



中国人工智能学会系列白皮书

航天器智能精准运维 2025

中国人工智能学会

二〇二五年七月



中国人工智能学会
Chinese Association for Artificial Intelligence

中国人工智能学会系列白皮书 ——航天器智能精准运维2025

中国人工智能学会
二〇二五年十一月

《中国人工智能学会系列白皮书》编委会

主任：戴琼海

执行主任：马华东

副主任：赵春江 何友 王恩东 郑庆华 刘成林
周志华 孙富春 庄越挺 胡德文 杜军平
杨强

委员：陈松灿 董振江 付宜利 高新波 公茂果
古天龙 何清 胡清华 黄河燕 季向阳
蒋田仔 林浩哲 梁吉业 刘奕群 潘纲
石光明 孙茂松 孙长银 陶建华 王海峰
王熙照 王轩 王蕴红 吴飞 于剑
余有成 张化光 张学工 章毅 周鸿祎
周杰 祝烈煌

《中国人工智能学会系列白皮书——航天器智能精准运维》编写组

李文博 张慧博 焦小磊 王涛 王晓东 杨威 唐勇 刘切
王坤朋 马亚杰 赵文锐 黄意新 黎明 刘成瑞 刘文静 梁寒玉
刘显敏 党庆庆 刘萍 赵杨杨 齐超群 徐赫屿 邢晓宇 张妍
刘楠 郑广鹏 牛怡凡 寇容海 张家韦 房丽琦 程健焯 刘鹏
何宇航 曹方怡 陈俊豪 黄俊毅 邓天堃 周龙飞 周逸涛

目 录

第 1 章 引言	1
第 2 章 航天器智能精准运维的概念与内涵	5
2.1 航天器智能精准运维的定义	5
2.2 航天器智能精准运维的内涵	6
第 3 章 基于云边协同的航天器智能精准运维机制	9
3.1 基于云边协同的航天器智能精准运维环境	10
3.2 基于联邦学习的智能精准运维自主更新策略	12
3.3 智能精准运维关键技术的关联关系	15
第 4 章 数据增强技术	17
4.1 不完整数据增强技术	18
4.2 不均衡样本增强技术	18
4.3 理论代表成果	19
第 5 章 状态监测技术	21
5.1 基于模型的状态监测技术	22
5.2 数据驱动的状态监测技术	22
5.3 理论代表成果	27
第 6 章 异常检测技术	29
6.1 基于信号处理的异常检测技术	30
6.2 基于解析模型的异常检测技术	31
6.3 基于数据驱动的异常检测技术	31
6.4 理论代表成果	33

第 7 章	故障诊断技术	35
7.1	基于解析模型的故障诊断技术	36
7.2	基于信号处理的故障诊断技术	37
7.3	基于人工智能的故障诊断技术	38
7.4	理论代表成果	40
第 8 章	健康评估技术	45
8.1	基于模型的健康评估方法	46
8.2	基于数据驱动的评估方法	47
8.3	基于状态估计的评估方法	48
8.4	理论代表成果	49
第 9 章	寿命预测技术	52
9.1	基于失效机理的寿命预测技术	53
9.2	基于数据驱动的寿命预测技术	53
9.3	基于混合模型的寿命预测技术	54
9.4	理论代表成果	55
第 10 章	航天器智能精准运维技术的应用情况	58
10.1	美国	60
10.2	欧洲	67
10.3	日本	73
10.4	中国	76
第 11 章	航天器智能精准运维技术的发展趋势与关键技术	78
11.1	发展趋势	78
11.2	关键技术	80
第 12 章	结束语	84

第 1 章 引言

“自动化、自主化和智能化”是宇航领域技术发展的主体脉络，目前航天器的总体技术水平已经基本实现了自动化，正朝着全面自主化与智能化的方向发展，努力确保系统实现安全可靠稳定运行。故障是阻碍航天器安全可靠稳定运行的重要因素，是控制理论与航天技术在实际发展过程中面临的严峻问题。一方面，随着功能的多样化，航天器的规模复杂度日益增加，这大大增加了故障发生的概率；另一方面，空间环境十分恶劣，太阳活动、微小流星、太空垃圾等都会给航天器带来重大的安全隐患甚至是致命伤害。例如：美国的钱德拉 X 射线天文台卫星（Chandra X-ray Observatory），由于太阳活动所引发的高辐射量而中止观测，如图 1.1 所示。因此，要实现安全可靠稳定运行，必须提高航天器的在轨生存能力。

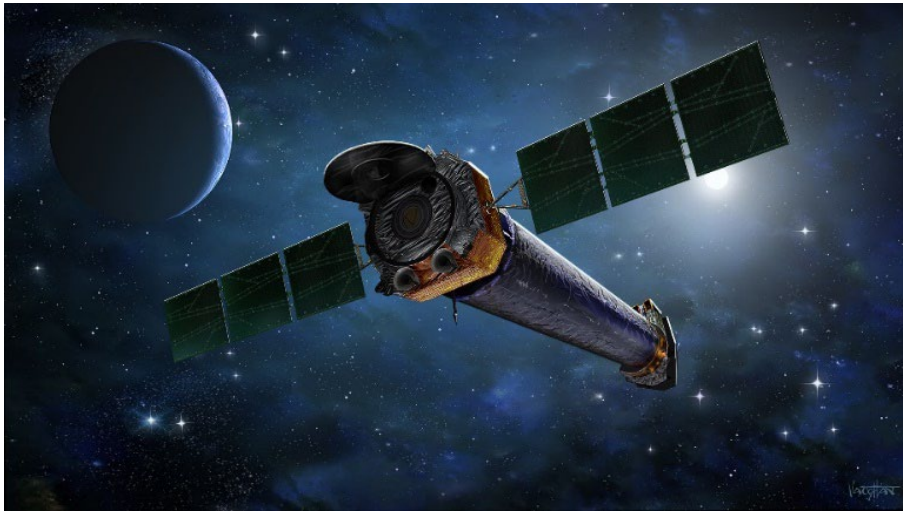


图 1.1 美国的钱德拉 X 射线天文台卫星

为提升航天器的在轨生存能力，主要涉及以下两项关键技术：(1) 可靠性技术，即通过提高零部件的可靠性来降低故障发生的概率；(2) 健康管理技术，即通过突破异常检测、故障诊断、健康评估及寿命预测等关键技术来提升故障应对能力。然而，由于制造、装配等工艺水平的限制，零部件可靠性的提升存在瓶颈——当单个零部件的可靠性

达到一定水平时，若要继续提高，所需代价十分昂贵；更重要的是，可靠性描述的仅仅是概率意义下航天器正常工作的可能性，高可靠性不代表无故障。例如：以高可靠性技术闻名的日本，研制的“隼鸟”小行星探测器（如图 1.2 所示）在完成采样任务之后，发动机、电池、姿态控制装置等发生了一系列的故障与技术问题，导致归期延迟 3 年。



图 1.2 日本的“隼鸟”小行星探测器

特殊的运行环境决定了航天器这类特种高端装备无法像汽车、飞机等常规装备系统一样进行定期的维护与保养，一旦发生故障，对其进行在轨维修十分困难。因此，在保证零部件可靠性的基础之上，必须考虑可能发生故障的实际情况和难以在轨维修的客观条件，发展切实有效的运维技术来提升航天器的故障应对处理能力。

目前，航天器的运维机制，主要采用远程集中的方式，即发生故障时，航天器在轨进入安全模式，依赖地面的“专家会诊”来应对故障；采用的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；可以概括为“安全模式+专家支持+硬件备份+解析冗余”^[1]。现有的航天器运维机制与技术，受时空限制，效率偏低、效果不佳，存在小算力与大数据、慢传输与快响应的突出矛盾。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，甚至整器完全失效的严重后果：例如，执行亚太地区气象和环境观测任务的日本地球静止轨道卫星“向日葵”（如图 1.3 所示），在 2006 年 4 月 16 日，控制分系统发生轻微故障，上述运维机制与技术没有对该故障做到及时诊断，导致整星未能有效反应处理，在故障发生 4 个小时之后才通过地面重新恢复控制；由于介入时机较晚，卫星的载荷温度已经显著升高，在恢复控制的 16 个小时之后才能正常工作，即该气象卫星有整整 20 个小时不能正常工作，造成了重大经济损失^[2]。大量的在轨案例说明，为解决航天器运维所面临的资源配置不充分、维保人员不易达、通信交互不信任、先验知识不完备等挑战性难题，迫切需要从机制与技术两个方面实现创新突破，提升运维的智能水平与精准能力。

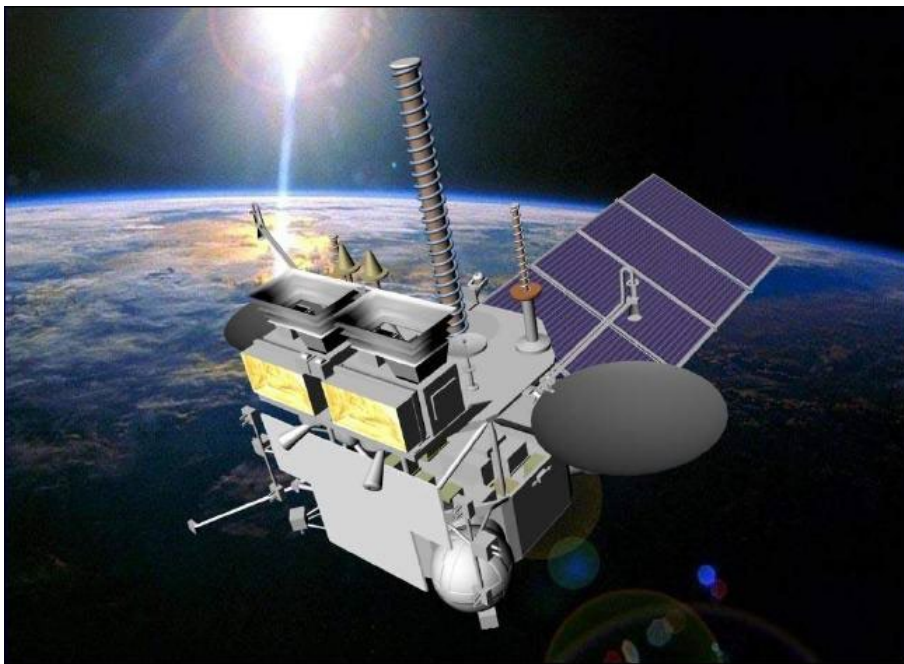


图 1.3 日本的“向日葵”卫星

新一代人工智能、大数据分析等新兴技术的迅猛发展有效推动了航天器运维技术在数据、模型及算法等方面的快速迭代与跨越发展。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，为航天器运维机制的创新与颠覆注入了强劲驱动力。

鉴于此，在运维机制方面，将新兴的云边协同数据处理方式与航天装备智能精准运维进行交叉融合，形成了基于云边协同的航天器智能精准运维机制，体现出明显的技术优势，并培育了新的经济增长点：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（航天器），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，解决“资源配置不充分、维保人员不易达”的挑战性难题。联邦学习作为一种具有隐私保护特性的分布式机器学习框架，无需监测数据交互仅基于模型参数（训练得到）交互，即可实现数据的安全与共享兼得，降低数据共享的风险性、提高学习效率，解决“通信交互不信任”的挑战性难题。在运维技术方面，同时关注数据、模型与算法三大核心要素，通过有效融合，提升数据增强、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的精准性与可解释性，利用关键分系统及部组件积累的海量数据，为上述关键技术及算法的离线训练与在线优化提供数据储备，解决“先验知识不完备”的挑战性难题。

综上所述，本白皮书将首先梳理航天器运维技术的发展脉络，给出航天器智能精准运维的定义和内涵；在此基础上，分别从运维环境、更新策略和关联关系三个方面，详细阐述基于云边协同的航天器智能精准运维机制；在航天器智能精准运维技术方面，将同步关注数据、模型与算法三大核心要素，并分别从数据增强、状态监测、异常检测、故障诊断、健康评估、寿命预测等方面对涉及关键技术的理论研究与应用情况进行归纳总结；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，提炼了航天器智能精准运维未来可能的发展趋势。

第 2 章 航天器智能精准运维的概念与内涵

2.1 航天器智能精准运维的定义

航天器是指一类能够在地球大气层外长期服役的特种高端装备，是宇航领域实现整体跃升和智慧升级的国之重器；在此主要考虑：地球轨道卫星、深空探测器、高超声速飞行器与地外天体巡视器等技术高度密集的空间无人系统。

制导、导航与控制（简称 GNC）作为关键分系统之一，负责航天器姿态与轨道的稳定及机动。为完成更复杂任务，适应更大偏差、更坏环境，并使其具备自学习、自进化能力，先进 GNC 技术与智能精准运维技术应运而生，这两者之间的关联关系如图 2.1 所示。从图中可以看出：智能运维作为一个独立的先进模块，与 GNC 分系统中的决策、操控和感知等模块进行信息交互，通过建立航天器系统中状态特征与异常征兆之间的映射关系，实现状态监测、异常检测等功能；通过构建“正常=>异常=>失效”的故障演化模型，实现故障诊断、健康评估和寿命预测等功能。

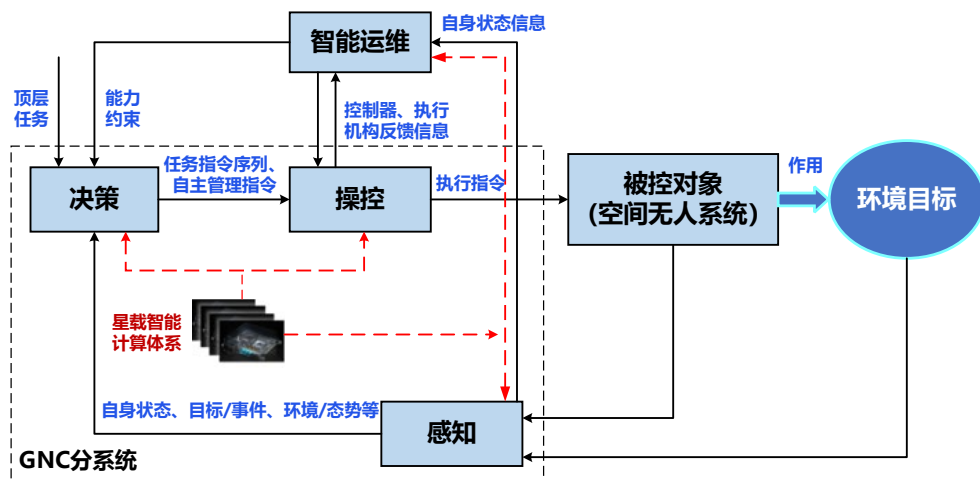


图 2.1 智能精准运维与 GNC 分系统的关联关系

智能精准运维，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，以发现航

天器系统中的异常行为及潜在问题，并提供相应的处置策略。针对现有航天器系统运维存在的智能水平低、精准能力弱等不足，智能精准运维能够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，提高航天器的安全可靠稳定运行能力。

2.2 航天器智能精准运维的内涵

智能精准运维是对现有智能运维技术的进一步拓展与延伸，其目标是：实现航天器运行管理与故障维护的自主化和无人化；主要发展脉络如图 2.2 所示。

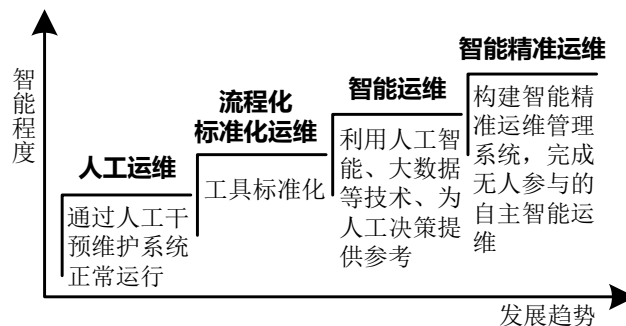


图 2.2 航天器运维的技术发展脉络

为达到进一步提升智能水平与精准能力的工程目标，航天器智能精准运维技术的内涵，必须全面涵盖自主状态感知、自主故障定位、自主评估预测、自主任务决策、自主学习更新等五个方面（如图 2.3 所示），具体如下：

(1) 自主状态感知：航天器利用自身配置的敏感器和数据采集装置，通过感知外部环境与自身状态，对运行状态进行自主监测和异常检测。

(2) 自主故障定位：航天器利用配置的传感器和执行器，通过数据处理、模型推理和知识表示等技术，自主实现故障发现、隔离与辨识。

(3) 自主评估预测：航天器通过状态监测、数据分析和模型推

断等技术手段，对系统的健康状况与剩余寿命进行评估及预测，为后续的自主任务决策提供科学依据，最大限度地减少故障对任务的影响。

(4) 自主任务决策：航天器根据实际任务需求和系统健康程度，自主实现任务的规划、调度和执行等功能；通过硬件设备的备份切换、软件算法的容错重构等技术手段，确保系统在开放、未知环境下仍能完成既定任务。

(5) 自主学习更新：航天器通过对历史数据的分析和总结，不断提高自身的运维能力和效率；根据运维数据和反馈信息，自主学习和更新自身的软件算法，以满足复杂环境下不断变化的运维需求。

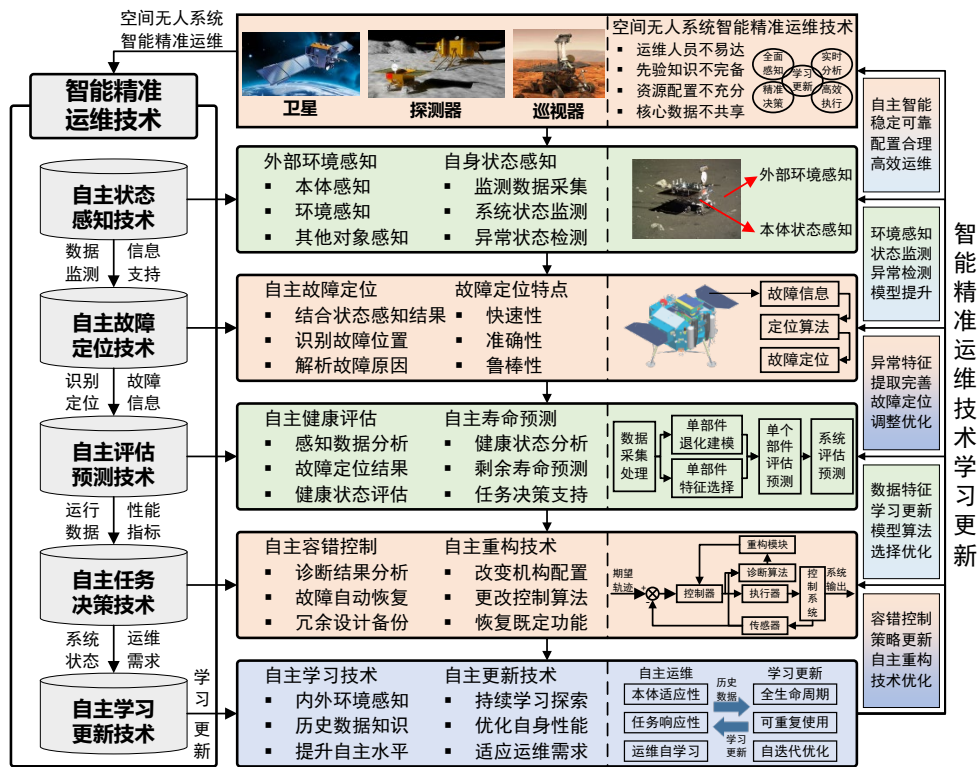


图 2.3 航天器智能精准运维技术的内涵

表 2.1 分别从内涵、特点、技术手段和目标等方面，给出了传统运维技术、智能运维技术以及智能精准运维技术的对比分析结果。

表 2.1 不同运维技术内涵的对比分析表

运维类型	内涵	特点	技术手段	目标
传统运维	通过人工干预手段，维护系统正常运行	1)人为失误不可避免 2)操作复杂	手动操作	保障系统正常运行
智能运维	基于人工智能技术，提升运维的智能水平	1) 仅依靠数据驱动 2) 智能化程度高	人工智能、大数据分析等先进技术	提升智能水平,实现预测性维护与自动化处理
智能精准运维	人工智能与机理知识的有机融合，实现运维过程的自主化、无人化	1) 自主性更强 2)具备自主学习与进化能力	自适应优化、调整与更新等自主技术	同步提升智能水平与精准能力,实现运维全过程自主化与持续优化

第3章 基于云边协同的航天器智能精准运维机制

目前，基于“安全模式+专家支持+硬件备份+解析冗余”的航天器远程集中式运维机制，存在效率偏低、效果不佳等缺陷，智能水平与精准能力亟待提升。事实上，基于云边协同的航天器智能精准运维机制，是将云边协同（也可称之为“天地协同”；其中，“云”是指地面测控基站，“边”是指航天器）的方式与航天器高可靠、强约束、长时延等特殊运维要求相结合，通过构建“智能在轨处理、云端全局优化、边缘精准执行”的新型运维体系，推动航天器运维从“远程集中式”向“天基分布式”演进，这是现阶段实现智能精准运维的有效途径，也为后续实现航天器全面自主智能运维奠定了技术基础。

基于云边协同的运维机制是通过云计算、边缘计算等新兴计算技术与航天器运维需求交叉融合的创新成果：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（航天器），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件在故障诊断、健康评估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，基于云边协同的航天器智能精准运维机制，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”、“通信交互不信任”、“先验知识不完备”等技术挑战。

本部分将重点从运维环境、更新策略与关联关系三个方面，详细

阐述基于云边协同的航天器智能精准运维机制的总体架构与运行机理。

3.1 基于云边协同的航天器智能精准运维环境

采用层级化设计和分布式部署，搭建基于云边协同的航天器智能精准运维环境，总体架构主要分为中心云层、边缘层与现场层共三个层级（如图 3.1 所示），具体如下：

（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航天器（部署于航天器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

现场层具有分系统级的状态监测、异常检测与故障诊断等能力。该层级由部署在航天器上的智能精准运维模块构成，具有体积小、功耗低等特点，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。

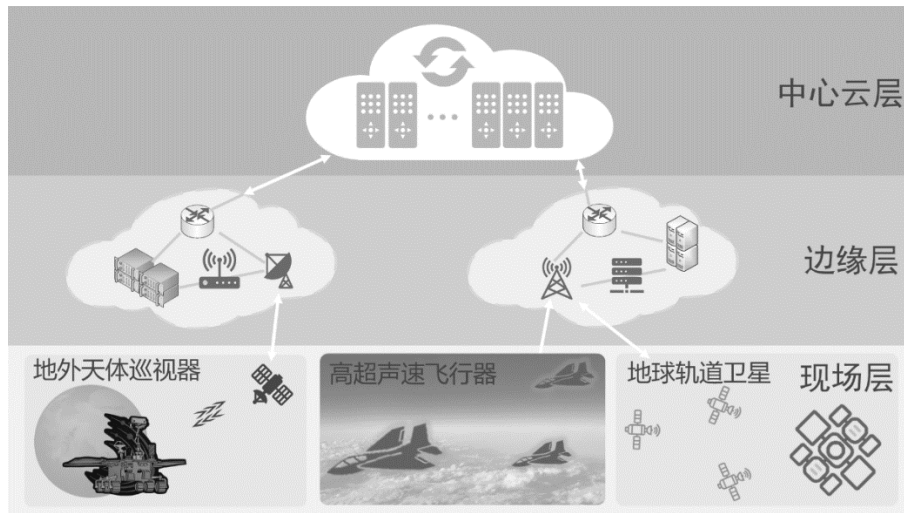


图 3.1 基于云边协同的航天器智能精准运维环境示意图

中心云层、边缘层与现场层的功能组成情况(如图 3.2 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,对航天器进行健康评估、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),对航天器实现最强洞察、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，在器上实现自主、实时的状态监测和故障诊断。

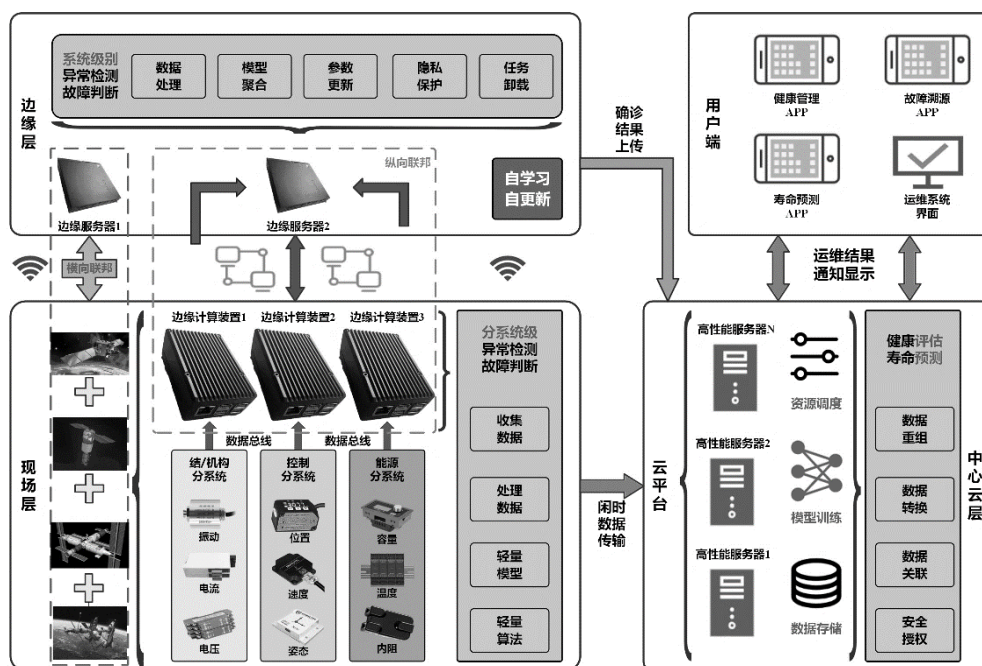


图 3.2 航天器智能精准系统中不同层级的功能组成

3.2 基于联邦学习的智能精准运维自主更新策略

上一节从总体设计层面，介绍了基于云边协同的航天器智能精准运维环境。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航天器智能精准运维自主更新策略（如图 3.3 所示），这也是基于云边协同方式实现航天器运维智能水平与精准能力跨越提升的关键所在。

(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，以提升航天器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，调用在边缘层聚合并保存在数据库中的模型算法（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/多航天器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，以提升航天器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。面向单一航天器的训练建模，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。面向多个航天器的训练建模，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

基于上传的实时数据、存储的历史数据与知识经验、智能精准运维模块和边缘层的运维结果，调用在云端训练完成并保存在数据库中的运维模型算法（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。

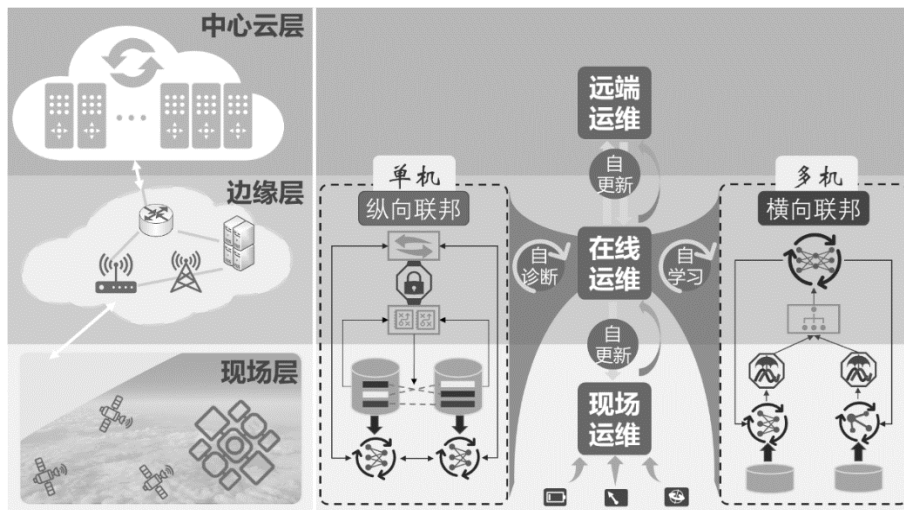


图 3.3 基于联邦学习的智能精准运维自主更新策略

针对上述不同运维模式，基于联邦学习的基本框架，可以实现不同维度下航天器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) 现场层利用航天器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航天器的不同分系统，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航天器，提升运维模型的状态监测、异常检测与故障诊断精度。

(3) 边缘层储存的单一航天器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航天器运维模型。在边缘层中，更新单一航天器运维模型，并再次回传给该航天器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。

3.3 智能精准运维关键技术的关联关系

基于上述创建的云边协同航天器智能精准运维机制，通过层级化设计和分布式部署方式以及自主更新策略，可以有效提升运维的智能水平与精准能力。在此基础上，需要捋顺数据增强、状态监测、异常检测、故障诊断、健康评估、寿命预测等 6 项关键核心技术之间的逻辑关系（具体如图 3.4 所示），以打通上述关键技术之间的堵点，形成闭环自修正的技术体系。具体情况如下：数据增强技术，通过提升运维数据质量、扩充故障样本数量，从数据这一核心要素出发，为其他技术提供了坚实的输入基础。从模型与算法这两大核心要素出发，状态监测技术，关注航天器的实时运行状态，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离。以上述故障诊断结果为基础，健康评估技术，对航天器系统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，则通过量化分析单机设备、关键分系统的在轨剩余寿命，为处置决策的有效实施提供科学依据，以期最大限度降低运行风险性、提高使用可靠性。

本白皮书的后续章节，将依次对数据增强、状态监测、异常检测、故障诊断、健康评估、寿命预测等 6 大关键核心技术的研究现状、理论成果与应用情况进行汇总，并给出航天器智能精准运维未来可能的发展趋势。

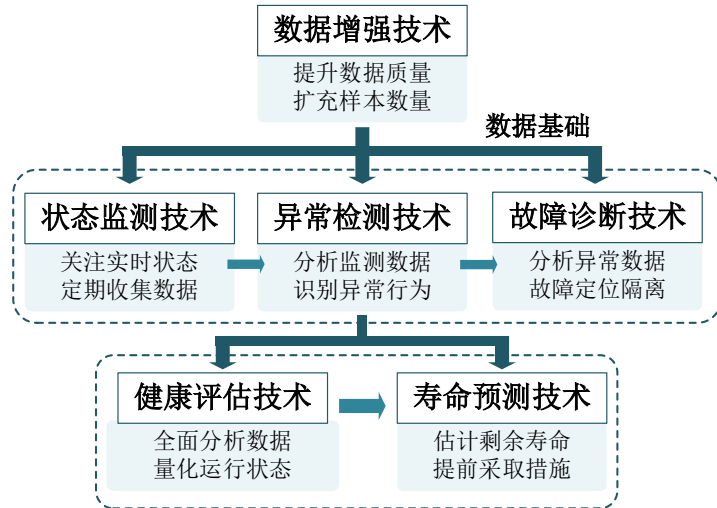


图 3.4 智能精准运维六大关键技术的逻辑关系图

第 4 章 数据增强技术

高质量、多样本的数据是确保航天器智能精准运维技术有效实施的前提输入与重要基础。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、补全完整数据的技术。

面向航天器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能够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能，这是实现系统运维智能水平与精准能力提升的关键前提。

对于航天器智能精准运维而言，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。

表 4.1 不同数据增强技术的优缺点对比分析

数据增强技术	具体途径	优点	缺点
不完整数据增强技术	基于机理的数据填充	1)提高后续模型对缺失数据的鲁棒性	难以还原训练数据的真实样貌
	基于人工智能的数据填充	2)高维异构参数在不同采样区间的数据对齐	算力要求高、计算代价大
不均衡样本增强技术	基于重采样的样本增强	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
	基于生成对抗网络的样本增强		易引入失真数据，影响模型准确性

对于航天器来讲，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 4.1 所示。

4.1 不完整数据增强技术

数据不完整是指：由于航天器运行环境的外部干扰或系统内部装置异常，导致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。

现有的研究工作多假设训练数据完整、无缺失，较少关注不完整数据增强问题。文献[3]和[4]较早关注到了不完整数据对机器学习方法的影响，并且发现不完整的训练数据会导致有监督以及无监督学习方法失效，从而极大影响训练模型的性能。

现有成果主要可以分成如下两类：

(1) 基于机理的数据填充：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^[5]、分布插值方法^[6]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，这极大影响了训练所得运维模型的精准性。

(2) 基于人工智能的数据填充：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航天器而言，该问题尤为突出。

4.2 不均衡样本增强技术

样本不均衡是指：航天器运维场景中关注的正样本（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，提高后续运维模型对故障样本的识别与泛化能力，避免过拟合。

现有技术主要可以分成以下两类：

(1) 基于重采样的样本增强，根据处理方式的不同，又可以细分为过采样和欠采样两种。

①过采样。主要包含以下两种方法：**a. 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；**b. 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，该过程极易丢失重要征兆信息，影响后续运维模型精度。

(2) 基于生成对抗网络的样本增强。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。

4.3 理论代表成果

在运维领域，具有代表性的理论研究成果包括：

在不完整数据增强方面，文献[5]采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，对缺失值进行补充。文献[6]基于分布插值方法，使用决策树对缺失值进行预测插值补充。文献[7]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，通过递归预测方式填补多维时序数据的缺失。文献[8]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。

在不均衡样本增强方面，文献[9]提出了基于样本密度分布的自适应综合过采样算法（SMOTE），通过对临近样本进行插值生成新的合成样本，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[10]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[11]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[12]提出了一种基于链式方程多重插补的数据增强方法（MICE-DA），用于解决卫星遥感数据集偏移问题。文献[13]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来自适应调节生成器的损失值，从而提高所生成故障样本的质量。文献[14]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，以达到平衡训练数据集与提升分类器分类预测精度的目的。文献[15]提出了一种新的“分割-增强-组合”（DAC）策略，该策略根据实例的特征对其进行分组，并使用生成对抗模型在组的基础上对数据进行扩充，增强数量有限的样本实例。文献[16]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航天器运维场景中的不完整数据与不均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。

第 5 章 状态监测技术

状态监测是指：通过收集、统计与分析航天器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，是支撑异常检测、故障诊断、健康评估与寿命预测等航天器智能精准运维关键技术的重要前提。在实际应用中，航天器面临环境复杂、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。

根据实现机理的不同，现有的航天器状态监测技术主要分为以下两类：

- (1) 基于模型的状态监测技术；
- (2) 数据驱动的状态监测技术。

为进一步区分上述两类状态监测技术，表 5.1 列出了各自的优缺点。

表 5.1 不同状态监测技术的优缺点对比分析

状态监测技术	具体途径	优点	缺点
基于模型的状态监测技术	--	1) 无需历史运行数据和当前状态数据 2) 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) 基于时间序列分析的状态监测 2) 基于匹特里网的状态监测 3) 基于灰色聚类理论的状态监测 4) 基于支持向量机的	1) 无需系统建模 2) 高灵活、强适应，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

	状态监测 5) 基于贝叶斯网络的状态监测 6) 基于神经网络的状态监测		
--	---	--	--

5.1 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航天器状态的实时监测、分析与预测。其优势在于具有较强的可解释性与准确性，不仅能够实时监测航天器的运行状态，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，由于航天器功能结构组成复杂，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物理模型，易导致模型输出与实际结果之间出现较大偏差，进而使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^[17]。

5.2 数据驱动的状态监测技术

数据驱动的状态监测技术，通过挖掘航天器监测数据、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。但该技术需要以航天器的大量历史数据为基础进行分析与学习，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。按照监测数据类别的不同，可以按照如下 6 种标准进行划分，具体如表 5.2 所示。

表 5.2 监测参数的类型划分

分类标准	类别	举例
按照数据特点	数字量	单元的开/关机情况
	模拟量	温度、电压、电流、压力
按照数据存储类型	整型	标识字、状态字
	浮点型	温度、电压、电流、压力
按照物理量	相同物理含义的参量	电压、电流、温度、角度等
按照分系统	相同子系统的参量为一类	推进、电源、姿轨控、星务等
按照数据变化幅度	静态参数	门限内模拟量遥测输出平稳
	动态参数	在门限内有较大波动
按照航天器采样率	慢遥测	采样率较小
	快遥测	采样率较大

数据驱动的状态监测技术，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几种^[18-28]：

(1) 基于时间序列分析的状态监测技术

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。该方法通过建立航天器历史数据的统计模型，并研究其变化的特征规律，从而实现数据监视与预测。

航天器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航天器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技术

匹特里网（Petri 网）是一种图形和数学结合的建模工具，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。

Petri 网结构可用于表征系统中各事件的依赖关系和可能发生的变化，其基本元素结构包括：库所、变迁和触发弧；其中，库所用于保存事件发生的标记（状态），含有标记表示库所命题为真；变迁用于表示触发规则；触发弧代表事件触发方向。**Petri** 网模型的动态行为是由点火定理规定：如果一个变迁的所有输入库所含有一个标记，那么这个变迁是可以点火的。变迁点火后，输入库所中的标记将减少一个，并在它的每一个输出库所中增加一个新标记。因此，对于航天器而言，变迁的点火描述了系统状态的局部变化，通过变迁触发将输入库所和输出库所联系起来，能够分析和模拟系统行为的一系列计算过程，进而实现复杂系统的状态监测与故障预警。该方法有助于理解和预测系统的动态特性。

考虑到航天器状态监测问题的特殊性，**Petri** 网结构需要满足以下需求：

①层次性：由于结构复杂，故障规则具有不同层次；因此在故障推理中要求模型触发过程保持层次性，并且具有可扩展、易集成的特点。

②相关性：某一故障可能对应若干征兆，而某一征兆也可能对应若干故障，它们的关系错综复杂；因此要求推理模型具有并发性和权重性，具体来说：当一个故障征兆出现后，故障会沿着多条路径同时进行传播，引发所有可能的多个后继故障状态，表现为一因多果现象；对于多输入的情况，故障现象具有相应的重要性权重，反映原因事件对结果影响的比重。

③时效性：故障的触发和传播，都有一定的时间过程；利用故障由量变到质变的发生和发展，可以进行状态监测；因此在模型中需要考虑故障现象的持续时间。

④不确定性：故障结果和征兆信息都具有随机性、模糊性；因此在推理模型中应考虑各库所事件和触发规则的置信度因素。

(3) 基于灰色聚类理论的状态监测技术

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。常用的几种模型有 GM(1,1)、GM(1,N)、Verhulst 等模型。对于测试样本少、不确定性大的航天器状态监测问题, 一般采用 GM(1,1)模型, 其建模过程主要分为以下四步: 可行性分析、数据变换、数据建模和模型检验。

需要说明的是: ①由于 GM 模型的病态性, 使得在特定情况下的状态监测与故障预测结果会有很大的误差, 因此在使用时必须注意相对的临界条件选取; ②对于变量众多的航天器无法直接使用, 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技术

支持向量机 (SVM), 遵循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, 实现航天器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 (航天器的运维数据呈长尾特性, 具有极少数故障样本), 能通过较少的训练数据得到监测模型。

对于该模型中核函数和惩罚参数的选取, 目前缺乏理论指导。该类方法一般需要与其他方法进行融合, 以提升状态监测的稳定性; 例如, 可以通过相空间重构和经验模态分解改进支持向量机模型, 利用粒子群优化算法解决支持向量机模型中参数难以设置的问题。

(5) 基于贝叶斯网络的状态监测技术

贝叶斯网络模型, 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, 既能够对数据进行学习, 发现变量之间关系, 又可以根据所获得的网络模型进行推理和参数更新。该方法通过构建包含航天器运行状态的贝叶

斯网络模型，结合实时数据，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，通过引入马尔科夫模型来分析航天器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，以获取状态监测的新模型。动态贝叶斯网络模型，可以有效表征航天器这一类复杂的时变系统，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技术

反向传播神经网络（BP）作为神经网络中的一种典型结构，通过模拟大脑神经元之间的连接和信息传递方式，用于处理各种复杂的映射关系，采用监督学习策略，基于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，具有很强的自学性，适用于因果关系复杂的推理模型。其工作原理是：在进行前向传递过程中，输入信号按照自上而下的顺序逐层传递到输出层，每层之间只受上层神经元的影响，如果输出层的结果不符合要求便开始反向传播，根据误差不断的调整权值，直到结果达到期望状态为止。该类技术主要通过以下两种方式实现航天器的状态监测：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，现已成为航天器状态监测技术发展的热点方向。

5.3 理论代表成果

在运维领域，具有代表性的理论研究成果包括：

文献[29]以航天器中的重要执行器——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高斯混合（Gauss-Brown）失效物理模型，并以该模型为基础对动量轮的运行状态进行监测。文献[30]考虑了故障的传播规律，基于有向图建立了制导、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[31]以半球谐振陀螺为研究对象，将灰色聚类理论与支持向量机进行有机结合，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[32]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 的航天器运行状态监测与趋势预测的新方法。文献[33]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了航天器遥测参数的状态监视与故障预测。文献[34]在对航天器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，对性能趋势进行预测。文献[35]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[36]基于自回归模型（AR），验证了将时间序列模型应用于航天器状态监测与故障预测领域的可行性；在此基础上，文献[37]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[38]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，最终通过对预测结果进行重构，实现了航天器的趋势预测。文献[39]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[40]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[41]利用长短时记忆网络（LSTM）监视与预测发动机的振动，成功预测了未来 5~20 秒内的振动值，实现了因振动值变化而引起的系统级状态变化与微小故障的实时监测与趋势预测。文献[42]提出了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[43]提出了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，用于航天器在轨碰撞的智能监测。

由此可见，基于模型的状态监测技术，对于系统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，适用于航天器复杂多变的运行环境。

第 6 章 异常检测技术

异常检测是指：用于识别不符合航天器预期行为的技术，是在状态监测基础上及时发现和识别系统异常，为后续故障诊断、健康评估及寿命预测等航天器智能精准运维关键技术突破提供有效信息，以提高系统的可靠性和稳定性。目前的航天器异常检测技术，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。

根据检测机理的不同，大致可分为以下三类：

- (1) 基于信号处理的异常检测技术；
- (2) 基于解析模型的异常检测技术；
- (3) 基于数据驱动的异常检测技术。

为进一步区分上述三类不同的异常检测技术，表 6.1 列出了各自的优缺点。

表 6.1 不同异常检测技术的优缺点对比分析

异常检测技术	具体途径	优点	缺点
基于信号处理的异常检测技术	1) 基于输出信号处理的异常检测 2) 基于小波变换的异常检测 3) 基于时间序列分析的异常检测	1) 无需建立复杂数学模型 2) 实现简单、实时性高、适应性强	1) 难以处理高维多源信号 2) 无法检测早期微小异常
基于解析模型的异常检测技术	1) 状态估计法 2) 等价空间法 3) 参数估计法	1) 依赖于精准的运维机理模型 2) 可解释性强	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) 基于特征空间的异常检测 2) 基于统计模型的异常检测 3) 基于智能寻优的异常检测	1) 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试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

6.1 基于信号处理的异常检测技术

传统基于信号处理的异常检测方法，由地面人员手动预设阈值，在系统运行过程中，地面人员对状态监测数据进行人工判读，针对不同工作模式，可预设多级阈值以提高异常检测的准确性。当状态监测信号超出预设阈值，则进行报警。该方法操作简单，可检测出较严重的异常信号。传统阈值基线是简单的曲线，对捕获退化数据的状态信息并不敏感，且很多异常情况参数并不一定会超出阈值。同时各类航天器功能及结构日益复杂，监测数据的体量大、维度高、联系紧密、专业性强，手动设置各类阈值费时费力，此类方法已难以适应当前环境。

基于信号处理的异常检测技术，利用航天器的测点信息，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。

6.2 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常与专家经验相结合，通过航天器的结构组成、工作原理建立物理、数学模型，将模型预测的结果与实际状态感知数据进行比较，以实现异常检测。其核心在于建立能够准确描述航天器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以下三种^[44]：

(1) 状态估计法，通过建立系统模型与监测信号的关联关系，基于重构的可测变量实现异常检测；

(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，通过分析航天器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，且各类航天器的结构复杂、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，导致该方法的适用范围受限。

6.3 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，是一种利用统计学、机器学习、数据挖掘、人工智能等技术手段，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。该类技术主要包括基于统计分析的方法、基于人工智能的方法,也有学者将基于信号处理、知识的故障检测方法归于此类^[45]。可以细分为以下三种:

(1) 基于特征空间的异常检测技术

基于特征空间的方法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(如 K-means、DBSCAN 等)、密度估计(如 LOF、Local Outlier Factor)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试验调整,对于高维数据面临维数灾难问题。

(2) 基于统计模型的异常检测技术

基于统计模型的方法可最大限度地利用状态感知数据,弥补了先验知识的不足,并为后续任务提供有效信息。该方法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。常用的技术手段包括:基于时间序列分析(季节性分解等)、统计测试(卡方检验、t 检验等)等。基于回归的检测方法是另一种常见手段,主要是基于特定数学模型进行检测,认为偏离模型预测值较大的数据点为异常数据。其中,AR(自回归)模型是最常用的方法,结合 AR 和 MA 模型可得到 ARMA(自回归滑动平均)模型,为了解决非平稳序列的问题,又改进得到了 ARIMA 模型。

需要说明的是,对于航天器存在模式切换的情况,该类技术无法使用。由于遥测时序数据具有明显的周期特性,且在周期内变换很有规律性,具有明显的形态特征,所以很难将现有的研究成果直接运用到航天器遥测数据的异常检测中。

(3) 基于智能寻优的异常检测技术

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难以应对的复杂数据集，尤其适用于运维数据高维耦合、运行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。

6.4 理论代表成果

在运维领域，具有代表性的理论研究成果包括：

文献[46]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中存在的局限性。对于航天系统冗余捷联惯组的异常，文献[47]基于等价空间原理的 OPT 方法，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[48]提出了一种基于小波变换的变压器负荷保护检测方法，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[49]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 模型中进行模拟试验，一定程度上解决异常值的“遮蔽现象”。文献[50]针对航天器中的动量轮故障，设计了一种基于中心对称多面体的异常检测方法，实现了动量轮异常的及时检测与预警。文献[51]针对自旋稳定卫星遥测数据异常问题，利用主成分分析法通过测量空间特征值之间相应比例变化进行故障检测。文献[52]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，利用图像输入残差网络提取深层特征并基于分类器实现故障检测。文献[53]设计了一种孤立森林结合全连接神经网络的故障检测模型，对导航卫星遥测数据实现了异常筛选。文献[54]针对卫星姿态控制系统由于内部闭环与外部干扰而导致故障检测准确性与实时性不足的问题，提出了一种利用随机森林的异常检测方法。文献[55]针对空间电源系统遥测数据中存在故障数据不准且不全面的问题，实现了基于孪生数据驱动的空间电源系统故障检测模型优化选择。文献[56]提出了一种

使用星间测距 (ISR) 的卫星星座异常检测框架, 结合刚性图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[57]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, 并开展了所提异常检测系统的可解释性分析。文献[58]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, 并以所提出的 MPP 作为后验分布对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[59]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[60]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运行状态的早期异常检测。文献[61]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长短期记忆网络 (LSTM) 的异常检测方法。文献[62]提出了一种基于图神经网络预测的运行状态异常检测方法, 并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, 适用范围有限; 基于数据驱动的异常检测技术, 具有较强的适应性。

第 7 章 故障诊断技术

故障诊断是指：利用各种检查和测试方法，发现航天器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、异常检测的基础之上，对航天器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，也是健康评估、寿命预测等航天器智能精准运维关键技术突破的前提基础。在实际应用中，由于航天器具有的非线性、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。

相对于数据增强、状态监测、异常检测、健康评估及寿命预测等运维技术，航天器故障诊断技术的发展历程最长、研究成果最多。按照实现机理的不同，故障诊断技术可以分为以下三类^[63-87]：

- (1) 基于解析模型的故障诊断技术；
- (2) 基于信号处理的故障诊断技术；
- (3) 基于人工智能的故障诊断技术。

为进一步区分上述三类不同的故障诊断技术，表 7.1 列出了各自的优缺点。

表 7.1 不同故障诊断技术的优缺点对比分析

故障诊断技术	具体途径	优点	缺点
基于解析模型的故障诊断技术	1) 自适应观测器 2) 强跟踪滤波器 3) 未知输入观测器	1) 需硬件或解析冗余 2) 诊断结果精度高 3) 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) 基于小波分析的故障诊断 2) 基于经验模态分解的故障诊断	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) 难以准确诊断出潜在故障

基于人工智能的故障诊断技术	1)基于知识和神经网络的智能故障诊断 2)基于定性模型的智能故障诊断 3)基于数据挖掘的智能故障诊断	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)定性模型的离散化建模会影响诊断的精准性
---------------	--	------------------	--

7.1 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是最先发展起来的，该技术充分利用了航天器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多种因素的耦合影响，对于诊断算法的鲁棒性提出了极高要求：建模误差、参数不确定性、未知扰动等不确定性因素是困扰基于解析模型故障诊断技术的主要问题之一；航天器质量和惯量的时变特性和不确定性，会极大影响基于姿态动力学模型故障诊断方法的实用效果。与姿态动力学相比，姿态运动学模型是比较准确的。因此，在基于解析模型的航天器故障诊断研究中，应该尽量利用姿态运动学模型进行故障诊断。

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。常用的技术手段主要包括：观测器和滤波器^[88-106]。该技术是从状态估计角度出发，利用观测器和滤波器估计航天器的状态并结合适当的模型进行故障诊断；其基本思想是：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。该方法适用范围广，既可用于执行器又可用于敏感器。当系统处于确定性条件时，可使用线性或非线性的状态观测器；而在噪声必须被考虑的随机情况

下，可使用卡尔曼滤波器。早期用于故障诊断的观测器是一类特殊的全阶观测器，在实际应用中由于诊断对象模型的复杂性，往往难以满足实时性要求，于是出现了降阶观测器。

随着该类方法研究的不断深入，出现了多种智能观测器与滤波器，具有代表性的方法包括：

(1) 自适应观测器，可以在线调节观测器的增益矩阵，补偿未知时变参数和缓变漂移型故障对残差序列的影响；

(2) 强跟踪滤波器，针对高度系统化的参数偏差型故障形式，适用于非线性时变随机系统；

(3) 未知输入观测器，从系统鲁棒性角度出发，解决实际系统由于存在随机干扰、未知输入（可以是系统的不确定性、未建模动态、噪声、故障等）、线性化误差、建模误差等难以预料因素而导致的诊断系统性能降低、误报率增大等问题。

7.2 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的发生位置，实现航天器故障的快速诊断与精确定位。

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，但其在航天器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^[107-109]：

(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,通过对航天器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^[110-111]以及单维数据的特征提取^[112]。

(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航天器的故障定位与隔离,无需预先设定任何基函数。其主要思路为:将航天器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。

该技术不受信号类型约束,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。

7.3 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,现已成为航天器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,基于人工智能的航天器故障诊断技术优点在于:避免了对特定统计模型的依赖,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航天器的运维数据,从而能够发现运维数据的分布式特征表示,并提取其中隐含的故障信息。根据模型建立方法的不同,又可细分为以下三类

[113-126].

(1) 基于知识和神经网络智能故障诊断技术

该类技术首先汇总航天器运维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^[127]。

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) 基于定性模型智能故障诊断技术

该类技术首先根据航天器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，在航天器模型库中搜索与实际行为相符的行为假设，确定异常行为的潜在故障原因，实现实际系统的故障定位。

国外针对高超声速飞行器和国际空间站的最新故障诊断研究成果，基本上都是采用基于定性模型的推理技术。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，计算复杂度低，通过预测系统的定性行为即可实现故障隔离与定位；但诊断的准确性完全依赖于定性模型，对于潜在故障的诊断能力弱。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技术

该类技术通过分析和处理航天器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航天器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数据，识别故障发生的规律和模式，建立预测模型，以实现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：通过探索航天器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。

对于航天器来讲，在轨运行期间会产生大量数据，其中包含着丰富的信息，若能充分利用这些数据监视工作状态以及进行故障诊断，既简单又方便。而这些大量的数据相互之间与航天器的动力学、运动学模型有着密切联系，可以从数据之间的相互关系中获得相关的冗余信息，利用该冗余信息分析航天器的工作状态，进而可以实现故障诊断。根据现有技术的调研情况可知，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^[128]。

7.4 理论代表成果

在运维领域，具有代表性的理论研究成果包括：

文献[90]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[98]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,并将其用于欧洲航天局“火星快车号(Mars Express)”探测器的型号任务中。文献[108]利用小波网络进行故障隔离与评估,提出了一种自适应更新网络权值的算法。文献[114]设计了一种适用于某类型航天器地面及飞行状态监测的实时故障诊断专家系统(SCRDES),该系统通过总结原理性、结构性知识和专家经验型知识,采用深、浅层知识的混合模型并基于引入特征量及其动态属性的概念,实现了GNC分系统闭环特性的有效动态表达,在此基础上,采用数据处理与知识处理并行工作的系统结构,实现了在线实时故障诊断。文献[121]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;首先,基于模型的故障诊断方法,实现了外部干扰和故障的解耦;然后,利用神经网络进一步减少剩余的外部干扰与模型不确定性影响,通过设计决策逻辑,实现了执行器微小故障的有效诊断。文献[124]针对航天器资源不充分、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,有效提升了某型号航天器GNC分系统的故障诊断精准性。文献[125]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,该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[126]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[129]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GNC分系统姿态跟踪与故障诊断。文献[130]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，通过残差变化来检测和隔离故障，并进一步估计了执行器的故障大小。文献[131]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[132]设计了基于故障树的故障诊断与健康专家系统软件平台，应用并推广于多类航空航天测控设备。文献[133]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来实现故障分类、识别。文献[134]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[135]使用叠积卷积自编码器预训练的深度卷积神经网络，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[136]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[137]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[138]开发了一个生成对抗网络与时域卷积神经网络（GAN-TCNN）复合的模型，完成特征提取简化学习过程，实现异常状态检测。对于航天器中敏感器和执行器典型故障模式下的实验数据，文献[139]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，并对结果进行了对比分析。文献[140]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，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，获得了较高精度的诊断结果。文献[141]针对航天器中的执行器与敏感器故障，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[142]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）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特性进行特征结构配置（EA）生成重构控制器对原系统进行补偿控制。文献[143]通过引入改进的粒子群算法优化高级卷积块（MPSO-ACBCNN）方法，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问题。文献[144]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[145]针对小卫星集群研究了具有非线性动力学特性的多种多智能体集群的分布式故障诊断问题，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[146]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。

值得一提的是，文献[101]和[105]，不同于传统抓“两头”的研究思路，发现了航天器自主故障诊断与重构技术在轨实施受限的关键核心在于——对航天器的诊断重构能力认知不清，即缺乏相关的理论方法表征、判定和量化系统的可诊断性与可重构性。以此为出发点，突破了航天器自主故障诊断与重构亟需解决的重大基础问题和技术难题，改变了航天器故障诊断与重构的传统设计理念，将以往仅仅关注后端的诊断重构算法，转变为在系统设计之初就进行可诊断性与可重构性研究。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，基于此发明的可诊断性与可重构性评价设计技术，是从根本上提升系统自主故障诊断与重构能力的重要手段，是保障型号任务顺利实施与完成的关键核心，具体如图 7.1 所示。

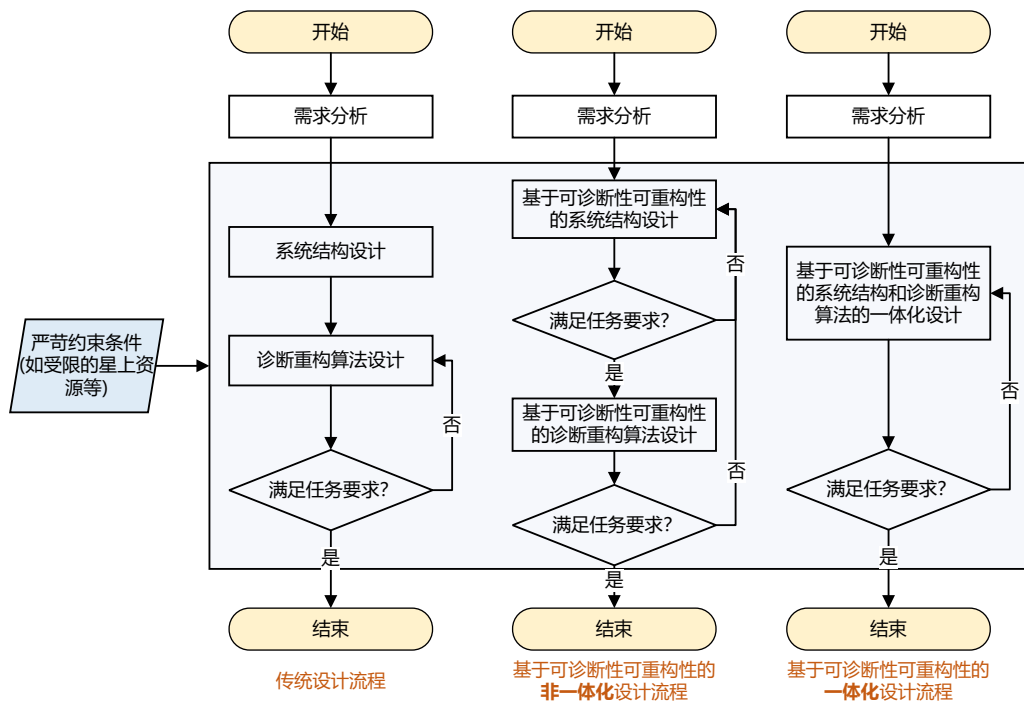


图 7.1 基于可诊断性与可重构性的自主诊断重构流程示意图

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，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。

第 8 章 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，通过构建反映航天器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，该技术侧重于当前航天器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。

按照实现原理的不同，健康评估技术大致可分为以下三类：

- (1) 基于模型的健康评估技术；
- (2) 基于数据驱动的评估技术；
- (3) 基于状态估计的评估技术。

为进一步区分上述三类不同的健康评估技术，表 8.1 列出了各自的优缺点。

表 8.1 不同健康评估技术的优缺点对比分析

健康评估技术	优点	缺点
基于模型的健康评估技术	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会影响模型准确性 2) 对参数估计与校准要求高 3) 适用范围有限
基于数据驱动的评估技术	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	1) 对数据质量和数量要求高 2) 对计算及存储资源要求高

	3) 自动提取系统状态特征	
基于状态估计的评估技术	实时监测系统状态变化	1) 依赖于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

8.1 基于模型的健康评估技术

基于模型的健康评估，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）来描述航天器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，能够提供航天器行为的细致模拟。这种方法通过模型的建立和仿真技术的应用，着重于预测未来可能出现的故障或问题，以便及时采取措施进行预防或修复。

基于模型的健康评估方法面临如下问题和挑战：

- (1) 模型建立，需要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，需要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) 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。

为解决上述问题，当前的解决方案主要包括：

- (1) 利用现代工程软件和仿真平台，提供丰富的建模工具和模型库，以减少模型建立的时间和难度。
- (2) 采用参数辨识和优化技术，通过与实际观测数据的对比，

对模型的参数进行校准和修正，提高模型的精度和可靠性。

(3) 采用模型融合和组合方法，结合不同类型的数学模型，提高预测的准确性和鲁棒性。

未来的研究可以聚焦于基于改进模型的健康评估方法。首先，可以研究开发更加精确和复杂的数学模型，考虑航天器的更多细节和复杂性，提高模型的准确性和适用范围。其次，可以探索新的建模和仿真技术，如基于物理的建模方法、混合建模方法等，提高模型的精度和效率。另外，可以研究开发基于数据的模型更新和校准方法，通过与实际运行数据的对比，动态调整模型参数，保持模型的准确性和时效性。最后，可以结合模型预测和实时监测技术，实现对航天器健康状态的实时分析与评估。

8.2 基于数据驱动的评估技术

基于数据驱动的健康评估，是一种利用航天器运维数据进行分析的手段。该类技术依赖于运维数据的丰富性和多样性，基于海量数据的挖掘和分析，评估航天器运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分析。常用的技术手段主要包括：统计学、机器学习和深度学习；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。基于数据驱动的健康评估方法能够自动化地提取系统状态的特征，并进行故障检测和预测，从而实现对航天器健康状况的全面评估。

当前，基于数据驱动的健康评估存在如下问题和挑战：

(1) 数据质量。运维数据的质量对于评估结果至关重要，然而实际数据往往受到噪声、干扰和不完整性的影响，存在数据质量不佳的问题。

(2) 数据特性。运维数据通常具有维度高、体量大和关联强等

特点，对于数据分析的高效性提出了严苛要求。

针对上述问题，目前的解决方案主要包括：

(1) 针对数据质量问题，可以采用数据清洗和预处理技术，通过去除异常值、填充缺失数据等方式提高数据质量。

(2) 对于数据的高维度和复杂性，可以采用特征选择和降维技术，选择最具代表性和信息量的特征，减少数据的维度和复杂性；同时，利用并行计算和分布计算等技术，提高数据处理的效率。另外，针对系统的复杂性，可以结合领域知识和经验，设计合适的数据分析模型和算法，提高评估的准确性和可靠性。

未来的研究可以从多个方面入手，进一步完善基于数据驱动的健康评估方法。首先，可以探索新的数据分析技术和算法，如图神经网络、自适应学习系统等，以应对运维数据的复杂性和多样性。其次，可以研究数据驱动的模式集成和融合方法，结合多种数据分析技术和模型，实现对系统健康状况的综合评估。此外，可以利用先进的可视化技术，对数据分析结果进行可视化展示，增强评估结果的理解与解释能力。最后，可以探索系统健康评估与其他领域的交叉研究，如行星科学、地球科学等，以获取更多的数据来源和分析方法，进一步提高评估的准确性和可靠性。

8.3 基于状态估计的评估技术

基于状态估计的健康评估，通过状态估计技术对航天器的状态进行估计和预测，例如位置、速度、姿态等参数。这种技术依赖于航天器上搭载的各种传感器，如惯性测量单元（IMU）、全球定位系统（GPS）、陀螺仪、加速度计等，收集系统运行过程中的各种数据。利用这些传感器数据，采用扩展卡尔曼滤波器等状态估计技术，对系统的状态进行推测和估计。通过这种方法，可以实时监测系统的状态变化并提供准确的状态信息。

目前，基于状态估计的健康评估面临如下问题和挑战：

(1) 测量精度，航天器上搭载的传感器可能存在误差和不确定性，易导致状态估计结果偏差。

(2) 外部干扰，系统运行环境的复杂性和变化性可能影响传感器数据的准确性和稳定性，进而影响状态估计的精度和可靠性。

(3) 计算开销，系统的状态估计过程需要大量的计算资源和算力支持，可能存在计算效率低下的问题。

为解决上述问题，当前的解决方案主要包括：

(1) 采用多传感器融合技术，结合不同类型的传感器数据，提高状态估计的准确性和鲁棒性。

(2) 采用传感器校准和误差补偿技术，对传感器数据进行实时校准和处理，降低传感器误差对状态估计结果的影响。

(3) 采用高级滤波器和优化算法，对状态估计过程进行优化和改进，提高状态估计的精度和稳定性。

未来的研究方向可从如下方面展开，进一步完善基于状态估计的健康评估方法。首先，可以研究开发新型传感器技术，提高传感器的精度和稳定性，以提高状态估计的准确性和可靠性。其次，可以探索新的状态估计算法和模型，如基于深度学习的状态估计方法，以应对航天器运行环境的复杂性和变化性。另外，可以研究开发基于云计算和边缘计算的状态估计技术，实现对大规模数据的实时处理和分析，提高状态估计的效率和实时性。最后，可以结合航天器的动态建模方法，实现对系统状态变化的实时监测和预测，为航天器的健康评估提供更深入的理解和更有效的支持。

8.4 理论代表成果

在运维领域，具有代表性的理论研究成果包括：

文献[147]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[148]提出了面向模糊 C 均值聚

类的减速箱退化状态评估方法,实现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[149]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[150]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[151]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数值以及健康等级的变化情况。文献[152]采用模糊隶属度函数,利用改进 DS 证据融合理论进行健康状态的综合评判。文献[153]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[154]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[155]设计了一种基于带属性可靠性的可解释信念规则库 (IBRB-r),用于航天器动量轮的健康状态评估,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[156]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[157]针对航天器机电类关键部件存在性能退化的特点,提出了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,实现了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，能够准确描述航天器的运行状态以获取健康评估结果，但迁移性较差；基于数据驱动的健康评估技术，能够有效分析航天器的运维数据，获取隐含性能退化特征，但需要大量的数据支撑，计算量大；基于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。

第9章 寿命预测技术

寿命预测是指通过分析航天器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。航天器通常具有多个反映系统运行状态的变量，在机理不明的情况下，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航天器的几个关键机械部组件^[158-170]，如动量轮、陀螺仪等。对于航天器中的电源、控制等关键分系统，寿命预测技术的研究尚处于起步阶段。

现有航天器寿命预测技术，一般可以分为以下三类：

- (1) 基于失效机理的寿命预测技术；
- (2) 基于数据驱动的寿命预测技术；
- (3) 基于混合模型的寿命预测技术。

为进一步区分上述三类不同的寿命预测技术，表 9.1 列出了各自的优缺点。

表 9.1 不同寿命预测技术的优缺点对比分析

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	1) 严重依赖于历史运维数据 2) 迁移性差

	征明显的场合	
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

9.1 基于失效机理的寿命预测技术

基于失效机理的寿命预测技术，通过故障模式、机理和效应分析提取预报参数，将系统性能参数和预报参数相结合，进行连续的状态监控和环境载荷监控，在此基础上进行异类检测，最后结合失效机理模型评估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：维纳退化模型、动态故障树、随机混杂自动机等。

对于航天器这类特种高端装备，其关键部组件的运行过程往往异常复杂，具有很强的非线性特征，面临如下挑战：

(1) 多学科交叉，建立相关的物理基动态模型需涉及弹性力学、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往往难以建立，而相关的建模和运算也需要大量的人力和时间成本。

9.2 基于数据驱动的寿命预测技术

该类技术通过收集提取运维数据中所蕴含的失效或性能退化信息，利用统计学、人工智能等数据驱动方法，构建运维数据与系统性能之间的映射关系模型，以预测航天器的剩余使用寿命。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、基于人工免疫系统的串匹配等；

(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的输出结果进行比较，评估二者之间的相似程度，常用方法包括：基于规则的推理、基于案例的推理、基于模型的推理等专家系统，基于多层感知器、自组织映射神经网络、自联想神经网络、振荡网络等神经网络以及支持向量机等；

(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，预测其剩余使用寿命，常用方法包括：petri 网等。

相对于构建精准的航天器物理模型，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，可操作性更强，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。

9.3 基于混合模型的寿命预测技术

基于混合模型的寿命预测技术，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，以实现航天器剩余使用寿命的有效预测。基于失效机理模型的寿命评估技术与基于数据驱动的寿命评估技术各有优劣，适度融合两者的混合方法，可充分发挥两种技术的长处，实现优势互补，克服单一方法的局限性，能够提高航天器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。

该技术优势主要体现在：

(1) 逻辑严谨的失效机理，能够显著提高数据驱动方法对退化识别与剩余使用寿命预测的准确性和可信性；

(2) 数据驱动方法的“过学习”或“欠学习”现象与数据依赖问题，可通过失效机理所提供的特征数据改善，降低数据驱动方法对历史数据的依赖性；

(3) 航天器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。

综上所述，基于混合模型的寿命预测技术，为航天器关键部组件及分系统的剩余寿命预测提供了一种新的研究思路。但复杂系统的建模困难，需要多学科知识的交叉融合。

9.4 理论代表成果

在运维领域，具有代表性的理论研究成果包括：

文献[159]基于维纳退化模型，提出了一种基于期望最大化(EM)算法的动量轮可靠性建模和寿命预测方法；该方法通过失效模式、机理和影响分析，建立了具有随机效应的维纳过程退化模型；利用第一次碰撞时间来描述失效时间，并根据维纳退化模型推导出可靠性函数的显式结果；利用EM算法来获取该可靠性函数的最大似然估计量进而实现寿命的有效预测。文献[161]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，该方法利用陀螺漂移系数样本的标准差数据波动性随时间递增特性，建立了方差时变的正态随机过程退化模型，得到了陀螺剩余寿命的边缘分布函数；进而，基于Copula函数对各退化变量之间的相关性进行融合并得到联合分布函数，实现了陀螺剩余寿命的有效预测。文献[164]提出了一种基于混合模型的寿命预测方法，该方法将最小二乘支持向量回归(LSSVR)和隐马尔可夫模型(HMM)两种方法相结合：从传感器信号中提取特征，用于训练代表不同健康水平的HMM；LSSVR用于预测特征趋势；根据每个HMM的概率，确定未来的健康状态，并对剩余寿命进行有效预测。文献[171]利用TEAMS软件对某型号控制分系统进行了物理建模，又在此基础上开发了基于物理模型的监控、诊断与预测系统，并基于实测飞行数据对系统的剩余寿命进行了验证。文献[172]把基于轴承寿命方程的疲劳损伤累积模型和传感器监测数据相结合，通过数据和模型技术的有机结合，对某关键

部件的剩余寿命进行了有效预测与估计：当识别不到故障特征时，使用物理基模型；当识别出失效特征时，使用监测数据特征，降低模型预测的不确定度。文献[173]开发了一种数据驱动的神经网络方法用于航天器驱动部件的剩余寿命预测，利用命令/响应信号以及液压数据来对该设备的剩余寿命进行预测。文献[174]发现了监控数据的变化是对系统损伤程度的响应；在比例损伤理论中，系统损伤是“输入变量”，状态监控信息是“响应变量”，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[175]提出了一种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[176]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，并考虑了不同失效的严重程度，利用卡普兰-梅尔（Kaplan-Meier）估计器获取不同状态之间的转移概率；在此基础上，基于上述状态和转移概率，构建了 Petri 网模型，有效预测 GNC 分系统的剩余寿命。文献[177]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：首先，基于权值优选粒子滤波算法，利用系统的监测数据在线估计出执行器的隐含退化量；然后，在每一个预测时刻通过蒙特卡洛仿真计算得到合理的失效阈值，并建立基于该阈值的系统失效判断准则；最后，将隐含退化量的估计值代入退化模型中，通过外推统计分布的形式实现剩余寿命预测。文献[178]结合支持向量数据描述与移动地平线估计算法，提出了一种新的航天器滚动轴承剩余寿命预测策略，以提高剩余寿命（RUL）预测准确率。文献[179]提出了一种基于并行多尺度架构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，提高剩余寿命指数估算的效率和准确性。文献[180]基于隐式线性维纳退化过程，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[181]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;基于数据驱动的寿命预测技术,对于不同工况相同平台的航天器,失效规律难以一概而论,需要建立个性化的退化模型;基于混合模型的寿命预测技术,充分结合失效机理与运维数据的优点,在退化模型基础上考虑了数据特点,能够实现更为准确的剩余使用寿命预测。

第 10 章 航天器智能精准运维技术的应用情况

本白皮书的第 4 至 9 章, 针对航天器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, 本章重点针对状态监测、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 10.1 所示。

下面按照不同国家和地区的具体情况, 就航天器智能精准运维的应用现状进行阐述。

表 10.1 世界主要航天国家和地区航天器智能精准运维的应用情况

国别/地区	对象	应用系统/方法	优势/效果
美国	航天器	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
	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”卫星	Livingstone 系统	通过定性逻辑模型快速准确实现故障定位
	航天器中关键部件	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
	GNC 分系统关键部件	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	统计模式识别方法	确定系统的性能退化征

	(EUVE) 卫星		兆, 预测 GNC 等分系统中相关部组件的剩余寿命
	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
欧洲	航天器	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讯长期中断时自主维持系统正常科学任务的能力
	某型号航天器	DrMUST 软件	用于离线数据分析, 准确识别异常模式
日本	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, 可快速分析航天器的运行状态
中国	“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

	“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	自检测、冗余心跳检测和外部看门狗检测的故障检测和定位算法	当发生看门狗触发事件时，对故障机进行重启来恢复系统正常运行
	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

10.1 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，为全球航天器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包括：

在状态监测方面，开发了航天领域第一套功能较为完善的航天器趋势分析系统（AMTAS）：该系统基于分粒度建模和多模推理技术，对包括 GNC 在内的多个关键分系统遥测数据进行了自动状态监测与趋势分析，以避免潜在故障或问题发生。

AMTAS 的扩展升级版本是“监视和自治调整系统”，该系统从硬件的健康和安全管理扩展到动态应用，使用机器学习方法来处理趋势分析问题中的不确定性，减少计算复杂度。从采集到的遥测数据规律中发现：绝大多数变量是周期变化的，例如航天器太阳帆板上的温度变量是按照季节变化的，微观来看，这些变量的变化中又存在一些局部的周期，例如一天的温度是按照白昼变化的，另夹杂一些细微干扰。总体来讲，航天器在轨遥测数据的变化具有趋势性、季节性和随机性。

针对上述特点，应用分解算法对航天器的遥测数据进行分解，得到了分解后的趋势项、季节项和波动项。针对遥测数据分解后的不同

特征项，采用多项式拟合外推、BP神经网络预测、非参数回归的预测、ARMA预测等多种算法对分解后的数据项进行处理，最后对经过预测算法处理的数据项结果进行融合，得到状态监测与性能预测结果；主要流程如图10.1所示。

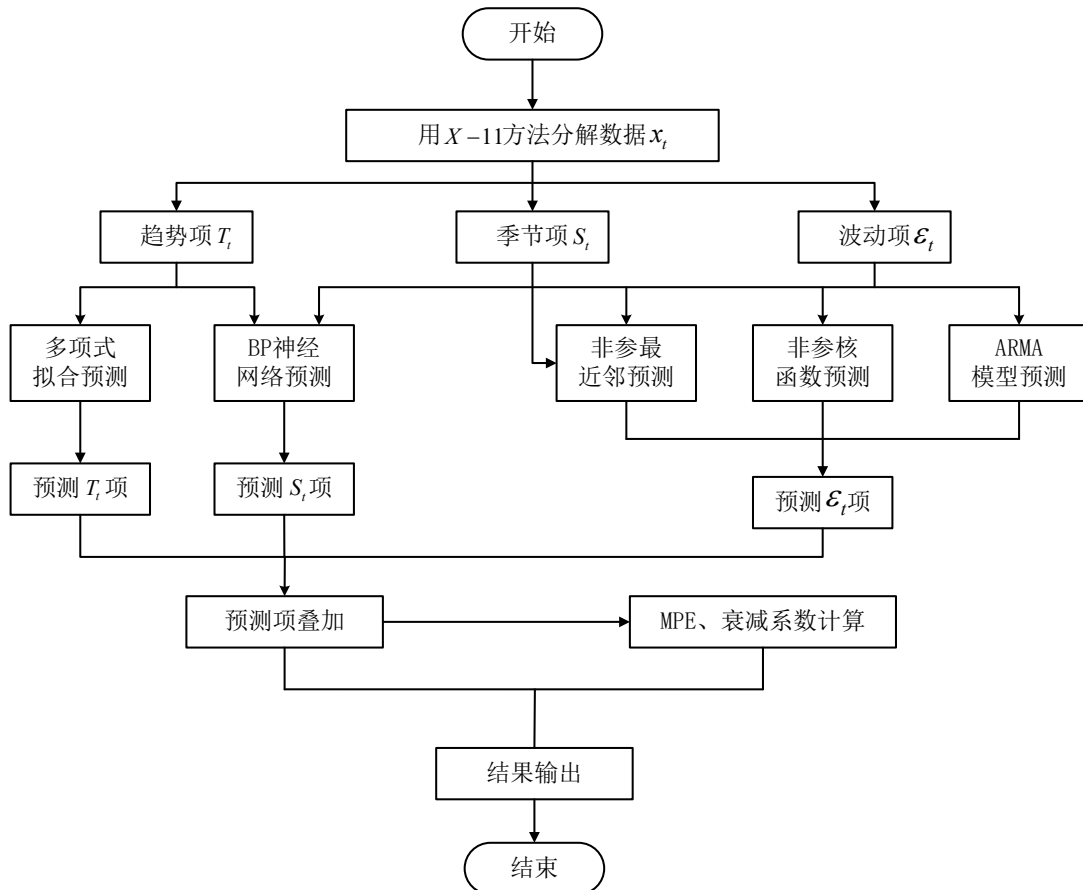


图 10.1 监视和自治调整系统的状态监视与故障预测流程

从图中可以发现：在轨遥测数据的分解，是状态监视与故障预测的第一步，采用基于 X-11 的分解算法对原始数据进行分解，之后采用数值滤波方法获取非平稳时序中的趋势项、季节项和波动项，最后再分别预测叠加。

基于 X-11 的分解算法，主要部分是 X-11 序列的构成。该序列是由三部分组成；其中，季节因素 (Seasonal Factor) 是选定数据中的周期性变化序列；趋势因素 (Trend Factor) 是选定数据趋势性部分总和；不规则因素 (Irregular Factor) 是选定数据中平稳波动随机序列。

季节因素、趋势因素和不规则因素三部分组成了在轨遥测数据。

目前，NASA 已将相关状态监测技术固化成多款软件工具^[184]，比如归纳式监测系统 IMS，对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。

在故障诊断方面，美国的自由号空间站研制了 GNC 分系统的维护与诊断系统（MDS）^[185]：分为在线和离线两个部分。其中，在线系统，嵌入到自由号空间站的 GNC 分系统中，主要用于实现数据收集、数据压缩、数据传输和简单推理。离线系统，主要包括 3 个模块，即故障诊断模块、预测模块和辅助维修模块；其中，故障诊断模块，又含有诊断推理器和恢复专家器两部分；诊断推理器采用了人工智能技术（主要包括：模式比较、启发式分类、基于历史信息、符号推理和基于模型推理等）来诊断故障源和评价该故障对其它部件的影响，其中关键的技术就是基于模型的推理方法；恢复专家器能够制定故障排除方案；具体如图 10.2 和图 10.3 所示。

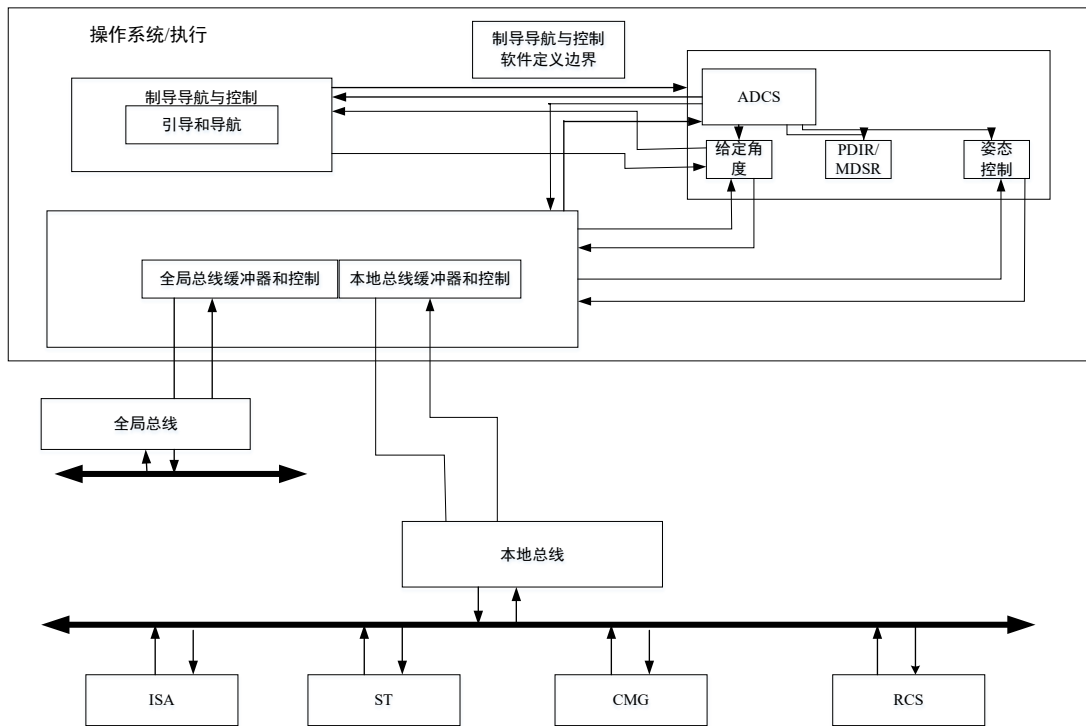


图 10.2 MDS 的功能简介

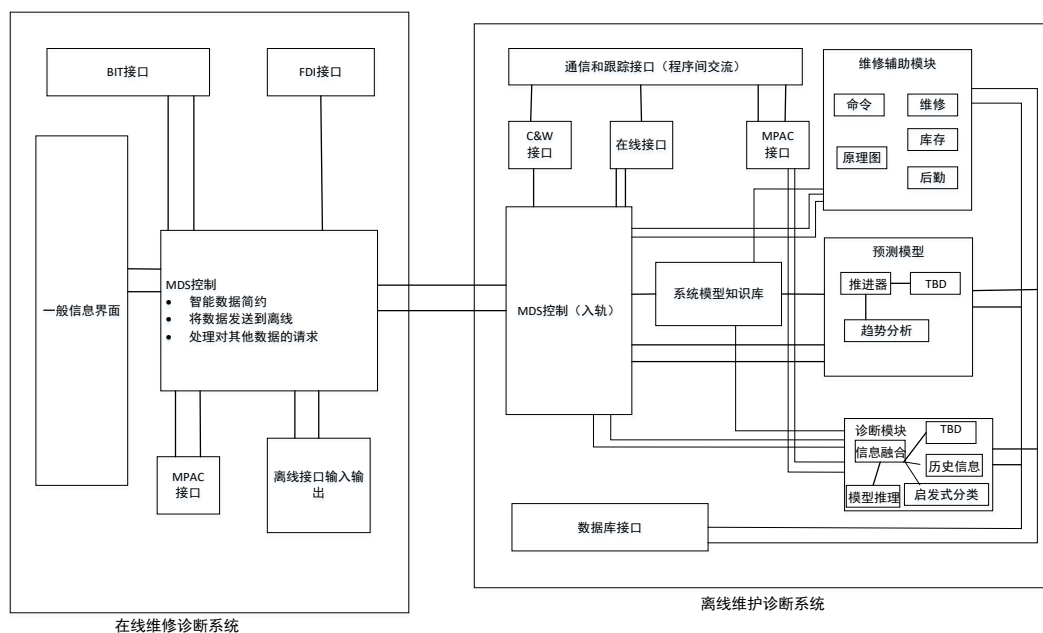


图 10.3 MDS 的系统组成

表 10.2 Livingstone 系统的优缺点分析

序号	优点	缺点
1	能够跟踪系统的运行状态	只支持离散模型
2	故障检测、隔离和恢复可以定位到元器件级别	只能根据指令转移运行模式，而不能自主转移
3	可以同时诊断两个或三个以上的故障	在命令发布和系统响应之后有延迟
4	估计状态是来自于多传感器信息融合后的结果；当有未知观测信息时，推理引擎也可以搜索	一个通用元件并不是总能定义成 L2 模型，部分可以定义成 L2 模型的元器件，也需要特别考虑
5	对于 L2 模型，可以自主验证	不能诊断渐变、缓慢故障
6	离散模型推理比连续模型推理慢，可以有足够的时间搜索参数	1) 用户不能看到推理过程，有些推理不太符合逻辑，难以让用户详细诊断结果； 2) 依靠一个知识的命令序列才能自主运行；

		3) 闭环链路 (主要是指残差反馈) 会派生出许多回路 (例如, 控制回路), 影响系统的运行和诊断结果的准确性
--	--	--

Livingstone 系统是由 NASA (美国国家航天局) 所属 ARC (Ames Research Center) 开发的自主故障诊断软件, 它是由一些特殊的离散模型和一些跟踪系统状态的算法构成。目前, 已经历了 L1 和 L2 两个版本, L3 版本目前尚未见到发布。L1 是用 LISP 语言编写的软件包, L2 是用 C++ 编写的软件包。不同于 L1, L2 的推理引擎不仅可以基于定性模型搜索故障, 还可以跟踪和预报航天器的运行状态^[122]; Livingstone 系统的优缺点分析结果, 如表 10.2 所示。

Livingstone 系统利用系统行为和内部结构模型 (组件连接模型、转换模型和行为模型) 来实现故障诊断。该系统结合冲突指向搜索和快速命题推理等算法, 消除了人工智能中演绎和反推之间的突出矛盾, 实现了快速搜索和推理; 具体如图 10.4 所示。该系统已成功应用于“深空一号”、“X-37”和“Earth Observing One”等航天器, 使航天器具备了自主故障诊断与系统重构能力。

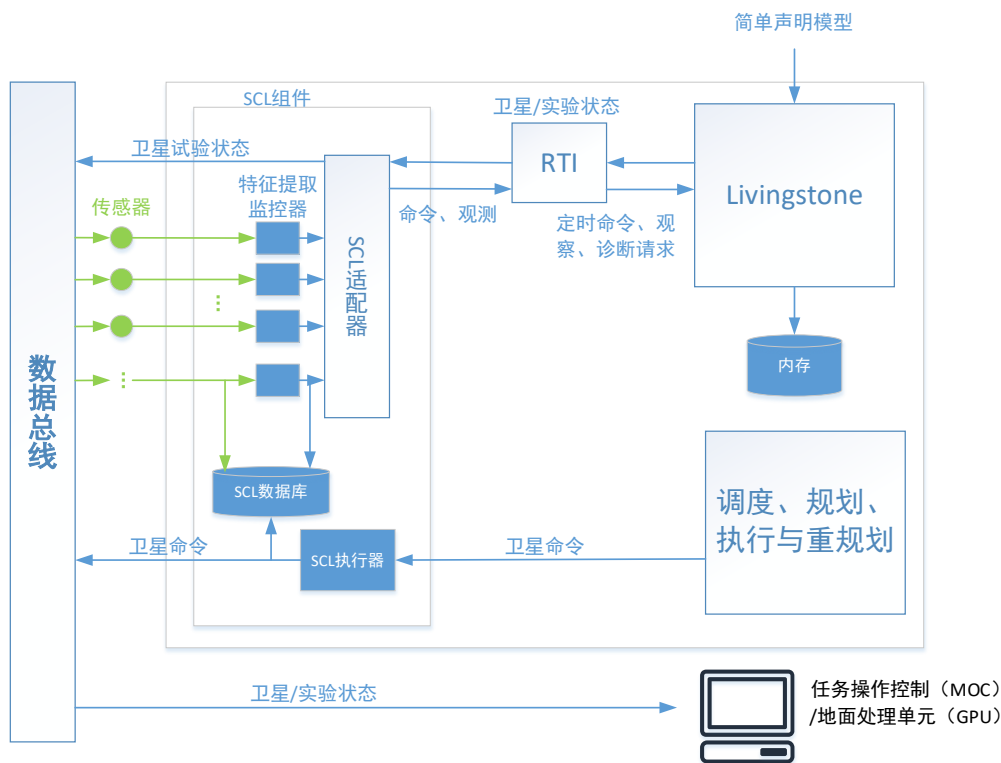


图 10.4 Livingstone 系统在“Earth Observing One”任务中的体系架构

L2 版本主要包括以下两个部分，其系统操作界面如图 10.5 所示。

(1) 通用推理机 (General Diagnostic Engine, GDE)

GDE 是固定的，不会因为被诊断对象的不同而改变，GDE 采用命题逻辑和冲突直接搜索。Livingstone 的推理机，也称为配置管理器 (Configuration Managers)，它包括 MI (Mode Identification: 模型辨识) 和 MR (Mode Reconfiguration: 模型重构) 两部分。

(2) 被诊断航天器的定性模型

当 L2 被应用于不同航天器时，会利用定性表述和命题编辑对被诊断对象进行建模。被诊断对象可以是物理的，如航天器，也可以是数学的，如航天器的动态方程。

此外，L2 还有如下所述的两个辅助验证软件模块：

(1) 模型验证模块 (Livingstone Model Verifier, LMV)

LMV 可以对一个 L2 模型进行验证，并检查模型是否具有可诊断

性; LMV 模块还可以派生一个症状模型验证 (Symbolic Model Verifier, SMV)。

(2) 仿真验证模块 (Livingstone Path Finder, LPF)

LPF 是 L2 软件的仿真验证工具, 它由置于一个模拟操作环境的控制器所构成, 并且将“状态空间探索”算法应用到了装有仪器的测试平台上。尽管 LPF 主要应用于 NASA 的 Livingstone 系统, 但 LPF 的架构也同样适用于其它诊断系统, 并且有针对其它诊断系统的标准化组件。

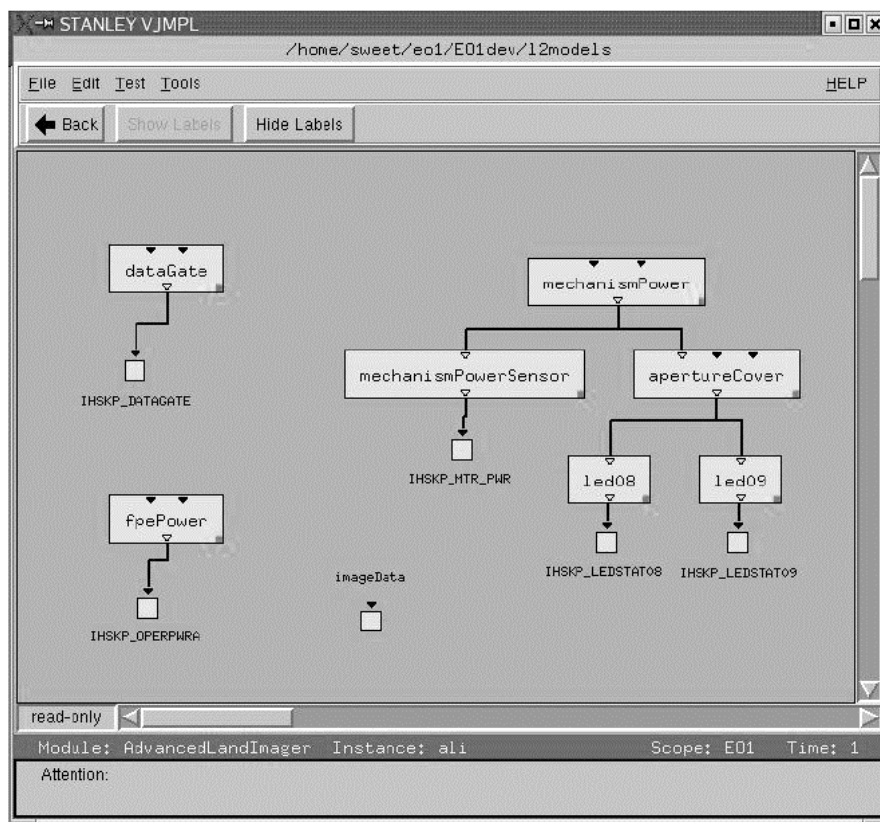


图 10.5 Livingstone 系统 L2 版本的模型验证模块界面示意图

在寿命预测方面, NASA 的 Ames 研究中心, 重点解决了电池、半导体部件、制动器等航天器中关键部组件的寿命预测问题, 提出相关向量机—粒子滤波 (RVM-PF) 方法, 取内阻为特征量, 在高功率锂电池寿命预测方面, 比传统回归分析方法和 Gaussian 过程方法精度提高 30% 以上。霍尼韦尔公司通过测量 GNC 分系统中陀螺部件的

激光强度和读出强度，导出了每个模式下的电压以及相关参数，将最近 1000h 的性能数据进行预定的多项式拟合，进而能够根据预定的临界工作温度来生成寿命性能特性数据，从而外推并预测出 GNC 分系统中关键部组件——激光陀螺的剩余寿命。Failure Analysis 公司在 EUVE 卫星的寿命预测工作中，采用了统计模式识别方法来确定系统的失效征兆，并基于历史失效记录成功预测了 GNC 等分系统中相关部组件的剩余寿命^[182]。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)，以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。

10.2 欧洲

欧洲各航天大国的应用成果比较分散，集中于状态监测和故障诊断两个方面，主要包括：

瑞典空间物理学院研制了航天器状态监视和异常预测系统 (SAAPS)；其状态监视与异常预测模型，由神经网络在指定的异常状态数据集中训练得到，对 GNC 分系统的状态监视与故障预测准确率大于 70%，并能给出可信度。

SAAPS 主要由以下三部分组成，具体如下：

(1) 空间环境和航天器异常数据库

该数据库包括：空间环境数据和航天器异常数据。空间环境数据

由太阳风等离子体数据、地球静止电子和质子通量数据以及地磁指数组成。

通过定义时间序列对象 (TSO)，来指定参数和时间段，进而可以从数据库检索相关数据。TSO 包含元数据，例如：字段名、单位、数据。所有的模型和工具都在 TSO 的基础上运行。

(2) 空间环境异常分析工具

由不同的统计和神经网络工具组成，有助于识别异常及故障的发生原因。

该工具向用户提供与航天器异常有关的空间天气数据进行飞行分析；该界面是一个支持 Java applet 的 web 浏览器。具体如图 10.6 所示。

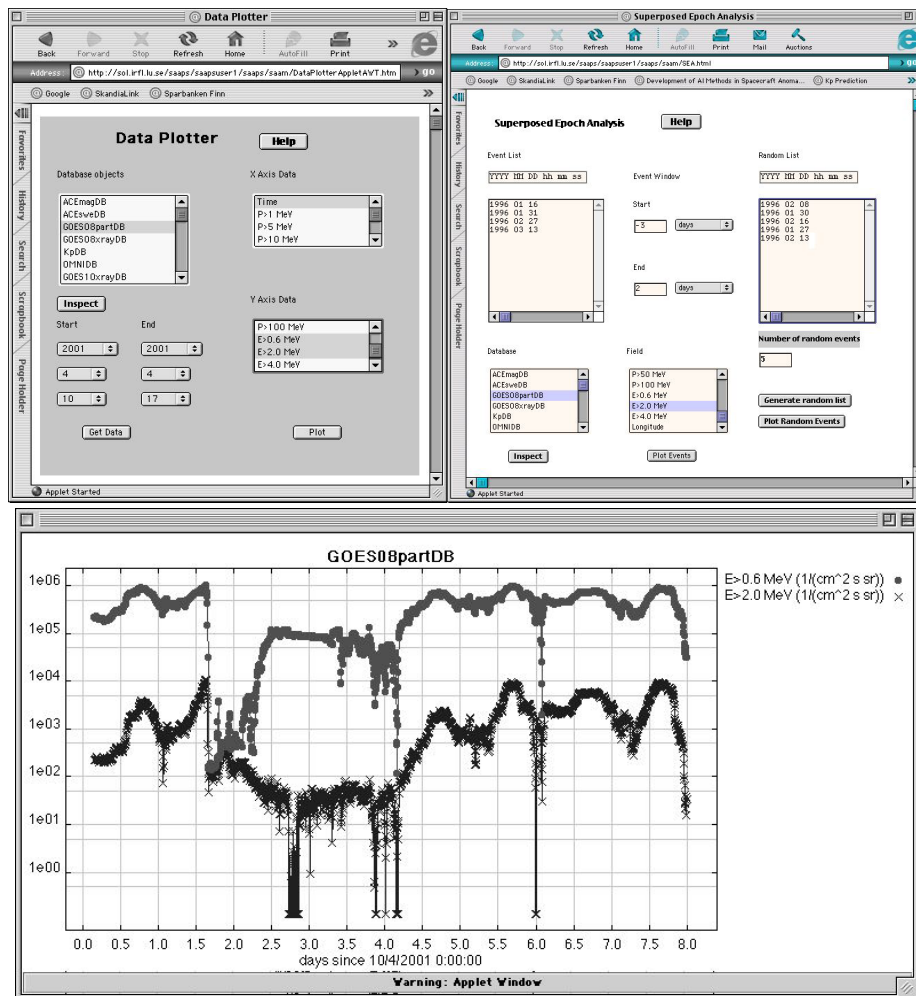
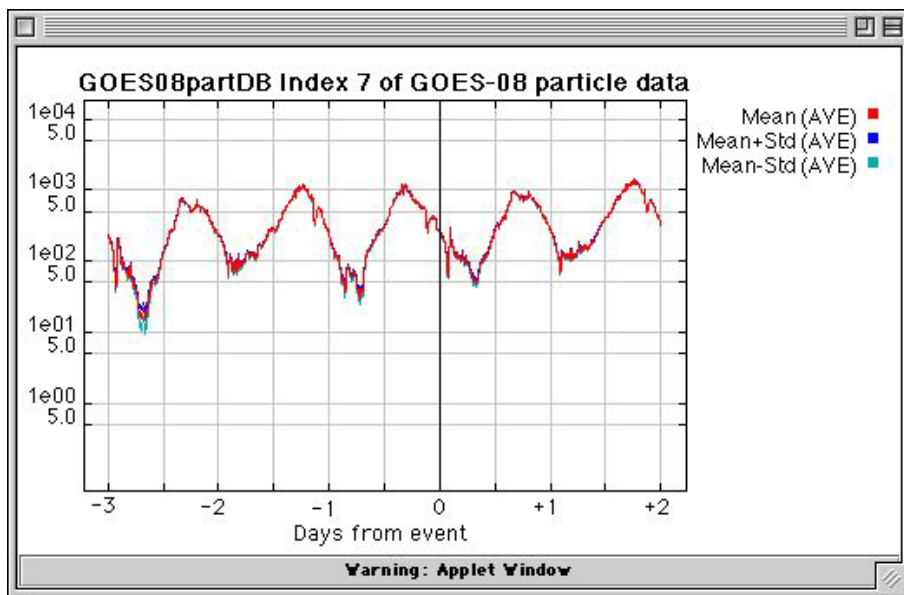
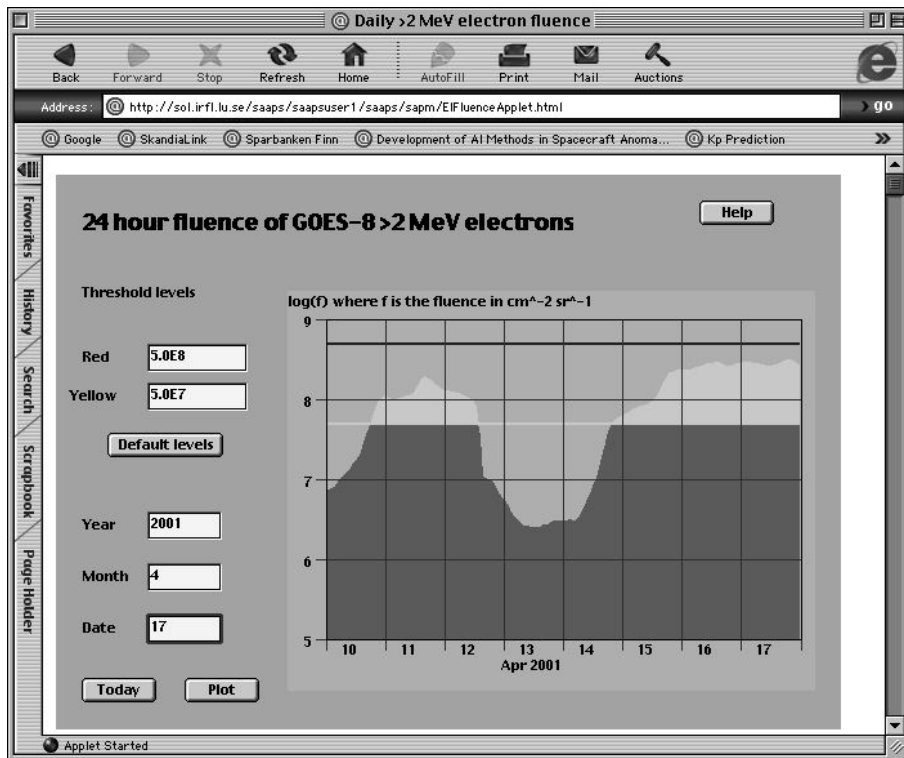


图 10.6 SAAPS 软件的主要界面图 (空间环境异常分析工具)

(3) 环境预测和故障预测模型

该模型是以空间环境数据为基础，建立了几种不同的运行状态监测与异常数据预测模型，采用了统计方法和神经网络算法；并拥有一个可以实现故障预测或预测异常风险增加时间的模型，可以使用户和设计人员在更早的阶段监视异常状态并采取相应的处置行动；具体如图 10.7 所示。



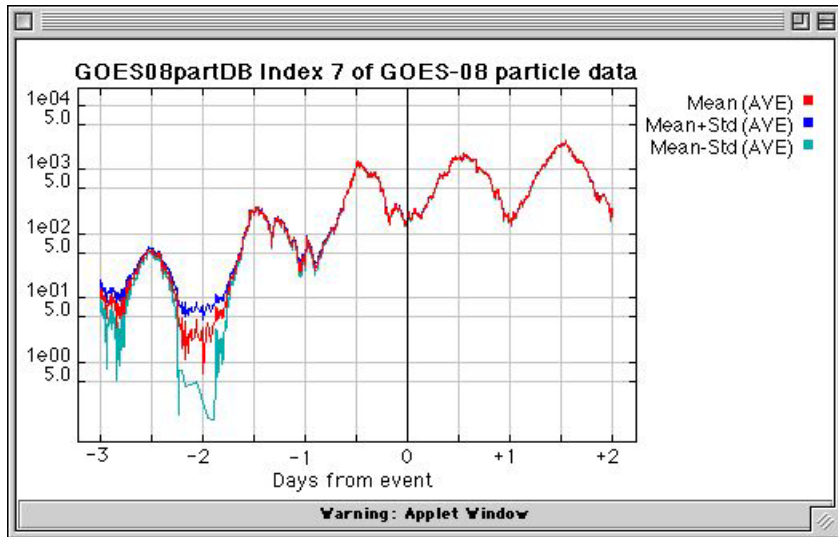


图 10.7 SAAPS 软件的主要界面图（环境预测和故障预警模型）

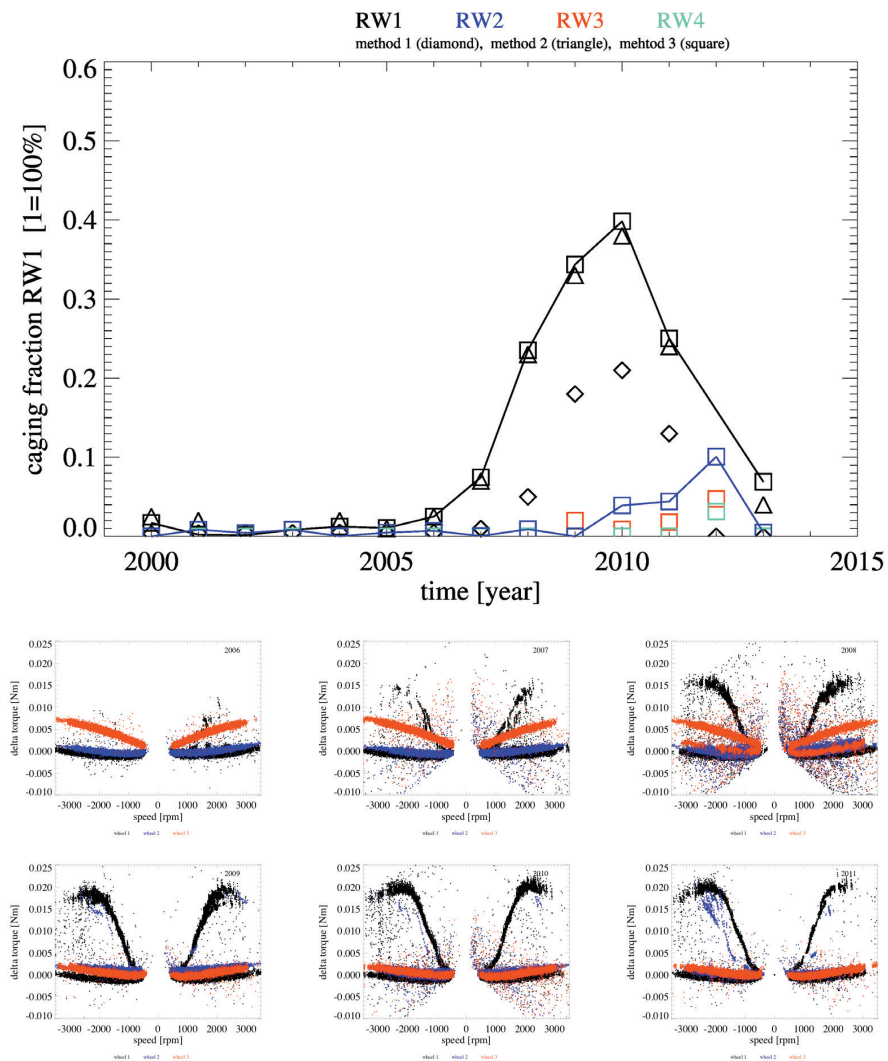


图 10.8 基于故障预警的动量轮故障处置效果

意大利的 VITROCISSET 公司为欧盟发射的 XMM-Newton 科学探测卫星专门开发了一个交互式遥测数据分析工具；通过对 GNC 等分系统的遥测数据进行监测与分析，能够确认遥测数据的偏差、判定设备恶化的运行模式，检测和隔离整星及各分系统设备的故障，进而确保该航天器运行状态健康、使用寿命延长。值得一提的是，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，做到了稳定监视与提前预测，并通过改变控制策略的方法，使得动量轮实际运动位置与理想位置之间的偏差度低于 8%；具体效果如图 10.8 所示。

该航天器是欧洲航天局执行奠基石任务发射的第二颗卫星。它的名字源于 X 射线多镜面设计和纪念英国著名物理学家牛顿。这颗卫星装备了三部 X 射线望远镜，因其奇异的飞行轨道而著称，这种飞行轨道可令其长时间、不间断观测深空。它是迄今为止最灵敏的 X 射线望远镜，使用了 170 多片薄片圆柱体镜面来收集和聚焦 X 射线。嵌套镜面的总面积超过 120 平方米。在三个 X 射线望远镜舱中，有两个装有反射式测光仪 (RGS)，可用于 X 射线能量最详细的分析。XMM-Newton 卫星让欧洲天文学界获得了诸多突破，如观测到迄今在遥远宇宙看到的最大星系团；具体如图 10.9 和图 10.10 所示。



图 10.9 XMM-Newton 科学探测卫星

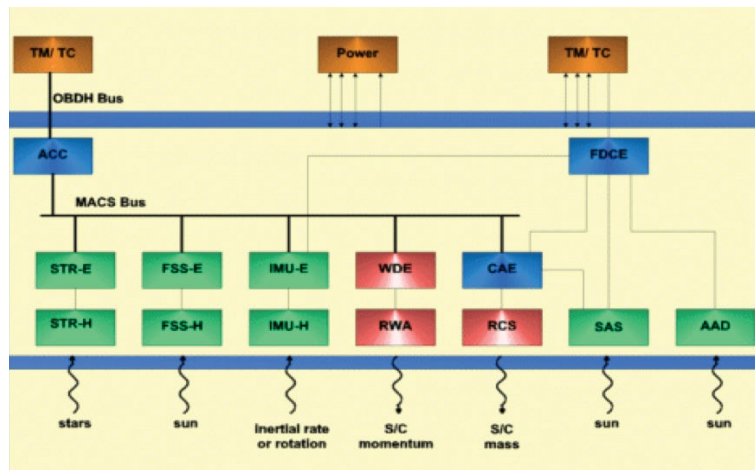


图 10.10 XMM-Newton 科学探测卫星的 GNC 分系统组成示意图

法国的 SPOT 系列卫星，采用了自主监控、故障检测和重构技术 [187]。其中，GNC 分系统能够自主完成以下两类的检验工作：一类是技术检验，包括标准检验（与电压、温度等参数有关）和特殊检验；另一类是功能检验，包括单个部件专用的推断检验、冗余配置部件的一致性检验、不同部件输出量之间的相关性检验三个子类；其故障检测与诊断的示意图如图 10.11 所示。

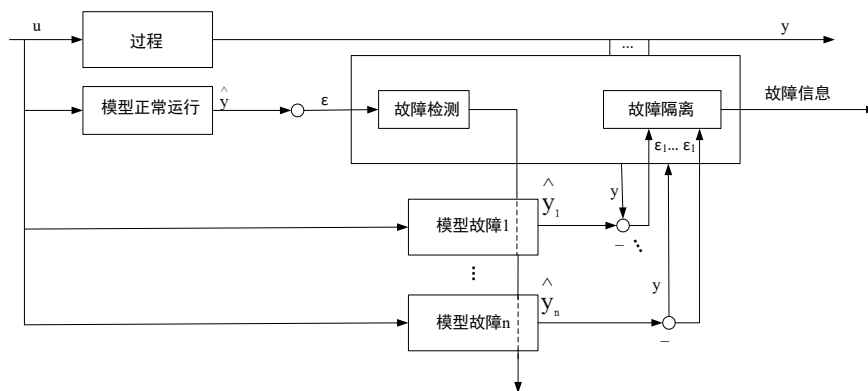


图 10.11 SPOT 系列卫星的故障检测与隔离示意图

ESA（欧洲航天局）在 SMART-1 月球探测器中部署了故障诊断与重构系统 [186]。该系统能够在与地面通讯长期中断的情况下，维持该航天器的正常任务运行；当发生故障时，能实现 GNC 等分系统的自主诊断故障，并通过切换备份部件或切换其他可选操作模式等方式

自主进行功能恢复，不影响正常业务。具体而言，当单个部件故障时，通过局部冗余配置来处理；当分系统或系统级发生故障时，通过多部件重构或工作模式切换来处理。一旦故障影响到系统安全，该航天器将切换至安全模式，在没有地面联系的情况下存活两个月，直到地面操作介入。其故障检测与隔离的架构如图 10.12 所示。

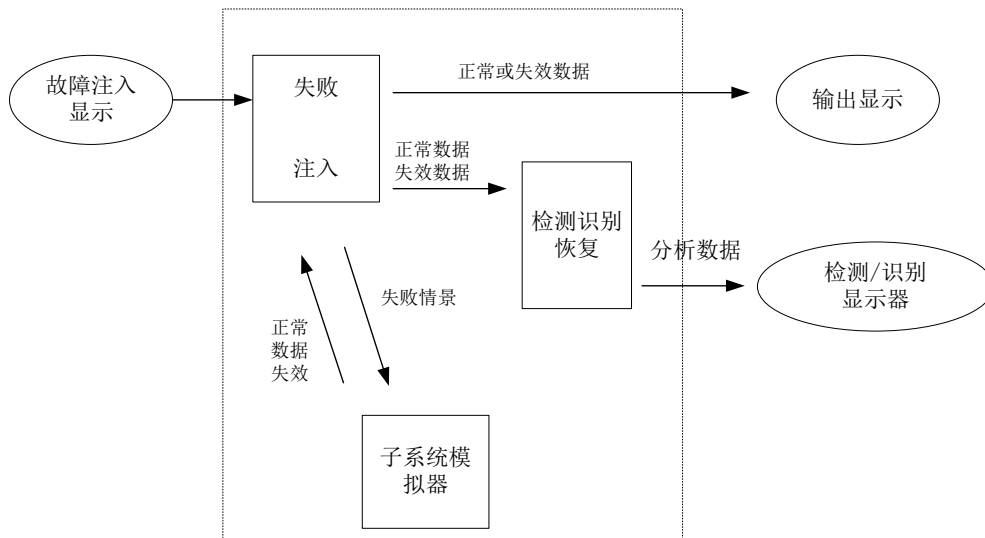


图 10.12 SMART-1 月球探测器的故障检测与隔离架构示意图

欧空局（ESA）开发的 DrMUST 软件，系统地对其型号航天器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^[183]。

10.3 日本

日本的应用成果集中于故障诊断与健康评估两个方面，主要包括：

在健康评估方面，JAXA（日本国家航天局）在 HAYABUSA 卫星上部署了第三代的监视和诊断专家系统（ISACS-DOC）：该系统的主要工作就是监视、预测整星及 GNC 等分系统的健康状况，为不具备可靠处理运行过程问题的用户提供辅助操作，并提供该航天器运行的参数、状态、趋势等，以确保安全运行、减少运行风险；具体如图

10.13 所示。

ISACS-DOC 具备以下六部分功能：

(1) **数据导入功能：** 可以导入知识数据库与遥测定义数据库，并实现遥测特征提取（用于状态监测与故障诊断）。

(2) **遥测接收功能：** 可以实时接收遥测参数，并能够根据遥测定义数据库，将遥测参数分解到各个遥测条目中，进而提取状态值并将其转换成具有物理意义的数值。

(3) **监测数据生成功能：** 基于知识数据库，利用滤波器与阈值检测方法，将上述转换成具有物理意义的数值进行二次处理，使其变成便于状态监测与故障诊断的数据。

(4) **状态监测与故障预测功能：** 根据知识数据库的定义，利用上述数据，实现状态监测与故障预测。

(5) **结果显示功能：** 将状态监测与故障预测的结果，通过图表形式进行显示，便于现场的设计人员进行查阅。

(6) **邮件通知功能：** 可以通过电子邮件的方式，将状态监测与故障预测的结果直接发送给远端的设计人员。

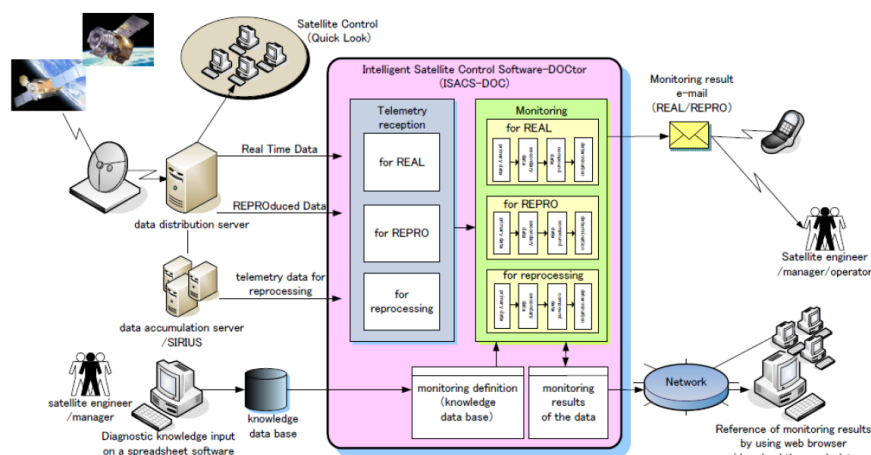


图 10.13 ISACS-DOC 的工作示意图

HAYABUSA 是 JAXA 的小行星探测计划。这项计划的主要目的是将 HAYABUSA 航天器送往小行星 25143(又名“糸川”；Itokawa)，

采集小行星样本并将采集到的样本送回地球。HAYABUSA 航天器在宇宙中旅行了七年，穿越了近六十亿公里的路程；这是人类第一次对地球有威胁性的小行星进行物质搜集的研究，也是第一个把小行星物质带回地球的任务；是吉尼斯纪录认定的“世界上首架从小行星上带回物质的探测器”；具体如图 10.14 所示。



图 10.14 HAYABUSA 卫星

在故障诊断方面，在 GEOTAIL 航天器中部署了 ISACS-DOC 系统，包含了一个具有 500 个诊断规则的数据库，依据这些规则即可快速分析航天器的运行状态，其着眼点是“故障诊断”，按发生的概率由高至低依次提示若干种可能发生的故障及其原因。这种方法能够将可导致故障的主要原因比较全面地提示给地面应用人员。

ISACS-DOC 的优缺点如下所示：

- (1) **优点：**在表示以及诊断能力上远超过传统的阈值方法。
- (2) **缺点：**虽然相对强大且灵活，但由于航天器系统复杂，很难建立准确且完备的航天器规则；由于在设定规则库时需要列举所有故障及其征兆，该方法显然不能处理未知异常；一旦设计改变，很难保证规则的一致性。

10.4 中国

我国的应用成果要集中于状态监测、故障诊断与寿命预测三个方面，主要包括：

在状态监测方面，我国正逐渐重视对状态监测技术的验证与确认、工具与平台等方面的研究，已逐步走向了技术集成、系统开发与装备应用准备阶段。但目前主要还侧重于方法与技术，尚未在航天器上得到大量应用。针对控制力矩陀螺（CMG）、动量轮等 GNC 分系统的关键部组件，目前已结合不同阶段的运维数据，通过多源异构数据的有机融合，基于深度神经网络已开展了故障演化规律的建模研究工作，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。目前，国内在状态监测技术方面的研究进展相对滞后。其中，仿真和试验验证较多，实际应用的研究较少。具体到航天器的状态监测技术方面，国内仅针对关键部组件开展了一些探索，尚缺乏系统深入的研究、验证与应用工作。目前美国等航天强国的研究相对深入，总体上，国内外在状态监测方面的研究，距离实际装备应用仍有一定差距。目前为止，还没有真正形成一个完整的状态监测与故障预测的技术体系，缺乏一系列具有良好推广性、成熟稳定的状态监视与故障预测算法。

在故障诊断方面，我国起步相对较晚。上世纪 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、通讯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、推断检验、一致性检验等故障诊断方法，以及备份部件切换、系统切换、敏感器和执行器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，可诊断到分系统级和部件级。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、改变工作模式。哈工大研制的

“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，当发生看门狗触发事件时，对故障机进行重启来恢复系统正常运行。目前已在一些型号的飞行试验任务中，采用了故障诊断和系统重构等智能化技术，并取得了良好效果^[127]。近年来，利用各种离线和在线数据，已开展了基于人工智能的 GNC 分系统故障诊断技术的研究工作，设计了决策树与深度学习相结合的神经网络，能够有效提升故障诊断的精度和适应性。现阶段我国航天器的故障诊断技术，基本上是针对单点失效自主处置，双点及以上故障由地面测控站处理；系统级故障发生时，虽然能够自主进行模式切换，但故障诊断仍依赖地面的专家会诊。这种非自主处理方式受地面测控的时空限制，效率较低；故障处理主要表现为部件、工作模式和工作参数的切换；仅为少数预知故障设计了在线模式切换，手段保守、能力有限；自主故障重构大多基于硬件冗余，解析冗余关系没有得到充分利用。

在寿命预测方面，我国针对动量轮的寿命预测问题，以轴承温度为特征量，综合了失效物理模型、在轨遥测数据、地面试验数据等多种信息，实现了动量轮剩余寿命的有效预测；在二代导航的星载铷钟寿命预测问题中，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；针对动量轮轴承的润滑失效机理进行了研究，并对润滑剂的损耗和微循环进行了分析与建模，完成了该动量轮轴承剩余寿命的有效预测。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，为航天器的剩余寿命预测提供了新的研究方向。

第 11 章 航天器智能精准运维技术的发展趋势与关键技术

11.1 发展趋势

航天器智能精准运维技术作为航天领域 GNC 分系统的共性支撑技术之一，现阶段的研究成果尚处于起步阶段，未来仍有极大的发展空间。本节将结合我国航天领域后续的型号任务与发展方向，重点介绍航天器智能精准运维技术的主要趋势。

(1) 星群星座管控

2024 年两会期间，政府工作报告中明确提出：“积极打造生物制造、商业航天、低空经济等新增长引擎”，这是“商业航天”首次被写入政府工作报告，也为大规模星群星座（或称为卫星互联网，这是商业航天发展的排头兵）的发展按下了加速键。

对于未来的大规模星群星座任务来讲，智能精准运维技术的目标是：以星群星座的稳定运行与高效管控为目标，建立健康管理的技术体系和在轨故障的处理准则，确保众多航天器健康执行任务、快速响应需求、充分发挥效能，为全生命周期健康管理、综合态势分析评估等奠定基础，提高星群星座的商业价值和综合效益。特别是未来几年，大规模商业航天的星群星座将很快投入运行，对大数量航天器的在轨故障，单纯依靠地面的人工处理已捉襟见肘。因此，在现有智能精准运维技术的基础上，进一步提升航天器的自主运维能力与协同运维水平将是未来大规模星群星座管控的重要基础，亟需在机制与技术方面寻求创新突破，具体发展趋势为：

运维机制方面，现有研究通过航天器与地面测控基站之间的互联互通，已建立了安全可靠、具有自主学习与更新能力的云边协同（天地一体）运维机制，这在一定程度上减轻了地面运管压力。以此为基础，面向大规模星群星座的一星多用、协同感知、自主管控、智能运

维等目标，不仅要实现天地一体的分布运维，更需要通过众多航天器之间的互联互通，不依赖地面测控，实现天基范围内的云边协同，进一步提升航天器运维的自主能力。

运维技术方面，现有研究基于单一航天器的在轨数据、历史数据及测试数据等，通过数据驱动、机理模型等技术的有机融合，实现了单一航天器运维智能水平与精准能力的显著提升。以此为基础，亟需通过对单个航天器故障案例的特征分析与建模，将该故障模型和案例应用于其他众多航天器，提早发现异常、制定运维策略，降低星座星群体系出现大面积同类型故障的风险，确保星群星座的功能可靠、任务执行的能力完好，以提升大规模星群星座的运行维护与健康管理能力。

（2）深远空间探测

习近平总书记在中共二十大报告中对“加快建设航天强国”作出了重要的战略部署，为我国航天科技实现高水平自立自强指明了前进方向，并对以探月探火为代表的深远空间探测任务取得的成绩给予了极大肯定。未来几年，我国将继续实施行星探测工程，开展近地小行星采样和主带彗星探测、火星采样返回、木星系探测、太阳系边际探测等深远空间探测重大专项任务。

针对未来深远空间探测任务面临的超远探测距离、超长任务周期、超长通信时延等问题，航天器必须具备极强的自主健康管理能力与智能精准运维水平，确保实现长期的安全可靠自主运行，主要体现在以下两个方面：

①评估故障影响程度，通过智能精准运维技术来快速识别未知异常，判断与分析故障影响域；根据自身健康状态，自主调整使用策略，避免力不胜任、贻误时机，最大限度降低运行风险。

②评估任务完成能力，通过智能精准运维技术来感知航天器自身的运行状态，自主实现故障预警与归因分析，并提前干预处置，使故

障不发生、发生后不扩散，有效避免探测任务间断，最大限度发挥系统效能。

因此，自主、智能、精准的运维技术研究将是未来深远空间探测任务成功的重要保障，亟需在地面设计与在轨运行两个阶段寻求创新突破，具体发展趋势为：

地面设计阶段，现有研究通过“数据、模型与算法”三大核心要素之间的关联影响机理挖掘，有效提升了智能运维算法的在轨实施效果。以此为基础，面向长期安全可靠自主运行的迫切需求，亟需通过航天器自主运维能力的表征、判定及量化，有针对性地进行资源配置与软件算法的协同优化，通过正常性能与故障模式的一体化设计，实现航天器有限资源的全面开发与合理利用；并据此形成理论，科学指导数据的优化选取、算法的轻量设计、模型的动态更新。

在轨运行阶段，现有研究通过在天地一体（云边协同）运维机制中构建具有自主学习、自主更新功能的动态策略，有效提升了智能模型与算法的在轨实施效果。以此为基础，亟需通过航天器外部运行环境的自主感知与内部健康状态的智能评估，在器上构建基于“能力量化—方案调整—效果评估”的闭环反馈策略，在不依赖地面测控的前提下，实现算法模型的主动更新与自适应调整，并能与当前系统的运维能力做到动态匹配，确保航天器在长期运行过程中始终保持最优的运行状态。

11.2 关键技术

航天器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。面对上述星群星座管控与深远空间探测等我国商业航天及重大专项的未来发展趋势，全面自主化与智能化已成为航天器运维技术发展的必然趋势。本节将结合型号任务需求，提出未来理论与技术攻关的重点。

(1) 全天时、全天候的天基协同分布式运维机制

现有通信、导航、遥感等领域的航天器各成体系，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，亟需通过不同航天器之间的互联互通，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，需重点突破以下关键技术：

①运维任务动态卸载技术：考虑天基协同分布运维实时性计算的迫切需求，通过运筹优化的任务动态卸载技术手段，提升运维任务计算的实时性和可靠性。

②计算资源优化调度技术：考虑到航天器计算、存储、通信等资源严重受限，通过计算资源的实时调度与优化分配，实现资源的动态平衡，避免对单一或部分航天器的过度依赖，提升整体系统的弹性能力。

③分布式运维智能建模技术：考虑天基系统的分布式特征以及安全隐私需求，通过分布式深度建模技术，实现运维模型的精准分布式建模，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技术

对于单一航天器，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；对于不同航天器，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，需重点突破以下关键技术：

①泛化能力引导的数据增强技术：考虑系统的跨时空、跨平台需求，通过以泛化能力优化为目标的数据增强技术，进一步提升智能运维模型的适用能力，达到“一次训练，处处可用，时时可用”的目标。

② 抗维度塌缩的样本扩充技术：考虑系统工作环境多样的实际情况以及样本获取困难的挑战，通过抗维度塌缩的样本扩充技术，实现模型的升维表达，进一步提升模型的代表能力，实现跨时空、跨平台可用。

③ 劣质样本质量提升技术：考虑系统的异构特性及其带来的不对齐、不一致等样本质量问题，通过质量评估、错误检测、劣质修复等技术，提升样本的数据质量，实现高质量建模。

④ 基于理论指导的数据优选技术：考虑到航天器资源有限，过多同类型数据训练对于智能模型及算法性能提升的意义不大，利用可诊断性理论方法，通过过滤与筛选的方式仅挑选对算法性能提升有效的数据进行训练，以提升模型训练效率、减少有限资源开销。

(3) 多样化、通用化的算力提升与边缘装置研制

现有航天器的运维算法及模型是部署在现有的 GNC 分系统中，尚未形成专门独立的装置。随着航天器发射数量的逐步增多、飞行距离的不断增加，运维信息的交互频次、运算体量激增，航天器难以提供强大的算力支撑，亟需通过研制适用于不同类别航天器，并具有通用化功能的边缘装置，从提升系统算力的层面，为智能精准运维技术的落地应用提供硬件保障。在此过程中，需重点突破以下关键技术：

① 面向新硬件架构的算法优化技术：考虑到低功耗、高并行等边缘装置硬件架构的出现，利用硬件驱动专属指令以及垂直跨层优化技术，提升新硬件架构下的算法性能。

② 能量优化导向的低功耗计算优化技术：考虑到边缘装置计算资源受限，通过代码转换重写、处理器能耗调整等技术，提升低功耗计算性能，实现能力优化、绿色计算。

③ 基于新高效标准的算法设计方法与技术：考虑到边缘装置工作环境的极端性以及计算资源的受限性，传统的高效算法标准不再适用，通过亚线性时间、空间算法设计技术，进一步优化提升算法的时

间、空间性能，实现适用于边缘计算的高效算法。

(4) 高动态、自适应的模型轻量与算法优化技术

现有关于模型轻量化、算法性能优化的研究，均考虑单一算法性能，尚未探究航天器运维能力的边界，由于缺乏针对性，难以自适应、高动态地满足实际运维需求，极易导致模型轻量与算法优化难以发挥最大功效，亟需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，需重点突破以下关键技术：

①基于参数自适应调整的算法优化技术，基于可用资源配置包络和系统可处理故障空间的变化特性，建立在轨调整的动态阈值，根据运维能力评估结果和动态阈值的比对，实现调整时机的自主决策、算法参数的动态匹配，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。

②基于知识引导的模型轻量化技术：考虑航天器的模型轻量化实际需求，通过知识蒸馏、模型重放等技术，实现模型内知识的精准刻画，设计以知识还原度最大化为目标的模型轻量化方法，实现知识引导的模型轻量化，降低模型资源需求，提升适用性。

③基于模型共享的计算优化技术：考虑航天器的高动态特征以及多模型协同建模需求，通过模型裁剪、网络结构复用等技术，实现多模型训练和推理共享，进一步提升模型的计算效率。

第 12 章 结束语

智能精准运维是通过人工智能、大数据分析等新兴方法与机理模型、专家知识等传统研究的进一步深度融合，利用数据增强、状态监测、异常检测、故障诊断、健康评估、寿命预测等核心技术，发现系统的异常行为以及潜在问题，并提供相应的处置策略，是航天器提升故障应对能力、实现长期在轨生存的关键。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，航天器实现安全可靠稳定运行，已成为建设空天强国的必经之路。

本白皮书根据航天器系统的特点，阐述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，并从理论研究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，对航天器智能精准运维的未来趋势进行了展望。

现阶段，航天器的运维方式正处于由自动化迈向智能化、自主化的关键转型阶段，亟需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 0 到 1”的应用基础研究，以理论创新驱动技术突破与转化应用，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，提高航天器的安全可靠稳定运行能力。

参 考 文 献

- [1] 袁利, 黄煌. 空间飞行器智能自主控制技术现状与发展思考[J]. 空间控制技术与应用, 2019, 45(4): 7-18.
- [2] 王大轶, 符方舟, 刘成瑞, 等. 控制系统可诊断性的内涵与研究综述[J]. 自动化学报, 2018, 44(9): 1537-1553.
- [3] SAAR-TSECHANSKY M, PROVOST F. Handling missing values when applying classification models[J]. Journal of Machine Learning Research, 2007, 8: 1625-1657.
- [4] ZEMICHEAL T, DIETTERICH T G. Anomaly detection in the presence of missing values for weather data quality control[C]//Proceedings of the 2nd ACM SIGCAS Conference on Computing and Sustainable Societies. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2019: 65-73.
- [5] SUN B, MA L, CHENG W, et al. An improved k-nearest neighbours method for traffic time series imputation[C]//2017 Chinese Automation Congress (CAC). Jinan, China: IEEE, 2017: 7346-7351.
- [6] QUINLAN, J. ROSS. C4.5: Programs for Machine Learning[M]. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann Publishers, 1993.
- [7] CAO W, WANG D, LI J, et al. Brits: Bidirectional recurrent imputation for time series[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2018, 31.
- [8] CHE Z, PURUSHOTHAM S, CHO K, et al. Recurrent neural networks for multivariate time series with missing values[J]. Scientific reports, 2018, 8(1): 6085.
- [9] CHAWLA N V, BOWYER K W, HALL L O, et al. SMOTE: synthetic minority over-sampling technique[J]. Journal Of Artificial Intelligence Research, 2002, 16: 321-357.
- [10] HE H, BAI Y, GARCIA E A, et al. ADASYN: Adaptive synthetic sampling approach for imbalanced learning[C]//2008 IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE world congress on computational intelligence). Hong Kong, China: IEEE, 2008: 1322-1328.
- [11] 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[J]. Proceedings of the ACM on Management of Data, 2024, 2(1): 1-26.
- [12] MI T, TANG D, FU J, et al. Data augmentation for bias correction in mapping PM2. 5 based on satellite retrievals and ground observations[J]. Geoscience Frontiers, 2024, 15(1): 101686.
- [13] 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[J]. 中国机械工程, 2022, 33(13): 1613-1621.
- [14] ARJOVSKY M, CHINTALA S, BOTTOU L. Wasserstein generative adversarial networks[C]//International conference on machine learning. Sydney, Australia: PMLR, 2017: 214-223.
- [15] AL OLAIMAT M, LEE D, KIM Y, et al. A learning-based data augmentation for network anomaly detection[C]//2020 29th International Conference on Computer Communications and Networks (ICCCN). Hawaii, USA: IEEE, 2020: 1-10.

- [16] PRAVEEN M R, CHOUDHURY S, KUCHHAL P, et al. Univariate exploratory data analysis of satellite telemetry[J]. *International Journal of Satellite Communications and Networking*, 2024, 42(1): 57-85.
- [17] 吕琛. 故障诊断与预测[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2012.
- [18] 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[J]. *宇航学报*, 2010(8): 1939-1943.
- [19] IAMSUMANG C, MOSLEH A, MODARRES M. Computational algorithm for dynamic hybrid Bayesian network in on-line system health management applications[C]//2014 international conference on prognostics and health management. Cheney, WA, USA: IEEE, 2014: 1-8.
- [20] COLANTONIO S, DI BONO M G, PIERI G, et al. System health state monitoring using multilevel artificial neural networks[C]//2005 IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications (CIMSA). Giardini Naxos, Italy: IEEE, 2005: 50-55.
- [21] KUMAR V S, SRINIVASAN R, AMARESH N, et al. Modeling of various phases of micro satellite using timed petri nets[C]//2007 International Conference on Signal Processing, Communications and Networking. Chennai, India: IEEE, 2007: 195-198.
- [22] 朱丽莎, 姜斌, 程月华, 等. 一种卫星遥测参数动态 ARMA 建模方法[J]. *航天控制*, 2017, 35(02): 37-43+50.
- [23] LOSIK L. Stopping launch pad delays, launch failures, satellite infant mortalities and on orbit satellite failures using telemetry prognostic technology[J]. *International Telemetering Conference Proceedings*, 2007, 43: 1-10.
- [24] 彭宇, 刘大同. 数据驱动故障预测和健康管理综述[J]. *仪器仪表学报*, 2014, 35(3): 481-495.
- [25] ZHANG X, WANG X, TIAN H. Spacecraft in orbit fault prediction based on deep machine learning[C]//The 2020 second International Conference on Artificial Intelligence Technologies and Application (ICAITA). Dalian, China: IOP Publishing, 2020, 1651: 012107.
- [26] IBRAHIM S K, AHMED A, ZEIDAN M A E, et al. Machine learning methods for spacecraft telemetry mining[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2018, 55(4): 1816-1827.
- [27] HU L Q, HE C F, CAI Z Q, et al. Track circuit fault prediction method based on grey theory and expert system[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2019, 58: 37-45.
- [28] SONG K, ZHAO C, LIU J, et al. Research on satellites fault diagnosis method based on artificial intelligence[C]//2021 International Conference on Information Technology and Intelligent Control (CITIC 2021). Guilin, China: IOP Publishing, 2021, 2005(1): 012102.
- [29] 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[J]. *宇航学报*, 2009(5): 2109-2115.
- [30] 南熠. 基于有向图的航天器健康管理算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014.
- [31] DAI C, PI D, FANG Z, et al. A novel long-term prediction model for hemispherical resonator gyroscope's drift data[J]. *IEEE sensors Journal*, 2014, 14(6): 1886-1897.

- [32] GAO Y, YANG T, LI W, et al. State trend prediction of spacecraft using PSO-SVR[C]//Proceedings of the 27th Conference of Spacecraft TT&C Technology in China. China: Springer, 2015: 337-345.
- [33] 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[J]. 计算机测量与控制, 2013, 21(7): 1730-1733, 1745.
- [34] 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[J]. 现代电子技术, 2017, 40(21): 1-5, 9.
- [35] MIN L, NINGYUN L, YUEHUA C, et al. Data-based incipient fault detection and prediction for satellite's attitude control system[C]//2017 29th Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Chongqing, China: IEEE, 2017: 1202-1207.
- [36] 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[J]. 计算机测量与控制, 2011, 19(1): 111-113.
- [37] 肖飞. 基于时间序列分析和智能算法的故障预测方法研究[D]. 北京: 北京化工大学, 2014.
- [38] 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[D]. 成都: 电子科技大学, 2016.
- [39] LIU D, LUO Y, PENG Y, et al. Lithium-ion battery remaining useful life estimation based on nonlinear AR model combined with degradation feature[C]//Annual Conference of the PHM Society. Minnesota, USA: PHM Society, 2012, 4(1).
- [40] 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[J]. 计算机测量与控制, 2014, 22(2): 321-324.
- [41] ELSAID A, WILD B, HIGGINS J, et al. Using LSTM recurrent neural networks to predict excess vibration events in aircraft engines[C]//2016 IEEE 12th International Conference on e-Science (e-Science). Baltimore, Maryland, USA: IEEE, 2016: 260-269.
- [42] HE Y, GAO X, CHEN F, et al. Missing-signal tolerant condition monitoring via multiscale features and domain adaptation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1-14.
- [43] ZHANG Y, FAN L, MU C, et al. Research on spacecraft in orbit perception based on artificial neural networks and digital twin technology using grating arrays[J]. Opt. Express, 2024, 32: 13065-13081.
- [44] 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[J]. 宇航学报, 2009, 30(4): 1320-1326.
- [45] 秦晓成. 航天器姿态控制系统智能故障诊断研究[D]. 沈阳: 沈阳理工大学, 2019.
- [46] 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[D]. 杭州: 浙江大学, 2024.
- [47] 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[J]. 航天控制, 2023, 41 (03): 26-32.
- [48] 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[J]. 工业加热, 2024, 53 (06): 80-84.
- [49] 胡冠镔, 张宇山. 基于局部常数拟合的异常值检测[J]. 统计与决策, 2021, 37(12): 15-18.
- [50] 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[J]. 航空学报, 2022, 43 (03): 505-516.
- [51] 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[J]. 宇航学报, 2011, 32(6): 1327-1332.

- [52] 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[J]. 兵器装备工程学报, 2023, 44 (3): 254-260.
- [53] 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[D]. 北京: 中国电子科技集团公司电子科学研究院, 2023.
- [54] 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[J]. 宇航学报, 2021, 42(04): 513-521.
- [55] 庞景月, 赵光权. 数字孪生驱动多算法自适应选择的电源系统故障检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(6): 91-99.
- [56] HIYAMA K, NEAMATI D, GAO G. Autonomous Constellation Fault Monitoring with Inter-Satellite Links: A Rigidity-Based Approach[C]//Proceedings of the 37th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS+ 2024). Baltimore, MD: Institute of Navigation, 2024: 2807-2824.
- [57] CUÉLLAR S, SANTOS M, ALONSO F, et al. Explainable anomaly detection in spacecraft telemetry[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 133: 108083.
- [58] LI T, BAIREDDY S, COMER M, et al. Multichannel Anomaly Detection for Spacecraft Time Series Using MAP Estimation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2024, 60(5): 5842-5855.
- [59] LAKEY D, SCHLIPPE T. A comparison of deep learning architectures for spacecraft anomaly detection[C]//2024 IEEE Aerospace Conference. Big Sky, Montana, USA: IEEE, 2024: 1-11.
- [60] PRAJJWAL YASH, SHARVARI GUNDAWAR, NITISH KUMAR, et al. Multiforecast-based Early Anomaly Detection for Spacecraft Health Monitoring[C]//Proceedings of the 7th Joint International Conference on Data Science & Management of Data (11th ACM IKDD CODS and 29th COMAD). New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2024: 275-283.
- [61] LI H, ZHANG M, ZHANG X, et al. Research on spacecraft anomaly detection method based on neural networks[C]//Fourth International Conference on Sensors and Information Technology (ICSI 2024). Xiamen, China: SPIE, 2024, 13107: 55-62.
- [62] WU Y, DAI H N, TANG H. Graph neural networks for anomaly detection in industrial internet of things[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 9(12): 9214-9231.
- [63] 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[J]. 宇航学报, 2003, 24(3): 221-226.
- [64] PATTON R J, FRANK P M, CLARK R N. Issues of fault diagnosis for dynamic systems[M]. London, New York: Springer, 2000.
- [65] FRANK P M. Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy: a survey and some new results[J]. Automatica, 1990, 26(3): 459-474.
- [66] FRANK P M. Analytical and qualitative model-based fault diagnosis – a survey and some new results[J]. European Journal of Control, 1996, 2(1): 6-28.
- [67] SHAO H, JIANG H, WANG F, et al. An enhancement deep feature fusion method for rotating machinery fault diagnosis[J]. Knowledge-Based Systems, 2017, 119: 200-220.
- [68] SUN J, XIAO Z, XIE Y. Automatic multi-fault recognition in TFDS based on convolutional neural network[J]. Neurocomputing, 2017, 222: 127-136.

- [69] QIU X, REN Y, SUGANTHAN P N, et al. Empirical mode decomposition based ensemble deep learning for load demand time series forecasting[J]. *Applied Soft Computing*, 2017, 54: 246-255.
- [70] LU C, WANG Z, ZHOU B. Intelligent fault diagnosis of rolling bearing using hierarchical convolutional network based health state classification[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2017, 32: 139-151.
- [71] DONG Y. An application of deep neural networks to the in-flight parameter identification for detection and characterization of aircraft icing[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2018, 77: 34-49.
- [72] 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[J]. *控制与决策*, 2017, 32(8): 1345-1358.
- [73] JIANG H, LI X, SHAO H, et al. Intelligent fault diagnosis of rolling bearings using an improved deep recurrent neural network[J]. *Measurement Science and Technology*, 2018, 29(6): 065107.
- [74] SHAO H, JIANG H, LI X, et al. Rolling bearing fault detection using continuous deep belief network with locally linear embedding[J]. *Computers in Industry*, 2018, 96: 27-39.
- [75] HAIDONG S, HONGKAI J, XINGQIU L, et al. Intelligent fault diagnosis of rolling bearing using deep wavelet auto-encoder with extreme learning machine[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2018, 140: 1-14.
- [76] AHMED H O A, WONG M D, NANDI A K. Intelligent condition monitoring method for bearing faults from highly compressed measurements using sparse over-complete features[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 99: 459-477.
- [77] SHAO H, JIANG H, ZHAO H, et al. A novel deep autoencoder feature learning method for rotating machinery fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 95: 187-204.
- [78] 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[J]. *机械工程学报*, 2019, 55(7): 27-34.
- [79] 宋佳, 石若凌, 郭小红, 等. 基于核极限学习机的飞行器故障诊断方法[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2020, 60(10): 795-803.
- [80] AHN H, JUNG D, CHOI H L. Deep generative models-based anomaly detection for spacecraft control systems[J]. *Sensors*, 2020, 20(7): 1991.
- [81] 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[J]. *中国空间科学技术*, 2020, 40(6): 1-12.
- [82] YIN S, XIAO B, DING S X, et al. A review on recent development of spacecraft attitude fault tolerant control system[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 63(5): 3311-3320.
- [83] 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[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering*, 2017, 231(1): 98-108.
- [84] 倪平, 闻新. 基于循环神经网络的卫星姿态执行器故障诊断[J]. *中国空间科学技术*, 2021, 41(4): 121-126.
- [85] 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[J]. *计算机测量与控制*, 2021, 29(9): 5-9, 22.

- [86] WANG R, CHENG Y, XU M. Analytical redundancy based fault diagnosis scheme for satellite attitude control systems[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2015, 352(5): 1906-1931.
- [87] BALDI P, BLANKE M, CASTALDI P, et al. Combined geometric and neural network approach to generic fault diagnosis in satellite actuators and sensors[J]. *IFAC-Papers Online*, 2016, 49(17): 432-437.
- [88] MARZAT J, PIET-LAHANIER H, DAMONGEOT F, et al. Model-based fault diagnosis for aerospace systems: a survey[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering*, 2012, 226(10): 1329-1360.
- [89] 邢琰, 魏春岭. 基于四元数估计角速率的陀螺故障定位[J]. *宇航学报*, 2003, 24(4): 410-413, 417.
- [90] 邢琰, 吴宏鑫. 一种红外地球敏感器和陀螺的故障隔离方法[J]. *计算技术与自动化*, 2003, 22(2): 74-76.
- [91] BOSKOVIC J D, BERGSTROM S E, MEHRA R K. Robust integrated flight control design under failures, damage, and state-dependent disturbances[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2005, 28(5): 902-917.
- [92] CHEN W, SAIF M. Observer-based fault diagnosis of satellite systems subject to time-varying thruster faults[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 2007, 129(3): 352-356.
- [93] XIONG K, CHAN C W, ZHANG H Y. Detection of satellite attitude sensor faults using the UKF[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(2): 480-491.
- [94] TUDOROIU N, KHORASANI K. Satellite fault diagnosis using a bank of interacting Kalman filters[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(4): 1334-1350.
- [95] HENRY D. Fault diagnosis of microscope satellite thrusters using H-infinity/H_∞ filters[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2008, 31(3): 699-711.
- [96] PIRMORADI F N, SASSANI F, DE SILVA C W. Fault detection and diagnosis in a spacecraft attitude determination system[J]. *Acta Astronautica*, 2009, 65(5-6): 710-729.
- [97] GAO Z F, JIANG B, SHI P, et al. Sensor fault estimation and compensation for microsatellite attitude control systems[J]. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2010, 8: 228-237.
- [98] ALWI H, EDWARDS C, MARCOS A. FDI for a Mars orbiting satellite based on a sliding mode observer scheme[C]//2010 Conference on Control and Fault-Tolerant Systems (SysTol). Nice, France: IEEE, 2010: 125-130.
- [99] GAO C, ZHAO Q, DUAN G. Robust actuator fault diagnosis scheme for satellite attitude control systems[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2013, 350(9): 2560-2580.
- [100] ZHANG J, SWAIN A K, NGUANG S K. Robust sensor fault estimation scheme for satellite attitude control systems[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2013, 350(9): 2581-2604.
- [101] 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[J]. *自动化学报*, 2015, 41(3): 497-507.
- [102] 汤文涛, 王振华, 王焯, 等. 基于未知输入集员滤波器的不确定系统故障诊断[J]. *自动化学报*, 2018, 44 (9): 1717-1724.

- [103] ZHONG M, LIU C, ZHOU D, et al. Probability analysis of fault diagnosis performance for satellite attitude control systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(11): 5867-5876.
- [104] 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[J]. 控制理论与应用, 2019, 36 (9): 1501-1508.
- [105] WANG D, FU F, LI W, et al. A review of the diagnosability of control systems with applications to spacecraft[J]. Annual Reviews in Control, 2020, 49: 212-229.
- [106] RAHIMI A, KUMAR K D, ALIGHANBARI H. Fault isolation of reaction wheels for satellite attitude control[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2019, 56(1): 610-629.
- [107] 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[J]. 航天控制, 2005, 23(5): 74-79.
- [108] WU Q, SAIF M. Robust fault detection and diagnosis for a multiple satellite formation flying system using second order sliding mode and wavelet networks[C]//2007 American Control Conference. New York, NY, USA: IEEE, 2007: 426-431.
- [109] 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[C]//全国技术过程故障诊断与安全性学术会议. 南京: 万方数据, 2011: 127-131.
- [110] 魏敏敏. 机器学习在趋势预测中的研究及应用[D]. 西安: 西安理工大学, 2019.
- [111] 代成龙. 半球谐振陀螺仪寿命预测方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2014.
- [112] ZHU JUN, CHEN NAN, PENG WEIWEN. Estimation of bearing remaining useful life based on multiscale convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(4): 3208 - 3216.
- [113] All M, SCHARNHORST D A, AI C S, et al. A flight expert system (FLES) for on-board fault monitoring and diagnosis[C]//Applications of Artificial Intelligence III. Orlando, United States: SPIE, 1986, 635: 58-61.
- [114] 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[J]. 航天控制, 1991, 9(3): 37-44.
- [115] 谢敏, 楼鑫, 罗芊. 航天器故障诊断技术综述及发展趋势[J]. 软件, 2016, 37(7): 70-74.
- [116] 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[J]. 长春理工大学学报: 自然科学版, 2010, 33(4): 23-27, 35.
- [117] 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[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2008, 20(1): 45-60.
- [118] HUANG Y, LI S, SUN J. Mars entry fault-tolerant control via neural network and structure adaptive model inversion[J]. Advances in Space Research, 2019, 63(1): 557-571.
- [119] LI Z Q, MA L, KHORASANI K. A dynamic neural network-based reaction wheel fault diagnosis for satellites[C]//The 2006 IEEE International Joint Conference on Neural Network Proceedings. Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2006: 3714-3721.
- [120] SHENG G, WEI Z, XU H, et al. Neural network-based fault diagnosis scheme for satellite attitude control system[C]//2018 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Shenyang, China: IEEE, 2018: 3990-3995.

- [121] CHENG Y, WANG R, XU M. A combined model-based and intelligent method for small fault detection and isolation of actuators[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 63(4): 2403-2413.
- [122] HAYDEN S, SWEET A, CHRISTA S. Livingstone model-based diagnosis of earth observing one infusion experiment[C]//AIAA 1st Intelligent Systems Technical Conference. Chicago, Illinois, USA: AIAA, 2004: 6225.
- [123] 高伟, 邢琰, 王南华. 基于定性模型的故障诊断方法[J]. 空间控制技术与应用, 2009, 35(1): 25-29.
- [124] 晏政. 航天器推进系统基于定性模型的故障诊断方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2013.
- [125] LI Z, LIU G, ZHANG R, et al. Fault detection, identification and reconstruction for gyroscope in satellite based on independent component analysis[J]. Acta Astronautica, 2011, 68(7-8): 1015-1023.
- [126] HU D, SAROSH A, DONG Y F. A novel KFCM based fault diagnosis method for unknown faults in satellite reaction wheels[J]. ISA Transactions, 2012, 51(2): 309-316.
- [127] 袁利, 王淑一. 航天器控制系统智能健康管理技术发展综述[J]. 航空学报, 2021, 42 (4): 122-136.
- [128] ORTIZ N, HERNÁNDEZ R D, JIMENEZ R, et al. Survey of biometric pattern recognition via machine learning techniques[J]. Contemporary Engineering Sciences, 2018, 11(34): 1677-1694.
- [129] LI X, DU W, ZHANG L. Fault diagnosis and tolerant control of spacecraft via interacting multiple model[C]//2024 IEEE 7th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). Chongqing, China: IEEE, 2024, 7: 640-645.
- [130] CHANG-LIN X, SHU-MING Y, YU-QIANG C, et al. Multiple model fault diagnosis and fault tolerant control for the launch vehicle's attitude control system[J]. The Aeronautical Journal, 2024, 128(1326):1875-1894.
- [131] ABBASI NOZARI H, SADATI ROSTAMI S J, CASTALDI P, et al. Hybrid robust fault detection and isolation of satellite reaction wheel actuators[J]. Journal of Control and Decision, 2024, 11(1): 117-131.
- [132] 刘雅娟. 基于故障诊断与健康专家系统的装备体系架构[J]. 无线电通信技术, 2021, 47(03):259-268.
- [133] GONG, CHEN, ZHANG, et al. A novel deep learning method for intelligent fault diagnosis of rotating machinery based on improved cnn-svm and multichannel data fusion[J]. Sensors, 2019, 19(7): 1693.
- [134] 张晨. 基于深度学习的轴承故障诊断研究[D]. 包头: 内蒙古科技大学, 2020.
- [135] 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[J]. Applied Soft Computing, 2017, 58: 53-64.
- [136] LEVENT E, TURKER I, SERKAN K. A generic intelligent bearing fault diagnosis system using compact adaptive 1D CNN classifier[J]. Journal of Signal Processing Systems, 2019, 91: 179-189.
- [137] AFRASIABI S, AFRASIABI M, PARANG B, et al. Real-time bearing fault diagnosis of induction motors with accelerated deep learning approach[C]// 2019 10th International

- Power Electronics, Drive Systems and Technologies Conference (PEDSTC). Shiraz, Iran: IEEE, 2019: 155-159.
- [138] AFRASIABI S, AFRASIABI M, PARANG B, et al. Wind turbine fault diagnosis with generative-temporal convolutional neural network[C]//2019 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2019 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / I&CPS Europe). Genova, Italy: IEEE, 2019: 1-5.
- [139] LIANG H, LIU Y, LIU C, et al. Fault diagnosis with spacecraft high-dimensional data based on machine learning[C]//2021 CAA Symposium on Fault Detection, Supervision, and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS). Chengdu, China: IEEE, 2021: 1-6.
- [140] LIANG H, LIU C, LIU W, et al. Intelligent fault diagnosis method of spacecraft control system based on sequence data-image mapping[J]. *Mathematical Foundations of Computing*, 2024, 7(2): 171-194.
- [141] 陈雪芹, 耿云海, 张世杰, 等. 基于混合 H_2H_∞ 的集成故障诊断与容错控制研究[J]. *宇航学报*, 2007, 28(4): 890-896, 902.
- [142] 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[J]. *系统工程与电子技术*, 2007, 29(5): 774-777.
- [143] ZHAO H, LIU M, SUN Y, et al. Automated Design of Fault Diagnosis CNN Network for Satellite Attitude Control Systems[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2024, 54(7): 4028-4038.
- [144] JADO R, MONCAYO H. Deep-learning based multiple-model bayesian architecture for spacecraft fault estimation[C]//AIAA SCITECH 2024 Forum. Orlando, FL, USA: AIAA, 2024: 0993.
- [145] BARZEGAR A, RAHIMI A. A dissipativity-based robust fault diagnosis approach for clusters of small satellites[J]. *Acta Astronautica*, 2024, 214: 182-195.
- [146] DONG Y, ZHAN Y, XIE H. Deep learning based fault diagnosis methods for satellite power system[C]//2024 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC). Ayia napa, Cyprus: IEEE, 2024: 84-89.
- [147] 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[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2023.
- [148] 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[D]. 上海: 上海海事大学, 2022.
- [149] 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[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2016.
- [150] 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[J]. *电源学报*, 2024, 22(1): 1-10.
- [151] 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[D]. 长沙: 国防科技大学, 2021.
- [152] 杨泽. 基于状态估计与融合预测的 PHM 方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.
- [153] 陆峥. 卫星在轨健康状态评估方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2017.
- [154] 夏开心. 微纳卫星自主健康状态评估方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
- [155] ZHANG Z, HE W, LI H, et al. An interpretable spacecraft flywheel system health status assessment method under perturbation[J]. *Measurement Science and Technology*, 2024, 35(9): 096207.

- [156] ZHANG T, ZENG Y, HUANG X, et al. Reliability evaluation of spacecraft power generation performance with competitive failure processes under irradiation[J]. *Quality and Reliability Engineering International*, 2024, 40: 3304-3319.
- [157] 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 [J]. *空间控制技术与应用*, 2023, 49 (4): 96-105.
- [158] 唐圣金, 郭晓松, 司小胜, 等. 基于维纳过程的卫星用光纤陀螺剩余寿命预测[J]. *红外与激光工程*, 2013, 42(12): 3347-3352.
- [159] LI H, PAN D, CHEN C P. Reliability modeling and life estimation using an expectation maximization based wiener degradation model for momentum wheels[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2014, 45(5): 969-977.
- [160] ZHU L, JIANG B, CHENG Y. Life prediction methods based on data-driven: Review and trend[C]//2016 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference (CGNCC). Nanjing, China: IEEE, 2016: 1682-1686.
- [161] 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[J]. *航空学报*, 2014, 35(4): 1111-1121.
- [162] 刘胜南, 陆宁云, 程月华, 等. 基于多退化量的动量轮剩余寿命预测方法[J]. *南京航空航天大学学报*, 2015, 47(3): 360-366.
- [163] HU C, YOUN B D, WANG P, et al. Ensemble of data-driven prognostic algorithms for robust prediction of remaining useful life[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2012, 103: 120-135.
- [164] LIU Z, LI Q, LIU X, et al. A hybrid LSSVR/HMM-based prognostic approach[J]. *Sensors*, 2013, 13(5): 5542-5560.
- [165] 朱立颖, 乔明, 王涛, 等. 一种航天器锂离子电池寿命预测方法[J]. *航天器工程*, 2016, 25(2): 46-51.
- [166] 丁瑞, 刘胜南, 陆宁云, 等. 模糊层次分析下航天设备寿命预测方法的评价[J]. *上海应用技术学院学报: 自然科学版*, 2016, 16(1): 63-68.
- [167] 王玺, 胡昌华, 任子强, 等. 基于非线性 Wiener 过程的航空发动机性能衰减建模与剩余寿命预测[J]. *航空学报*, 2019, 41(2): 190-200, 249.
- [168] 杨宇, 张娜, 程军圣. 全参数动态学习深度信念网络在滚动轴承寿命预测中的应用[J]. *振动与冲击*, 2019, 38(10): 199-205.
- [169] LI J, WANG Z, ZHANG Y, et al. Degradation data analysis based on a generalized Wiener process subject to measurement error[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 94: 57-72.
- [170] PANG S, JIA Y. A remaining useful life prediction and maintenance decision optimal model based on Gamma process[J]. *Vibroengineering Procedia*, 2016, 10: 161-166.
- [171] PATTERSON-HINE A, HINDSON W, SANDERFER D, et al. A model-based health monitoring and diagnostic system for the uh-60 helicopter[C]//AHS International 57th Annual Forum and Technology Display. 2001.
- [172] ORSAGH R, ROEMER M, SHELDON J, et al. A comprehensive prognostics approach for predicting gas turbine engine bearing life[C]//Proceedings of the ASME Turbo Expo: Power for Land, Sea, and Air. Vienna, Austria: ASME, 2004, 2: 777-785.
- [173] BYINGTON C S, WATSON M, ROEMER M J, et al. Prognostic enhancements to gas turbine diagnostic systems[C]//2003 IEEE Aerospace Conference Proceedings. Big Sky, Montana, USA: IEEE, 2003,103: 3247-3255.

- [174] SUN Y, MA L, MATHEW J, et al. Mechanical systems hazard estimation using condition monitoring[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006, 20(5): 1189-1201.
- [175] WANG W, ZHANG W. A model to predict the residual life of aircraft engines based upon oil analysis data[J]. *Naval Research Logistics (NRL)*, 2005, 52(3): 276-284.
- [176] QI H, JIANG B, LU N, et al. The residual life prediction of the satellite attitude control system based on Petri net[C]//2014 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-2014 Hunan). Zhangjiajie, China: IEEE, 2014: 266-270.
- [177] 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[J]. *自动化学报*, 2019, 45(5): 941-952.
- [178] QI J, ZHU R, LIU C, et al. Anomaly detection and multi-step estimation based remaining useful life prediction for rolling element bearings[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2024, 206: 110910.
- [179] SIMANI S, LAM Y P, FARSONI S, et al. Dynamic neural network architecture design for predicting remaining useful life of dynamic processes[J]. *Journal of Data Science and Intelligent Systems*, 2024, 2(3): 141-152.
- [180] YANG J, TANG S, FANG P, et al. Remaining useful life prediction of implicit linear Wiener degradation process based on multi-source information[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 2024, 238(1): 93-111.
- [181] ZHANG J, ZHANG C, XU S, et al. Remaining life prediction of bearings based on improved IF-SCINet[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 19598-19611.
- [182] LOSIK L. Results from the prognostic analysis completed on the NASA extreme Ultra Violet Explorer satellite[C]//2012 IEEE Aerospace Conference. Big Sky, Montana, USA: IEEE, 2012: 1-7.
- [183] MARTINEZ J, DONATI A, SOUSA B, et al. DrMUST - a Data mining approach for anomaly investigation[C]//SpaceOps 2012 Conference. Stockholm, Sweden: AIAA, 2012: 1275109.
- [184] 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[J]. *载人航天*, 2020, 26 (1): 120-127.
- [185] TOMS D, HADDEN G D, HARRINGTON J. Attitude determination and control system (ADCS) and maintenance and diagnostic system (MDS): A maintenance and diagnostic system for space station freedom[C]//The Fifth Conference on Artificial Intelligence for Space Applications. Huntsville, AL, USA: NASA, Marshall Space Flight Center, 1990: 175-183.
- [186] RATHSMAN P, KUGELBERG J, BODIN P, et al. SMART-1: Development and lessons learnt[J]. *Acta Astronautica*, 2005, 57(2): 455-468.
- [187] MARIE J L. Failure detection and correction in low orbit satellite attitude control system[C]//The Automatic Control in Space 1982 symposium (the 9th IFAC/ESA Symposium). Noordwijkerhout, the Netherlands: Pergamon, 1983: 575-582.