

民航机载电子设备故障数据智能分析方法

杨忠辉

北京飞机维修工程有限公司 四川 成都 610000

摘要: 民航机载电子设备运行可靠性直接关乎飞行安全,传统人工结合TSM手册的维修模式,存在NFF误判、LRU错换、数据利用率低等问题,难以适配复杂运维场景。本文结合机载设备全周期多源维修数据,通过数据预处理、特征挖掘、智能建模技术,搭建数据驱动故障智能分析体系,可实现故障精准识别、部件决策优化与风险预判,有效提升排故效率,降低民航运维成本与航班运行风险。

关键词: 机载电子设备;数据驱动;故障分析;NFF识别;LRU决策

引言: 在航班高频运行背景下,航线维修窗口持续压缩,机务人员需在有限时间内完成故障定位与放行决策。对于间歇性故障和 NFF 故障,传统排故模式需要投入大量排故资源,容易导致放行压力增加及维修成本上升。机载电子设备是航空器安全运行的核心设施,现代民航航班强度提升、设备故障模式趋于复杂,传统 TSM 排故及人工运维方式,无法有效处理间歇性故障、NFF 故障等常见问题。依托多源维修数据搭建智能分析体系,依托数据挖掘与智能算法优化维修决策,可弥补传统运维短板,对提升机载设备运维精度、保障航班安全运行具备重要工程价值。

1 民航机载电子设备故障数据特征与预处理方法

1.1 机载电子设备故障数据来源与基本属性

民航机载电子设备故障数据贯穿航空器全飞行过程与设备全运维周期,依托民航成熟的维修信息化系统与机载数据采集终端生成,具备鲜明的行业专属特征。当前故障分析基础数据主要来源于航空公司维修管理信息系统(如AMOS、SAP等),同时涵盖 ACARS 机载报文、BITE 设备自检数据、MCC 维修管控记录、航线运维工单及机组故障反馈报告等多渠道数据^[1]。各类数据对应设备不同运行与维修场景,完整记录设备运行工况、故障触发环境、维修处置流程及故障复现状态,具备结构化(ATA 21/22/23/27/34)、LRU 级别可更换单元、飞行阶段关联性、时间序列连续性、BITE 故障码结构化信息五大核心特点,为故障溯源研判、运行状态评估、故障规律挖掘提供扎实可靠的数据支撑。

1.2 机载故障数据异构性与冗余性分析

机载电子设备架构繁杂、功能模块差异较大,故障数据呈现典型多源异构特征。各类设备数据采集标准、参数维度及存储格式不统一,BITE自检数据、机组反馈与地面维修记录的精度、信息维度差异显著,增加了数

据整合分析难度。同时,长期积累的运维数据存在严重冗余,设备稳态重复数据、无效无故障日志、重叠参数及未复现故障记录,不仅浪费存储资源,还会干扰核心故障特征提取,降低模型训练与故障分析精度,严重影响NFF故障与间歇性隐性故障的甄别效果。

1.3 故障数据标准化处理方法

机载故障数据多源异构、量纲杂乱,标准化规整是智能故障分析的核心前置步骤。依据民航数据规范,对不同来源、量级与计量标准的故障参数开展转换处理,消除量纲、格式差异对分析精度的影响。通过规范数值运算、统一格式、规整字段方式,整合维修系统、机载报文、现场测试等多类数据,实现异构数据的结构化、标准化统一表达。整套预处理流程严格保留原始数据的故障核心信息与时序特征,适配后续智能算法建模与深度故障分析需求。

1.4 故障数据缺失与异常清洗方法

航空器复杂高空环境、机载采集系统波动及人工录入偏差,易造成原始故障数据缺失、异常、失真,其中NFF故障与间歇性故障的数据偏差问题最为突出。采用精细化时序清洗技术,依托数据时序连续、工况关联的特性,智能补全轻度缺失的工况参数与维修记录,完善数据链条。结合全局数据分布规律与行业阈值标准,精准甄别并剔除异常、无效及错误数据,去除各类干扰信息^[2]。

2 机载电子设备故障数据特征挖掘方法

2.1 故障数据浅层特征提取方式

故障数据浅层特征提取聚焦标准化清洗后的基础数据集,依托数理统计方法挖掘数据表层直观的故障规律与运行特征。技术开展过程围绕机载设备故障的基础统计特性展开,重点解析故障发生频次、参数波动幅度、时序分布规律、LRU部件更换频次、NFF故障发生占比等基础信息,梳理设备异常运行与参数变化的对应关系。

通过基础数据运算与筛选,快速剥离无效、冗余的基础参数,精准锁定能够直接反馈设备故障状态、部件异常、工况偏移的浅层特征,高效适配常规确认故障的基础识别工作。

2.2 基于智能算法的故障深层特征挖掘

常规浅层特征提取仅能识别设备显性故障,难以挖掘数据内部非线性关联与隐性衰减规律,无法满足间歇性故障、NFF故障等复杂疑难故障的分析需求。依托智能算法开展深层特征挖掘,可有效突破传统人工特征提取的局限性。算法通过自主学习与迭代运算,深度挖掘海量标准化运维数据,精准建立设备工况波动、部件老化特性与故障隐患的内在关联。相较于传统统计方法,该方式可捕捉细微参数偏移与隐性性能劣化信号,有效区分NFF虚假异常与真实故障状态。

2.3 多维度故障特征融合处理方式

机载电子设备故障具备多维度、耦合性、关联性特征,单一浅层或深层特征无法全面反映设备真实故障状态与运维问题。多维度特征融合技术针对不同维度提取的故障特征开展统筹整合,打通工况参数特征、时序演变特征、LRU部件运行特征、NFF故障判别特征、航线运维记录特征之间的内在关联。通过多维度融合,构建覆盖设备运行状态、故障类型、复发病规律、部件可靠性、运维场景的全方位故障特征体系。

2.4 故障特征筛选与维度优化方法

多维度融合后的特征体系包含大量低效、重叠、干扰性特征,过多特征维度会增加智能模型运算负荷,降低NFF识别、LRU决策的精准度与效率。利用特征贡献度判定机制,开展精细化特征筛选与维度优化工作,针对性剔除辨识度低、重叠度高、对故障研判无支撑作用的无效特征,重点保留对NFF故障甄别、LRU更换决策、故障趋势预判具备高价值的核心特征。通过特征维度精简与优化,简化模型运算架构,提升核心特征的针对性与有效性,为后续智能故障识别、维修决策分析提供高效、精准的特征支撑。

3 传统排故方法瓶颈与故障智能识别方法

3.1 传统TSM排故方法的基础体系与应用优势

在民航适航维修体系中,TSM故障排查手册是机载电子设备排故的核心合规依据,也是传统机务排故工作的基础技术支撑。TSM严格依据航空器系统设计逻辑与适航认证标准构建,以故障现象为驱动起点,采用标准化顺序排查流程,与AMM、MPD等维修手册体系深度联动,具备极强的规范性与安全性^[1]。在单点故障明确、BITE信息完整、故障可稳定复现的常规场景中,TSM

排故流程可快速完成故障确认、系统隔离、功能测试、LRU部件定位,实现精准排故。

3.2 传统排故方式的工程效率瓶颈

随着机载电子系统复杂度提升与航班运行强度增大,传统TSM标准化排故模式的工程短板逐渐凸显,难以适配复杂航线运维场景。一是间歇性故障适配性差,部分故障无法稳定复现,BITE测试结果无异常,导致TSM排故路径中断、重复验证,排故效率大幅降低;二是NFF场景诊断失效,无故障发现场景下,完整执行TSM流程仍无法输出有效故障结论,造成人力、航材资源浪费;三是航线时间窗口受限,航班放行间隔短、排故时间有限,无法完整落地全部TSM测试步骤,易产生故障延期处置问题,对于无法在当前维修窗口内完成故障定位的间歇性故障及NFF类故障,航空公司通常依据MEL及工程评估结果实施Defer管理,通过持续监控与后续维修安排控制运行风险。因此,如何提高Defer决策的准确性与风险识别能力,是提升维修效率的重要方向;四是数据利用不足,TSM仅提供标准化排故路径,未挖掘历史故障、机队共性、LRU更换等数据价值,排故决策过度依赖人工经验,主观性强、误差率高。

3.3 深度学习驱动的智能故障分类方法

深度学习技术可为传统TSM排故流程提供辅助决策支持,提升复杂故障场景下的故障识别效率。深度神经网络模型可自主对多源高维故障数据开展分层解析、特征提取,无需人工干预即可挖掘设备隐性故障演化规律、NFF虚假故障特征与真实故障差异、LRU部件异常衰减规律。模型通过持续迭代训练优化参数权重,动态适配不同飞行工况、复杂高空环境下的设备运行波动,精准捕捉设备早期性能衰减与微弱异常信号。相较于传统方法,深度学习模式具备更强的非线性数据处理能力,可高效辨析间歇性耦合故障、隐性故障、NFF故障,大幅提升复杂故障的分类精准度与识别效率。

3.4 多模型融合的智能辨识与LRU决策机制

单一智能模型存在性能边界短板,无法全覆盖机载设备多元化故障场景,难以同时满足故障识别、NFF判别、部件更换决策的多重需求。多模型融合智能辨识机制整合NFF识别模型、LRU更换决策模型、故障分类模型的核心优势,通过多维特征互补、动态权重优化,弥补单一算法的识别缺陷。NFF识别模型依托机组报告、BITE数据、历史维修记录输出故障概率评分,精准区分真实故障与无故障假象;LRU更换决策模型结合故障频率、ATA历史数据、部件更换记录,输出更换、监控、延迟的差异化决策。多模型融合架构有效提升故障辨识的

泛化能力,降低人工决策偏差,解决LRU误更换、NFF误判等行业痛点,提升复杂工况下维修决策的稳定性与可靠性。

4 机载设备故障趋势智能研判与维修决策优化

4.1 故障数据时序规律挖掘方式

机载电子设备运维数据具备连续时序性、工况关联性的特征,设备性能衰减、故障演化、复发规律均留存于时序数据流中。时序数据分析技术可对长周期、多维度的故障时序序列开展深度解析,重点梳理设备MTBF(平均故障间隔时间)变化趋势、故障复发时序规律、参数波动周期特征。通过剥离随机工况波动的干扰,提炼能够真实反映设备老化、部件性能衰减、系统性故障聚集的核心时序规律,清晰区分设备正常性能损耗与异常故障演变的差异化特征,为故障趋势预判、系统性工程问题识别提供扎实的数据支撑^[4]。

4.2 设备故障演化趋势智能分析机制

基于时序规律挖掘结果,可构建适配机载电子设备运行特性的故障演化智能分析体系,覆盖设备从正常运行、性能微衰、参数异常波动到故障爆发的全周期演变过程。该体系依托海量时序运维数据开展深度学习,精准拟合设备参数长期变化趋势,量化性能衰减速率与波动范围,识别不同飞行工况、运行负荷下的差异化故障特征。体系可有效区分单机偶发故障与机队系统性故障,精准捕捉同类设备、同批次部件的故障聚集趋势,实现故障演化规律的精细化智能分析。

4.3 机载电子设备潜在故障与系统性风险预判

机载电子设备故障具备显著的阶段性演化特征,多数显性故障爆发前,设备会出现参数偏移、性能缓慢衰减等前兆信号。经过迭代优化的算法模型,可精准筛查运维数据中的微弱异常特征,有效区分无故障发现虚假异常、正常工况波动与真实故障前兆的差异。配套搭建的系统性故障识别逻辑,可精准识别多机同类设备故障、同批次部件运行异常、重复故障聚集等工程级问题,提前预判设备潜在故障隐患与机队系统性运行风险,在设备未发生显性故障、未影响航班正常运行的阶段完成风险排查。

4.4 故障状态动态迭代分析与决策优化

航空器飞行工况、高空环境、运行负荷处于动态变化状态,设备长期运行会产生自然老化,固定的分析模型与判定标准难以适配动态运维场景。动态迭代分析思路依托实时更新的航线维修数据、设备运行数据、故障记录,持续迭代优化智能分析模型与故障研判标准^[5]。模型可动态适配设备老化、工况变动、机队迭代带来的运行状态变化,持续修正 NFF 判别阈值、LRU 更换判定标准、故障趋势预判逻辑,保障研判体系的时效性与精准度,为 MCC 维修控制决策、航线现场排故、设备可靠性管理提供动态、精准的数据支撑。同时,模型输出结果可作为航空公司可靠性管理及维修方案优化的重要数据依据。

结束语

针对民航机载电子设备传统 TSM 排故效率不足、NFF 误判、LRU 更换不精准等运维问题,依托多源数据融合技术搭建智能分析架构,通过数据预处理、特征挖掘、多模型辨识与动态趋势研判,优化故障识别与维修决策。整套技术可有效处理复杂隐性故障,提升机务排故质量,降低运维成本,在不改变 TSM 标准排故流程及适航维修体系的前提下,通过数据驱动方式提升故障识别效率、优化 LRU 更换决策并强化系统性风险预警能力,为民航维修数字化转型与智能运维体系建设提供新的技术路径。

参考文献

- [1]朱恩亮,张拓智,韩康.机载电子设备故障诊断技术研究[J].电脑编程技巧与维护,2022(2):159-161.
- [2]肖卫镇,杜轶,高勇.机载电子设备故障诊断技术的研究分析[J].数码设计,2025(15):116-118.
- [3]范方川.机载电子设备故障诊断技术的研究分析[J].中国设备工程,2023(1):146-148.
- [4]余辰.通用航空飞机机载电子设备故障检测方法研究[J].中国航班,2022(13):3-6.
- [5]秦伟.通用航空飞机机载电子设备故障检测与维修技术研究[J].中国航班,2024(8):27-29.