

中文引用格式:王岩韬,高艺,时统宇.基于QAR数据的飞行控制系统故障研究综述[J].中国安全科学学报,2024,34(4):1-9.

英文引用格式:WANG Yantao, GAO Yi, SHI Tongyu. A review of flight control system fault research based on QAR data[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(4): 1-9.

基于 QAR 数据的飞行控制系统故障研究综述*

王岩韬 教授, 高艺, 时统宇 讲师

(中国民航大学 国家空管运行安全技术重点实验室, 天津 300300)

中图分类号: X949

文献标志码: A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2024.04.1254

资助项目: 国家重点研发项目(2022YFC3002502)。

【摘要】 为系统梳理国内外对民用飞机飞行控制系统故障分析的研究历程和现状, 针对基于快速存取记录器(QAR)数据分析的飞行控制系统典型故障类型, 首先, 总结 QAR 数据预处理、特征提取等使用过程; 然后, 根据故障分析可达到的性能指标, 提出 4 个故障研究阶段, 分别为故障监测、故障识别、故障诊断和故障预测; 最后, 综合国内外研究进度与深度, 得出飞行控制系统典型故障类型, 包括方向舵液压泄漏、升降舵指示不一致、襟翼动作耗时等, 建模常用 QAR 数据项包括飞机主舵面位置、飞行姿态、飞机性能、左右襟翼角度、襟翼位置等, 计算方法包括物理模型、多变量统计、逻辑推理、机器学习等。结果表明: 系统分析方向舵、升降舵、襟翼等子系统最新研究进展, 发现在故障类型、参数选择和计算方法的改进等方面取得了一定的成果, 故障研究阶段基本处于故障诊断或非实时预测水平, 但仍需加强面向安全保障与实际维修方面的需求, 以实现故障实时预测技术。

【关键词】 快速存取记录器(QAR); 飞行控制系统; 故障监测; 故障识别; 故障诊断; 故障预测

A review of flight control system fault research based on QAR data

WANG Yantao, GAO Yi, SHI Tongyu

(National Key Laboratory of ATM Operation Safety Management, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: To systematically review the research progress and current status of fault analysis in civil aircraft flight control systems, both domestically and internationally, this review study was carried out. The study focused on identifying typical fault types of flight control systems through analysing QAR data. Firstly, the process of QAR data preprocessing and feature extraction was summarized. Secondly, based on the performance metrics achievable by fault analysis, four stages of fault research were proposed, including fault monitoring, fault identification, fault diagnosis, and fault prediction. Finally, by combining the progress and depth of domestic and international research, typical fault types of flight control systems were identified, including rudder hydraulic leakage, inconsistent elevator indications, and flap actuation delays. Commonly used QAR data items for modeling include aircraft primary control surface positions, flight attitudes, aircraft performance, left and right flap angles, and flap positions. Calculation methods

encompass physical models, multivariate statistics, logical reasoning, and machine learning. The results show that through a systematic analysis of the latest research progress in subsystems such as rudder, elevator, and flaps, it is found that certain achievements have been made in fault types, parameter selection, and the improvement of calculation methods. However, the fault research stage is primarily focused on fault diagnosis or non-real-time prediction. Further emphasis is required on addressing safety assurance and practical maintenance needs to achieve real-time fault prediction technology.

Keywords: quick access recorder (QAR); flight control system; fault monitoring; fault identification; fault diagnosis; fault prediction.

0 引言

飞行控制系统是飞机系统的关键组成部分,其稳定性和可靠性对飞行安全至关重要。但由于所处工作环境复杂,长时间运行后,方向舵、升降舵、襟翼等飞行控制子系统偶尔会出现故障,导致飞机舵面运动异常或失控。根据中国民用航空局统计的2018—2022年间航空器使用困难报告^[1],在总计4 710份报告中,有380份涉及到飞行控制系统故障。而且,飞机在起飞过程中可能会遇到自动油门断开,使油门杆出现左右不一致等情况,致使起飞中断,或者因为飞机某部件拼接导线问题,造成飞行控制系统出现指示信息异常。为了尽快找到系统故障的原因,中国民用航空局于1997年在民航规章中明确规定,所有运行中的飞机必须装备快速存取记录器(Quick Access Recorder, QAR)^[2-4]。该记录器将数据以离散的时间序列形式记录,为故障分析提供数据支持,从而提高故障检查的准确性。然而,尽管QAR数据是故障分析过程中主要的数据来源,但目前飞行控制系统故障分析领域仍存在一些不足。例如:在分析故障问题的过程中,所选择的QAR参数项过多或过少,都可能会导致故障分析结果产生误差。

鉴于此,笔者将针对国内外使用QAR数据用于故障研究历程和进展,总结用于故障分析的QAR数据使用过程;提出故障分析水平的分类,包括故障监测、故障识别、故障诊断和故障预测及四者之间的关系;归纳各个故障分析水平常用的技术方法;简要分析QAR数据在飞行控制系统故障研究中存在的问题,以期后续研究方向提供思路。

1 用于故障分析时的QAR数据使用

QAR在飞行过程中记录着大量数据,通过数据挖掘可将其应用于飞行控制系统乃至整个飞机系统故障分析。使用QAR数据,一般流程包括:数据获

取和预处理、特征提取和选择、模型建立等步骤^[5]。

1) 数据获取和预处理。首先,获取原始数据,包括飞行状态、系统参数、传感器读数等多类别,这些数据以二进制格式存储,并采用美国航空电子工程委员会提出的数字信息传输规范要求。每帧的数据记录时长为4 s。每秒数据被称为一个子帧,每个子帧有64、128、256、512或1 024字,其中,每个字包括12位数据位,飞行参数被逐个采样并填充到数据帧的字和位中。以波音737记录格式为例,在字低位是2,高位是12,二进制数为10001111000,精度是0.25,转化十进制为1144,译码后可知空速为286 kn。然后,对译码后的参数实施预处理,预处理阶段主要包括数据清洗、去噪、以及异常值处理等步骤,以提高数据质量和可靠性。

2) 特征提取和选择。从步骤1)中提取与故障相关的、具有代表性的特征参数。故障特征的提取方法包括基于时域、频域、时-频域的信号处理方法,或专家经验等。该步骤的目的获取有用的故障信息或区分正常的工作信号。

3) 数据降维。采用降维技术,如主成分分析法,根据一定的原则和实际需要,把多指标转化为少数几个综合指标并保留主要信息,旨在减少计算时间、建模难度等问题,提高故障分析模型效果。

4) 模型建立。根据故障和参数之间的关联关系,采用机器学习、物理模型和数理统计方法构建故障分析模型。

5) 模型评估和验证。使用已知的故障样本验证模型,将模型的计算结果与实际结果对比,通过计算平均相对误差、均方误差、精确度、故障分析时间等性能指标检验模型性能。

6) 实践应用。基于步骤5)中的故障分析结果,确定故障的具体类型、发生原因和潜在影响,制定相应的故障应对措施,包括替换故障部件、校准传感器、调整控制参数等,进而根据人力、工具、零部件等资源制定维修计划。

2 故障研究水平和阶段

分析国内外历年研究成果,发现文献中对故障分析的所处阶段和所达水平定义混乱,表述不一。鉴于此种情况,为明确故障分析的阶段和水平,根据故障分析所达到的性能指标,提出4个故障研究阶段:

1) 故障监测。故障监测是通过对飞机各个部件和系统连续的数据采集和监测,确保及时发现飞机系统与发动机工作异常。

2) 故障识别。故障识别是通过分析监测数据,经过信号处理后计算振幅、相位等基本参数,根据参数变化量识别可能出现的故障类型和具体位置。

3) 故障诊断。故障诊断是在识别阶段的基础上,提取特征参数,凭借飞机维修等各类手册、业务专家知识与经验,推断系统部件故障原因,作出维修决策,部分研究也包括故障风险评价^[6-7]。

4) 故障预测。故障预测是从监测数据中提取特征信息,建立故障特征数据库,应用机器学习、统

计分析等技术,将提取的特征与故障特征库进行对比,预测未来可能出现的异常状态。

此外,在故障预测方面,根据数据收集和处理的时效性,再细分为实时故障预测与非实时故障预测2类。实时故障预测是使用历史数据建立离线模型,在飞行过程中收集前一航段数据代入离线模型中,预测下个时间段或者一定时间内参数变化趋势,获取系统异常情况信息。而非实时故障预测则是通过收集和处理航后数据,预测飞机某系统未来时间点的参数变化趋势^[8-9]。

从故障监测到故障预测的发展过程如图1所示。故障监测为故障识别、诊断和预测提供了数据支持;故障识别通过分析监测数据,判断其是否超出阈值范围,从而定位故障位置、确定故障类型;故障诊断是在监测和识别基础上,采用诊断算法来确定故障原因,以提供准确的故障信息,为维修排故计划提供支撑;故障预测主要是利用数据驱动等方法建立时序故障分析模型,预测参数变化趋势,实现故障发生的提前预测^[10]。

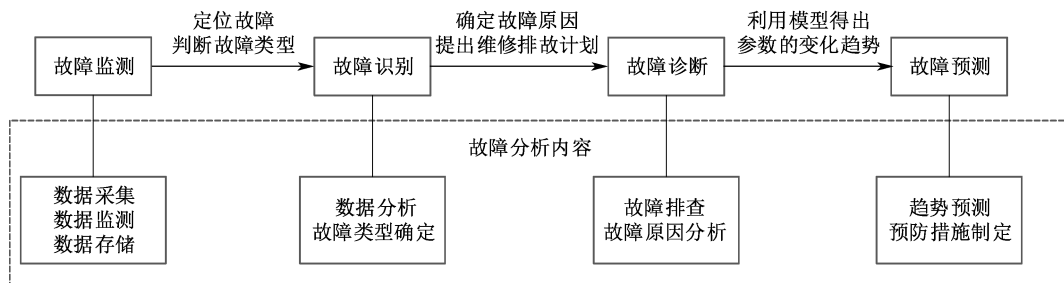


图1 故障研究阶段间关系

Fig. 1 Relationship between stages of failure studies

3 故障研究中的技术方法

分析4个故障研究阶段的代表性文献,将构建故障模型的多种技术方法以图2形式直观展现。

3.1 故障监测方法

1) 物理和数学模型方法。物理模型方法是根据飞机系统内部工作原理,结合研究对象属性和知识经验,建立疲劳损伤等物理模型,描述飞机在不同状况下的运行状态。数学模型方法是利用卡尔曼滤波、最小二乘等数学方程计算估计相关参数,通过计算值和实际测量值之间的偏差,分析系统工作状态。

2) 多变量统计算法。处理多个变量之间的关系和影响^[11],常见的方法有K近邻^[12]、偏最小二乘回归^[13]、独立成分分析等。

3) 振动信号方法。处理和分析记录传感器的

信号,通过时域和频域信号转换,监测故障变化。

3.2 故障识别方法

1) 信号处理方法。利用小波变换、谱分析、傅里叶变换等方法识别与故障相关的特征模式^[14]。

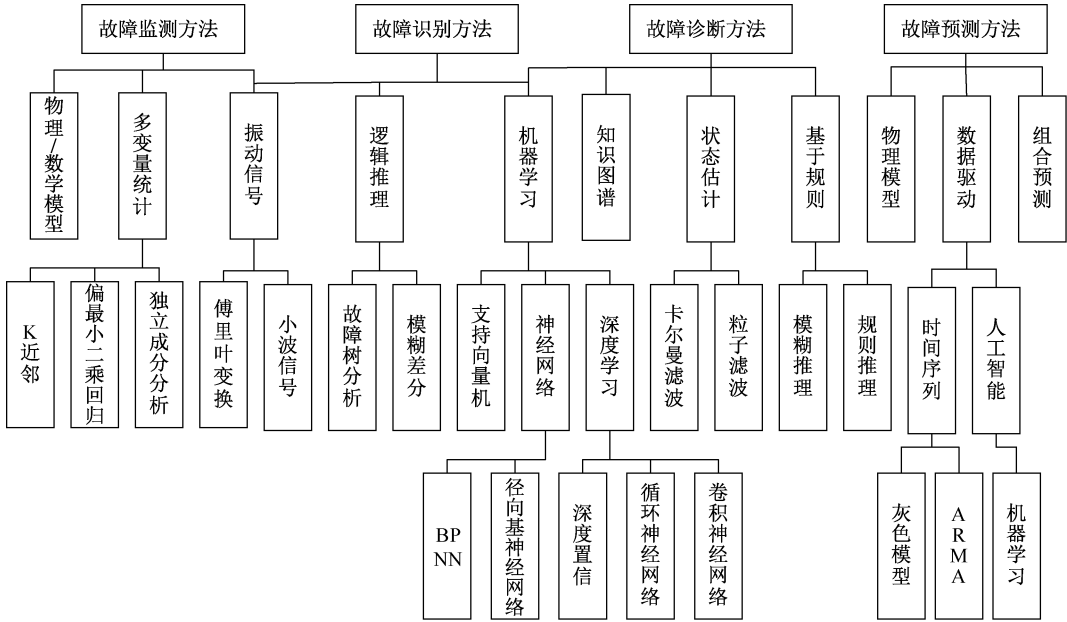
2) 逻辑推理方法。采用模糊差分方法^[15]、故障树分析方法^[16]等逻辑推理描述故障,确定故障类型。

3) 机器学习方法。使用历史标准数据训练模型,实现分类判断、识别故障,常用方法有支持向量机、决策树、神经网络等^[17-18]。

3.3 故障诊断方法

1) 知识图谱方法。该方法将故障知识和关系表示为图谱,通过图谱的查询和推理来诊断故障^[19]。

2) 状态估计方法。分析特定系统工作状态下的



注:反向传播神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN);自回归滑动平均(Auto-Regressive Moving Average, ARMA)。

图2 故障分析常用方法分类

Fig. 2 Classification of common fault analysis methods

信号输出,常用方法有卡尔曼滤波、粒子滤波等^[20]。

3) 基于规则方法。使用预定义的规则集,匹配故障特征作出诊断决策,常用方法有规则推理和模糊逻辑推理等^[21]。

4) 机器学习方法。通过机器学习算法,分析故障样本的数据结构,进而挖掘数据中的内在特征^[22],推断易发生的故障,常用算法有BPNN、支持向量机、深度学习^[23]、聚类分析^[24]等。

3.4 故障预测方法

1) 物理模型方法。从研究对象系统内部的工作原理出发,建立符合物理规律的数学模型,利用模型预测参数变化趋势^[25],常用方法有失效物理模型、疲劳寿命模型、随机损伤模型等。

2) 数据驱动的预测方法。以采集到的数据为基础,通过数据分析、处理和提取信息,结合历史数据中的输入和输出之间的映射关系建立线性或非线性模型,推测未来值^[26],常用方法有神经网络、深度学习、遗传算法等。

3) 混合预测方法。为降低单独使用某一方法的局限性,综合多种预测方法,针对故障不同特点采取多个算法,组合后的故障预测准确度更高^[27]。

部分故障分析成果涉及多种方法的综合应用,每个阶段使用的分析方法都有其优势和局限性。在选择方法时,需综合考虑实际需求、样本数据量和系统原理等多方面因素。

4 飞行控制子系统故障研究进展

飞行控制系统按照舵面功能分类为主操纵系统和辅助操纵系统。飞行控制系统的组成如图3所示。主操纵系统通过操纵升降舵、方向舵、副翼3个主舵面,实现飞机的俯仰、偏航和滚转操纵;辅助控制系统通过操纵前缘襟缝翼、后缘襟翼、扰流板等系统改善飞行操纵性,提升飞机性能^[28]。自动飞行控制系统包含自动油门、自动驾驶仪、飞行指引等子系统,但由于对于QAR数据很少,仅能显示正常与否,无法支撑故障诊断和预测模型的构建。



图3 飞行控制系统的组成

Fig. 3 Components of flight control system

4.1 主控制系统故障

1) 方向舵系统故障。顾杨波等^[29]通过航后查询QAR的航向、速度、高度等参数变化来识别飞机方向舵作动筒的故障,提升了方向舵故障更换工作的精度。

2) 升降舵系统故障。黄建练等^[30]针对升降舵指示不一致故障,通过航后译码升降舵位置指示的传感器数据,结合系统工作原理分析,成功识别出舵面控制机构弹簧部分断裂。张鹏等^[31]针对方向舵液压控制部分的液压油混入空气、液压油泄漏和液压油污染3种常见故障类型,选择参数包括控制器、伺服放大器、电液伺服阀等,通过差分进化算法结合极限学习机建立故障诊断模型,诊断准确度可达91.3%。该团队将卷积神经网络和支持向量机分类器方法相结合,选取作动筒、液压缸和舵面传感器等参数,构建了升降舵液压故障诊断模型,故障诊断准确率可达到99.7%^[32]。

4.2 辅助控制系统故障

1) 前缘襟缝翼故障。王旭辉^[33]结合历史维修信息,在分析襟翼卡阻、驱动传输等故障成因基础上,选取襟翼角度、相应的世界标准时间点等QAR数据,以襟翼发生收入、打开行为的动作耗时(Δt)作为特征参数,构建最小二乘法,结合支持向量回归建立襟翼状态预测模型,该模型在短期内对动作耗时的数据预测结果较为准确,其均方根相对误差为4.2%;刘博^[34]采用BPNN建立了襟翼故障诊断模型,该模型使用飞机性能参数、襟翼操作杆位置和襟翼传感器位置等参数,该模型故障诊断准确度不甚理想;程科^[35]针对襟翼打开时间过快与过慢,监测后缘襟翼位置的QAR参数异常变化情况,但对故障数据的预处理过于简单,导致故障监测结果误差较大;在文献^[35]研究思路的基础上,姜朱楠^[36]提出一种基于门限循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)神经网络的后缘襟翼性能评估模型,该模型理论上能够预测该架飞机后续执飞情况,但文中未使用故障发生数据进行验证。

2) 后缘襟翼故障。根据此前襟翼不对称故障分析的研究,首先需要确定襟翼不对称故障的判定条件。飞机维修手册中规定,当襟翼系统的左、右襟翼开启角度(即实际位置)差值达到 9° 时会发生不对称故障,甚至可能导致锁死。然而,实际飞行和维修经验表明:即使角度差值未达到 9° ,也可能对飞行操纵面产生显著影响。因此,民航运行中多将襟

翼角度差值阈值设置为 3° 。

朱晓炜等^[37]译码出QAR襟翼位置传感器故障数据,结合后缘襟翼不对称故障工作原理,研发襟翼角度差值超限报警监控项目,但是监控结果的实时性较差。刘磊等^[38]针对国产民机偏角可靠性监测问题,选取飞行高度、马赫数、风速、风向、左右攻角等特征参数,提出一种基于协同智能移动方法,监测襟翼左右不对称故障。程漩^[39]以左右襟翼展开角度差值作为特征值,利用改进的灰色模型,集合遗传算法优化的最小二乘支持向量回归模型,对左右襟翼位置进行单步和多步趋势预测,2种方法的预测结果可靠性达到0.7。姜朱楠等^[40]针对后缘襟翼位置传感器故障,提取襟翼手柄档位信息、两侧传感器角度等数据信息,建立基于主元分析算法的故障预测流程,通过阈值变化数据,推断后续执飞航班中的后缘位置传感器故障。马超等^[41]根据每架飞机使用情况、使用过程中维护和保养情况差异,认为每架飞机具有不同的襟翼不对称阈值,提出了面向后缘襟翼左右角度差值的风险级别划分方法,进而基于蒙特卡罗方法建立襟翼不对称风险预测模型。

4.3 使用QAR数据飞控故障研究成果分析

系统梳理2013—2023年4月国内外的研究成果,结果见表1。

4.3.1 故障类型

在飞行控制主操纵系统中,方向舵典型故障类型包括液压伺服作动筒故障、方向舵液压油混入空气、作动筒液压油泄漏、液压油污染等;升降舵典型故障类型包括升降舵指示不一致、作动筒液压泄漏、液压源泄漏、传感器增益下降、管路堵塞、舵机响应时间过慢等。

在辅助控制系统中,襟缝翼系统在飞机起飞和着陆阶段,通过角度变化为飞机增加升力,故障发生的频率相对较高,研究成果较多。主要故障类型有襟翼动作耗时、襟翼打开时间快/慢、后缘襟翼左右不对称等。

在副翼、扰流板和调整片等子系统中未见使用QAR数据的故障研究。

4.3.2 使用参数

在方向舵系统故障研究中,常使用航向、速度、高度等基本参数,以及控制器、伺服放大器、电液伺服阀、液压缸和位置传感器等性能参数。升降舵系统故障研究则使用升降舵位置指示传感器、飞机性能参数、输入作动筒、液压缸和舵面传感器等参数。

襟翼系统故障研究常使用襟翼角度、相应的

表 1 飞行控制系统故障研究文献汇总

Tab. 1 A Summary of research Literature on flight control system faults

子系统	故障类型	QAR 数据参数	故障分析方法	分析程度	研究机型	文献
方向舵	液压伺服作动筒	航向、速度、高度等	专家经验结合系统原理	识别	A320	[29]
	方向舵液压油混入空气、作动筒液压油泄漏、液压油污染	控制器、伺服放大器、电液伺服阀、液压缸和位置传感器等性能参数	改进差分算法优化的极限学习神经网络	诊断	—	[31]
升降舵	升降舵指示不一致	升降舵位置指示传感器	专家经验结合系统原理	识别	B737	[30]
	升降舵作动筒液压泄漏、液压源泄漏、传感器增益下降	飞机性能参数、输入作动筒、液压缸、舵面传感器等	卷积神经网络结合支持向量机	诊断	—	[32]
襟翼	襟翼动作耗时	襟翼角度、相应的世界标准时间点	基于最小二乘支持向量回归机算法	非实时预测	B737	[33]
	襟翼打开时间快/慢	飞机位置参数、姿态参数、襟翼位置、角传感器位置	主成分分析结合 BPNN	诊断	B777	[34]
		左(右)侧襟翼位置	差分自回归移动平均模型	诊断	B737	[35]
		襟翼手柄档位信息、左侧后缘襟翼位置传感器角度、右侧后缘襟翼位置传感器角度	GRU	非实时预测	B737	[36,40]
	后缘襟翼左右不对称	左右襟翼位置传感器	数据监控设限阈值	监测	B737	[37]
		左襟翼实际位置、右襟翼实际位置、左襟翼打开档位、右襟翼打开档位	灰色模型、遗传算法优化的最小二乘支持向量回归模型	非实时预测	A320	[39]
		左(右)侧襟翼传感器位置	蒙特卡罗	非实时预测	B737	[41]
马赫数、左攻角、右攻角、右副翼偏角、方向舵位置、襟/缝翼控制手柄、航迹角、左副翼偏角、滚转角、控制轮位置、偏航角、控制杆位置、风速、风向、标准高度		协同智能移动 Kriging 方法	监测	国产民机	[38]	

UTC 时间点、飞机位置参数、姿态参数、左右襟翼位置、左右襟翼位置传感器角度、襟翼手柄档位信息等参数。

4.3.3 适用机型

由于 C919、ARJ21 国产飞机运行周期较短、故障样本较少,难以构建有效的故障分析模型。国内外可见研究成果大多集中于保有量大、总运行时间长的 A320、B737 等主力机型。

4.3.4 研究方法

常用的故障分析方法有:专家经验结合系统原理、差分算法结合极限学习机、卷积神经网络结合支

持向量分类器、自回归滑动平均模型、蒙特卡罗等。此外,常采用多算法融合方法解决数据参数异常值、特征提取困难、建模时间较长等问题。

4.3.5 研究阶段

文献[29-30,37]利用航后 QAR 数据识别故障类型,然后结合长年维修经验,推断故障原因,制定维修计划,为实践操作带来便利,但这种方式仍处于被动维修状态,无法做到提前消除隐患。

根据第 2 节中故障研究水平和阶段定义,文献[37-38]处于故障监测水平,文献[29-30]处于故障识别水平,文献处于[31-34]故障诊断水平。

文献[34-35]实现了故障诊断和非实时预测,文献[33,36,39-41]可达到非实时故障预测水平,同样未达到实时故障预测的水平。

5 结 论

1) 4个故障研究阶段常用研究方法包括基于系统结构原理的物理模型、规则与逻辑推断、机器学习与数据驱动和多种方法综合应用。

2) 飞行控制系统故障建模常用的 QAR 数据包括飞机航向、速度、高度、飞机姿态等基本数据,以及舵面传感器、位置指示传感器、控制器、伺服放大器、电液伺服阀、液压缸、输入作动筒、UTC 时间点、手柄档位信息等近 30 项参数。

3) 系统分析飞行控制系统各子系统故障研究

成果,升降舵和方向舵系统可实现故障诊断,襟缝翼子系统可实现非实时故障预测。

4) 现有研究成果集中于 A320 和 B737 等主力机型。由于国产民机总飞行时间较短、故障样本量少,不足以构建精度较高的故障识别、诊断和预测模型。

5) 现有故障研究水平仅能事后识别和判断故障发生与否、故障所在位置、故障严重程度,由此被动制定排故计划和方案。面向一线维修和安全保障,提前预测故障更加符合实际技术需求。5GATG (Air to Ground) 技术被应用于 QAR 数据的实时传输,使得实时故障预测技术已具备了重要的数据基础。可以预见的是,建立并迭代 C919、ARJ21 等国产飞机的故障分析模型、构建并验证实时故障预测模型将成为一段时间内的研究热点。

参 考 文 献

- [1] 中国民用航空局航空器使用困难报告[EB/OL]. (2020-08-06). https://www.caac.gov.cn/XXGK/XXGK/GFXWJ/202009/t20200918_204565.html.
- [2] ZHANG Heng. A review of the research of quick access recorder data[J]. Academic Journal of Science and Technology, 2023, 5(1): 95-101.
- [3] HÖHNDORF L, SIEGEL J, SEMBIRING J, et al. Reconstruction of aircraft states during landing based on quick access recorder data[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2017, 40(9): 2393-2398.
- [4] 巴塔西, 李蕊, 熊毅, 等. 基于 QAR 数据的民用飞机故障预测及验证[J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(10): 31-35.
BA Taxi, LI Rui, XIONG Yi, et al. Civil aircraft fault prediction and verification based on OAR data[J]. Computer Measurement & Control, 2019, 27(10): 31-35.
- [5] PAN Weihua, FENG Yunwen, CHENG Lu, et al. Analyzing the operation reliability of aeroengine using quick access recorder flight data[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023, 235: 109-193.
- [6] 李波. 基于大数据的民用飞机故障诊断与安全预测技术研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2018.
LI Bo. Research of fault diagnosis and safety forecast of civil aircraft based on big data[D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2018.
- [7] 王剑辉, 邓伟, 夏正洪, 等. 运输航空飞行安全风险评价方法[J]. 中国安全科学学报, 2019, 29(12): 110-116.
WANG Jianhui, DENG Wei, XIA Zhenghong, et al. Flight risk assessment method of transport aviation[J]. China Safety Science Journal, 2019, 29(12): 110-116.
- [8] LIU Yanfang, LYU Jianghua, MA Shilong. A real time anomaly detection method based on variable N-Gram for flight data[C]. 2018 IEEE 20th International Conference on High Performance Computing and Communications, 2018: 370-376.
- [9] 杨余, 杨鑫, 王英, 等. 基于 mini-1D-CNN 模型的 TE 过程故障诊断[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(2): 173-178.
YANG Yu, YANG Xin, WANG Ying, et al. Research on TE process fault diagnosis based on mini-1D-CNN model[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(2): 173-178.
- [10] 陈泽灏, 陈晖, 高玉闪, 等. 基于模型的液体火箭发动机故障诊断技术研究回顾与展望[J]. 航空学报, 2023, 44(23): 84-104.
CHEN Zehao, CHEN Hui, GAO Yushan, et al. Review and prospect of model-based fault diagnosis technology for liquid rocket engines[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(23): 84-104.
- [11] 刘强, 卓洁, 郎自强, 等. 数据驱动的工业过程运行监控与自优化研究展望[J]. 自动化学报, 2018, 44(11): 1944-1956.
LIU Qiang, ZHUO Jie, LANG Ziqiang, et al. Perspectives on data-driven operation monitoring and self-optimization of industrial processes[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(11): 1944-1956.

- [12] 吴晓东,熊伟丽. 基于多块信息提取和马氏距离的K近邻故障监测[J]. 信息与控制, 2021, 50(3): 287-296.
WU Xiaodong, XIONG Weili. kNN fault detection based on multi-block information extraction and mahalanobis distance[J]. Information and Control, 2021, 50(3): 287-296.
- [13] KONG Xiangyu, LUO Jiayu, XU Zhongying, et al. Quality-relevant data-driven process monitoring based on orthogonal signal correction and recursive modified PLS[J]. IEEE Access, 2019, 7: 117 934-11 7943.
- [14] 孙康,金江涛,李春,等. 基于优化变分模态分解与混沌分形融合的滚动轴承故障识别[J]. 动力工程学报, 2022, 42(10): 951-959.
SUN Kang, JIN Jiangtao, LI Chun, et al. Fault identification of rolling bearings based on optimized variational mode decomposition and chaotic fractal[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2022, 42(10): 951-959.
- [15] 顾伟,李丽莉,黄志毅,等. 飞机操纵面故障的模糊差分进化识别方法[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(5): 1 782-1 784.
GU Wei, LI Lili, HUANG Zhiyi, et al. Fuzzy differential evolution identification method of flight control surface faults[J]. Application Research of Computers, 2010, 27(5): 1 782-1 784.
- [16] 安刚,刘人境,殷广强. 一种新风险识别方法在民用飞机高升力系统研制中的应用[J]. 航空工程进展, 2023, 14(1): 57-64.
AN Gang, LIU Renjing, YIN Guangqiang. Application of a new risk identification method in the development of civil aircraft high lift systems[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2023, 14(1): 57-64.
- [17] 扶碧波,方宗德,沈云波. 综合应用小波包支持向量机直升机齿轮故障识别及实验研究[J]. 机械科学与技术, 2011, 30(11): 1 822-1 826.
FU Bibao, FANG Zongde, SHEN Yunbo. Gear fault recognition and experimental study of helicopter transmission based on wavelet transform and support vector machines [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2011, 30(11): 1 822-1 826.
- [18] QIAN Zhen, LIANG Yan, MA Cunbao, et al. Fault identification and diagnosis of fly-by-wire control system based on intelligent learning[C]. 2022 4th International Conference on Intelligent Control, Measurement and Signal Processing (ICMSP), 2022: 915-922.
- [19] 聂同攀,曾继炎,程玉杰,等. 面向飞机电源系统故障诊断的知识图谱构建技术及应用[J]. 航空学报, 2022, 43(8): 46-62.
NIE Tongpan, ZENG Jiyan, CHENG Yujie, et al. Knowledge graph construction technology and its application in aircraft power system fault diagnosis [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(8): 46-62.
- [20] WANG Hong, CHAI Tianyou, DING Jinliang, et al. Data driven fault diagnosis and fault tolerant control: some advances and possible new directions[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(6): 739-747.
- [21] 王秋彦,鞠建波,宋振宇. 故障诊断技术研究现状及发展趋势[J]. 电子测量技术, 2009, 32(4): 5-8.
WANG Qiuyan, JU Jianbo, SONG Zhenyu. Present situation and future development of fault diagnosis techniques [J]. Electronic Measurement Technology, 2009, 32(4): 5-8.
- [22] 郝俊杰,高虹霓,王崴,等. 基于大数据分析的液压系统故障诊断综述[J]. 机床与液压, 2022, 50(10): 166-173.
HAO Junjie, GAO Hongni, WANG Wei, et al. Overview of hydraulic system fault diagnosis based on big data analysis[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2022, 50(10): 166-173.
- [23] 黄迅迪,庞雄文. 基于深度学习的智能设备故障诊断研究综述[J]. 计算机科学, 2023, 50(5): 93-102.
HUANG Xundi, PANG Xiongwen. Review of intelligent device fault diagnosis based on deep learning[J]. Computer Science, 2023, 50(5): 93-102.
- [24] LI Lishuai, DAS S, JOHN HANSMAN R, et al. Analysis of flight data using clustering techniques for detecting abnormal operations[J]. Journal of Aerospace Information Systems, 2015, 12(9): 587-598.
- [25] 翟玉婷,程占昕,房少军. 智能化雷达故障预测及检测技术综述[J]. 计算机科学, 2023, 50(5): 217-229.
ZHAI Yuting, CHENG Zhanxin, FANG Shaojun. Overview of intelligent radar fault prediction and detection technology[J]. Computer Science, 2023, 50(5): 217-229.
- [26] 李磊,李晓猛,付一博,等. 数据驱动的故障预测方法研究[J]. 测控技术, 2022, 41(5): 66-74.
LI Lei, LI Xiaomeng, FU Yibo, et al. Research progress of data-driven fault prediction methods [J]. Measurement & Control Technology, 2022, 41(5): 66-74.
- [27] YAGHOUBI V, CHENG Liangliang, VAN PAEPEGEM W, et al. CNN-DST: ensemble deep learning based on Dempster-Shafer theory for vibration-based fault recognition [J]. Structural Health Monitoring, 2022, 21(5): 2 063-2 082.
- [28] 高金源,冯华南. 民用飞机飞行控制系统[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2018:10-50.
- [29] 顾杨波,耿嘉逊. 使用创新手段排除A320飞机抖动故障的方法[J]. 航空维修与工程, 2018(3): 69-71.
GU Yangbo, GENG Jiaxun. Innovation method to solve the vibration of A320 aircraft [J]. Aviation Maintenance &

- Engineering, 2018(3): 69-71.
- [30] 黄建练, 凌云志. 波音 737NG 飞机升降舵指示不一致案例分析[J]. 航空维修与工程, 2023(1): 84-86.
HUANG Jianlian, LING Yunzhi. A case analysis on the inconsistency elevators indication for B737NG aircraft[J]. Aviation Maintenance & Engineering, 2023(1): 84-86.
- [31] 张鹏, 张迪, 段照斌, 等. IDE-ELM 在民机方向舵系统故障诊断中的应用[J]. 电光与控制, 2020, 27(5): 97-115.
ZHANG Peng, ZHANG Di, DUAN Zhaobin, et al. Application of IDE-ELM in fault diagnosis of civil aircraft steering system[J]. Electronics Optics & Control, 2020, 27(5): 97-115.
- [32] 段照斌, 刘颖欣. CNN-SVM 在民机升降舵故障诊断中的应用[J]. 电光与控制, 2021, 28(12): 97-115.
DUAN Zhaobin, LIU Yingxin. Application of CNN-SVM to fault diagnosis of civil aircraft's elevator[J]. Electronics Optics & Control, 2021, 28(12): 97-115.
- [33] 王旭辉. 飞机飞行安全实时监控关键技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2008.
WANG Xuhui. Aircraft flight safety real-time monitoring key technology research[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2008.
- [34] 刘博. 民航客机飞控系统健康管理关键技术研究[D]. 天津:中国民航大学, 2017.
LIU Bo. Research on the key technology of civil aircraft flight control system health management[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2017.
- [35] 程科. 飞机操纵系统状态监测与故障预测方法研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2014.
CHENG Ke. Aircraft control system condition monitoring and fault forecast method research[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2014.
- [36] 姜朱楠. 飞机操纵系统健康评估与故障诊断研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2018.
JIANG Zhu'nan. The research of health assessment and fault diagnosis method of civil aircraft flight control system [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018.
- [37] 朱晓炜, 赵红华, 苟俊哲, 等. 波音 737NG 机队后缘襟翼不对称监控项目的开发[J]. 航空维修与工程, 2019(1): 52-54.
ZHU Xiaowei, ZHAO Honghua, GOU Junzhe, et al. Research on performance predictive monitoring of B737NG aircraft trailing edge flap disagree [J]. Aviation Maintenance & Engineering, 2019(1): 52-54.
- [38] 刘磊, 腾达, 冯蕴雯. 基于协同智能移动 Kriging 的襟翼偏角可靠性分析[J]. 西北工业大学学报, 2023, 41(2): 253-263.
LIU Lei, TENG Da, FENG Yunwen. Reliability analysis of flap deflection angle based on collaborative intelligent moving Kriging model[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2023, 41(2): 253-263.
- [39] 程璇. 基于 QAR 数据的综合模块化航电系统可靠性预测模型研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2020.
CHENG Xuan. Research on reliability prediction model of integrated modular avionics system based on QAR data [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2020.
- [40] 姜朱楠, 左洪福, 李利荣, 等. 后缘襟翼位置传感器故障预测方法研究[J]. 航空计算技术, 2018, 48(2): 75-78.
JIANG Zhunan, ZUO Hongfu, LI Lirong, et al. Research on fault prediction method of trailing edge flap position sensor failure [J]. Aeronautical Computing Technique, 2018, 48(2): 75-78.
- [41] 马超, 张雄飞, 徐建新. 基于蒙特卡洛方法的飞机襟翼不对称风险预测[J]. 交通信息与安全, 2020, 38(3): 24-31.
MA Chao, ZHANG Xiongfei, XU Jianxin. A risk prediction of aircraft flap asymmetric based on Monte Carlo method[J]. Journal of Transport Information and Safety, 2020, 38(3): 24-31.

作者简介: 王岩韬 (1982—),男,吉林磐石人,硕士,教授,主要从事飞行运行安全与管理等方面研究。E-mail: CAUCwyt@126.com。

