的均值来估计缺失值. 文献[7]提出了基于样本密度分布的自适应综合过采样算法(SMOTE), 在少数类样本的特征空间中找到最近邻的若干样本, 并在这些样本间通过线性插值的方式得到新的样本. 文献[8]提出了合成少数类重采样算法(ADASYN), 可以根据多数类和少数类之间的密度分布差异, 动态地调整生成合成样本的方式和数量. 文献[9]提出了一种基于增强子空间的张量补全(ESTC), 以确保在有噪声或异常值的情况下, 也能准确恢复细粒度数据, 增强数据鲁棒性. 文献[10]提出了一种基于链式方程多重插补的数据增强方法(MICE-DA)以解决卫星遥感数据集偏移问题. 文献[11]提出了一种基于自适应机制的辅助条件生成对抗网络(SA-ACGAN)的故障样本生成方法, 通

过度量判别器与生成器之间的相对性能自适应调节生成器的损失值, 以提高生成数据的质量. 文献[12]提出了一种基于生成对抗网络的故障数据增强方法, 采用梯度惩罚推土机距离(Wasserstein距离)生成对抗网络模型增加故障样本以平衡训练数据集、提升分类器分类预测精度. 文献[13]提出了一种新的“分割-增强-组合”(DAC)策略, 能够根据实例的特征对其进行分组, 并使用生成对抗模型在分组后的数据基础上进行扩充, 增强数量有限的样本. 文献[14]对低轨卫星遥测单变量数据进行清洗, 检验数据平稳性与提取特征的相关性, 建立检测总线电流传感器中点异常的模型, 为后续技术应用提供相应数据模型基础.

综上所述, 数据增强技术通过对空间无人系统的不完整数据与不平衡样本进行填补与扩充, 能够提高后续智能运维模型的准确性、高效性与鲁棒性.

3.2 状态监测技术

状态监测是指, 通过收集、统计与分析空间无人系统运行过程中的各种信息, 评估运行状态, 预示故障发展的技术. 在实际应用中, 空间无人系统面临运行环境复杂、工作模式多变等工况, 亟需提高状态监测的实时性、准确性与稳定性.

现有的空间无人系统状态监测技术, 主要分为基于模型和数据驱动两类, 其优缺点对比情况, 具体如表2所示.

3.2.1 基于模型的状态监测技术

基于模型的状态监测技术, 在不依赖系统运行数据的前提下, 仅通过定性描述和定量表达的方式来建立研究对象失效机理的数学模型, 从物理模型与运行机理的层面实现空间无人系统状态的实时监测、分析

与预测. 其优势在于具有较强的可解释性与准确性, 不仅能够实时监测空间无人系统的运行状态, 还能够理解故障发生的机理, 从而实现更准确的异常检测.

需要强调的是, 由于空间无人系统的功能结构组成复杂, 其实际物理特性具有极强的耦合性和随机性, 难以完全建立该复杂系统的精准物理模型, 易导致模型输出与实际结果之间出现较大偏差, 这使得基于模型的状态监测技术在实际型号应用中受到较大限制^[15].

3.2.2 数据驱动的状态监测技术

数据驱动的状态监测技术, 通过挖掘空间无人系统监测数据、系统状态、故障征兆与运行环境之间的内在联系, 建立相应变量之间的复杂映射关系, 并利用实时数据对系统运行状态进行监视与预测. 其优势在于高灵活、强适应, 能够处理各种复杂系统, 尤其是在缺乏精准物理模型的情况下. 但该技术需要空间无人系统的大量历史数据进行分析与学习, 对系统运行环境与工作模式的要求极高, 且输出结果缺乏可解释性, 对于未知样本主要依赖算法鲁棒性.

由于理论研究较为广泛, 现有关于数据驱动的状态监测成果较多, 主要可以细分成如下6种^[16-26].

(1) 基于时间序列分析的状态监测

自回归移动平均模型(ARMA)是时间序列分析方法最基本的工具, 也是应用最为成熟的模型之一. 该方法通过建立空间无人系统历史数据的统计模型, 并研究其变化的特征规律, 实现数据监视与预测.

空间无人系统是一个高维非线性系统, 传统的ARMA模型无法直接应用, 需要通过降维算法将数据从高维空间映射到低维空间, 将多变量时序预测问题转化为单变量时序预测问题. 由于数据在转换过程中

表 2 不同状态监测技术的优缺点对比分析

Table 2 Comparison of advantages and disadvantages of different state monitoring technologies

状态监测技术	优点	缺点
基于模型的状态监测技术	(1) 依赖系统的结构、功能、逻辑关系和专家经验等定性及定量信息; (2) 无需历史运行数据和当前状态数据; (3) 具有较强的可解释性与准确性	(1) 难以建立复杂系统的精确数学模型; (2) 未建模因素影响大, 适用性较低
数据驱动的状态监测技术	(1) 无需系统建模; (2) 依赖于历史运行数据和当前状态数据; (3) 高灵活、强适应; (4) 能够处理各种复杂系统	(1) 需要大量历史数据, 对系统运行环境要求高; (2) 结果缺乏可解释性, 对于未知样本依赖于算法鲁棒性

会丢失一定的内部信息, 这严重影响了该方法的监视与预测精度. 因此, 开展基于多变量时间序列数据的空间无人系统状态监测研究是当前该类技术的重点发展方向.

(2) 基于匹特里网的状态监测

匹特里网(Petri网)是一种图形和数学建模工具, 主要用于描述和分析具有并发、同步和资源共享特性的分布式和实时系统. 对于空间无人系统而言, 通过Petri网结构和变迁规则能够分析和模拟系统行为的一系列计算过程, 以实现系统状态的实时监测与推理预测. 该方法有助于理解和预测系统的动态特性.

该方法需重点关注以下情况: ① 保证所构建Petri网异常触发模型的过程具有清晰的层次结构, 以便扩展和集成; ② 能够处理故障与征兆之间的错综复杂关系, 以反映一因多果现象以及不同因素对故障模式影响; ③ 考虑故障的时效性, 即故障触发和传播的时间过程; ④ 考虑故障和征兆信息的不确定性, 包括随机性和模糊性, 可通过置信度因素来评估故障因素和触发规则的可靠性.

(3) 基于灰色聚类理论的状态监测

灰色聚类理论(GM), 针对运维数据中部分信息已知而部分信息未知的情况, 通过寻找已知信息之间的关联关系建立微分方程, 基于未知信息的寻求结果来实现状态监测. 主要技术途径是: 通过微分方程模型来寻求原始序列数据之间隐含的关系; 对于测试样本少、不确定性大的空间无人系统状态监测问题, 一般采用GM(1,1)模型.

需要说明的是: ① 由于GM模型的病态性, 在特定情况下的状态监测结果会有较大误差, 因此在使用时必须注意相对的临界条件选取; ② 该方法面向单变量的状态监测问题, 对于变量众多的空间无人系统无法直接使用, 需对数据首先进行降维处理.

(4) 基于支持向量机的状态监测

支持向量机(SVM), 利用结构风险最小化原则, 通过支持向量寻求数据空间中的最优超平面, 并基于该超平面的分类方式, 实现空间无人系统正常状态的实时监测、异常状态的及时预警. 该方法特别适用于小样本对象(空间无人系统的运维数据呈长尾特性, 即具有极少数故障样本), 通过较少的训练数据即可得到监测模型. 对于SVM中核函数和惩罚参数的选取, 目前缺乏理论依据. 因此, 需要与其他方法进行融合, 以提

升状态监测的稳定性.

(5) 基于贝叶斯网络的状态监测

贝叶斯网络模型, 是通过结合变量之间的依赖关系(定性信息)和依赖强度(定量信息), 直观地展现随机变量之间的关联关系. 该方法通过构建包含空间无人系统和运行状态的贝叶斯网络模型, 结合实时运维数据, 对系统的运行状态进行概率评估与监测分析.

需要强调的是, 动态贝叶斯网络模型, 是在静态贝叶斯网络的基础上, 进一步考虑时间因素, 通过引入马尔可夫模型来分析空间无人系统运维数据随时间变化的规律, 探索变量之间的动态关系并融合原有模型, 以获取状态监测新模型. 动态贝叶斯网络模型, 可以有效表征空间无人系统这一类复杂的时变对象, 并根据动态运维数据计算故障的发生概率, 实现运行状态的稳定监测.

(6) 基于神经网络的状态监测

反向传播神经网络(BP)作为神经网络中的一种典型结构, 采用监督学习的方式, 通过前向传播信号和反向传播误差来调整网络权值的多层前馈神经网络. 该类技术主要通过以下两种方式实现空间无人系统的状态监测: ① 利用神经网络的训练迭代步骤, 拟合当前或未来运维数据输出参数; ② 通过输入输出之间的动态关系, 构建动态运维数据预测网络模型.

需要说明的是, 该类技术适用于多变量非线性的复杂系统, 可以进行多步监视与预测, 但存在易陷入局部最小、节点数量选择困难和模型可解释性差等缺点. 现有以深度学习为代表的新一代人工智能技术, 其实质就是通过建立多隐层的神经网络模型, 利用海量运维数据挖掘并提取微小故障的前期征兆特性, 进一步提升状态监测的稳定性, 现已成为空间无人系统状态监测技术发展的热点方向.

3.2.3 理论代表成果

文献[27]以空间无人系统中的重要执行机构——动量轮为研究对象, 考虑金属磨损、保持架磨损、润滑剂损失等影响因素, 建立了基于随机阈值的Gauss-Brown失效物理模型并对动量轮的运行状态进行监测. 文献[28]考虑了故障的传播规律, 并基于有向图建立制导、导航与控制(GNC)分系统的状态监测与故障预测模型, 在预测精度保持不变的前提下, 有效提升了状态监测的效率. 文献[29]以空间无人系统中的敏感器

——半球谐振陀螺为研究对象, 有机结合灰色聚类理论与支持向量机, 建立了一种残差修正的自回归灰色模型, 能够有效提升状态监测的稳定性与故障预警的时效性. 文献[30]结合粒子群优化(PSO)和支持向量机(SVR)两种技术, 构建了一种基于PSO-SVR的空间无人系统运行状态监测的新方法. 文献[31]采用动态贝叶斯网络的状态转移描述故障过程的波动性, 建立滚动轴承在线监测和诊断模型, 实现使用实时数据对轴承进行在线监测. 文献[32]提出了一种粒子群优化的神经网络监视与预测方法, 根据模型输入输出之间的关联关系实现对空间无人系统遥测参数的状态监视. 文献[33]在对空间无人系统遥测数据进行特征分解的基础上, 利用BP神经网络对运行状态进行监视. 文献[34]提出了一种基于改进近邻保持嵌入的状态监视与故障预测方法, 该方法能够根据样本点的邻域密度来动态地调整邻域参数的取值, 同时结合指数加权移动平均控制图来累积历史故障信息, 能够有效提升其对微小故障的敏感程度, 进而实现状态监测与故障预警. 文献[35]基于自回归模型(AR), 验证了将时间序列模型应用于空间无人系统状态监测与故障预测领域的可行性; 在此基础上, 文献[36]研究了自回归模型对故障数据的动态跟踪能力, 实现了运行状态的有效监测与微小故障的提前预警. 文献[37]通过小波分析提取数据中的高频信息和低频信息, 在此基础上, 运用ARMA模型和支持向量机分别对高频分量和低频分量进行监视预测. 文献[38]以多步时间序列预测为研究目标, 通过曲线拟合提取非线性加速退化因子, 提出了一种非线性退化AR模型; 在此基础上, 文献[39]利用ARMA模型拟合陀螺仪的振动信号, 将模型参数作为神经网络的输入, 对陀螺仪状态进行监测. 文献[40]

利用长短时记忆网络(LSTM), 来监视与预测航空发动机的振动, 成功预测了未来5–20 s内的振动值, 实现了因振动值变化而引起的系统级状态监视与故障预测. 文献[41]提出一种基于多尺度特征和图神经网络自适应的火箭飞行控制系统容错信号状态监测方法, 提高监测模型对有限信息的领域泛化性能, 避免由于缺失信号导致的领域偏移. 文献[42]提出基于一种新型光纤布拉格光栅(FBG)传感阵列的人工神经网络与数字孪生技术研究, 用于航天器在轨碰撞的智能传感监测.

由此可见, 基于模型的状态监测技术, 对于系统的物理模型的精准性要求极高, 导致其应用相对较为局限; 基于数据驱动的状态监测技术, 能够处理高维、多源、异构数据, 适用于空间无人系统复杂多变的运行环境.

3.3 异常检测技术

异常检测是指, 用于识别不符合空间无人系统预期行为的技术, 是在状态监测基础上及时发现和识别系统异常, 为后续故障定位及评估预测等技术提供有效信息. 目前的空间无人系统异常检测技术, 主要采用单一门限检测方法, 无法对高维数据进行融合分析, 难以发现其中所蕴含的异常敏感信息.

现有的空间无人系统异常检测技术, 大致可分为三类, 具体分类与优缺点对比情况如表3所示.

3.3.1 基于信号处理的异常检测技术

基于信号处理的异常检测技术, 利用空间无人系统的测点信息, 分析此类信息与故障源之间的关系, 通过相关函数、小波分析等技术手段来提取信号中的幅值、相位等特征信息以实现异常检测. 该类技术无

表 3 不同异常检测技术的优缺点对比分析

Table 3 Comparison of advantages and disadvantages of anomaly detection technologies

异常检测技术	优点	缺点
基于信号处理的异常检测技术	(1) 无需建立复杂数学模型; (2) 实现简单、实时性高; (3) 具备强适应性	难以检测早期微小异常
基于解析模型的异常检测技术	(1) 依赖于精准的运维机理模型; (2) 较强的可解释性	(1) 构建异常检测模型费时费力; (2) 系统复杂结构与运维数据的动态特性难以用解析模型完全描述
基于数据驱动的异常检测技术	(1) 能够基于特征提取捕捉运维数据的内在特性; (2) 无需完备的先验知识; (3) 有效处理复杂数据集	(1) 需要结合领域知识和实验调整合适的检测阈值; (2) 无法应对模式切换情况; (3) 算法容易过拟合或陷入局部最优解

需建立复杂数学模型, 实现简单、实时性高, 具备强适应性, 但难以检测出早期微小异常. 主要技术手段包括: ① 基于输出信号处理的异常检测, 将时域信号转换至频域再对其进行分析; ② 基于小波变换的异常检测, 通过分析信号中奇异特性、频率成分的变化及脉冲响应函数的小波表示, 捕捉信号的局部特征; ③ 基于时间序列分析的异常检测, 选取与异常直接相关的状态监测变量, 建立时间序列过程模型.

3.3.2 基于解析模型的异常检测技术

基于解析模型的异常检测技术的核心在于建立能够准确描述空间无人系统运维数据正常运行状态的数学解析模型, 在此基础上通过比较实时在轨数据与该模型的预测结果获取残差, 以检测不符合正常模式的异常情况, 识别数据中的异常或离群点. 该技术具备较强的可解释性.

该类技术又可以细分为状态估计法、等价空间法和参数估计法三种^[43]: ① 状态估计法, 通过建立系统模型与监测信号的关联关系, 基于重构的可测量实现异常监测; ② 等价空间法, 通过比较系统的实际遥测数据与数学模型的预测值是否一致, 实现异常检测; ③ 参数估计法, 通过分析空间无人系统与其数学模型的参数变化趋势, 实现异常检测.

需要说明的是, 由于构建异常检测模型费时费力, 且各类空间无人系统的结构复杂、参数量大, 难以建立各关键单机、分系统以及每种异常模式的精准模型, 这导致该方法的适用范围受限.

3.3.3 基于数据驱动的异常检测技术

基于数据驱动的异常检测技术, 通过分析历史在轨数据或实时遥测数据来检测、识别系统在运行过程中的非预期行为或突发的异常状况. 该类技术旨在从大量状态监测数据所包含的有用信息中挖掘出偏离常态的模式或事件来检测异常, 以便及时发现潜在问题、预警风险或优化决策; 可以细分为以下三种.

(1) 基于特征空间的异常检测

通过对状态信号进行特征提取, 将运维数据映射到特征空间中, 利用聚类、密度估计等技术手段, 在特征空间中识别异常簇或者远离数据密集区的异常特征点. 需要强调的是, 其优势在于能够基于特征提取捕捉运维数据的内在特性, 可以与多种机器学习算法结

合使用以提高异常检测的准确性; 其难点在于选择合适的特征和阈值需要领域知识和实验调整, 此外, 对于高维数据将面临维数灾难问题.

(2) 基于统计模型的异常检测

通过建立运维数据的概率分布模型, 基于数据点与该分布的偏离程度来评估系统是否异常. 该类技术可最大限度利用状态感知数据, 无需完备的先验知识. 常用的技术手段包括: 基于时间序列分析、统计测试等. 需要说明的是, 对于空间无人系统存在模式切换的情况, 该类技术无法使用.

(3) 基于智能寻优的异常检测

结合智能优化算法的空间搜索与异常分析能力, 快速、智能地发现运维数据中的异常点或离群点. 该类技术能够有效处理传统方法棘手的复杂数据集, 尤其适用于监测数据高维耦合、运行异常模式复杂等实际工况; 但面临最优算法选择、参数设置和过度拟合等挑战.

3.3.4 理论代表成果

文献[44]针对加性故障, 提出了基于QR分解的等价空间故障检测方法, 以解决传统方法在稀疏传感过程异常检测问题的局限性. 对于冗余捷联, 文献[45]基于最优等价空间原理提出了一种补偿故障检测函数噪声的 t 检验最优奇偶向量法(t -OPT), 准确检测到低故障幅值的常值漂移, 有效降低了线性漂移故障的检测时延. 文献[46]提出一种基于小波变换的检测方法, 可有效滤除变压器负荷数据内存在的噪声, 提升检测结果准确性并减少检测时间. 文献[47]提出了一种基于局部数据的异常检测方法, 通过在回归模型和ARMA模型中进行模拟实验, 一定程度上解决异常值的“遮蔽现象”. 文献[48]针对空间无人系统中的动量轮故障, 基于动量轮的动态模型设计了一种基于中心对称多面体的异常检测方法, 实现对动量轮异常的及时检测与预警. 文献[49]针对自旋稳定卫星的遥测数据异常问题, 利用主成分分析法基于测量空间特征值之间的相应比例变化进行异常检测. 文献[50]提出了一种基于主成分分析和残差网络的故障检测方法, 将测控系统遥测数据通过主成分分析降噪后生成灰度图, 将图像输入残差网络提取深层特征通过分类器实现故障检测. 文献[51]设计实现了孤立森林结合全连接神经网络的故障检测模型, 实现对导航卫星遥测数据进行异常筛选.

文献[52]针对卫星姿态控制分系统由于闭环控制、外部干扰而存在的准确性与实时性不足问题, 提出了一种利用随机森林算法的异常检测方法. 文献[53]针对空间电源系统遥测数据中存在的故障数据不准确、不全面等问题, 提出了一种基于孪生数据驱动的空间电源系统异常检测模型优化选择方法. 文献[54]提出了一种使用星间测距(ISR)的卫星星座异常检测框架, 结合图刚性理论与神经网络技术, 以满足月球和火星环境中对稳健定位、导航和授时的服务需求. 文献[55]设计了一个航天器异常检测系统, 通过LSTM、短时傅里叶变换与移动平均预测器等方法检测异常, 再利用神经网络、支持向量机、随机森林等智能方法进行异常分类, 并开发了所提出的异常检测系统的可解释性分析. 文献[56]提出了一种异常标记点过程(MPP)的统计模型, 在多通道时间序列数据集中找到异常对象集的最大后验概率(MAP)估计, 并用所提出的MPP为后验分布对变压器输出产生的预测误差序列进行建模, 以实现航天器遥测系统自动异常检测. 文献[57]结合Transformer架构提出了一种基于信号统计特性的航天器遥测数据快速分配方法, 并采用CNN, RNN, LSTM等深度学习框架实现航天器数据快速异常检测. 文献[58]提出了一种基于多预测的早期异常检测, 结合多种智能检测模型实现航天器健康监测早期异常检测. 文献[59]针对航天器动态参数的异常检测, 提出了一种基于具有记忆效应的长短期记忆网络(LSTM)的异常检测方法. 文献[60]提出了一种基于图神经网络(GCN)预测的时间序列异常检测方法, 并实验验证其良好的泛化能力.

综上所述, 基于信号处理的异常检测技术, 能够有效过滤噪声, 但处理信号单一, 难以应对多维信息; 基于解析模型的异常检测技术, 具有较强的可解释性, 但

复杂系统建模困难, 适用范围较为有限; 基于数据驱动的异常检测技术, 具有较强的适应性.

3.4 故障诊断技术

故障诊断是指, 利用各种检查和测试方法, 发现空间无人系统是否存在故障并进一步确定故障所在部位的技术. 其目的为: 在状态监测、异常检测的基础上, 对空间无人系统的运行状态和异常情况做出准确判断, 为系统重构与故障处置提供依据. 在实际应用中, 由于空间无人系统具有的非线性、动态性、故障闭环传播、耦合关系复杂等特点, 为故障诊断带来了极大挑战.

相对于其他运维技术, 空间无人系统故障诊断技术的发展历程最长、研究成果最多. 现阶段该技术可以分为以下三类^[61-85], 其优缺点对比分析情况如表4所示.

3.4.1 基于解析模型的故障诊断技术

基于解析模型的故障诊断技术, 充分利用了空间无人系统的动力学和运动学模型, 物理意义明确, 能够从影响机理层面给出准确的故障定位结果. 由于不可避免的建模误差、未知扰动及环境噪声等不确定性因素的耦合影响, 对诊断算法的鲁棒性提出了极高要求. 需要明确的是, 空间无人系统质量和惯量的时变特性和不确定性, 极大影响了基于姿态动力学模型故障诊断技术的实用效果; 在基于解析模型的空间无人系统故障诊断研究中, 应尽量考虑利用姿态运动学模型.

基于解析模型的故障诊断技术主要分为残差生成和残差评价两个环节; 目前的研究成果大多集中于残差生成, 对于残差评价方面的研究较为少见. 常用的

表 4 不同故障诊断技术的优缺点对比分析

Table 4 Comparison of advantages and disadvantages of different fault diagnosis technologies

故障诊断技术	优点	缺点
基于解析模型的故障诊断技术	(1) 诊断结果精度高; (2) 物理意义明确, 具有可解释性	(1) 对于复杂系统, 难以精准建模; (2) 易受模型不确定性影响
基于信号处理的故障诊断技术	(1) 无需了解系统的物理知识与机理特性; (2) 原理简单; (3) 操作性强; (4) 实时性好	(1) 诊断结果高度依赖于数据质量; (2) 较难准确诊断出潜在故障
基于人工智能的故障诊断技术	无需了解系统的物理知识与机理特性	(1) 依赖于数据质量和样本数量; (2) 超参数设置缺乏科学依据; (3) 定型模型的离散化建模会影响诊断的精准性

技术手段主要包括: 观测器和滤波器^[86-104]. 其基本原理为: 利用观测器和滤波器对空间无人系统状态进行估计, 计算系统状态变量的重构值, 对比实际遥测变量获取残差, 通过统计检验法识别残差结果中的故障点, 并做进一步的分离、估计与决策. 在工程应用的早期是一类特殊的全阶观测器; 随着模型复杂性的不断提升、要求实时性的逐步增强, 降阶观测器和智能观测器应运而生(主要包括自适应观测器、强跟踪滤波器和未知输入观测器等), 通过在线调节增益矩阵来补偿未知时变参数、处理随机干扰和未知输入, 以提高系统的鲁棒性与适应性.

3.4.2 基于信号处理的故障诊断技术

基于信号处理的故障诊断技术, 利用系统输出与故障源之间存在的关联关系(主要包括幅值、相位、频率与相关性)来定位故障, 通过遥测信号模型分析其测点信息, 提取时域、频域等特征值, 从中获取与故障相关的征兆; 在此基础上, 根据故障征兆分析结果确定故障设备的发生位置, 实现空间无人系统故障的有效诊断与准确定位.

该类技术的原理简单、操作性强, 无需掌握系统的物理知识与机理特性, 具备良好的实时性, 但对于潜在故障的精确诊断存在一定的局限性, 且高度依赖于数据质量. 常用的技术手段包括小波分析、经验模式分解等, 虽然得到了工程人员的广泛关注, 但其在空间无人系统故障诊断的研究中并不深入. 目前的理论研究成果也仅限于仿真实验, 只能针对特定故障模式完成定位与隔离, 尚不能识别所有故障模式.

该类技术根据实现机理的不同, 又可以细分成如下两种^[105-107].

(1) 基于小波分析的故障诊断

建立在短时傅里叶变换的基础上, 通过对空间无人系统运维数据信号的空间(时间)和频域的局部变换, 能够提取不同频率特征信息, 基于多尺度细化分析来识别和定位系统故障.

该技术由于能够提供运维数据的时频表示, 可以有效揭示其局部特征; 具有高效性和准确性, 适用于非平稳、非周期性的信号处理, 常用于数据降噪^[108,109]以及单维数据的特征提取^[110].

(2) 基于经验模态分解(EMD)的故障诊断

根据运维数据自身的时间尺度特征进行信号分解

来实现空间无人系统的故障定位与隔离, 无需预先设定任何基函数. 其主要思路为: 将空间无人系统的运维数据信号分解为一系列具有不同特征尺度的本征模函数(IMF), 利用这些包含信号不同时间尺度的局部特征, 反映系统的潜在故障.

不受信号类型约束, 适用于复杂非线性和非平稳信号, 具有高度的灵活性与适应性.

3.4.3 基于人工智能的故障诊断技术

随着人工智能技术的进步, 基于人工智能的故障诊断技术在航天领域发展迅猛, 现已成为空间无人系统运维领域发展的重点和热点. 该类技术融合模糊逻辑、因果模型、专家规则以及历史故障案例, 构建故障诊断模型. 通过借鉴人类的思维方式与逻辑, 实现诊断过程中的智能识别与量化分析.

与其他类别的故障诊断技术相比, 基于人工智能的空间无人系统故障诊断技术优点在于: 避免了对特定的统计模型的依赖, 其能够有效利用专家经验以及被诊断对象的相关信息, 通过特征提取、模式分析以及聚类分析等方法来实现故障的识别与诊断. 特别是, 以深度学习为代表的新一代人工智能技术, 通过优异的特征学习能力更本质地刻画了空间无人系统的环境数据, 从而能够发现环境数据的分布式特征表示, 并提取其中隐含的故障信息. 根据模型建立的方法, 又可细分为以下三类^[111-124].

(1) 基于知识和神经网络的智能故障诊断

该类技术首先汇总空间无人系统领域内的丰富工程经验与故障数据, 仿照专家的逻辑推理过程, 凝练出一套可供计算机理解的规则知识库; 然后, 结合待诊断的实时在轨数据进行推理与分析, 从而获取已发生的故障及其可能位点; 最后, 以历史运维数据为基础, 训练网络的分类器, 比较分类器预测值与实测值的差异, 实现故障的定位与隔离^[77].

该类技术一般是将知识和神经网络作为分类器(例如: BP网络、径向基函数(RBF)网络等), 将故障向量作为输入、诊断结果作为输出, 实现故障特征空间到故障诊断空间的映射. 需要说明的是, 神经网络在使用之前需要大量的历史数据来事先训练网络, 因此需重点关注数据质量和样本数量. 此外, 神经网络规模(层数和隐层节点数)的确定, 往往通过实验或经验值确定, 缺乏科学的设计依据.

(2) 基于定性模型的智能故障诊断

该类技术首先根据空间无人系统中各组件或者遥测数据之间的耦合关系, 构建涵盖系统结构、行为或功能的故障诊断模型; 然后, 采用定性推理技术预测系统在正常状态下的行为, 对比系统实际在轨运行状态, 识别异常征兆; 最后, 在空间无人系统模型库中搜索实际行为相符的行为假设, 确定异常行为的潜在故障原因, 获取实际系统的故障定位。

基于定性模型的诊断是人工智能领域学者提出的一类新型技术, 仅利用不完备的先验知识, 无需建立精确的数学模型, 通过预测系统的定性行为即可实现故障隔离与定位; 对于潜在故障的诊断能力弱。需要说明的是, 不同于解析模型, 该类技术中的定性模型主要包括逻辑系统模型、图论模型、定性微分方程模型、定性偏差模型等。由于需要对连续系统进行离散化建模, 这会在一定程度上影响诊断的精准性。

(3) 基于数据挖掘的智能故障诊断

该类技术通过分析和处理空间无人系统的海量历史运维数据, 挖掘出数据中的潜在演化规律和故障模式特点, 以实现对系统故障的识别和定位。该类技术又可以细分成如下两种。

① 基于预测型数据挖掘的智能诊断。利用数据挖掘技术探寻空间无人系统运维数据中蕴含的规律, 以预测系统可能发生的故障以及相关故障模式和原因。侧重于通过分析历史故障数据, 识别故障发生的规律和模式, 建立预测模型, 以实现对将来可能发生故障的预测和预警, 常用于处理微小故障。

② 基于描述型数据挖掘的智能诊断。通过探索空间无人系统运维数据中的关联关系来描述故障特征。侧重于发现和描述故障数据内在特征、模式以及数据之间关系, 更关注如何揭示数据中的潜在信息和规律, 多用于解决复合故障的精准隔离与定位问题。

与机器学习、智能决策等新一代人工智能技术相结合, 已成为目前智能故障诊断技术的研究热点^[125]。

3.4.4 理论代表成果

对于空间无人系统中敏感器和执行机构典型故障模式下的实验数据, 文献[63]采用K邻近(KNN)、贝叶斯分类器、PCA+KNN等多种机器学习算法进行故障诊断分析, 并对结果进行了对比分析。文献[64]针对航天器控制系统故障闭环传播和数据维数高的问题, 提

出了一种基于序列数据-图像映射的智能故障诊断方法, 将高维序列数据转换为灰度图像, 再采用CNN和LSTM分别对其进行诊断, 并与其他非图像化机器学习算法对比, 获得较高精度的诊断结果。文献[88]针对红外地球敏感器的输出均值阶跃突变故障、陀螺的常值漂移阶跃变化故障、姿控发动机的堵塞和泄漏故障, 利用多种小波变换技术手段, 有效提升了故障诊断的性能。文献[96]利用高阶滑模滤波器对于系统不确定性的强鲁棒能力, 设计了一种适用于陀螺和推力器故障的诊断方法, 并将其用于欧空局(European Space Agency)“火星快车号(Mars Express)”火星探测器的型号任务中。文献[99,103]针对空间无人系统的诊断重构能力认知不清所导致的自主故障诊断与重构技术在轨实施受限的问题, 提出创建的可诊断性与可重构性理论和方法是表征系统故障诊断与重构能力的本质属性, 基于此, 发明了可诊断性与可重构性评价设计技术, 从根本上提升系统自主故障诊断与重构能力, 保障型号任务的顺利实施与完成。文献[106]利用小波网络进行故障隔离与评估, 并提出了一种自适应更新网络权值的算法。文献[112]设计了一种适用于某类型空间无人系统地面及飞行状态监测的实时故障诊断专家系统(SCRDES), 实现在线实时故障诊断。文献[119]针对GNC分系统中执行器的微小故障, 提出了一种联合观测器和神经网络的故障诊断方法。文献[122]针对空间无人系统的资源不充分、测点数量少的特点, 提出了一种动态故障诊断方法, 利用符号有向图(SDG)模型的完备性以及故障的时间传播特性, 有效提升了某型号空间无人系统GNC分系统的故障诊断精准性。文献[123]针对GNC分系统的陀螺故障检测与辨识问题, 首先采用阈值法进行故障检测, 然后提出了一种基于独立分量分析(ICA)的故障辨识算法, 利用混合矩阵的相关系数和先验信息, 克服了传统ICA的模糊性, 提升了辨识精度。文献[124]提出了一种新颖的模糊C均值方法(KFCM), 利用该方法的无监督学习特性, 能够有效诊断动量轮的已知和未知故障模式, 与有监督学习的数据挖掘方法相比, 具有明显优势。文献[126]提出了一种基于扩展卡尔曼滤波器和与闭环系统性能相关指标的交互式多模型算法, 以实现稳定的航天器姿控系统姿态跟踪与故障诊断。文献[127]针对运载火箭姿态控制问题, 建立了运载火箭的小偏差姿态动力学模型, 设计了不同结构的卡尔曼滤波器, 通过残差变

化检测和隔离故障, 并进一步估计了执行器的故障量. 文献[128]基于改进的非线性微分代数方法设计残差滤波器, 以解决在执行器故障、外部干扰和参数不确定性等影响下的卫星系统组合鲁棒故障检测和隔离. 文献[129]设计了基于故障树的故障诊断与健康专家系统软件平台, 可应用并推广于多类航空航天测控设备. 文献[130]利用SVM对多维原始数据经卷积神经网络处理后的稀疏特征矩阵故障分类、识别. 文献[131]将一维轴承数据输入改进的卷积神经网络进行局部特征提取, 同时结合长短时记忆网络完成全局时序特征提取, 双神经网络并行, 达到深度特征提取的目的. 文献[132]使用叠积卷积自编码器预训练的深度学习神经网络, 分别对匀速和变速条件下的齿轮变速箱故障严重性进行评估、诊断. 文献[133]提出了一种紧凑型自适应一维卷积神经网络用于实时轴承故障诊断, 其中网络输入为原始时序数据, 无需任何变换. 文献[134]针对异步电动机的故障诊断, 开发了一种通过修建连接权共享技术压缩模型的加速深度神经网络. 文献[135]开发了一个生成对抗网络与时域卷积神经网络(GAN-TCNN)复合网络模型, 完成特征提取简化学习过程, 实现异常状态检测. 文献[136]针对空间无人系统中的执行器与传感器故障, 采用 H_2 和 H_∞ 范数作为故障诊断和容错控制的性能指标, 设计了一种输出反馈混合 H_2 和 H_∞ 控制律, 运用线性矩阵不等式(LMI)求解集成故障诊断与容错控制问题. 文献[137]提出了一种基于IMM/EA的重构容错控制方法, 该方法采用交互式多模型(IMM)算法得到故障发生的位置以及故障模型, 利用故障模型中的动力学系统进行特征结构配置(EA)生成重构控制器对原系统进行补偿控制. 文献[138]通过引入改进的粒子群算法优化高级卷积块(MPSO-ACBCNN)方法, 以解决卫星姿轨控系统故障诊断CNN网络设计中的过度设计和精度不足的问题. 文献[139]在贝叶斯框架内集成了一组系统化组织的自动编码器, 介绍了一种基于深度学习的航天器故障估计架构, 以实现各种航天器故障的早期检测和定位, 如反作用轮损坏、传感器故障和电源系统故障等. 文献[140]针对小卫星集群研究了具有非线性动力学的多种多智能体集群的分布式故障诊断, 利用卫星通信拓扑, 为单个卫星制定了一个全面的增强向量, 以实现单星以及卫星集群的故障诊断. 文献[141]结合格拉姆角场(GAF)算法与深度转移卷积神经网络(DTCNN), 提出了一种基于数据

驱动的卫星电源系统故障诊断方法.

综上所述, 基于解析模型的故障诊断技术, 其研究成果大多为姿轨控分系统, 对于其他分系统的研究较少; 基于信号处理的故障诊断技术, 对遥测信号的变化敏感, 但应用对象多为单一信号; 基于人工智能的故障诊断技术, 能够深度挖掘高维耦合数据的隐含特征, 具有良好的发展前景.

3.5 健康评估技术

健康评估是指, 在状态监测、异常检测与故障诊断的基础上, 通过构建反应空间无人系统当前性能的评估模型, 对其影响健康的风险因素进行识别与分析, 以掌握系统的性能退化情况并针对其当前运行状况给出定量或定性的评价结果. 相对于其他运维技术, 该技术侧重于当前空间无人系统的健康状态评估与风险管理, 评估结果可用于发现系统的薄弱环节与潜在的问题, 并为后续的故障处置及寿命预测提供决策依据. 现有的健康评估方法无法挖掘高维异构数据之间的复杂内在关系, 难以实现长时序、变工况情况下故障演化的动态分析, 导致异常征兆演化模型的精准性不强、健康评估的可信性不高.

现有的空间无人系统健康评估技术, 大致可分为三类, 具体分类与优缺点对比情况如表5所示.

3.5.1 基于模型的健康评估技术

该类技术通过所建立的数学模型(主要包括方程组、状态空间模型、物理模型等)来描述空间无人系统在不同工况下的运行状态, 采用仿真技术对其行为进行预测模拟; 在此基础上, 基于未来模拟结果对性能衰退、零件损坏或故障等系统健康状态进行评估分析, 能够提供空间无人系统行为的细致模拟.

对于空间无人系统而言, 现阶段该类技术面临的挑战及难题主要包括: ① 模型建立, 需考虑系统的复杂性和多变性对模型准确性、完备性的影响; ② 参数估计与校准, 需海量的实验数据和专业知识, 存在估计精度不高、校准误差过大等风险; ③ 适用范围, 存在由于范围受限而无法准确预测特定工况下系统行为的问题.

3.5.2 数据驱动的健康评估技术

该类技术依赖于监测数据的丰富性和多样性, 基于海量数据的挖掘和分析, 发现评估空间无人系统运

表 5 不同健康评估技术的优缺点对比分析
Table 5 Comparison of advantages and disadvantages of different health assessment technologies

健康评估技术	优点	缺点
基于模型的状态健康评估方法	(1) 预测未来可能出现的故障或问题; (2) 提供系统行为的细致模拟	(1) 系统的复杂性与多变性对模型准确性影响; (2) 对参数估计与校准要求高; (3) 适用范围有限
基于数据驱动的健康评估方法	(1) 能够处理复杂、非线性系统; (2) 可以从大量数据中发现隐含征兆; (3) 自动提取系统状态特征	(1) 对数据质量和数量要求高; (2) 对计算及存储资源要求高
基于状态估计的健康评估方法	实时监测系统状态变化	(1) 依赖测量信息的精准性和稳定性; (2) 需要考虑运行环境等干扰的影响; (3) 计算资源和算法效率要求高

行状态与健康程度的特征和规律, 实现复杂非线性系统健康状况的全面评估. 常用的技术手段主要包括: 统计学、机器学习和深度学习等. 其中, 统计学用于分析数据的分布、趋势和相关性, 通过统计量来描述数据特征; 机器学习能够从数据中学习模式和规律, 并进行模式分类; 深度学习, 利用神经网络模型对数据直接进行建模和处理, 能够发现更深层次的数据特征.

对于空间无人系统而言, 现阶段该类技术面临的挑战及难题主要包括: ① 数据质量, 易受到噪声、干扰等内外耦合因素影响, 存在质量不佳的问题; ② 数据特性, 具有维度高、体量大、关联强等特点, 对于数据处理与分析的高效性提出了严苛要求.

3.5.3 状态估计的健康评估技术

该类技术依赖配置的多种传感器来收集空间无人系统运行过程中的各种数据, 如星敏感器、陀螺仪、加速度计等, 通过位置、速度、姿态等参数估计, 对系统的健康状态进行推测, 可以实时监测系统的运行变化并提供准确的状态信息.

对于空间无人系统而言, 现阶段该类技术面临的挑战及难题主要包括: ① 测量精度, 由于测量不准, 影响状态估计的精准性; ② 外部干扰, 由于运行环境的复杂性和未知性, 存在由于建模不准而产生估计误差偏差过大的问题; ③ 计算开销, 需要强大的算力支持, 计算与存储等资源开销大, 计算效率偏低.

3.5.4 理论代表成果

文献[142]针对指标复杂的燃油分配器, 提出了基于改进云模型的燃油分配器健康状态评估模型, 较好地表示相邻状态等级间的模糊性, 提高了模型评价的准确率. 文献[143]提出了面向模糊C均值聚类的岸桥

起升减速箱退化状态评估方法, 实现针对起升减速箱动态性能在退化过程中的阶段性有效动态识别. 文献[144]研究了一种基于双卡尔曼滤波算法的锂离子电池SOH在线估计方法, 结合模糊推理系统与Sage-Husa自适应算法实现高准确度在线估计. 文献[145]以电池老化数据分析为出发点, 结合方差筛选、灰色关联分析GRA和递归特征消除RFE等方法筛选高效特征, 分别采用多元线性回归、支持向量机、高斯过程回归以及BP神经网络构建SOH估计模型, 实现钠离子电池健康状态估计. 文献[146]首先提出一种基于无监督模型的航天器蓄电池健康状态评估方法, 通过灰度关联法计算待评估健康指标序列与参考健康指标序列间的灰度关联值, 并成功运用于某在轨卫星蓄电池组的健康状态评估工作中; 在此基础上, 根据电源系统特点搭建相匹配的层级健康状态评估指标体系, 提出了一种数据驱动的航天器电源系统健康状态评估方法, 以可视化的方式展现了该卫星电源系统健康度值以及健康等级的变化情况. 文献[147]采用模糊隶属度函数进行各参数相应的状态隶属, 利用改进DS证据融合理论进行健康状态的综合评判. 文献[148]提出基于观测残差的卫星部件健康状态评估方法, 通过多元状态估计技术获得观测残差作为健康状态特征, 评估斜装动量轮部件的健康水平. 文献[149]结合微纳卫星健康状态信息产生、传播特点, 建立了微纳卫星的健康状态评估Petri网模型, 实现了部件、分系统、整星的三级健康状态评估. 文献[150]提出了一种基于带属性可靠性的可解释信念规则库(IBRB-r)的航天器动量轮健康状态评估方法, 降低了噪声、传感器质量等扰动影响下遥测信息的可靠性限制, 同时增强了评估结果的透明性和解释性. 文献[151]提出了一种航天器空间动力系统的冲击退化模型, 该模型考虑辐照条件下竞争失效过

程的航天器发电性能可靠性评估. 文献[152]针对航天器机电类关键部件存在性能退化过程的特点, 提出一种基于无监督聚类与长短时记忆(LSTM)网络的航天器健康状态预测方法, 实现对航天器部件健康状态预测.

综上所述, 基于模型的健康评估技术, 能够准确描述空间无人系统设备的运行状态来获取健康评估结果, 但迁移性较差; 数据驱动的健康评估技术, 能够有效分析空间无人系统设备的运维数据, 获取隐含性能退化特征, 但需要大量的数据支撑, 计算量大; 状态估计的健康评估技术, 通过结合专家知识, 能够提高方法的适用性、结果的可信性.

3.6 寿命预测技术

寿命预测是指, 通过分析空间无人系统的历史运维数据和具体运行状况, 预测系统在未来一段时间内实际性能与剩余寿命的技术. 其目的在于提高系统的运行可靠性, 及时发现潜在的故障和问题, 以便提前采取处置措施避免业务中断. 空间无人系统通常具有多个反映系统运行状态的变量, 在机理不清的情况下, 从若干变量中选取反映系统整体退化趋势的关键变量并建模, 是寿命预测的关键前提. 针对多变运行工况与不确定性数据, 现有技术存在寿命预测有效性低、变量选取精准度差等问题.

现阶段, 寿命预测的研究成果多集中于空间无人系统的几个关键机械部件, 如动量轮、陀螺仪等部组件. 而对于空间无人系统中电源、控制等关键分系统寿命预测技术的研究尚处于起步阶段.

现有空间无人系统寿命预测技术, 一般可以分为三类, 具体分类与优缺点对比情况如表6所示.

3.6.1 基于失效机理的寿命预测技术

该类技术通过故障模式、机理和效应分析提取趋

势参数, 将系统性能参数和趋势参数相结合进行连续的状态和环境监控, 并结合失效机理模型预计空间无人系统的剩余使用寿命. 该类技术由于无需大量的历史数据和先验知识, 具有移植性好、精度高等优点, 其关键核心在于: 需要对研究对象的物理特性和故障机理开展大量的理论和试验研究, 从本质上深入理解故障模式与外在表现之间的复杂内在关联, 并在此基础上开展状态退化识别与预测研究. 常用的失效机理模型包括: Wiener退化模型、动态故障树、随机混杂自动机等.

对于空间无人系统来讲, 其关键部组件乃至分系统的运行过程异常复杂, 具有很强的非线性与耦合特征, 该类技术面临的挑战及难题主要包括: ① 多学科交叉, 建立相关的物理动态模型, 需要弹性力学、断裂力学、材料学、多体动力学、非线性动力学、有限元分析、机械振动和信号处理等多学科知识; ② 高成本投入, 复杂非线性系统的精确物理模型建立和求解, 需要大量的人力和时间等成本.

3.6.2 基于数据驱动的寿命预测技术

该类技术通过收集提取数据中所蕴含的失效或性能退化信息, 利用统计学方法、人工智能技术等数据驱动方法, 构建运维数据与系统性能之间的映射关系模型, 以预测空间无人系统的剩余使用寿命. 该类技术又可以细分为以下三种: ① 统计学方法, 利用假设检验和统计量对系统的剩余使用寿命进行预测, 常用建模方法包括基于距离度量的聚类方法、高斯分布模型、隐马尔可夫模型等; ② 人工智能, 通过人工智能算法对当前运维数据与预测模型进行比较, 评估二者之间的相似程度, 常用方法包括专家系统、BP神经网络、RBF网络、循环神经网络、LSTM等各种神经网络及深层神经网络等; ③ 形式化方法, 模拟部组件或系统的运行过程、故障发生和系统维护等行为, 预测

表 6 不同寿命预测技术的优缺点对比分析

Table 6 Comparison of advantages and disadvantages of different lifetime prediction technologies

寿命预测技术	优点	缺点
基于失效机理的寿命预测技术	具有较好的物理解释性, 移植性好、精度高	(1) 建立精确动态物理模型需要多学科交叉; (2) 需要投入大量的人力和时间
基于数据驱动的寿命预测技术	无需深入理解系统的内部物理过程, 适用于数据丰富且特征明显的场合	(1) 严重依赖于历史运维数据; (2) 迁移性差
基于混合模型的寿命预测技术	综合了失效机理和数据驱动的优势	(1) 模型复杂; (2) 多学科知识融合

其剩余使用寿命,常用方法包括Petri网等.

相对于构建精准的空间无人系统物理模型,该类技术基于运维数据构建预测模型,无需深入理解系统的内部物理过程,更具操作性,适用于数据丰富且特征明显的场景.由于严重依赖历史运维数据、迁移性较差,该类技术需要采用适当的算法和技术来确保模型能够泛化到新的数据上.

3.6.3 基于混合模型的使用寿命预测技术

该类技术通过结合上述运维数据预测模型与物理模型,构建模型与模型、数据与数据、模型与数据等多种映射关系,以实现空间无人系统的剩余使用寿命预测.

通过将失效机理与数据驱动的有机融合,实现优势互补,能够提高空间无人系统关键部组件或分系统退化识别的准确度,获得置信度更高的预测结果.技术优势主要体现在:① 逻辑严谨的失效机理,可提升数据驱动方法的预测精确度与可靠性;② 数据驱动方法的过拟合与数据依赖问题,可通过失效机理所提供的方阵特征数据改善;③ 空间无人系统关键部组件或分系统的非线性机理模型,可通过运维数据进行完善与补充,提高模型准确性.但复杂系统的建模困难,需要多学科知识的交叉融合.

3.6.4 理论代表成果

文献[153]针对GNC分系统中的执行机构——动量轮,提出了一种基于期望最大化(EM)算法的可靠性建模和寿命预测方法,实现寿命的有效预测.文献[154]利用TEAMS软件对某型号空间无人系统的GNC分系统进行了物理建模并开发了基于物理模型的监控、诊断与预测系统,以实测飞行数据对系统的剩余使用寿命进行了验证.文献[155]有机结合基于轴承寿命方程的疲劳损伤累积模型和传感器检测数据,对某关键部件的剩余寿命进行了有效预测与估计.文献[156]针对具有多退化变量的陀螺寿命预测问题,提出了一种基于Copula函数的系统剩余寿命预测方法.文献[157]开发了一种数据驱动的神经网络方法用于空间无人系统驱动部件的剩余使用寿命预测.文献[158]提出了一种基于混合模型的寿命预测方法,结合最小二乘支持向量回归(LSSVR)和隐马尔可夫模型(HMM)两种方法,对剩余寿命进行有效预测.文献

[159]发现监控数据的变化是对系统损伤程度的响应,由此提出了一种比例共变模型,用于在历史失效数据缺乏的情况下,估计部件的损伤函数;在此基础上,文献[160]提出了一个状态残留时间分布模型,结合随机滤波理论估计了某关键部件剩余寿命的分布.文献[161]引入了退化状态/局部失效的概念,全面分析了不同失效对系统的影响,利用卡普兰-梅尔(Kaplan-Meier)估计器来估计不同状态之间的转移概率,再通过构建Petri网模型有效预测GNC分系统的剩余寿命.文献[162]针对一类在闭环反馈控制作用下部件存在隐含退化过程的GNC分系统剩余寿命预测问题,提出了一种基于解析模型的剩余寿命评估与预测方法.文献[163]结合支持向量数据描述与移动地平线估计算法,提出了一种新的空间无人系统滚动轴承剩余使用寿命预测策略,以提高剩余使用寿命(RUL)预测准确率.文献[164]提出了一种基于并行多尺度架构上的特征融合策略的网络结构,结合多尺度特征提取模块与因果卷积模块,提高剩余使用寿命指数估算的效率和准确性.文献[165]基于隐式线性Wiener退化过程,提出了一种合理融合故障时间数据或多源信息的RUL预测方法.文献[166]采用多维尺度变化特征构建轴承退化趋势的健康指标,引入时间序列模型SCINet对轴承进行寿命预测.

综上所述,基于失效机理的寿命预测技术,具备良好的可解释性与准确性,目前已部分应用于实际工程中;基于数据驱动的寿命预测技术,对于不同工况相同平台的空间无人系统,失效规律难以一概而论,需要建立具有个性的退化模型;基于混合模型的寿命预测技术,充分结合失效机理与数据的优点,在退化模型基础上考虑了数据特点,能够实现更为准确的寿命预测.

4 空间无人系统智能精准运维的应用情况

上一节针对空间无人系统智能精准运维所涉及6项关键技术的理论研究成果进行了汇总与梳理.

根据上述技术成熟度的不同,本节重点针对状态监测、故障诊断、健康评估、寿命预测这4项较为成熟技术在相关型号任务的地面试验、在轨飞行等过程中的具体应用情况进行了详细分析,具体如表7所示.

下面按照不同国家和地区的具体情况,就空间无人系统智能精准运维的应用现状进行阐述.

4.1 美国

美国作为世界上的头号航天强国, 长期以来在状态监测、故障诊断与寿命预测等技术方面, 取得了许多首次的成果应用与技术突破, 为全球空间无人系统智能精准运维技术的发展提供了示范用例. 具有代表性的应用成果如下所述.

在状态监测方面, 美国开发了第一套功能相对完善的航天器趋势分析系统(AMTAS), 结合基于分粒度

建模与多模推理技术, 自主监测与分析了空间无人系统型号任务中多个GNC分系统的运维数据, 以预防GNC分系统的微小故障与潜在问题的发生. 将相关状态监测技术固化成多款软件工具, 比如面向多元数据挖掘的工具ORCA和归纳式监测系统IMS, 对地球观测卫星、国际空间站中控制力矩陀螺进行状态监视与故障预测, 并准确识别出了失效的早期征兆^[167,168].

在故障诊断方面, 美国国家航空航天局(NASA)为

表 7 世界主要航天国家和地区空间无人系统智能精准运维技术的应用情况

Table 7 Comparison of intelligent and precise operation and maintenance technologies for unmanned space systems in major aerospace countries and areas around the world

国别/地区	对象	应用系统/方法	优势/效果
美国	空间无人系统	航天器趋势分析系统(AMTAS)	自主监测与分析GNC关键分系统运维数据
	地球观测卫星	面向多元数据挖掘的工具ORCA	未知异常检测
	国际空间站ISS	归纳式监测系统IMS	实时监视ISS控制力矩陀螺系统
	自由号空间站	维护与诊断系统(MDS)	对GNC分系统实施离线和在线两种模式的故障诊断
	“深空一号”、“X-37”和“地球观察卫星1号”	Livingstone系统	通过定性逻辑模型快速准确实现故障定位
	空间无人系统中关键部组件	基于相关向量机-粒子滤波的高功率锂电池寿命预测方法	显著提高了预测精度
	激光地球动力学卫星的GNC分系统	多项式拟合与性能特性外推	预测GNC分系统中激光陀螺的剩余寿命
	极紫外探险者(EUVE)卫星	统计模式识别方法、基于历史失效记录方法	确定系统的性能退化征兆, 预测GNC等分系统中相关部组件的剩余寿命
欧洲	地球同步轨道卫星机器人服务车(RSV)	健康管理技术	检查功能异常的GEO航天器、维修太阳能电池阵列与天线故障等机械问题、修复有故障的推进系统
	空间无人系统	状态监视和异常预测系统(SAAPS)	对GNC分系统的状态监视与故障预测准确率大于70%
	XMM-牛顿科学探测卫星	交互式遥测数据分析工具	识别数据异常偏差, 评估设备的恶化程度, 及时隔离设备故障
	SPOT系列卫星	自主监控、故障检测和重构技术	GNC分系统能够自主完成技术检验和功能检验
	SMART-1月球探测器	故障诊断与重构系统	具备在与地面测控站通信长期中断时自主维持系统正常科学任务的能力
日本	某型号空间无人系统	DrMUST软件	用于离线数据分析, 准确识别异常模式
	HAYABUSA卫星	监视和诊断专家系统(ISACS-DOC)	监视、预测整星及GNC等分系统的健康状况
	GEOTAIL航天器		系统包含500个诊断规则的数据库, 可快速分析空间无人系统的运行状态
	“天宫”空间站	控制力矩陀螺(CMG)和动量轮等故障演化规律的建模	能够在地面实现GNC分系统执行器微小缓变故障的有效监视与预警
中国	“资源一号”卫星	具有智能接口的部件和模块级备份计算机	具有一定自主故障诊断与重构能力
	“实验卫星一号”立体测绘小卫星	星载计算机	采用了自检检测、冗余心跳检测和外部看门狗检测进行故障检测和定位
	二代导航系统	以频率稳定性作为特征量建立性能退化的Wiener过程模型	良好的寿命预测结果

自由号空间站开发了维护与诊断系统(MDS), 该系统包括在线与离线两部分. 其中, 离线部分由故障诊断、预测和辅助维修三个模块组成, 其核心的故障诊断模块又可分为诊断推理器和恢复专家器两部分, 该模块在利用人工智能技术, 如模式比较和基于模型的推理, 来识别故障源并评估其影响, 同时结合专家知识制定故障排除方案. Livingstone系统是由NASA所属的埃姆斯研究中心(ARC)开发的自主故障诊断软件, 由一些特殊的离散模型和一些跟踪系统状态的算法构成. 该系统利用系统运行状态和结构模型来实现故障诊断^[4,119]. 通过结合搜索与推理等算法, 解决人工智能技术推理中的矛盾, 提高搜索和推理的速度. 该软件已成功应用于“深空一号”、“X-37”和“地球观察卫星1号”等空间无人系统, 使相关型号具备了自主故障诊断与系统重构能力.

在寿命预测方面, NASA的Ames研究中心专注于空间无人系统中关键部组件(主要包括电池、半导体部件等)的寿命预测问题, 提出一种相关向量机-粒子滤波(RVM-PF)的高功率锂电池寿命预测方法, 显著提高了预测精度. 霍尼韦尔公司针对空间无人系统的GNC分系统中激光陀螺的寿命预测问题, 根据其激光强度和读出强度获得不同模式下的电压以及相关参数, 以过去1000 h的性能数据为分析基础, 进行多项式拟合与性能特性外推, 以实现预定的临界工作温度下的激光陀螺寿命预测. 美国Failure Analysis公司采用统计学模式识别方法鉴别系统的性能退化征兆, 基于历史运维数据实现GNC分系统中相关设备的寿命预测, 并成功应用于极紫外探险者(EUVE)卫星的寿命预测工作中. 2016年美国国防部高级研究计划局(DARPA)启动“地球同步轨道卫星机器人服务”(RSGS)项目, 旨在建立地球同步轨道(GSO)上的灵巧自主操作能力, 既能延长美国现有空间基础设施的寿命, 又能提升其系统弹性. 该项目将DARPA开发的模块化工具包(包括硬件和软件)与私人开发的航天器相结合, 创建商业运营的机器人服务车(RSV), 达到太空中卫星在轨服务的目的. 该项目合作的商业公司主要负责研发能够携带有效载荷并执行服务任务的RSV, 美国政府负责研发机器人有效载荷, 同时还将提升任务模拟能力和机器人硬件回路多自由度任务仿真能力. 项目提到的健康管理技术包括检查功能异常的地球同步轨道(GEO)航天器、维修太阳能电池阵列与天线故障等机

械问题、修复有故障的推进系统.

4.2 欧洲

欧洲各航天大国的应用成果比较分散, 主要集中于状态监测和故障诊断两个方面.

瑞典空间物理学院开发了一套空间无人系统状态监视和异常预测系统(SAAPS). 该系统以特定故障模式下的状态监测数据集为基础, 结合神经网络进行学习训练, 对GNC分系统实现了较高精度的状态监控, 并能够提供可信度评估结果. SAAPS主要由三部分组成: 空间环境和航天器异常数据库、空间环境异常分析工具、环境预测和故障预测模型.

意大利VITROCISSET公司为欧盟发射的XMM-牛顿科学探测卫星设计了一种可用于GNC分系统的交互式遥测数据分析工具. 该工具通过对遥测数据进行监测与分析, 识别数据异常偏差, 评估分系统的恶化程度并及时隔离故障, 以确保该型号空间无人系统运行状态健康、使用寿命延长. 该工具针对GNC分系统中两个动量轮由于滚珠轴承摩擦力矩增大而产生的故障, 可以做到稳定监视与提前预测, 并通过改变控制策略的方法, 使得动量轮运动位置与理想位置之间的偏差度低于8%.

法国的地球观测系统(SPOT)系列卫星, 采用了自主监控、故障检测和重构技术^[169,170]. 其中, GNC分系统能够自主完成技术检验与功能检验两类工作, 工作内容分别为遥测参数相关的标准检验和特殊检验, 以及单部件专用检验、冗余部件一致性检验和部件间输出相关性检验.

对于智能1号(SMART-1)月球探测器, 部署了故障诊断与重构系统^[152]. 该系统具备在与地面测控站通信长期中断时自主维持系统正常科学任务的能力. 在故障发生时, GNC分系统能够实现自主故障诊断, 并采取备份部件切换或操作模式调整等措施恢复功能, 以保证业务连续性. 对于部件级故障, 该系统可通过局部冗余配置处理; 而对于系统级故障, 则可通过多部件重构或模式切换应对. 若系统安全受到威胁, 该系统将自动切入安全模式, 无需地面支持依然可持续运行两个月, 等待地面干预.

欧空局开发的DrMUST软件, 系统地对该型号空间无人系统的飞行数据进行了分析, 监视其状态是否异常, 通过隐性状态的准确识别找出了异常数据模式,

并通过相应处置手段, 预防异常状态再次发生^[168].

4.3 日本

日本的应用成果主要集中于故障诊断与健康评估两个方面.

在健康评估方面, 日本国家航天局(JAXA)在隼鸟(HAYABUSA)卫星上部署了第三代的监视和诊断专家系统(ISACS-DOC). 其核心功能是监控并预测整星及GNC分系统等的健康状态. 同时, 该系统为操作者提供了辅助决策支持以解决不具备可靠处理运行过程的问题, 提供该空间无人系统运行的相关参数、状态、趋势等数据, 以确保任务的安全性并降低潜在风险.

在故障诊断方面, ISACS-DOC系统还被部署于GEOTAIL航天器, 并配备了一个包含500个诊断规则的数据库, 以便快速分析该型号空间无人系统的运行状态. 该系统以“故障诊断”为核心任务, 根据故障发生的可能性, 从高到低顺序列出可能的故障及其原因, 全面地向地面操作人员展示故障的主要原因.

4.4 中国

我国的应用成果主要集中于状态监测、故障诊断技术与寿命预测三个方面.

在状态监测方面, 我国正逐渐重视技术验证、工具开发和平台建设, 目前已进入技术整合、系统开发和装备应用的准备阶段. 但目前尚未在空间无人系统上得到大量应用. 针对控制力矩陀螺(CMG)、动量轮等GNC控制分系统的关键部组件, 目前已结合其不同阶段的运维数据, 通过深度神经网络与其他多源异构故障数据有机融合, 开展了相关关键部组件故障演化规律的建模研究, 实现了在地面对星上GNC分系统微小缓变故障的有效监控.

在故障诊断方面, 我国起步相对较晚. 在20世纪80年代末, “资源一号”卫星配置了具有智能接口的部件和模块级备份计算机, 成为中国第一颗具有一定自主故障诊断与重构能力的卫星. 进入90年代, 中国研制的遥感卫星、气象卫星、通信卫星以及各类小卫星的系统都不同程度地具有故障诊断与重构功能. 到目前为止, 门限值检验法、推断检验法、一致性检验法等故障诊断方法, 以及备份部件切换、系统切换、敏感器和执行机构重构等冗余控制方法都在中国已发射或

在研型号中得到应用, 可诊断到系统级和部件级. 星载计算机一般具有部件故障的检测能力, 并能够自主切换部件及改变系统工作模式. 哈尔滨工业大学研制的“实验卫星一号”立体测绘小卫星的星载计算机采用了自检测、冗余心跳检测和“外部看门狗”检测进行故障检测和定位, 发生狗咬事件则对故障机进行重启来恢复故障. 目前已在一些型号的飞行试验任务中, 采用故障诊断和系统重构等智能化技术, 并收到了良好效果^[155]. 近年来, 我国研究人员利用空间无人系统的离线与在轨运维数据, 开展了基于机器学习的GNC控制分系统故障诊断技术研究. 现有研究成果包括设计了基于决策树和深度神经网络的诊断模型, 显著提高了空间无人系统故障诊断的准确性和适应性.

在寿命预测方面, 我国研究人员结合失效模型、在轨遥测数据、地面测试数据等多源信息, 以轴承温度为退化特征, 有效实现了动量轮剩余使用寿命的预测问题. 在二代导航的星载铷钟寿命预测问题中, 研究人员以频率稳定性作为特征量建立性能退化的Wiener过程模型, 取得了较好的预测结果. 此外, 我国研究人员还对动量轮轴承的润滑失效机理进行了研究和建模, 对润滑剂的损耗和微循环进行了分析, 从而实现动量轮轴承的寿命预测. 近年来, 我国研究人员还考虑部件突发失效与系统性能退化两种形式, 深入分析高维异构运维数据中的性能退化特征, 研究了数据驱动与失效机理相融合的动态寿命预测技术, 为空间无人系统的剩余寿命预测提供了新的研究方向.

5 展望与结论

面向我国航天器在轨数量剧增、飞行距离愈远、运行时间超期等发展现状, 全面自主化与智能化已成为空间无人系统运维技术发展的必然趋势. 空间无人系统智能精准运维机制与技术的研究及应用, 属于典型的人工智能交叉学科问题, 力图通过航天运维的示范应用场景牵引人工智能关键技术的创新突破. 本节结合未来航天型号任务需求以及人工智能技术发展态势, 分别从机制、数据以及模型与算法3个方面, 对空间无人系统智能精准运维的未来可能发展情况进行了展望.

(1) 全天时、全天候的天基协同运维机制

现有通信、导航、遥感等领域的空间无人系统各成体系, 仅在同一类型数据获取方面实现了局部的协

同观测, 为进一步促进通导遥的一体应用与协同服务、确保业务连续不间断、运行稳定无异常, 亟须通过不同空间无人系统之间的互联互通, 构建全天时、全天候的天基协同分布式运维机制. 在此过程中, 需重点突破运维任务动态卸载、计算资源优化调度、分布式运维智能建模等关键技术, 提升运维任务计算的实时性和可靠性、整体系统的弹性能力、保障系统的安全性和隐私性.

(2) 跨时空、跨平台的数据增强与样本扩充

对于单一空间无人系统, 由于性能退化、环境改变等因素, 在时空维度上, 历史与运行数据、地面与在轨数据之间存在明显差异; 对于不同空间无人系统, 由于类型平台不同, 状态监测、异常检测、故障诊断、健康评估、寿命预测等评判标准不一. 因此, 亟需建立关于数据质量、样本数量的科学通用评判标准, 实现跨时空、跨平台的运维数据质量增强与故障样本数量扩充. 在此过程中, 需重点突破泛化能力引导的数据增强、抗维度塌缩的样本扩充、劣质样本质量提升、基于理论指导的数据优选等关键技术, 实现“一次训练, 处处可用, 时时可用”、提升模型训练效率与精准程度、减少有限资源开销.

(3) 高动态、自适应的模型轻量与算法优化

现有关于模型轻量化、算法性能优化的研究, 均是基于单一算法性能的考虑, 尚未考虑空间无人系统运维能力的边界, 由于缺乏针对性, 难以自适应、高动态满足实际运维需求, 极易导致模型轻量与算法优化难以发挥最大功效, 亟须通过量化指标的反馈, 科

学指导模型的轻量化与算法的优化设计. 在此过程中, 需重点突破基于参数自适应调整的算法优化、基于知识引导的模型轻量化、基于模型共享的计算优化等关键技术, 使所部署算法能够自主适应不同运行模型及多变在轨环境, 降低模型的资源需求并提升模型的适用性, 实现多模型训练和推理共享, 进一步提升模型的计算效率.

本文根据空间无人系统的特点, 提出了一种支持隐私保护的智能精准运维分布式体系框架, 实现了运维模型的高效训练与安全共享, 运维算法的自主学习与自动更新. 在此基础上, 同时关注“数据、模型、算法”三大核心要素, 并从理论与型号应用两个方面对数据增强、状态监测、异常检测、故障诊断、健康评估、寿命预测等关键技术的现状进行了梳理. 最后, 结合未来航天型号任务需求, 分别从机制、数据、模型算法3个方面对空间无人系统智能精准运维的发展趋势进行了展望.

现阶段, 空间无人系统的运维方式正处于由自动化向智能化、自主化转变的关键转型阶段, 亟须针对现有机制与技术存在的智能水平低、精准能力弱等不足, 有针对性地开展“从1到0”的应用基础研究, 以理论创新驱动技术突破与成果转化, 实现由传统远程集中运维向云边协同分布运维的跨越式转变; 并从数据、模型及算法方面实现新兴方法与传统研究的有机融合, 大幅提升故障的识别效率和管理水平, 减少人工干预, 缩短处置时间, 提高空间无人系统的安全可靠稳定运行能力.

参考文献

- 1 Saar-Tsechansky M, Provost F. Handling missing values when applying classification models. *J Mach Learn Res*, 2007, 8: 1625–1657
- 2 Zemicheal T, Dietterich T G. Anomaly detection in the presence of missing values for weather data quality control. In: the Proceedings of the 2nd ACM SIGCAS Conference on Computing and Sustainable Societies. New York, 2019. 65–73
- 3 Sun B, Ma L, Cheng W, et al. An improved k-nearest neighbours method for traffic time series imputation. In: the Proceedings of 2017 Chinese Automation Congress (CAC). Jinan, 2017. 7346–7351
- 4 Quinlan J R. C4.5: Programs for Machine Learning. San Mateo: Morgan Kaufman Publisher, 1993
- 5 Cao W, Wang D, Li J, et al. BRITS: Bidirectional recurrent imputation for time series. In: the Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems. Red Hook, 2018. 6776–6786
- 6 Che Z, Purushotham S, Cho K, et al. Recurrent neural networks for multivariate time series with missing values. *Sci Rep*, 2018, 8: 1–12
- 7 Chawla N V, Bowyer K W, Hall L O, et al. SMOTE: Synthetic minority over-sampling technique. *J Artif Intell Res*, 2002, 16: 321–357
- 8 He H, Bai Y, Garcia E A, et al. ADASYN: Adaptive synthetic sampling approach for imbalanced learning. In: the Proceedings of 2008 IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE World Congress on Computational Intelligence). Hong Kong, 2008. 1322–1328

- 9 Ji H, Xie K, Wen J, et al. FineMon: An innovative adaptive network telemetry scheme for fine-grained, multi-metric data monitoring with dynamic frequency adjustment and enhanced data recovery. *Proc ACM Manag Data*, 2024, 2: 1–26
- 10 Mi T, Tang D, Fu J, et al. Data augmentation for bias correction in mapping $PM_{2.5}$ based on satellite retrievals and ground observations. *Geosci Front*, 2024, 15: 101686
- 11 Yang G Y, Liu L, Xi C B. Bearing fault diagnosis based on SA-ACGAN data generation model (in Chinese). *China Mech Eng*, 2022, 33: 1613–1621 [杨光友, 刘浪, 习晨博. 自适应辅助分类器生成式对抗网络样本生成模型及轴承故障诊断. *中国机械工程*, 2022, 33: 1613–1621]
- 12 Arjovsky M, Chintala S, Bottou L. Wasserstein generative adversarial networks. In: the Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning. Sydney, 2017. 214–223
- 13 Al Olaimat M, Lee D, Kim Y, et al. A learning-based data augmentation for network anomaly detection. In: the Proceedings of 2020 29th International Conference on Computer Communications and Networks (ICCCN). Honolulu, 2020. 1–10
- 14 Praveen M R, Choudhury S, Kuchhal P, et al. Univariate exploratory data analysis of satellite telemetry. *Satell Commun Netw*, 2024, 42: 57–85
- 15 Lv C. Fault Diagnosis and Prediction—Principles, Technologies, and Applications (in Chinese). Beijing: Beihang University Press, 2012 [吕琛. 故障诊断与预测——原理、技术及应用. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2012]
- 16 Guo X H, Xu X H, Zhao S Q, et al. Satellite telemetry parameter trend forecast algorithm based on new information and applications (in Chinese). *J Astronaut*, 2010, 31: 1939–1943 [郭小红, 徐小辉, 赵树强, 等. 基于新息灰预测的卫星遥测参数状态预测及应用. *宇航学报*, 2010, 31: 1939–1943]
- 17 Iamsung C, Mosleh A, Modarres M. Computational algorithm for dynamic hybrid Bayesian network in on-line system health management applications. In: the Proceedings of 2014 International Conference on Prognostics and Health Management. Cheney, 2014. 1–8
- 18 Colantonio S, Di Bono M G, Pieri G, et al. System health state monitoring using multilevel artificial neural networks. In: the Proceedings of 2005 IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications. Messina, 2005. 50–55
- 19 Kumar V S, Srinivasan R, Amaresh N, et al. Modeling of various phases of micro satellite using timed Petri nets. In: the Proceedings of 2007 International Conference on Signal Processing, Communications and Networking. Chennai, 2007. 195–198
- 20 Zhu L S, Jiang B, Cheng Y H, et al. A dynamic ARMA modeling method for satellite telemetry data (in Chinese). *Aerosp Control*, 2017, 35: 37–50 [朱丽莎, 姜斌, 程月华, 等. 一种卫星遥测参数动态ARMA建模方法. *航天控制*, 2017, 35: 37–50]
- 21 Losik L. Stopping launch pad delays, launch failures, satellite infant mortalities and on orbit satellite failures using telemetry prognostic technology. In: the Proceedings of Forty-Third Annual International Telemetry Conference and Technical Exhibition. Las Vegas, 2007. 1–10
- 22 Peng Y, Liu D T. Data-driven prognostics and health management: A review of recent advances (in Chinese). *Chin J Sci Instrum*, 2014, 35: 481–495 [彭宇, 刘大同. 数据驱动故障预测和健康管理综述. *仪器仪表学报*, 2014, 35: 481–495]
- 23 Zhang X, Wang X, Tian H. Spacecraft in orbit fault prediction based on deep machine learning. In: the Proceedings of 2020 Second International Conference on Artificial Intelligence Technologies and Application (ICAITA). Dalian: IOP Publishing, 2020. 1–7
- 24 Ibrahim S K, Ahmed A, Zeidan M A E, et al. Machine learning methods for spacecraft telemetry mining. *IEEE Trans Aerosp Electro Syst*, 2019, 55: 1816–1827
- 25 Hu L Q, He C F, Cai Z Q, et al. Track circuit fault prediction method based on grey theory and expert system. *J Visual Commun Image Representation*, 2019, 58: 37–45
- 26 Song K, Zhao C, Liu J, et al. Research ON satellites fault diagnosis method based on artificial intelligence. In: the Proceedings of 2021 International Conference on Information Technology and Intelligent Control (CITIC 2021). Guilin: IOP Publishing, 2021. 1–7
- 27 Liu Q, Zhou J L, Jin G, et al. The reliability estimation of the momentum wheel based on the stochastic threshold Gauss-Brown failure-physics model (in Chinese). *J Astronaut*, 2009, 30: 2109–2115 [刘强, 周经伦, 金光, 等. 基于随机阈值的 Gauss-Brown 失效物理模型的动量轮可靠性评估. *宇航学报*, 2009, 30: 2109–2115]
- 28 Nan Y. Research on Health Management Algorithm of Spacecraft Based on Directed Graph (in Chinese). Dissertation for Master Degree. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2014 [南熠. 基于有向图的航天器健康管理算法研究. 硕士学位论文. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014]
- 29 Dai C, Pi D, Fang Z, et al. A novel long-term prediction model for hemispherical resonator gyroscope's drift data. *IEEE Sens J*, 2014, 14: 1886–1897
- 30 Gao Y, Yang T, Li W, et al. State trend prediction of spacecraft using PSO-SVR. In: the Proceedings of 27th Conference of Spacecraft TT&C Technology in China: Wider Space for TT&C. Guangzhou: Springer, 2015. 337–345

- 31 Wang Z Y, Song R W, Shi H. Bearing fault online diagnosis method based on dynamic Bayesian network (in Chinese). *J Taiyuan Univer Sci Tech*. 2023, 44: 303–308 [王泽渊, 宋仁旺, 石慧. 基于动态贝叶斯网络的轴承故障在线诊断方法. 太原科技大学学报, 2023, 44: 303–308]
- 32 Fang H Z, Shi H, Han L M, et al. Method of prognostic for satellite based on partial swarm optimized neural network (in Chinese). *Comput Meas Control*. 2013, 21: 1730–1733 [房红征, 史慧, 韩立明, 等. 基于粒子群优化神经网络的卫星故障预测方法. 计算机测量与控制, 2013, 21: 1730–1733]
- 33 Ma K H, Gao Y M, Li L, et al. Study on performance prediction method of satellite in orbit based on telemetry data (in Chinese). *Mod Electron Tech*, 2017, 40: 1–5 [马凯航, 高永明, 李磊, 等. 基于遥测数据的在轨卫星性能预测方法研究. 现代电子技术, 2017, 40: 1–5]
- 34 Liu M, Lu N Y, Cheng Y H, et al. Data-based incipient fault detection and prediction for satellite's attitude control system. In: the Proceedings of 2017 29th Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Chongqing: IEEE, 2017. 1202–1207
- 35 Li P H, Yang H L, Sun L L, et al. Application of gray prediction and time series model in spacecraft prognostic (in Chinese). *Comput Meas Control*, 2011, 19: 111–113 [李培华, 杨海龙, 孙伶俐, 等. 灰预测与时间序列模型在航天器故障预测中的应用. 计算机测量与控制, 2011, 19: 111–113]
- 36 Xiao F. Research of Fault Prediction Methods Based on Time Series Analysis and Intelligent Algorithm (in Chinese). Dissertation for Master Degree. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2014 [肖飞. 基于时间序列分析和智能算法的故障预测方法研究. 硕士学位论文. 北京: 北京化工大学, 2014]
- 37 Dai W F. Trend Analysis and Prediction Algorithm of Satellite in Orbit Mutation Status (in Chinese). Dissertation for Master Degree. Beijing: University of Electronic Science and Technology of China, 2016 [戴维夫. 卫星在轨状态异变的演变趋势分析与预测算法研究. 硕士学位论文. 北京: 电子科技大学, 2016]
- 38 Liu D, Luo Y, Liu J, et al. Lithium-ion battery remaining useful life estimation based on fusion nonlinear degradation AR model and RPF algorithm. *Neural Comput Appl*, 2014, 25: 557–572
- 39 Wu M H, Xu A Q, Zhou X C, et al. Research on fault prediction of dynamically tuned gyroscope based on time series analysis (in Chinese). *Comput Meas Control*, 2014, 22: 321–324 [吴明辉, 许爱强, 周小程, 等. 基于时间序列分析的动调陀螺仪故障预测研究. 计算机测量与控制, 2014, 22: 321–324]
- 40 Elsaid A, Wild B, Higgins J, et al. Using LSTM recurrent neural networks to predict excess vibration events in aircraft engines. In: the Proceedings of 2016 IEEE 12th International Conference on e-Science (e-Science). Baltimore: IEEE, 2016. 260–269
- 41 He Y, Gao X, Chen F, et al. Missing-signal tolerant condition monitoring via multiscale features and domain adaptation. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2024, 73: 1–14
- 42 Zhang Y S, Fan L, Mu C Y, et al. Research on spacecraft in orbit perception based on artificial neural networks and digital twin technology using grating arrays. *Opt Express*, 2024, 32: 13065–13081
- 43 Jiang L X, Li H W, Yang G Q, et al. A survey of spacecraft autonomous fault diagnosis research (in Chinese). *J Astronaut*, 2009, 30: 1320–1326 [姜连祥, 李华旺, 杨根庆, 等. 航天器自主故障诊断技术研究进展. 宇航学报, 2009, 30: 1320–1326]
- 44 Wang S Q. Research and Application on Fault Diagnosis in Sensor Deficient Industrial Processes (in Chinese). Dissertation for Master Degree. Hangzhou: Zhejiang University, 2024 [王少琦. 面向稀疏传感工业过程的故障诊断方法研究及应用. 硕士学位论文. 杭州: 浙江大学, 2024]
- 45 Wang Y G, Mao B N, Gao D. SINS fault detection based on compensation t-OPT noise (in Chinese). *Aerosp Control*, 2023, 41: 26–32 [王永刚, 毛博年, 高东. 一种补偿t-OPT噪声的冗余捷联惯组故障检测方法. 航天控制, 2023, 41: 26–32]
- 46 Wang X, Zhang G Y. Load protection detection method for 10 kV furnace transformer in 35 kV substation based on wavelet transform (in Chinese). *Ind Heat*, 2024, 53: 80–84 [王欣, 张恭源. 基于小波变换的35kV变电站供10kV电炉变压器负荷保护检测方法. 工业加热, 2024, 53: 80–84]
- 47 Hu G Q, Zhang Y S. Outlier detection based on local constant fitting (in Chinese). *Stat Decis*, 2021, 37: 15–18 [胡冠翎, 张宇山. 基于局部常数拟合的异常值检测. 统计与决策, 2021, 37: 15–18]
- 48 Liang H Y, Zhang W H, Wang Z H, et al. Fault detection and prognosis approach for satellite flywheel based on set-membership estimation (in Chinese). *Acta Aeronaut Astronaut Sin*, 2022, 43: 505–516 [梁寒玉, 张文瀚, 王振华, 等. 基于集员估计的卫星飞轮故障检测与预测方法. 航空学报, 2022, 43: 505–516]
- 49 Li N, Zhang Y Y, Li Y J. A diagnosis algorithm for abnormal data of spin-stabilized satellite attitude sensors (in Chinese). *J Astronaut*, 2011, 32: 1327–1332 [李楠, 张云燕, 李言俊. 一种自旋稳定卫星姿态传感器数据异常的诊断方法. 宇航学报, 2011, 32: 1327–1332]
- 50 Wei X, Mu X D, Zeng Z J, et al. Fault diagnosis of spacecraft tracking telemetry and control systems based on resident network (in Chinese). *J*

- Ordnance Equip Eng, 2023, 44: 254–260 [魏轩, 慕晓冬, 曾昭菊, 等. 基于残差网络的航天器测控系统诊断. 兵器装备工程学报, 2023, 44: 254–260]
- 51 Sun H. Research and System Implementation of Data-Driven Fault Detection and Prediction Methods for Navigation Satellite (in Chinese). Dissertation for Master Degree. Beijing: China Electronics Technology Group Corporation Electronic Science Research Institute, 2023 [孙昊. 数据驱动的导航卫星故障检测与预测方法研究与系统实现. 硕士学位论文. 北京: 中国电子科技集团公司电子科学研究院, 2023]
 - 52 Huang J, Liu Y, Zhong M Y, et al. Fault diagnosis of satellite attitude control systems using random forest algorithm (in Chinese). J Astronaut, 2021, 42: 513–521 [黄瑾, 刘洋, 钟麦英, 等. 利用随机森林算法的卫星控制系统故障诊断. 宇航学报, 2021, 42: 513–521]
 - 53 Pang J Y, Zhao G Q. Digital twin-driven multi-algorithms adaptive selection for fault detection of space power system (in Chinese). J Electron Meas Instrum, 2022, 36: 91–99 [庞景月, 赵光权. 数字孪生驱动多算法自适应选择的空间电源系统故障检测. 电子测量与仪器学报, 2022, 36: 91–99]
 - 54 Iiyama K, Neamati D, Gao G. Autonomous constellation fault monitoring with inter-satellite links: A rigidity-based approach. arXiv: 2406.09759
 - 55 Cuéllar S, Santos M, Alonso F, et al. Explainable anomaly detection in spacecraft telemetry. [Eng Appl Artif Intell](#), 2024, 133: 108083
 - 56 Li T, Baireddy S, Comer M, et al. Multi-channel anomaly detection for spacecraft time series using MAP estimation. [IEEE Trans Aerosp Electron Syst](#), 2024, 60: 5842–5855
 - 57 Lakey D, Schlippe T. A comparison of deep learning architectures for spacecraft anomaly detection. In: the Proceedings of 2024 IEEE Aerospace Conference. Big Sky: IEEE, 2024. 1–11
 - 58 Yash P, Gundawar S, Kumar N, et al. Multiforecast-based early anomaly detection for spacecraft health monitoring. In: the Proceedings of 7th Joint International Conference on Data Science & Management of Data (11th ACM IKDD CODS and 29th COMAD) (CODS-COMAD '24). New York, 2024. 275–283
 - 59 Li H, Zhang M, Zhang X, et al. Research on spacecraft anomaly detection method based on neural networks. In: the Proceedings of Fourth International Conference on Sensors and Information Technology (ICSI 2024). Xiamen, 2024. 55–62
 - 60 Wu Y, Dai H N, Tang H. Graph neural networks for anomaly detection in industrial internet of things. [IEEE Internet Things J](#), 2022, 9: 9214–9231
 - 61 Xing Y, Wu H X, Wang X L, et al. Survey of fault diagnosis and fault-tolerance control technology for spacecraft (in Chinese). J Astronaut, 2003, 24: 221–226 [邢琰, 吴宏鑫, 王晓磊, 等. 航天器故障诊断与容错控制技术综述. 宇航学报, 2003, 24: 221–226]
 - 62 Patton R J, Frank P M, Clark R N. Issues of Fault Diagnosis for Dynamic Systems. Berlin: Springer Science & Business Media, 2013
 - 63 Liang H, Liu Y, Liu C, et al. Fault diagnosis with spacecraft high-dimensional data based on machine learning. In: the Proceedings of 2021 CAA Symposium on Fault Detection, Supervision, and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS). Chengdu, 2021. 1–6
 - 64 Liang H, Liu C, Liu W, et al. Intelligent fault diagnosis method of spacecraft control system based on sequence data-image mapping. [Math Found Comput](#), 2024, 7: 171–194
 - 65 Shao H, Jiang H, Wang F, et al. An enhancement deep feature fusion method for rotating machinery fault diagnosis. [Knowledge-Based Syst](#), 2017, 119: 200–220
 - 66 Sun J, Xiao Z, Xie Y. Automatic multi-fault recognition in TFDS based on convolutional neural network. [Neurocomputing](#), 2017, 222: 127–136
 - 67 Qiu X, Ren Y, Suganthan P N, et al. Empirical mode decomposition based ensemble deep learning for load demand time series forecasting. [Appl Soft Comput](#), 2017, 54: 246–255
 - 68 Lu C, Wang Z, Zhou B. Intelligent fault diagnosis of rolling bearing using hierarchical convolutional network based health state classification. [Adv Eng Inf](#), 2017, 32: 139–151
 - 69 Dong Y. An application of deep neural networks to the in-flight parameter identification for detection and characterization of aircraft icing. [Aerosp Sci Tech](#), 2018, 77: 34–49
 - 70 Ren H, Qu J F, Chai Y, et al. Deep learning for fault diagnosis: The state of the art and challenge (in Chinese). Control Decis, 2017, 32: 1345–1358 [任浩, 屈剑锋, 柴毅, 等. 深度学习在故障诊断领域中的研究现状与挑战. 控制与决策, 2017, 32: 1345–1358]
 - 71 Jiang H, Li X, Shao H, et al. Intelligent fault diagnosis of rolling bearings using an improved deep recurrent neural network. [Meas Sci Technol](#), 2018, 29: 065107
 - 72 Shao H, Jiang H, Li X, et al. Rolling bearing fault detection using continuous deep belief network with locally linear embedding. [Comput Industry](#), 2018, 96: 27–39

- 73 Haidong S, Hongkai J, Xingqiu L, et al. Intelligent fault diagnosis of rolling bearing using deep wavelet auto-encoder with extreme learning machine. *Knowledge-Based Syst*, 2018, 140: 1–14
- 74 Ahmed H O A, Wong M L D, Nandi A K. Intelligent condition monitoring method for bearing faults from highly compressed measurements using sparse over-complete features. *Mech Syst Signal Process*, 2018, 99: 459–477
- 75 Shao H, Jiang H, Zhao H, et al. A novel deep autoencoder feature learning method for rotating machinery fault diagnosis. *Mech Syst Signal Process*, 2017, 95: 187–204
- 76 Jiang H K, Shao H D, Li X Q. Deep learning theory with application in intelligent fault diagnosis of aircraft (in Chinese). *J Mech Eng*, 2019, 55: 27–34 [姜洪开, 邵海东, 李兴球. 基于深度学习的飞行器智能故障诊断方法. 机械工程学报, 2019, 55: 27–34]
- 77 Yuan L, Wang S Y. A review on development of intelligent health management technology for spacecraft control systems (in Chinese). *Acta Aeronaut Astronaut Sin*, 2021, 42: 122–136 [袁利, 王淑一. 航天器控制系统智能健康管理技术发展综述. 航空学报, 2021, 42: 122–136]
- 78 Ahn H, Jung D, Choi H L. Deep generative models-based anomaly detection for spacecraft control systems. *Sensors*, 2020, 20: 1–20
- 79 Geng F L, Li S, Huang X X, et al. Fault diagnosis and tolerant control of spacecraft attitude control system via deep neural network (in Chinese). *Chin Space Sci Technol*, 2020, 40: 1–12 [耿飞龙, 李爽, 黄旭星, 等. 基于深度神经网络的航天器姿态控制系统故障诊断与容错控制研究. 中国空间科学技术, 2020, 40: 1–12]
- 80 Liang H Y, Liu C R, Liu W J, et al. Intelligent fault diagnosis method for spacecraft based on sequence-image mapping (in Chinese). *Flight Control Detection*, 2024, 7: 62–71 [梁寒玉, 刘成瑞, 刘文静, 等. 基于序列-图像映射的航天器智能故障诊断方法. 飞控与探测, 2024, 7: 62–71]
- 81 Li K, Wu Y, Song S, et al. A novel method for spacecraft electrical fault detection based on FCM clustering and WPSVM classification with PCA feature extraction. *Proc Inst Mech Eng Part G-J Aerospace Eng*, 2017, 231: 98–108
- 82 Ni P, Wen X. Fault diagnosis of satellite attitude actuator based on recurrent neural network (in Chinese). *Chin Space Sci Tech*, 2021, 41: 121–126 [倪平, 闻新. 基于循环神经网络的卫星姿态执行器故障诊断. 中国空间科学技术, 2021, 41: 121–126]
- 83 Wan L, Dai B, Jiang H. Design of spacecraft fault detection system based on autonomous diagnosis and reconstruction technology (in Chinese). *Comput Meas Control*, 2021, 29: 5–9 [万磊, 戴滨, 蒋寒. 基于自主诊断重构技术的航天器故障检测系统设计. 计算机测量与控制, 2021, 29: 5–9]
- 84 Wang R, Cheng Y, Xu M. Analytical redundancy based fault diagnosis scheme for satellite attitude control systems. *J Franklin Inst*, 2015, 352: 1906–1931
- 85 Baldi P, Blanke M, Castaldi P, et al. Combined geometric and neural network approach to generic fault diagnosis in satellite actuators and sensors. *IFAC-PapersOnLine*, 2016, 49: 432–437
- 86 Marzat J, Piet-Lahanier H, Damongeot F, et al. Model-based fault diagnosis for aerospace systems: A survey. *Proc Inst Mech Eng Part G-J Aerospace Eng*, 2012, 226: 1329–1360
- 87 Xing Y, Wei C L. Fault location of single redundant gyroscopes based on estimated angular rate using quaternion (in Chinese). *J Astronaut*, 2003, 24: 410–413 [邢琰, 魏春岭. 基于四元数估计角速率的陀螺故障定位. 宇航学报, 2003, 24: 410–413]
- 88 Xing Y, Wu H X. A fault isolation method for infrared earth sensors and gyroscopes (in Chinese). *Comput Technol Autom*, 2003, 22: 74–76 [邢琰, 吴宏鑫. 一种红外地球敏感器和陀螺的故障隔离方法. 计算技术与自动化, 2003, 22: 74–76]
- 89 Boskovic J D, Bergstrom S E, Mehra R K. Robust integrated flight control design under failures, damage, and state-dependent disturbances. *J Guidance Control Dyn*, 2005, 28: 902–917
- 90 Chen W, Saif M. Observer-based fault diagnosis of satellite systems subject to time-varying thruster faults. *J Dynamic Syst Measure Control*, 2007, 129: 352–356
- 91 Xiong K, Chan C, Zhang H. Detection of satellite attitude sensor faults using the UKF. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2007, 43: 480–491
- 92 Tudoroiu N, Khorasani K. Satellite fault diagnosis using a bank of interacting Kalman filters. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2007, 43: 1334–1350
- 93 Henry D. Fault diagnosis of microscope satellite thrusters using H_∞/H_- filters. *J Guidance Control Dyn*, 2008, 31: 699–711
- 94 Pirmoradi F N, Sassani F, de Silva C W. Fault detection and diagnosis in a spacecraft attitude determination system. *Acta Astronaut*, 2009, 65: 710–729
- 95 Gao Z F, Jiang B, Shi P, et al. Sensor fault estimation and compensation for microsatellite attitude control systems. *Int J Control Autom Syst*, 2010, 8: 228–237

- 96 Alwi H, Edwards C, Marcos A. FDI for a Mars orbiting satellite based on a sliding mode observer scheme. In: the Proceedings of 2010 Conference on Control and Fault-Tolerant Systems (SysTol). Nice, 2010. 125–130
- 97 Gao C, Zhao Q, Duan G. Robust actuator fault diagnosis scheme for satellite attitude control systems. *J Franklin Inst*, 2013, 350: 2560–2580
- 98 Zhang J, Swain A K, Nguang S K. Robust sensor fault estimation scheme for satellite attitude control systems. *J Franklin Inst*, 2013, 350: 2581–2604
- 99 Li W B, Wang D Y, Liu C R. Quantitative evaluation of actual fault diagnosability for dynamic systems (in Chinese). *Acta Autom Sin*, 2015, 41: 497–507 [李文博, 王大轶, 刘成瑞. 动态系统实际故障可诊断性的量化评价研究. *自动化学报*, 2015, 41: 497–507]
- 100 Tang W T, Wang Z H, Wang Y, et al. Fault diagnosis for uncertain systems based on unknown input set-membership filters (in Chinese). *Acta Autom Sin*, 2018, 44: 1717–1724 [汤文涛, 王振华, 王烨, 等. 基于未知输入集员滤波器的不确定系统故障诊断. *自动化学报*, 2018, 44: 1717–1724]
- 101 Zhong M, Liu C, Zhou D, et al. Probability analysis of fault diagnosis performance for satellite attitude control systems. *IEEE Trans Ind Inf*, 2019, 15: 5867–5876
- 102 Li L L, Niu R, Shao Z J, et al. Gyroscope fault diagnosis based on dedicated Kalman filter scheme (in Chinese). *Control Theory Appl*, 2019, 36: 1501–1508 [李利亮, 牛睿, 邵志杰, 等. 基于专用卡尔曼滤波器思想的陀螺故障诊断. *控制理论与应用*, 2019, 36: 1501–1508]
- 103 Wang D, Fu F, Li W, et al. A review of the diagnosability of control systems with applications to spacecraft. *Annu Rev Control*, 2020, 49: 212–229
- 104 Rahimi A, Kumar K D, Alighanbari H. Fault isolation of reaction wheels for satellite attitude control. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2019, 56: 610–629
- 105 Hao H, Wang N H. Research on wavelet analysis based on fault diagnosis for attitude control subsystem of spacecraft (in Chinese). *Aerosp control*, 2005, 23: 73–78 [郝慧, 王南华. 基于小波分析的航天器姿态控制系统故障诊断方法研究. *航天控制*, 2005, 23: 73–78]
- 106 Wu Q, Saif M. Robust fault detection and diagnosis for a multiple satellite formation flying system using second order sliding mode and wavelet networks. In: the Proceedings of 2007 American Control Conference. New York, 2007. 426–431
- 107 Wang Z H, Shen Y, Zhang X L. Satellite gyroscope fault diagnosis based on parity relation and empirical mode decomposition (in Chinese). *J Nanjing Univer Sci Technol*, 2021, 35: 127–131 [王振华, 沈毅, 张筱磊. 基于等价关系和经验模态分解的卫星陀螺故障诊断. *南京理工大学学报*, 2021, 35: 127–131]
- 108 Wei M M. Research and Application of Machine Learning in Trend Prediction (in Chinese). Dissertation for Master Degree. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2019 [魏敏敏. 机器学习在趋势预测中的研究及应用. 硕士学位论文. 西安: 西安理工大学, 2019]
- 109 Dai C L. Research on Lifespan Prediction for Hemispherical Resonator Gyroscope (in Chinese). Dissertation for Master Degree. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2014 [代成龙. 半球谐振陀螺仪寿命预测方法研究. 硕士学位论文. 南京: 南京航空航天大学, 2014]
- 110 Zhu J, Chen N, Peng W. Estimation of bearing remaining useful life based on multiscale convolutional neural network. *IEEE Trans Ind Electron*, 2019, 66: 3208–3216
- 111 Ali M, Scharnhorst D A, Ai C S, et al. A flight expert system (FLES) for on-board fault monitoring and diagnosis. In: the Proceedings of Applications of Artificial Intelligence III. Orlando, 1986. 58–61
- 112 Wang N H, Ni X Z, Li D, et al. An on-ground real-time fault diagnosis expert system for the satellite attitude control system (SCRDES) (in Chinese). *Aerosp Control*, 1991, 9: 37–44 [王南华, 倪行震, 李丹, 等. 卫星控制系统地面实时故障诊断专家系统SCRDES. *航天控制*, 1991, 9: 37–44]
- 113 Xie M, Lou X, Luo Q. Reviewed and developing trend of spacecraft fault diagnosis technology (in Chinese). *Software*, 2016, 7: 70–74 [谢敏, 楼鑫, 罗芊. 航天器故障诊断技术综述及发展趋势. *软件*, 2016, 7: 70–74]
- 114 Su L, Shang C X, Liu W J. Survey on the technology of fault diagnosis for spacecraft attitude control system (in Chinese). *J Changchun University Sci Technol (Nat Sci Ed)*, 2010, 33: 23–27 [苏林, 尚朝轩, 刘文静. 航天器姿态控制系统故障诊断方法概述. *长春理工大学学报: 自然科学版*, 2010, 33: 23–27]
- 115 Talebi H A, Khorasani K, Tafazoli S. A Recurrent neural-network-based sensor and actuator fault detection and isolation for nonlinear systems with application to the satellite's attitude control subsystem. *IEEE Trans Neural Netw*, 2008, 20: 45–60
- 116 Huang Y, Li S, Sun J. Mars entry fault-tolerant control via neural network and structure adaptive model inversion. *Adv Space Res*, 2019, 63: 557–571

- 117 Li Z Q, Ma L, Khorasani K. A dynamic neural network-based reaction wheel fault diagnosis for satellites. In: the Proceedings of 2006 IEEE International Joint Conference on Neural Network Proceedings. Vancouver, 2006. 3714–3721
- 118 Sheng G, Wei Z, Xu H, et al. Neural network-based fault diagnosis scheme for satellite attitude control system. In: the Proceedings of 2018 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Shenyang, 2018. 3990–3995
- 119 Cheng Y, Wang R, Xu M. A combined model-based and intelligent method for small fault detection and isolation of actuators. *IEEE Trans Ind Electron*, 2015, 63: 2403
- 120 Hayden S, Sweet A, Christa S. Livingstone model-based diagnosis of Earth Observing One. In: the Proceedings of AIAA 1st Intelligent Systems Technical Conference. Chicago, 2004
- 121 Gao W, Xing Y, Wang N H. Fault diagnosis approach based on qualitative model (in Chinese). *Aerosp Control Appl*, 2009, 35: 25–29 [高伟, 邢琰, 王南华. 基于定性模型的故障诊断方法. *空间控制技术与应用*, 2009, 35: 25–29]
- 122 Yan Z. Investigation on Model-Based Fault Diagnosis Methods for Spacecraft Propulsion System (in Chinese). Dissertation for Doctoral Degree. Changsha: National University of Defense Technology, 2013 [晏政. 航天器推进系统基于定性模型的故障诊断方法研究. 博士学位论文. 长沙: 国防科学技术大学, 2013]
- 123 Li Z, Liu G, Zhang R, et al. Fault detection, identification and reconstruction for gyroscope in satellite based on independent component analysis. *Acta Astronaut*, 2011, 68: 1015–1023
- 124 Hu D, Sarosh A, Dong Y F. A novel KFCM based fault diagnosis method for unknown faults in satellite reaction wheels. *ISA Trans*, 2012, 51: 309–316
- 125 Ortiz N, Hernandez R D, Jimenez R, et al. Survey of biometric pattern recognition via machine learning techniques. *Contemp Eng Sci*, 2018, 11: 1677–1694
- 126 Li X, Du W, Zhang L. Fault diagnosis and tolerant control of spacecraft via interacting multiple model. In: the Proceedings of 2024 IEEE 7th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). Chongqing, 2024. 640–645
- 127 Xie C-L, Yang S-M, Cheng Y-Q, et al. Multiple model fault diagnosis and fault tolerant control for the launch vehicle's attitude control system. *Aeronaut J*, 2024, 128: 1875–1894
- 128 Abbasi Nozari H, Sadati Rostami S J, Castaldi P, et al. Hybrid robust fault detection and isolation of satellite reaction wheel actuators. *J Control Decision*, 2024, 11: 117–131
- 129 Liu Y J. Equipment architecture based on fault diagnosis and health management expert system (in Chinese). *Radio Commun Technol*, 2021, 47: 259–268 [刘雅娟. 基于故障诊断与健康专家系统的装备体系架构. *无线电通信技术*, 2021, 47: 259–268]
- 130 Gong W, Chen H, Zhang Z, et al. A novel deep learning method for intelligent fault diagnosis of rotating machinery based on improved CNN-SVM and multichannel data fusion. *Sensors*, 2019, 19: 1693
- 131 Zhang C. Research on Bearing Fault Diagnosis Based on Deep Learning (in Chinese). Dissertation for Master Degree. Baotou: Inner Mongolia University of Science & Technology, 2020 [张晨. 基于深度学习的轴承故障诊断研究. 硕士学位论文. 包头: 内蒙古科技大学, 2020]
- 132 Cabrera D, Sancho F, Li C, et al. Automatic feature extraction of time-series applied to fault severity assessment of helical gearbox in stationary and non-stationary speed operation. *Appl Soft Comput*, 2017, 58: 53–64
- 133 Eren L, Ince T, Kiranyaz S. A generic intelligent bearing fault diagnosis system using compact adaptive 1D CNN classifier. *J Sign Process Syst*, 2019, 91: 179–189
- 134 Afrasiabi S, Afrasiabi M, Parang B, et al. Real-time bearing fault diagnosis of induction motors with accelerated deep learning approach. In: the Proceedings of 2019 10th International Power Electronics, Drive Systems and Technologies Conference (PEDSTC). Shiraz, 2019. 155–159
- 135 Afrasiabi S, Afrasiabi M, Parang B, et al. Wind turbine fault diagnosis with generative-temporal convolutional neural network. In: the Proceedings of 2019 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2019 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC/I&CPS Europe). Genova, 2019. 1–5
- 136 Chen X Q, Geng Y H, Zhang S J, et al. A mixed H_2/H_∞ approach to integrated fault diagnostic and fault-tolerant control (in Chinese). *J Astronaut*, 2007, 28: 890–896 [陈雪芹, 耿云海, 张世杰, 等. 基于混合 H_2/H_∞ 的集成故障诊断与容错控制研究. *宇航学报*, 2007, 28: 890–896]
- 137 Chen X Q, Zhang Y C, Geng Y H, et al. IMM/EA-based on-orbit reconfigurable fault-tolerant control for satellite attitude control system (in Chinese). *Syst Eng Electron*, 2007, 29: 774–777 [陈雪芹, 张迎春, 耿云海, 等. 基于IMM/EA的卫星姿态控制系统重构容错控制. *系统工程与电子技术*, 2007, 29: 774–777]

- 138 Zhao H, Liu M, Sun Y, et al. Automated design of fault diagnosis CNN network for satellite attitude control systems. *IEEE Trans Cybern*, 2024, 54: 4028–4038
- 139 Jado R, Moncayo H. Deep-learning based multiple-model bayesian architecture for spacecraft fault estimation. In: the Proceedings of AIAA SCITECH 2024 Forum. Orlando, 2024
- 140 Barzegar A, Rahimi A. A dissipativity-based robust fault diagnosis approach for clusters of small satellites. *Acta Astronaut*, 2024, 214: 182–195
- 141 Dong Y, Zhan Y, Xie H. Deep learning based fault diagnosis methods for satellite power system. In: the Proceedings of 2024 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC). Ayia Napa, 2024. 84–89
- 142 Zhao Z Y. Research on Health Status Assessment and Remaining Useful Life Prediction of Aero-Engine Fuel Distributor (in Chinese). Dissertation for Master Degree. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2023 [赵子仪. 航空发动机燃油分配器健康状态评估及寿命预测研究. 硕士学位论文. 沈阳: 沈阳工业大学, 2023]
- 143 Wang C C. Study on Multi-Scale Analysis of Vibration Load Spectrum and Health Status Assessment Method for Quayside Crane Hoisting Reduction Gearbox (in Chinese). Dissertation for Doctoral Degree. Shanghai: Shanghai Maritime University, 2022 [汪灿灿. 面向岸桥起升减速箱振动载荷谱的多尺度分析与健康状态评估方法研究. 博士学位论文. 上海: 上海海事大学, 2022]
- 144 Zhou F. Research on State of Health Estimation and Remaining Useful Life Prediction of The Lithium-Ion Battery (in Chinese). Dissertation for Master Degree. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2016 [邹峰. 锂离子电池健康状态评估及剩余使用寿命预测技术研究. 硕士学位论文. 南京: 南京航空航天大学, 2016]
- 145 Lu N, Sun Y, Peng P, et al. Data-driven state of health estimation for sodium-ion batteries (in Chinese). *J Power Supply*, 2024, 22: 1–10 [陆楠, 孙越, 彭鹏, 等. 数据驱动的钠离子电池健康状态评估方法研究. 电源学报, 2024, 22: 1–10]
- 146 Wang Y. Research on Spacecraft Power Supply Components and System Health Evaluation Method Based on Telemetry Data (in Chinese). Dissertation for Master Degree. Changsha: National University of Defense Technology, 2021 [王羽. 基于遥测数据的航天器电源部件及系统健康状态评估方法研究. 硕士学位论文. 长沙: 国防科技大学, 2021]
- 147 Yang Z. PHM Method Based on State Estimation and Fusion Prediction (in Chinese). Dissertation for Master Degree. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020 [杨泽. 基于状态估计与融合预测的PHM方法研究. 硕士学位论文. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020]
- 148 Lu Z. Research on Assessment Methods of Health Status for On-Orbit Satellite (in Chinese). Dissertation for Master Degree. Changsha: National University of Defense Technology, 2017 [陆峥. 卫星在轨健康状态评估方法研究. 硕士学位论文. 长沙: 国防科技大学, 2017]
- 149 Xia K X. Research on Autonomous Health State Assessment Method of Micro-Satellite (in Chinese). Dissertation for Master Degree. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016 [夏开心. 微纳卫星自主健康状态评估方法研究. 硕士学位论文. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016]
- 150 Zhang Z, He W, Li H, et al. An interpretable spacecraft flywheel system health status assessment method under perturbation. *Meas Sci Technol*, 2024, 35: 096207
- 151 Zhang T, Zeng Y, Huang X, et al. Reliability evaluation of spacecraft power generation performance with competitive failure processes under irradiation. *Qual Reliability Eng*, 2024, 40: 3304–3319
- 152 Liang H Y, Liu C R, Xu H Y, et al. Prediction method of spacecraft health status based on unsupervised clustering and LSTM networks learning (in Chinese). *Aerosp Control Appl*, 2023, 49: 96–105 [梁寒玉, 刘成瑞, 徐赫屿, 等. 基于无监督聚类与LSTM网络的航天器健康状态预测方法. 空间控制技术与应用, 2023, 49: 96–105]
- 153 Zhu L, Jiang B, Cheng Y. Life prediction methods based on data-driven: Review and trend. In: the Proceedings of 2016 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference (CGNCC). Nanjing, 2016. 1682–1686
- 154 Patterson-Hine A, Hindson W, Sanderfer D, et al. A model-based health monitoring and diagnostic system for the UH-60 helicopter. In: the Proceedings of AHS International 57th Annual Forum and Technology Display. Washington, 2001. 1–13
- 155 Orsagh R, Roemer M, Sheldon J, et al. A comprehensive prognostics approach for predicting gas turbine engine bearing life. In: the Proceedings of Turbo Expo: Power for Land, Sea, and Air. Vienna, 2004. 777–785
- 156 Zhang J X, Hu C H, Zhou Z J, et al. Multiple degradation variables modeling for remaining useful life estimation of gyros based on Copula function (in Chinese). *Acta Aeronaut Astronaut Sin*, 2014, 35: 1111–1121 [张建勋, 胡昌华, 周志杰, 等. 多退化变量下基于Copula函数的陀螺仪剩余寿命预测方法. 航空学报, 2014, 35: 1111–1121]
- 157 Byington C S, Watson M, Roemer M J, et al. Prognostic enhancements to gas turbine diagnostic systems. In: the Proceedings of 2003 IEEE Aerospace Conference. Big Sky, 2003. 3247–3255
- 158 Liu Z, Li Q, Liu X, et al. A hybrid LSSVR/HMM-based prognostic approach. *Sensors*, 2013, 13: 5542–5560

- 159 Sun Y, Ma L, Mathew J, et al. Mechanical systems hazard estimation using condition monitoring. *Mech Syst Signal Process*, 2006, 20: 1189–1201
- 160 Wang W, Zhang W. A model to predict the residual life of aircraft engines based upon oil analysis data. *Naval Res Logistics*, 2005, 52: 276–284
- 161 Qi H, Jiang B, Lu N, et al. The residual life prediction of the satellite attitude control system based on Petri net. In: the Proceedings of 2014 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-2014 Hunan). Zhangjiajie, 2014. 266–270
- 162 Shi Q, Hu C H, Si X S, et al. Remaining useful lifetime prediction method of controlled systems considering performance degradation of actuator (in Chinese). *Acta Autom Sin*, 2019, 45: 941–952 [施权, 胡昌华, 司小胜, 等. 考虑执行器性能退化的控制系统剩余寿命预测方法. *自动化学报*, 2019, 45: 941–952]
- 163 Qi J, Zhu R, Liu C, et al. Anomaly detection and multi-step estimation based remaining useful life prediction for rolling element bearings. *Mech Syst Signal Processing*, 2024, 206: 110910
- 164 Simani S, Lam Y P, Farsoni S, et al. Dynamic neural network architecture design for predicting remaining useful life of dynamic processes. *J Date Sci Intell Syst*, 2024, 2: 141–152
- 165 Yang J, Tang S, Fang P, et al. Remaining useful life prediction of implicit linear Wiener degradation process based on multi-source information. *Proc Inst Mech Eng Part O: J Risk Reliabil* 2024, 238: 93–111
- 166 Zhang J, Zhang C, Xu S, et al. Remaining life prediction of bearings based on improved IF-SCINet. *IEEE Access*, 2024, 12: 19598–19611
- 167 Peng X Y, Pang J Y, Peng Y, et al. Review on anomaly detection of spacecraft telemetry data (in Chinese). *Chin J Sci Instrum*, 2016, 37: 1929–1945 [彭喜元, 庞景月, 彭宇, 等. 航天器遥测数据异常检测综述. *仪器仪表学报*, 2016, 37: 1929–1945]
- 168 Li R X, Zhang Z X. Enlightenment of ISS health management system on construction of china space station (in Chinese). *Manned Spaceflight*, 2020, 26: 120–127 [李瑞雪, 张泽旭. 国际空间站健康管理系统对我国空间站建设的启示. *载人航天*, 2020, 26: 120–127]
- 169 Martnez-Heras J A, Donati A, Fischer A. DrMUST-a data mining approach for anomaly investigation. In: the Proceedings of SpaceOps 2012 Conference. Stockholm, 2012. 1–6
- 170 Li H, Pan D, Chen C P. Reliability modeling and life estimation using an expectation maximization based wiener degradation model for momentum wheels. *IEEE Trans Cybern*, 2015, 45: 969–977

Intelligent and precise operation and maintenance of unmanned space system: Mechanisms, technologies and applications

LI WenBo^{1,2,3}, LIANG HanYu^{1,2*}, LIU Qie⁴, WANG KunPeng⁵, LIU ChengRui^{1,2,3},
LIU WenJing^{1,2}, ZHANG Yan¹, XU HeYu¹, HUANG XiaoFeng⁶,
WANG Tong⁶ & YE ZhiLing⁶

¹ Beijing Institute of Control Engineering, Beijing 100094, China

² National Key Laboratory of Space Intelligent Control, Beijing 100094, China

³ College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China

⁴ School of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China

⁵ School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China

⁶ Beijing Institute of Spacecraft System Engineering, Beijing 100094, China

*Corresponding author (email: leung_lucy@163.com)

Operation and maintenance technology is an important guarantee for the safe, reliable and autonomous operation of unmanned space systems, such as Earth-orbiting satellites, deep-space probes, hypersonic vehicles, and lunar/Martian rovers. Aiming at the existing remote centralized operation and maintenance method, which suffer from the problems of low execution efficiency and low precision, this paper proposed a distributed cloud-based cooperative operation and maintenance mechanism supporting privacy protection, providing an effective way to solve the challenges of “insufficient resource allocation, incomplete a priori knowledge, and insecure information interaction”. On this basis, we focused on the three core elements of AI technology, namely “data, model, and algorithm”. Then, we summarized and sorted out the research status and application of six key core technologies for intelligent and precise operation and maintenance of unmanned space system, such as data enhancement, state monitoring, anomaly detection, fault diagnosis, health assessment, and lifetime prediction. Finally, combined with the future mission requirements of aerospace missions and the development trend of artificial intelligence technology, the possible future development trend of intelligent and precise operation and maintenance technology for unmanned space system is analyzed and prospected.

unmanned space system, intelligent and precise operation and maintenance, cloud-edge collaboration mechanism, privacy protection

PACS: 07.05.Dz, 45.80.+r, 84.40.Xb, 91.10.FC, 98.80.-k

doi: [10.1360/SSPMA-2024-0337](https://doi.org/10.1360/SSPMA-2024-0337)