

文章编号: 1674-8190(2025)01-139-12

融合多源异构数据的飞机故障诊断方法研究进展

马超¹, 邹子扬¹, 顾正柏¹, 赵树杰²

(1. 中国民航大学 航空工程学院, 天津 300300)

(2. 中航通飞华南飞机工业有限公司, 珠海 519090)

摘要: 随着飞机数字化程度的提高, 飞机在全寿命周期内会产生大量的多源异构数据, 这些数据为保障飞机的安全提供了重要支持。本文梳理了飞机全寿命周期内常见的数据类型, 包括初始适航设计数据、运营可靠性数据、运行维护数据以及机载设备数据等, 结合不同数据源类型的数据特征, 介绍了多源异构数据的融合应用措施, 详细分析了数据融合技术历经的四个阶段。在此基础上, 介绍了融合数据的故障诊断方法, 并与传统单一数据来源的故障诊断分析方法对比, 得出多源异构数据的融合应用能够更加准确地分析故障成因, 起到辅助排故与维修性设计的作用, 是飞机故障诊断中数据应用技术的发展趋势。

关键词: 飞机; 全寿命周期; 多源异构; 数据; 故障诊断

中图分类号: V267; TP306⁺.3

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2025.01.17

Research progress of aircraft fault diagnosis method integrating multi-source heterogeneous data

MA Chao¹, ZOU Ziyang¹, GU Zhengbo¹, ZHAO Shujie²

(1. College of Aeronautical Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

(2. AVIC General Huanan Aircraft Industry Co., Ltd., Zhuhai 519090, China)

Abstract: With the improvement of the digitization degree of the aircraft, a large amount of multi-source and heterogeneous data will be generated throughout the full life-cycle of an aircraft, which plays a crucial role in ensuring its safety. This article reviews common types of data sources within the aircraft's life-cycle, including initial airworthiness design data, operational reliability data, operational maintenance data, and onboard equipment data. By combining the data characteristics of different data source types, the article introduces measures for the fusion application of multi-source heterogeneous data and provides a detailed analysis of the four stages that data fusion technology has undergone. On this basis, the fault diagnosis method of fusion data is introduced. Compared with the fault diagnosis analysis of traditional single data source, it is concluded that the fusion application of multi-source heterogeneous data can analyze the fault causes more accurately, and play a role in assisting troubleshooting and maintainability design, which is the development trend of data application technology in aircraft fault diagnosis.

Key words: aircraft; full life-cycle; multi-source heterogeneous; data; fault diagnosis

收稿日期: 2024-05-03; 修回日期: 2024-10-11

基金项目: 国家自然科学基金—民航联合基金重点项目(U2233207); 工信部民机专项(20232k0345)

通信作者: 马超(1985—), 男, 博士, 副教授。E-mail: c-ma@cauc.edu.cn

引用格式: 马超, 邹子扬, 顾正柏, 等. 融合多源异构数据的飞机故障诊断方法研究进展[J]. 航空工程进展, 2025, 16(1): 139-150.

MA Chao, ZOU Ziyang, GU Zhengbo, et al. Research progress of aircraft fault diagnosis method integrating multi-source heterogeneous data[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2025, 16(1): 139-150. (in Chinese)

0 引言

飞机在全寿命周期内的不同阶段将会产生大量的数据,这些数据根据来源和应用领域可分为初始适航设计数据、运营可靠性数据、运行维护数据以及机载设备数据等。

飞机全寿命周期所产生的数据,具备大数据的典型“5V”特征^[1],即具有显著数据规模、数据传输速度快、数据种类多样、数据价值高以及数据来源真实的特征。这些数据具备典型的多源异构特征,已被国内外的飞机 OEM (Original Equipment Manufacturer)、航空公司、MRO (Maintenance, Repair, Overhaul) 单位技术人员广泛地用于飞机故障诊断过程中^[2-4]。

飞机故障诊断是当飞机产生异常故障时,通过分析飞机可获得的各类型数据,评估飞机健康状况,诊断飞机是否存在系统故障与安全隐患,为系统故障恢复提供依据的过程^[5]。因此,飞机故障诊断是一个需要融合多源异构数据和飞机各系统基本原理的综合分析过程。

近些年,随着大数据应用技术的发展,国内外相关研究人员对飞机全寿命周期内所产生的数据在飞机与发动机故障诊断领域中的应用做了较为全面的分析与总结^[6-8],论述了飞机全寿命周期数据的大数据基因以及发动机故障诊断与健康管理的现状。虽然许多研究人员对多源异构数据在飞机故障诊断中的具体应用做了研究^[9-10],但目前对于故障诊断中数据源类型和数据融合应用的分析较少,同时这类数据蕴含着巨大的潜在价值,使得数据融合技术成为影响数据应用效果的关键因素。

本文首先分析飞机全寿命周期内所形成的多源异构数据的数据源类型和数据特征,在此基础上,对多源异构数据的融合应用技术进行梳理,最后探讨在飞机故障诊断中融合多源异构数据的应用现状与发展趋势。

1 飞机全寿命周期数据特征

1.1 初始适航设计数据

初始适航设计数据是指用于描述和定义飞机设计和性能的各种参数和指标,包括飞机的尺寸、重量、动力系统、气动参数、机载设备、飞行性能、

安全性能甚至是在飞机设计中可能导致出现故障、偏离、失效或者一些其他事件等方面的信息。

随着计算机技术的发展,初始适航设计数据数字化程度越来越高,飞机设计过程中包含的大量数据和信息通过数据集成和共享平台进行高效管理^[11-13],推进了飞机设计优化、精细化制造、智能化运维等新领域的研究^[14]。

1.2 运营可靠性数据

飞机运营可靠性数据是衡量飞机系统、设备或整机在特定时间内正常运行能力的指标数据。它涵盖了飞机的故障率、可用性、维护间隔等方面的数据^[15-17]。

通过对飞机运营可靠性数据的挖掘分析,能够不断提高飞机系统的可靠性和可用性,进而提升飞行安全性、降低运营成本^[18]。随着物联网和大数据技术的应用,可以实时监测和分析飞机的运行状态,导出运营可靠性数据,提高了数据使用的便捷性^[19]。同时,人工智能和机器学习的发展也促进了飞机运营可靠性数据分析和预测能力的进步^[20]。

1.3 运行维护数据

飞机运行维护数据是飞机 OEM、航空公司、MRO 单位在飞机运行的整个过程中所积累的与飞机运行维护相关的数据^[21-22]。国内外各类型运维公司通过建立飞机维修记录系统,对飞机的维修历史、故障记录、维修部件等进行管理,用于制定维修计划、优化维修流程和提高维修效率^[23]。

国内外各类型运维公司积极推动飞机运行维护数据的应用。通过对飞机运行维护数据的分析,提供故障预测、维修建议等服务,帮助航空公司提高飞机的可用性和维修效率。通过对海量的运行维护数据进行分析,实现故障预测和预防性维修,提高飞机的可靠性和安全性。

1.4 机载设备数据

飞机机载设备数据是指在飞机上采集和记录的各种数据信息,用于飞行操作、性能分析、运维管理等方面。常见的飞机机载设备数据有飞行参数数据、发动机和系统数据、传感器数据、飞行记录数据等。这其中应用最为广泛的是飞机快速存

储记录器(Quick Access Recorder, QAR)数据^[24]。

QAR作为一种数字化的数据记录器,是飞机机载设备的关键组成部分之一。QAR采集和记录飞机的各项数据,涵盖几乎所有机载设备能够采集到的参数,为飞行员、航空公司和运维人员提供了详尽的飞行信息^[25-26]。

在飞行事故调查中,QAR数据可以提供飞行过程的详细信息,帮助调查人员分析事故原因和制定相应的安全措施。在飞行参数监测与故障诊断方面,QAR可以实时记录和分析飞行数据,以检测飞行性能的异常和趋势,帮助运维人员及时发现和修复问题,制定合理的运维计划^[27]。未来,QAR数据在容量、功能、通讯方式这三个基础指标层面为飞机故障诊断提供更加全面的数据支持^[28]。

2 多源异构数据的融合技术

分析多源异构数据的特征不难发现,数据存在渠道分散、形态异构、质量参差等特点,同时也面临多种数据异构性的挑战,如结构异构性、语义异构性、时空异构性、数据质量异构性等。因此,数据融合技术成为多源异构数据应用的重要内容。在这方面,管理学与社会学领域中的研究开展较多,形成了许多成熟的案例与平台^[29-31]。数据融合总共分为四个阶段:数据引入、数据聚类与清洗、数据集成以及数据融合。

2.1 数据的引入

数据引入是将来自不同业务系统或数据采集设备的必要数据汇集到大数据平台的关键步骤。这一过程为数据融合奠定了基础。在构建数据引入模块的过程中,必须对数据的来源进行深入分析,考虑到接入协议、数据格式、更新频率等方面的多样性与复杂性,确保平台能够有效支持从各种数据源提取和传输数据,并提供一致性的数据访问接口。常见的数据源包括 Oracle、MySQL、DB2 等主要数据库系统以及表格、文本、图像等多种文件格式^[32]。从更广泛的角度来看,这些数据可以分为结构化数据、半结构化数据、非结构化数据三大类^[33]。

在实现结构化数据的引入时,数据可以通过全量或增量的方式进行抽取。采用增量抽取时,

关键是要追踪上次抽取操作的最新时间点,并以此作为下一次抽取的起始条件。此外,还需根据业务需求明确抽取数据的元数据信息,例如列名称、数据类型等。

在处理半结构化数据的过程中,需要特别注意以下内容:设置文件属性、统一数据的压缩格式、明确数据的排列顺序以及定义接口的元数据信息。此外,为了更高效地利用半结构化数据,可以采用正则表达式或者借助本体知识库等方法,将半结构化数据转化为结构化格式,以便进行更深入地数据分析和处理。

非结构化数据缺乏固定的格式和组织结构,通常只能作为整体进行存储和管理,这在一定程度上限制了其检索效率。绝大部分数据都属于非结构化数据。尽管在检索和管理上存在挑战,但这类数据蕴含着巨大的潜在价值,通过采用先进的技术手段进行深入挖掘,可以发掘出这些价值。

2.2 数据的聚类与清洗

在实际应用中,大量的结构化数据会受到规范性不一致、设备偶发性故障等影响,导致数据错误、数据缺失、数据不规范、数据重复性高等一系列问题。数据的聚类和清洗工作就是将这些“问题数据”进行初步筛选与去除^[34]。由于数据的质量会直接影响到后续数据融合的效果,因此数据的聚类与清洗工作是至关重要的。

数据聚类方法能够将大量无序的数据在无监督的情况下划分为若干个数据集合^[35]。当给定一个数据样本集:

$$C = \{X_1, X_2, \dots, X_j, \dots, X_N; X_j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jd}) \in R^d\} \quad (1)$$

式中: X_j 为一个向量,也可称为样本点; x_{jd} 为一个变量,通常称为属性、特征等。

聚类分析通过确定的规则,将数据集分为 K 个簇,产生的簇需满足以下条件:

$$\begin{cases} C = \{C_1, C_2, \dots, C_K\} \quad (K \leq N) \\ C_i \neq \emptyset \quad (i = 1, 2, \dots, K) \\ \bigcup_{i=1}^K C_i = X \\ C_i \cap C_j = \emptyset \quad (i, j = 1, 2, \dots, K, i \neq j) \end{cases} \quad (2)$$

式中: N 为数据集中数据点的总数; X 为整个数据集。

多源异构数据聚类分析过程如图 1 所示。

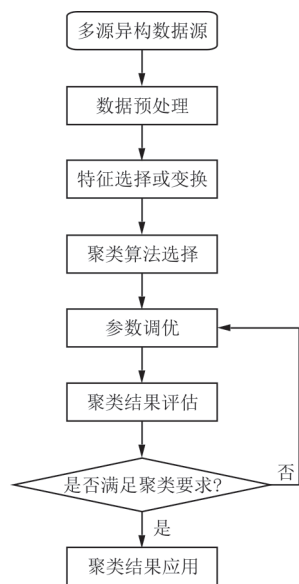


图 1 聚类分析过程

Fig. 1 The process of clustering analysis

聚类方法的代表算法是于 1967 年提出的 K-Means 算法^[36-37],其必须事先为每个类别确定一个聚类中心,该算法是应用较广、较高效的一种聚类方法。然而,该算法在后续应用中也表现出较多的局限性:初始聚类中心的选择极大地影响聚类结果,对异常样本点较为敏感,数据源类型复杂程度较高时会导致数据相似度较低等。

为了能够解决多源异构数据在聚类之后数据相似度低的问题,在传统聚类方法的基础上,可以采用粒子群优化^[38]、区块链技术^[39]等方法予以改进。如谢旭钦等^[40]提出了一种联合使用支持向量数据描述(SVDD)和改进 K-Means 的聚类算法,使得故障诊断的准确率有较大提升。殷丽凤等^[41]提出了 CHK-Means 算法,克服了启发式 K-Means 算法随机选择初始聚类中心带来的局部最优解问题,同时在数据聚类的过程中对存在不完整特征的数据采用模糊聚类的方法实现数据特征的补充,或者进行数据清洗。

数据清洗是在聚类基础上对数据进行错误消除与一致性改善的过程,对于结构化的数据,其清洗技术也已经比较成熟,但在清洗过程中仍存在离群值和元组重复问题^[42]。以下介绍针对三类“问题数据”的清洗。

1) 错误数据

错误数据的清洗旨在清除被识别出的错误数

据和随机噪声,以确保数据的准确性和可靠性。这个过程不仅涵盖了随机噪声的消除,也包括对明显错误数据的校正。随机噪声消除的主要方法包括分箱(Binning)、回归(Regression)等^[43]。分箱方法通过考察数据分布,将连续的数据值分组到“箱子”中,以箱内的中位数或平均值代替箱内所有值,从而减少随机噪声。回归方法则通过拟合数据到一个或多个函数,以函数预测的值代替原始数据,达到平滑数据的目的。

2) 缺失数据

缺失数据在具体应用中是一种很常见的现象,某些系统性数据由于监管不规范等原因,其缺失率高达 90%^[34]。缺失数据的清洗通常有以下 3 种方法:人工填补、中心度量值填补、数值预测。人工填补方法需要较多的人力成本,且主观性较强。中心度量值填补法使用数据集中的中心度量值(如均值、中位数、众数等)来填补缺失值,适用于缺失数据随机分布,且缺失量不大的情况。数值预测法通过建立模型预测缺失值,常见的方法包括线性回归、决策树、K 最近邻(KNN)等,该方法适用于缺失数据量较大,且缺失值与数据集中的其他变量有明显关联,可以更准确地估计缺失值,但计算成本较高,且需要选择合适的模型。

3) 重复数据

实体对齐能够识别和关联来自不同数据源或知识库中表示相同的重复数据。常见的实体对齐的方法有基于规则的方法、基于字符串相似度的方法等。通过基于实体的属性值、数据类型、结构位置等特征预定义的规则来识别和对齐实体称为基于规则的方法,该方法透明度高,易于理解和实施,但需要专业知识来定义规则,难以适应数据的变化,扩展性有限。基于字符串相似度的方法利用字符串相似度度量(如编辑距离、Jaccard 相似度、余弦相似度等)来比较实体的名称或属性值,以此来识别相同的实体。

2.3 数据的集成

通过数据引入从多个数据源获取数据,然后通过数据的聚类与清洗提高了数据质量。但此时数据比较零散,即数据命名方式、规范性、存储位置等不同,这种零散状态会导致数据孤岛、数据重

复、数据不一致性等问题^[44]。因此,在数据融合前需要进行数据集成来处理这些问题。数据集成的方法主要有:

1) ETL(提取、转换、加载):ETL是最常见的数据集成方法之一,涉及3个主要步骤:从源系统提取数据(Extract)、将数据转换为目标系统所需格式(Transform)、将转换后的数据加载到目标系统(Load)。

2) 数据虚拟化:数据虚拟化通过提供一个抽象层来实现数据集成,允许用户查询多个数据源,就像查询单一数据库一样,无需将数据物理地复制到一个中心位置。

3) 数据联邦:数据联邦是一种特殊形式的数据虚拟化,它允许用户通过单一查询接口访问分散在不同数据源的数据,但与数据虚拟化不同的是,数据联邦更侧重于保持数据的自治性。

ETL通过批量提取、转换和加载数据,确保数据在目标系统中的一致性和清洁度^[43],适合处理大量历史和结构化数据^[35],但对实时数据支持有限且过程复杂。相比之下,数据虚拟化提供了对多个数据源的实时访问,避免了物理数据移动,能够快速响应查询需求,但在面对大规模复杂查询时,性能可能会下降^[44]。数据联邦系统的复杂性和跨平台兼容性可能成为其应用的瓶颈^[32]。

2.4 数据的融合

多源异构的数据在预处理之后,形成了具有一定特征的数据实体,但如果要完成数据融合,还要进行实体解析、相似度提取、数据标准化等流程^[45],具体流程如图2所示。

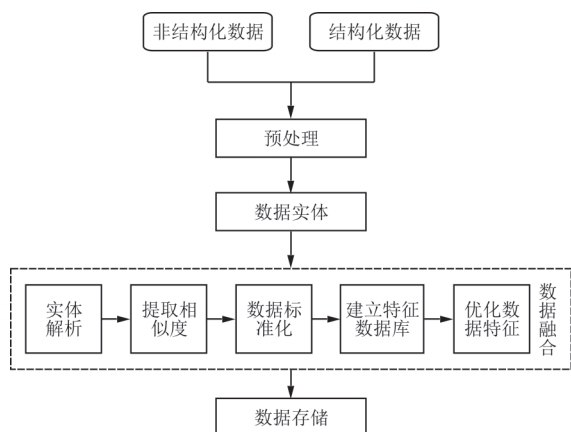


图2 数据融合具体流程

Fig. 2 The specific process of data fusion

在数据融合的最初阶段通常会使用卡尔曼滤波器、贝叶斯融合等方法来同步和校准不同的数据源并对原始数据进行融合,包括:原始信号、传感器数据等。在特征提取阶段,将来自不同数据源的特征集合起来进行融合,这种融合有助于提高数据的表征能力。常见技术有:特征选择、特征提取(如主成分分析(PCA)、线性判别分析(LDA))、特征向量的串联或加权融合等。采用这种方法,人们在关键机械结构与设备故障诊断领域中对多源异构信息实现了融合,解决了数据类型及更新多样化和频繁化的问题,提高了故障检测的准确性和鲁棒性^[46~48]。

当面对一些多模态数据时,如图像、音频等不同类型的数,需要采用特定的深度学习方法,包括:卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)、联合嵌入空间、多模态注意力机制等将其融合,可以降低数据维度特征,有效处理冲突信息,保留关键信息,实现高效的数据处理和分析,提高融合结果的可靠性^[49]。神经网络在数据融合领域十分重要,如Ning C J等^[50]为了实现了高效的数据处理和分析,提出了一种名为MHA-Net的神经网络模型,用于多源异构气动数据融合,减少了计算的复杂性。赵珣等^[51]通过双向循环神经网络进行特征提取,将前后时刻的特征进行融合,提高了特征数据分类的准确性。李晓航等^[52]提出了一种双模态融合网络MerNet并在公开数据集SemanticKITTI上对MerNet进行了训练和验证,证明了其优越性。王晓琪等^[53]提出了BP神经网络和支持向量机的多源异构数据融合算法,证明了该算法融合多源异构数据的能量消耗小、延迟低,融合效果好。综上,数据融合的目的是将不同来源和格式的数据进行一致化处理,以便获得更加全面和精确的信息;进一步研究如何提高模型的泛化能力和实时处理性能,并解决数据安全和隐私问题^[39],将是未来的研究重点。此外,优化多模态数据融合的计算效率与资源消耗^[53],并拓展其在更多实际应用场景中的适用性,将推动该领域的发展。

高云君等^[44]为了评判数据融合的效果,令集合 O 表示来源于不同数据源 S 的一系列数据对象,通过从多个数据源收集的数据对象观测值,推测

出每个数据对象的真实值,并将其表示为

$$V_o^* = \{v_{o,1}^*, v_{o,2}^*, \dots, v_{o,|V_o|}^*\} \quad (|V_o^*| \geq 1) \quad (3)$$

数据融合效果的评价通常基于对数据对象真实值准确度的评估。数据对象的取值可能为连续值或离散值,两类数据真实值准确度的评估方法不同。

对于连续值而言,通常采用绝对平均误差(Mean Absolute Error, MAE)进行计算:

$$e_{MAE} = \sum_{i=1}^{|O|} \frac{\sum_{j=1}^{|V_i|} |\hat{v}_{i,j} - v_{i,j}^*|}{|O||V_i|} \quad (4)$$

式中: $|O|$ 为数据对象数量; $|V_i|$ 为第 i 个数据对象的数值总数; $\hat{v}_{i,j}$ 为由数据融合方法推测所得的正确值; $v_{i,j}^*$ 为与 $\hat{v}_{i,j}$ 所对应的真值。

对于离散值而言,数据对象的真值评估准确度为由数据融合方法推测所得的真值数量占数值总数的比例:

$$A = \sum_{i=1}^{|O|} \frac{N_i}{|O||V_i|} \quad (5)$$

式中: N_i 为由数据融合方法推测所得的与第 i 个数据对象相关的真值数量。

3 融合数据的故障诊断方法

飞机故障诊断方法经历了一个较长的发展历程,伴随着飞机海量数据的不断涌现,故障诊断方法与数据融合技术逐渐形成了一种共生关系。

3.1 数字孪生的原理模型故障诊断

基于飞机与发动机系统原理的故障诊断方法发展较早,主要应用在原理逻辑清晰的系统级部件,通过故障树等方法,在已知飞机与发动机系统故障信号的基础上,参考故障隔离手册等内容,最终完成故障的排除。

随着飞机数字化程度的不断提高,融合初始适航设计数据和机载设备数据,基于虚拟现实手段的飞机与发动机系统数字孪生技术(如图3所示)不断被开发和完善,伴随机器学习算法,越来越多地被应用到故障诊断过程中。

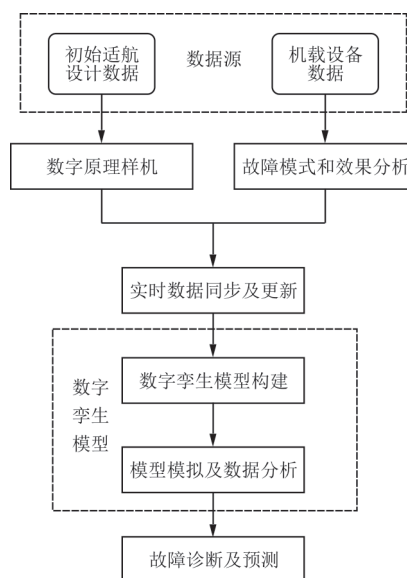


图3 数字孪生技术

Fig. 3 Digital twin technology

数字孪生技术能够更加真实地构建飞机与发动机系统的原理模型,实时模拟飞机的运动状态,通过传感器数据与系统的同步更新,实现了对飞机的实时监测,为故障诊断提供更加真实的运行环境^[54]。为了克服传统健康管理方式的缺点,郭丞皓等^[55]提出了一种基于数字孪生的飞机起落架健康管理框架,使其能够有效应对数字孪生技术在实际工程应用中的挑战。胡杨等^[56]构建了无人机的结构数字孪生体,解决了无人机结构的健康诊断与实时仿真问题。但是现有数字孪生驱动的健康管理技术面临着数据处理复杂性、模型动态更新、高昂的实施成本以及数据安全等挑战。此外,缺乏统一的标准和跨平台互操作性也限制了该技术的广泛应用。

3.2 数据驱动的机器学习算法故障诊断

融合运行维护数据和机载设备数据,利用人工智能与机器学习算法实现飞机与发动机系统的故障诊断,近些年备受重视,特别是在系统性能衰减预测、故障模式分析等方面,得到了很好的应用^[57-59]。数据驱动技术如图4所示。

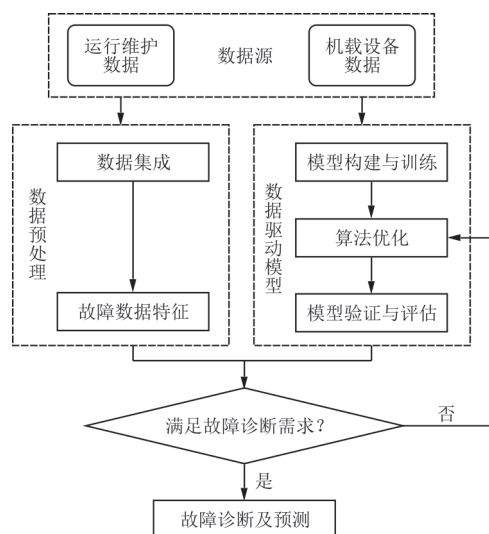


图4 数据驱动技术

Fig. 4 Data-driven technology

人工神经网络方法是应用最为广泛,发展最为成熟的方法之一,基于该方法,形成了诸多网络模型,例如BP网络、概率神经网络、双向长短时神经网络等。为了解决和优化人工神经网络方法存在的训练样本数量大、局部过拟合等问题,出现了如支持向量机、极限学习机、粒子群优化等方法。这些方法在发动机气路故障诊断方面取得了许多良好的效果^[60]。陈子桥等^[61]针对航空发动机动态

特性的建模问题,提出一种基于麻雀搜索算法(SSA)优化NARX神经网络的动态特性参数辨识方法。崔建国等^[62]采用人工蜂群算法对长短时记忆神经网络(Long Short Term Memory, LSTM)进行优化,有效减少了人为因素对飞机发动机故障诊断结果的不良影响,提高了故障诊断率。邓钦蔚^[63]以航空发动机退化过程中多个性能参数的监测数据为源信息载体,提出了考虑多工况的基于混合神经网络模型的航空发动机剩余寿命预测方法。

此外,专家系统法也是常见的方法,是一种基于知识的启发式推理系统^[7],但是受限于专家知识库的构建精度。为了解决多源异构数据的标准化问题,出现了模糊推理方法,其虽然能够解决知识库的数据标准不统一问题,但是不具备学习能力。

3.3 多数据协同的故障诊断与健康管理

故障诊断技术的发展对数据的需求越来越高,同时,伴随着飞机可获取的数据种类与数量的增长,多数据协同融合技术成为故障诊断方法中新的关键基础方法。在此基础上提出了飞机与发动机系统预测与健康管理(Prognostics Health Management, PHM)的概念,如图5所示。

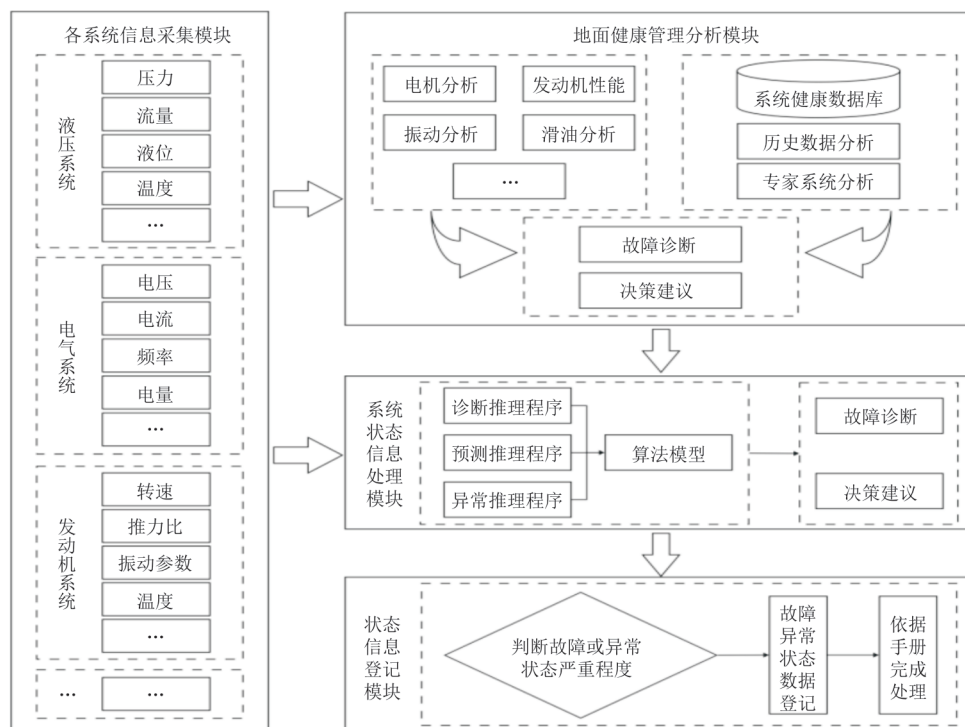


图5 飞机与发动机系统预测与健康管理系统

Fig. 5 Aircraft and engine system prediction and health management system

多数据协同融合技术基于飞机机载设备数据中发现的异常参数,如 QAR 数据等,利用飞机运行维护数据进行故障推演^[64-65],参考初始适航设计数据中的基本原理,形成对某一特定故障的诊断,并最终在运营可靠性数据中进行调整优化,或者辅助飞机的初始适航设计。这种方法在飞机和发动机系统故障诊断与飞机结构健康监测^[66]中得到了广泛的应用。

4 总结与展望

日益膨胀的大数据信息使得融合多源异构数据的飞机故障诊断方法成为重中之重。本文根据飞机全寿命周期内所产生数据的数据源类型和数据特征,整理并分析了不同数据的应用和发展前景,指出多源异构数据的应用方法必然会成为飞机故障诊断技术发展的关键问题之一。

飞机全寿命周期中所产生的数据具有多源异构的数据特征,行业应用中留存着大量多样和复杂的非结构化数据,因此,这些问题对数据处理提出了较高的挑战,且非结构化数据蕴含着巨大的潜在价值,使得数据融合技术成为影响数据应用效果的关键因素。

飞机产生的海量数据和高效数据融合技术之间将会形成一种共生关系,这将促进飞机故障诊断方法的发展,也是未来飞机与发动机系统预测与健康管理系统的核心技术特征。

多源异构数据融合作为支持航空装备维护和优化的重要技术手段,应加强顶层设计和协同管理,以确保在应用的各个层面得到统一和广泛的推广。

实施数据融合是一项系统工程,涉及组织管理、技术标准化、人员培训等多个方面。当前,航空领域缺乏统一的标准来协调不同数据源的格式和语义,阻碍了高效的数据共享和应用。通过提高相关领域专业人员的数据素养,提高行业整体技术水平,并推动数据融合技术的普及^[67]。

当前,实施多源异构数据融合面临的主要技术问题有以下 3 点:一是缺乏成熟的数据标准化工具,导致不同来源的数据难以进行高效集成;二是数据存储与处理能力尚未充分发展,尤其在应对大规模实时数据时,现有技术的表现仍有待提升;

三是数据安全性和隐私保护问题亟需解决,特别是在跨平台和跨组织的数据共享过程中,如何确保数据安全是未来研究的重点之一。

多源异构数据融合技术的未来发展将集中在智能化、实时化和安全性等关键领域。首先,智能化自适应融合系统将通过深度学习和强化学习等人工智能技术,实现数据融合的自我优化和动态调整,从而提升故障诊断与预测的精度。其次,多模态数据的全面集成与利用将推动包括图像、音频和文本在内的多种数据格式的统一处理,为飞机全寿命周期的健康管理提供更丰富的信息支持。与此同时,分布式计算与边缘计算的引入提高了数据处理的实时性,减轻了中心系统的负担。为了实现更广泛的应用,建立全球统一的数据标准与互操作性框架将有助于解决数据共享的瓶颈问题。最后,隐私计算和区块链的应用将提高数据安全与隐私保护技术,确保数据共享过程中的安全性与完整性,推动数据融合技术在飞机故障诊断中的全面应用。

参考文献

- [1] GANDOMI A, HAIDER M. Beyond the hype: big data concepts, methods, and analytics[J]. International Journal of Information Management, 2015, 35(2): 137-144.
- [2] 马小骏, 左洪福, 刘昕. 大型客机运行监控与健康管理系统设计[J]. 交通运输工程学报, 2011, 11(6): 119-126.
MA Xiaojun, ZUO Hongfu, LIU Xin. System design of operation monitoring and health management for large passenger aircraft[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2011, 11(6): 119-126. (in Chinese)
- [3] 李国松, 都基瑛, 闫然, 等. 基于工业互联网的飞机发动机故障智慧诊断[J]. 航空维修与工程, 2022(10): 21-23.
LI Guosong, DU Jiyong, YAN Ran, et al. Faults intelligent diagnosis of aero-engine based on industrial Internet [J]. Aviation Maintenance & Engineering, 2022(10): 21-23. (in Chinese)
- [4] 马兴坤, 邢凯铭, 赵树杰, 等. 浅谈波音 737NG 飞机 APU 滑油系统一项监控指标在故障监控中的应用[J]. 航空维修与工程, 2021(3): 50-52.
MA Xingkun, XING Kaiming, ZHAO Shujie, et al. Application of a monitoring index of APU oil system of B737NG in fault monitoring [J]. Aviation Maintenance & Engineering, 2021(3): 50-52. (in Chinese)
- [5] 缙林峰, 马静, 郑华, 等. 航空发动机控制系统故障诊断 [M]. 北京: 科学出版社, 2022: 58.

- GOU Linfeng, MA Jing, ZHENG Hua, et al. Fault diagnosis of aero-engine control system [M]. Beijing: Science Press, 2022: 58. (in Chinese)
- [6] 孔祥芬, 蔡峻青, 张利寒, 等. 大数据在航空系统的研究现状与发展趋势[J]. 航空学报, 2018, 39(12): 022311.
- KONG Xiangfen, CAI Junqing, ZHANG Lihan, et al. Research status and development trend of big data in aviation system[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2018, 39(12): 022311. (in Chinese)
- [7] 曹明, 黄金泉, 周健, 等. 民用航空发动机故障诊断与健康管理现状、挑战与机遇 I: 气路、机械和FADEC系统故障诊断与预测[J]. 航空学报, 2022, 43(9): 625573.
- CAO Ming, HUANG Jinquan, ZHOU Jian, et al. Current status, challenges and opportunities of civil aero-engine diagnostics & health management I: diagnosis and prognosis of engine gas path, mechanical and FADEC[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(9): 625573. (in Chinese)
- [8] 曹明, 王鹏, 左洪福, 等. 民用航空发动机故障诊断与健康管理现状、挑战与机遇 II: 地面综合诊断、寿命管理和智能维护维修决策[J]. 航空学报, 2022, 43(9): 625574.
- CAO Ming, WANG Peng, ZUO Hongfu, et al. Current status, challenges and opportunities of civil aero-engine diagnostics & health management II: comprehensive off-board diagnosis, life management and intelligent condition based MRO[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(9): 625574. (in Chinese)
- [9] 赖思齐, 陈桂鹏, 颜佳佳, 等. 飞机电源系统故障诊断方法综述及发展趋势[J]. 航空工程进展, 2024, 15(3): 27-44.
- LAI Siqi, CHEN Guipeng, YAN Jiajia, et al. Review and development trend of fault diagnosis methods for aircraft power supply system[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2024, 15(3): 27-44. (in Chinese)
- [10] 石健, 王少萍, 罗雪松. 基于不确定传感器状态的机载系统多层故障诊断方法[J]. 航空学报, 2021, 42(6): 624376.
- SHI Jian, WANG Shaoping, LUO Xuesong. Multi-layer fault diagnosis of airborne system based on sensor uncertainty [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(6): 624376. (in Chinese)
- [11] 杨晓东, 邹旭辉, 李三平. 飞机全机有限元分析数据管理初探[J]. 民用飞机设计与研究, 2015(2): 24-27.
- YANG Xiaodong, WU Xuhui, LI Sanping. Research on data management for finite element analysis of full-scale aircraft structure[J]. Civil Aircraft Design & Research, 2015(2): 24-27. (in Chinese)
- [12] 徐耀青, 徐骥, 李辉, 等. 军用飞机制造符合性检查研究[J]. 飞机设计, 2023, 43(4): 76-80.
- XU Yaoqing, XU Jian, LI Hui, et al. Research on manufacturing conformity inspection of military aircraft[J]. Aircraft Design, 2023, 43(4): 76-80. (in Chinese)
- [13] 王晓凤. 面向飞机设计的企业级高性能计算平台升级建设方法研究[J]. 电子技术与软件工程, 2023(5): 68-71.
- WANG Xiaofeng. Research on the method of upgrading and building enterprise-level high-performance computing platform for aircraft design[J]. Electronic Technology & Software Engineering, 2023(5): 68-71. (in Chinese)
- [14] 索欣诗, 余雄庆. 飞机总体参数优化的可视化技术[J]. 机械科学与技术, 2016, 35(12): 1961-1966.
- SUO Xinshi, YU Xiongqing. Visualization for aircraft conceptual design optimization [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2016, 35(12): 1961-1966. (in Chinese)
- [15] 殷伟丽, 王洪, 刘飞. 民机运营可靠性数据采集中的数据质量控制[J]. 航空维修与工程, 2015(9): 67-69.
- YIN Weili, WANG Hong, LIU Fei. Quality control in civil aircraft operating reliability data collection [J]. Aviation Maintenance & Engineering, 2015(9): 67-69. (in Chinese)
- [16] 冯蕴雯, 刘佳奇, 潘维煌, 等. 民用飞机运行可靠性研究进展[J]. 国防科技大学学报, 2023, 45(4): 66-93.
- FENG Yunwen, LIU Jiaqi, PAN Weihuang, et al. Research progress of operational reliability of civil aircraft [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2023, 45(4): 66-93. (in Chinese)
- [17] FEI C W, LIU H T, LI S L, et al. Dynamic parametric modeling-based model updating strategy of aeroengine casings[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2021, 34(12): 145-157.
- [18] HAN L, CHEN C, GUO T Y, et al. Probability-based service safety life prediction approach of raw and treated turbine blades regarding combined cycle fatigue[J]. Aerospace Science and Technology, 2021, 110: 106513.
- [19] ORDÓÑEZ C, SÁNCHEZ LASHERAS F, ROCA-PARDINAS J, et al. A hybrid ARIMA-SVM model for the study of the remaining useful life of aircraft engines[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2019, 346: 184-191.
- [20] LI J, CHANG L M, ZHAN Y, et al. Improvement of operational reliability with material properties for aircraft equipment[J]. Advanced Materials Research, 2014, 908: 22-25.
- [21] 郭博智, 王敏芹, 吴昊. 民用飞机维修性工程[M]. 北京: 航空工业出版社, 2018.
- GUO Bozhi, WANG Minqin, WU Hao. Civil aircraft maintainability engineering [M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2018. (in Chinese)
- [22] 刘毅, 吴海桥, 丁运亮, 等. 对确定民航客机可靠性与维修性设计指标的探讨[J]. 民用飞机设计与研究, 2003(4): 39-42.

- LIU Yi, WU Haiqiao, DING Yunliang, et al. Discussion on determining the reliability and maintainability design index of civil aviation passenger aircraft[J]. *Civil Aircraft Design & Research*, 2003(4): 39-42. (in Chinese)
- [23] 马陆峰. 我国民用航空航线维修的劳力工时分析方法研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2010.
- MA Lufeng. Research on labor time analysis method of China's civil aviation route maintenance[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2010. (in Chinese)
- [24] 张雄飞, 刘宇辉, 马超. QAR 数据在民机维修过程中的应用与发展[J]. *航空维修与工程*, 2019(5): 68-70.
- ZHANG Xiongfei, LIU Yuhui, MA Chao. Application and development of QAR data in civil aircraft maintenance[J]. *Aviation Maintenance & Engineering*, 2019(5): 68-70. (in Chinese)
- [25] WANG L, WU C X, SUN R S. An analysis of flight quick access recorder (QAR) data and its applications in preventing landing incidents[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2014, 127: 86-96.
- [26] CHANG R C, TAN S Y. Post flight analysis based on QAR in FOQA program for jet transport aircraft Part I: angular position monitoring of flight control surface[J]. *Journal of Aeronautics Astronautics & Aviation*, 2012, 44(1): 9-16.
- [27] SHAO X Y, QI M L, GAO M G. Safety risk analysis in flight operations quality assurance[J]. *Systems Engineering Procedia*, 2012, 5: 81-86.
- [28] 刘莉雯. QAR 数据在中国民航中的应用[J]. *信息与电脑(理论版)*, 2018, 30(13): 153-154.
- LIU Liwen. Application of QAR data in China civil aviation[J]. *China Computer & Communication*, 2018, 30(13): 153-154. (in Chinese)
- [29] 王福德, 宋海龙, 孙小海, 等. 多源异构教育大数据挖掘与应用平台[J]. *吉林大学学报(信息科学版)*, 2023, 41(5): 922-929.
- WANG Fude, SONG Hailong, SUN Xiaohai, et al. Multi source heterogeneous education big data mining & application platform[J]. *Journal of Jilin University (Information Science Edition)*, 2023, 41(5): 922-929. (in Chinese)
- [30] REN P, LI S B, HOU W, et al. MHDP: an efficient data lake platform for medical multi-source heterogeneous data[M]// *Lecture notes in computer science*. Cham: Springer International Publishing, 2021: 727-738.
- [31] 闫佳和, 李红辉, 马英, 等. 多源异构数据融合关键技术与政务大数据治理体系[J]. *计算机科学*, 2024, 51(2): 1-14.
- YAN Jiahe, LI Honghui, MA Ying, et al. Multi-source heterogeneous data fusion technologies and government big data governance system[J]. *Computer Science*, 2024, 51(2): 1-14. (in Chinese)
- [32] ZHANG L J, LI N, LI Z H. An overview on supervised semi-structured data classification[C]// *2021 IEEE 8th International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA)*. Porto, Portugal: IEEE, 2021: 1-10.
- [33] KUMAR K. Integrated benchmarking standard and decision support system for structured, semi structured, unstructured retail data[J]. *Wireless Networks*, 2021, 119: 1-11.
- [34] PARULIAN N N, LUDÄSCHER B. Towards transparent data cleaning: the data cleaning model explorer (DCM/X) [C]// *2021 ACM/IEEE Joint Conference on Digital Libraries (JCDL)*. Champaign, IL, USA: IEEE, 2021: 326-327.
- [35] AGGARWAL C C, REDDY C K. Data clustering: algorithms and applications[M]. London: Taylor and Francis Group, 2014: 4-7.
- [36] KRISHNA K, MURTY M N. Genetic K-means algorithm[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 1999, 29(3): 433-439.
- [37] LU Y, LU S Y, FOTOUHI F, et al. FGKA: a fast genetic K-means clustering algorithm[C]// *Proceedings of the 2004 ACM Symposium on Applied Computing*. Nicosia Cyprus: ACM, 2004: 1-17.
- [38] 邱兆虹, 黄丽茜. 粒子群改进模糊 C 均值的不完整数据聚类[J]. *数字技术与应用*, 2023, 41(9): 16-18.
- BING Zhaohong, HUANG Lixi. Particle swarm optimization for fuzzy C-means incomplete data clustering[J]. *Digital Technology & Application*, 2023, 41(9): 16-18. (in Chinese)
- [39] 王博琼. 基于区块链技术的多源异构数据聚类分析方法[J]. *信息与电脑(理论版)*, 2023, 35(11): 80-82.
- WANG Boqiong. Cluster analysis method of multi-source heterogeneous data based on blockchain technology[J]. *Information & Computer*, 2023, 35(11): 80-82. (in Chinese)
- [40] 谢旭钦, 刘泉辉, 赵湘文, 等. 基于 SVDD 和改进 K-Means 的变压器故障诊断模型[J]. *计算技术与自动化*, 2024, 43(2): 30-34.
- XIE Xuqin, LIU Quanhui, ZHAO Xiangwen, et al. Transformer fault diagnosis model based on SVDD and improved K-means[J]. *Computing Technology and Automation*, 2024, 43(2): 30-34. (in Chinese)
- [41] 殷丽凤, 栗庆杰. 启发式 k-means 聚类算法的改进研究[J]. *大连交通大学学报*, 2024, 45(2): 115-119.
- YIN Lifeng, LI Qingjie. Study on improvement of heuristic k-means clustering algorithm[J]. *Journal of Dalian Jiaotong University*, 2024, 45(2): 115-119. (in Chinese)
- [42] DALLACHIESA M, EBALD A, ELDAWY A, et al. NADEEF: a commodity data cleaning system[C]// *Proceedings of the 2013 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*. New York: ACM, 2013: 115-126.

- ence on Management of Data. New York, USA: ACM, 2013: 1-15.
- [43] CHU X, ILYAS I F. Qualitative data cleaning[J]. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 2016, 9(13): 1605-1608.
- [44] 高云君, 葛丛丛, 郭宇翔, 等. 面向关系型数据与知识图谱的数据集成技术综述[J]. *软件学报*, 2023, 34(5): 2365-2391.
- GAO Yunjun, GE Congcong, GUO Yuxiang, et al. Survey on data integration technologies for relational data and knowledge graph[J]. *Journal of Software*, 2023, 34(5): 2365-2391. (in Chinese)
- [45] 李琳慧, 王宇, 刘越岩, 等. 基于特征相似度的不动产多源异构数据快速融合模型[J/OL]. *武汉大学学报(信息科学版)*: 1-11 (2023-09-13) [2024-05-03]. https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=VcTOyLYtvExB4Qic2k5SL6cxGvfqRsWmGqJ8ysr6VziwATH9QMzCCW-0OC4nW6zWK0YxKHdcENE39DUXxxC6Mz_1SejDmHbesHQpOA_Qkd15V5aioVaK3y01QpQd0OMXG5kG9Od1-j3YC2VxQCFPUY6zB5-92ryZ6_7DzfMu_4c_0tad9QYNQ-e2aLOJbrph&uniplatform=NZKPT&language=CHS.
- LI Linhui, WANG Yu, LIU Yueyan, et al. A fast fusion model for multi-source heterogeneous data of real estate based on feature similarity[J/OL]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*: 1-11 (2023-09-13) [2024-05-03]. https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=VcTOyLYtvExB4Qic2k5SL6cxGvfqRsWmGqJ8ysr6VziwATH9QMzCCW-0OC4nW6zWK0YxKHdcENE39DUXxxC6Mz_1SejDmHbesHQpOA_Qkd15V5aioVaK3y01QpQd0OMXG5kG9Od1-j3YC2VxQCFPUY6zB5-92ryZ6_7DzfMu_4c_0tad9QYNQ-e2aLOJbrph&uniplatform=NZKPT&language=CHS. (in Chinese)
- [46] ZHANG P F, LI T R, WANG G Q, et al. Multi-source information fusion based on rough set theory: a review[J]. *Information Fusion*, 2021, 68: 85-117.
- [47] ZHANG K, GAO T H, SHI H T. Bearing fault diagnosis method based on multi-source heterogeneous information fusion[J]. *Measurement Science and Technology*, 2022, 33(7): 075901.
- [48] LIU W J, TIAN Z Q, JIANG X Y, et al. A milling cutter state recognition method based on multi-source heterogeneous data fusion[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2022, 122(7): 3365-3378.
- [49] WEI J F, ZHANG F P, LU J P, et al. Fault diagnosis method for machinery based on multi-source conflict information fusion[J]. *Measurement Science and Technology*, 2022, 33(11): 115007.
- [50] NING C J, ZHANG W W. MHA-Net: multi-source heterogeneous aerodynamic data fusion neural network embedding reduced-dimension features[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2024, 145: 108908.
- [51] 赵珣, 陈帅, 邱海洋. 基于改进双向循环神经网络的变压器故障诊断模型研究[J]. *辽宁石油化工大学学报*, 2023, 43(5): 75-83.
- ZHAO Xun, CHEN Shuai, QIU Haiyang. Research on transformer fault diagnosis model based on improved bidirectional recurrent neural network[J]. *Journal of Liaoning Petrochemical University*, 2023, 43(5): 75-83. (in Chinese)
- [52] 李晓航, 周建江. 基于自适应记忆长度的多尺度模态融合网络[J]. *航空学报*, 2023, 44(22): 34-47.
- LI Xiaohang, ZHOU Jianjiang. Multi-scale modality fusion network based on adaptive memory length[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, 44(22): 34-47. (in Chinese)
- [53] 王晓琪, 陈颖聪, 谢敏敏, 等. 多传感器的BPNN和SVM多源异构数据融合算法[J]. *计算技术与自动化*, 2024, 43(2): 70-76.
- WANG Xiaoqi, CHEN Yingcong, XIE Minmin, et al. Multi sensor heterogeneous data fusion algorithm based on BPNN and SVM[J]. *Computing Technology and Automation*, 2024, 43(2): 70-76. (in Chinese)
- [54] 刘达新, 王科, 刘振宇, 等. 基于数据融合与知识推理的机器人装配单元数字孪生建模方法研究[J]. *机械工程学报*, 2024, 60(5): 36-50.
- LIU Daxin, WANG Ke, LIU Zhenyu, et al. Research on digital twin modeling method for robotic assembly cell based on data fusion and knowledge reasoning[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2024, 60(5): 36-50. (in Chinese)
- [55] 郭丞皓, 于劲松, 宋悦, 等. 基于数字孪生的飞机起落架健康管理技术[J]. *航空学报*, 2023, 44(11): 227629.
- GUO Chenghao, YU Jinsong, SONG Yue, et al. Application of digital twin-based aircraft landing gear health management technology[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, 44(11): 227629. (in Chinese)
- [56] 胡杨, 吴和龙, 杨剑锋, 等. 无人机结构数字孪生体构建技术研究及应用验证[J]. *电子产品可靠性与环境试验*, 2024, 42(1): 34-39.
- HU Yang, WU Helong, YANG Jianfeng, et al. Research and application verification of digital twin construction technology for UAV structure[J]. *Electronic Product Reliability and Environmental Testing*, 2024, 42(1): 34-39. (in Chinese)
- [57] 徐建新, 赵树杰, 马超, 等. 基于EWT-熵值方法的发动机风扇叶片损伤监控[J]. *航空动力学报*, 2023, 38(1): 23-31.
- XU Jianxin, ZHAO Shujie, MA Chao, et al. Damage monitoring of engine fan blades based on EWT-entropy method[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2023, 38(1): 23-31. (in Chinese)

- [58] 徐建新, 姜春生, 马超. 基于 ARIMA 模型的民用航空发动机低压转子振动故障分析[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(19): 362-368.
XU Jianxin, JIANG Chunsheng, MA Chao. Vibration fault analysis of low pressure rotor of civil aero-engine based on ARIMA model[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(19): 362-368. (in Chinese)
- [59] 马超, 王玉娜, 武耀罡, 等. 航空发动机风扇叶片硬物冲击损伤特征[J]. 航空动力学报, 2017, 32(5): 1105-1111.
MA Chao, WANG Yuna, WU Yaogang, et al. Hard object impact damage characteristics of aero engine fan blade[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(5): 1105-1111. (in Chinese)
- [60] 马超, 赵树杰, 徐建新, 等. 基于 QAR 数据的航空发动机热力学模型构建方法[J]. 航空动力学报, 2023, 38(11): 2591-2600.
MA Chao, ZHAO Shujie, XU Jianxin, et al. Construction method of aero-engine thermodynamic model based on QAR data[J]. Journal of Aerospace Power, 2023, 38(11): 2591-2600. (in Chinese)
- [61] 陈子桥, 洪军, 肖刚, 等. 基于 SSA-NARX 的航空发动机动态特性参数辨识方法[J]. 热能动力工程, 2024, 39(1): 205-215.
CHEN Ziqiao, HONG Jun, XIAO Gang, et al. A methodology for aero-engine dynamic characteristic parameter identification based on SSA-NARX[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2024, 39(1): 205-215. (in Chinese)
- [62] 崔建国, 宋博文, 崔霄, 等. 基于 ABC-LSTM 的飞机发动机故障诊断[J]. 沈阳航空航天大学学报, 2022, 39(3): 50-55.
CUI Jianguo, SONG Bowen, CUI Xiao, et al. Fault diagnosis of aircraft engine based on ABC-LSTM[J]. Journal of Shenyang Aerospace University, 2022, 39(3): 50-55. (in Chinese)
- [63] 邓钦蔚. 基于多性能参数融合的航空发动机剩余寿命预测方法[D]. 成都: 电子科技大学, 2023.
DENG Qinwei. Prediction method of aero-engine residual life based on multi-performance parameter fusion [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2023. (in Chinese)
- [64] 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 asymmetry based on Monte Carlo method [J]. Journal of Transport Information and Safety, 2020, 38(3): 24-31. (in Chinese)
- [65] 贾宝惠, 姜番, 王玉鑫, 等. 基于民机维修文本数据的故障诊断方法[J]. 航空学报, 2023, 44(5): 326598.
JIA Baohui, JIANG Fan, WANG Yuxin, et al. Fault diagnosis method based on civil aircraft maintenance text data [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(5): 326598. (in Chinese)
- [66] 张彦军, 王斌团, 宁宇, 等. 基于健康监测的飞机结构寿命预测技术[J]. 航空工程进展, 2024, 15(1): 1-14.
ZHANG Yanjun, WANG Bintuan, NING Yu, et al. Life prediction technology of aircraft structures based on structural health monitoring [J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2024, 15(1): 1-14. (in Chinese)
- [67] 王储, 邹子炀, 李宇飞, 等. 浅谈航空维修工程技术人员的数据素养[J]. 航空维修与工程, 2024(7): 42-45.
WANG Chu, ZOU Ziyang, LI Yufei, et al. An overview on data literacy of aviation maintenance engineering technicians [J]. Aviation Maintenance & Engineering, 2024(7): 42-45. (in Chinese)

(编辑: 马文静)