

航空发动机燃油控制系统故障诊断技术 研究进展与挑战*

严如强¹ 许文纲¹ 王志颖¹ 朱启翔¹ 周 峥¹ 赵志斌¹ 孙 闯¹
王诗彬¹ 陈雪峰¹ 张军辉² 徐 兵²

(1. 西安交通大学机械工程学院 西安 710049;

2. 浙江大学流体动力与机电系统国家重点实验室 杭州 310027)

摘要：随着发动机性能要求的不断提升，燃油控制系统服役的工况变得越来越恶劣、边界条件越来越复杂。燃油泵固有压力脉动与管路、活门的流固耦合振动，密封圈腐蚀或老化导致的泄漏，油液污染或润滑油失效而产生的磨损加剧等均会造成燃油控制系统的致命故障。同时，燃油控制系统具有少测点、变工况、强干扰及强非线性等特点，导致该领域对故障诊断技术存在迫切需求，同时也面临巨大挑战。为推动故障诊断技术在燃油控制系统领域的发展，总结燃油控制系统的特点与常见故障，并在此基础上介绍故障诊断技术的主要方法与分类。进一步从液压元件互换性角度，概述基于物理模型、信号处理和人工智能诊断方法在燃油控制系统关键部件中的研究现状。最后指出燃油控制系统故障诊断技术存在的挑战与机遇。

关键词：燃油控制系统；故障诊断；物理模型；信号处理；人工智能

中图分类号：TH17

Research Status and Challenges on Fault Diagnosis Methodology for Fuel Control System of Aero-engine

YAN Ruqiang¹ XU Wengang¹ WANG Zhiying¹ ZHU Qixiang¹ ZHOU Zheng¹
ZHAO Zhibin¹ SUN Chuang¹ WANG Shibin¹ CHEN Xuefeng¹ ZHANG Junhui²
XU Bing²

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049;

2. State Key Laboratory of Fluid Power and Mechatronic System, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

Abstract: As engine performance requirements continue to improve, the operating conditions of the fuel control system have become harsher and the boundary conditions have become more complex. There are various causes of fatal failures in fuel control systems, including inherent pressure pulsation of the fuel pump and fluid-solid coupling vibration of pipelines and valves, leakage caused by corrosion or aging of sealing rings, increased wear due to oil contamination or lubricating oil failure, etc. At the same time, the fuel control system has the characteristics of few measuring points, variable operating conditions, strong interference, and strong nonlinearity. Therefore, there is an urgent need for fault diagnosis technology in this field while facing huge challenges. In order to promote the development of fault diagnosis technology in the field of fuel control systems, this study reviews the main methods and classifications of fault diagnosis technology after summarizing the characteristics and common faults of the fuel control system. Furthermore, from the perspective of hydraulic component interchangeability, the current research status of key components of fuel control systems is summarized based on physical models, signal processing and artificial intelligence diagnostic methods. Finally, the challenges and opportunities existing in fuel control system fault diagnosis technology are pointed out.

Key words: fuel control system; fault diagnosis; physical model; signal processing; artificial intelligence

* 国家自然科学基金重点资助项目(51835009)。

0 前言

航空发动机燃油控制系统主要由一系列液压机械装置组成, 每种液压机械装置完成特定的功能或相互组合后完成特定的功能, 常见的机械液压装置主要包括各种燃油泵、燃油计量装置、位置控制执行机构、燃油分布器、防喘切油装置、应急放油装

置、射流点火装置等^[1]。典型燃油控制系统总体架构如图 1 所示。燃油控制系统是发动机控制决策的执行系统, 是决定控制品质与发动机性能的关键环节, 也是保证航空发动机这个“心脏”在整个飞行包线、气动热力和机械性能极限与发动机所有功率范围内高效、稳定工作的关键因素。随着发动机性能逐渐提高, 迫使燃油控制系统长期在高温、高压、强振动、大过载、高转速的恶劣环境中运行。

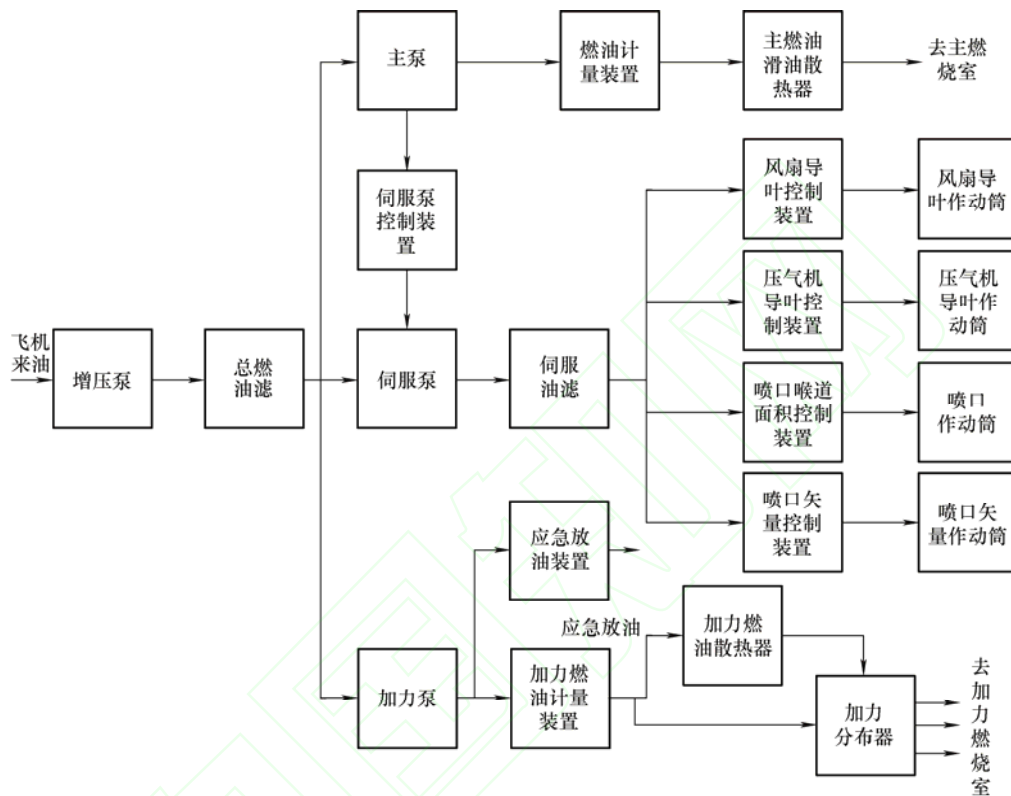


图 1 燃油控制系统的总体架构^[1]

恶劣服役环境导致燃油控制系统故障频发。据统计, 民用飞机燃油控制系统的故障如燃油不足、燃油不稳定、管路破裂、泄漏等, 占飞机总故障的 30% 以上^[2]。例如 2008 年 1 月 17 日波音 777-200ER 在希思罗机场降落时, 由于冰阻塞了燃油滑油热交换器, 导致燃料供应不足, 最终导致发动机没有推力, 飞机缺乏足够的速度来操作^[3]; 2008 年 7 月 30 日, 波音 777 燃油供应软管 O 型环损坏, 引起燃油泄漏最终导致发动机起火^[4]; 2016 年 6 月 7 日波音 777-300ER 在孟加拉国达卡机场起飞时, 由于燃油喷嘴受到污染, 燃油在燃烧室内燃烧不正常, 导致低压涡轮叶片受热损伤^[5]; 2016 年 6 月 27 日波音 777-300ER 在新加坡降落时, 由于燃油泄漏导致燃油滑油混合并在整个发动机中扩散, 最终在发动机排气口附件点燃^[6]。另外, 在军用发动机领域, 据统计美国空军发动机故障中燃油控制系统故障占

40%; 英国罗罗公司 TRENT700 发动机 2010-2011 年间燃油控制系统故障占发动机故障的 23%; 我国某四型发动机的燃油控制系统故障占发动机故障的 25%, 其中燃油控制系统典型故障包括燃油控制系统主泵气蚀、尾喷管液压作动筒卡滞、管路泄漏等。这些故障可能造成燃油损失、难以控制飞机、失去动力等事故, 从而影响飞机的安全^[2]。因此, 有必要研究燃油控制系统的故障诊断技术, 以指导进一步的维护/控制策略, 防止灾难性事故的发生。

针对健康管理系统在发动机维护和控制方面的需求, 国内外大量学者研究了燃油控制系统的故障诊断技术, 其中一些学者研究了定性分析法, 包括图论(如故障树方法^[7]、有向图方法^[8])、专家系统和信念规则等^[9]。KELLY 等^[10]提出了一种利用有向图对系统信息流建模的方法。其通过已知偏差变量在有向图中回溯过程来进行燃油控制系统故障诊断。

HURDLE 等^[11]利用故障树进行燃油控制系统故障检测和隔离。该方法的第一阶段是离线建模和准备,即子系统的故障原因以故障树形式展开。第二阶段是应用,即通过系统上安装的传感器推断出故障原因。LONG 等^[12]利用 C 语言集成产品系统构建燃油控制系统故障诊断的专家系统。JIGAJINNI 等^[13]提出了一种基于自适应神经模糊推理系统的小型飞机燃油控制系统健康状态智能诊断工具。

另一些学者研究了定量分析方法,包括基于模型驱动的方法(如基于观测器/滤波器的方法^[14]、参数估计方法和奇偶关系方法^[15])和基于数据驱动的方法(如信号处理方法^[16]、机器学习方法^[17]、混合模型方法^[18])。

基于模型驱动的方法研究方面: SHEN 等^[19]利用虚拟仪器和计算机仿真技术,采用信号处理和物理模型相结合的方法,构建了飞机燃油控制系统的 PHM 虚拟仿真软件。该方法首先确定主要的失效形式(如接头松动、管路破裂、喷嘴堵塞和油箱泄漏等)。然后,建立状态参数模型,模拟燃油控制系统状态行为。最后,利用 Labview 软件提供的信号处理模块实现故障检测和诊断。LAMOUREUX 等^[20]提出了一种利用物理模型捕获系统退化的监测方法。其首先分析燃油泵组件的退化机理,并定义基于物理知识的健康指标。然后,对退化进行建模,并使用 AMESim 模型对燃油泵组件的退化程度进行量化。WANG 等^[21]利用燃油控制系统性能仿真软件对故障模式进行识别。仿真软件能够显示正常状态和故障状态下燃油控制系统的压力、流量参数,并通过比较两种状态下信号的差异,识别出故障。ZHANG 等^[22]通过定量分析建立了燃油控制系统部件的故障模型,并对燃油控制系统故障进行了分析。

基于数据驱动的方法研究方面: GAO 等^[23]采用深度量子启发神经网络来解决系统复杂性和失效模式异质性的问题。该方法将经典的深度信念网络和量子启发神经网络相结合,对燃油控制系统常见的失效模式进行诊断分析。ZAPOROWSKA 等^[24]提出了一种基于时域和频域特征的智能分类方法,用于检测和识别具有多分量退化的飞机燃油控制系统故障。JIGAJINNI 等^[25]提出了一种自适应故障诊断方法。首先根据飞机燃油控制系统参数,利用支持向量机推导出与燃油控制系统相关的控制参数。然后,通过对系统各时间段的实际参数和设定点参数进行评估比较,实现故障定位。LIU 等^[26]提出了一种基于

数据时域和频域特征的智能分析方法。该框架不仅可以识别燃油控制系统故障的位置和严重程度,而且可以识别多部件性能退化状态。SKAF 等^[27]构建了一个简化的燃油控制系统来模拟过滤器堵塞故障,同时生成了五种不同故障程度的数据。最后,使用神经网络对其进行故障分类。JIAO 等^[28]建立了基于经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)和概率神经网络的故障诊断模型。该模型首先应用 EMD 方法将原始振动信号分解为有限本征模态函数(Intrinsic mode functions, IMFs)和残差。其次,提取前 4 阶 IMFs 的能量作为振动信号的故障特征,并结合平均出口压力构造故障特征向量。然后将特征向量应用于概率神经网络故障诊断模型。

进入大数据时代,基于数据驱动的方法在燃油控制系统诊断领域得到了广泛研究与应用。虽然有学者对目前基于数据驱动的方法在燃油控制系统诊断中的研究进行了总结^[2],但其所覆盖的文献数量有限,方法介绍与分析较为简略,并未详细总结燃油控制系统中关键部件的研究现状。为了对燃油控制系统故障诊断的研究进行更为全面与深入的总结,促进故障诊断与预测技术在燃油控制系统中的进一步发展,本篇综述从燃油控制系统的工程背景和故障诊断技术两个维度对相关工作进行总结与分析。本文首先介绍了航空发动机燃油控制系统结构、工况、故障模式及诊断技术的应用现状。随后总结了故障诊断技术的三种方法:基于模型的故障诊断、基于信号处理的故障诊断和基于人工智能的故障诊断,并基于上述方法对燃油控制系统的关键部件进行分别综述。最后讨论了航空发动机燃油控制系统故障诊断技术的机遇与挑战,展望未来的发展趋势。

1 故障诊断技术

随着科学技术的进步和工业需求发展,机械设备的精密程度、复杂程度和自动化程度等变得越来越高,对系统的可靠性和安全性提出了越来越高的要求。尤其一些重大装备,比如航空发动机、大型汽轮发电机、核电机组、高速列车等,其安全性和可靠性对人民生命健康和国民经济发展至关重要。因此,国内外学者针对重大装备服役安全保障开展了故障监测诊断技术研究。主要故障诊断方法的简要介绍如下。

1.1 基于物理模型的故障诊断方法

基于模型的故障诊断由 BEARD^[29]于 1971 年提出,目的是用分析冗余代替硬件冗余,降低硬件成本。基于模型的故障诊断方法,通常利用物理知识或系统识别技术来构建工业过程或实际系统的仿真模型,并基于仿真模型开发诊断算法,以监测实际系统的测量结果与仿真模型预测结果的一致性^[30]。基于模型故障诊断的基本结构如图 2 所示,其中模型的可测量是输入信号 U 和输出信号 Y ,模型的特征包括残差 r 、参数估计值 $\hat{\theta}$ 和状态估计值 \hat{x} 。通过与正常工况的特征值进行比较,检测特征的变化,从而分析识别故障。依据不同结构,基于模型故障诊断方法可以细分为:基于过程模型的方法^[31-35]、基于参数估计的方法^[36-40]、基于观测器的方法^[41-45]和基于奇偶方程的方法^[46-50]。

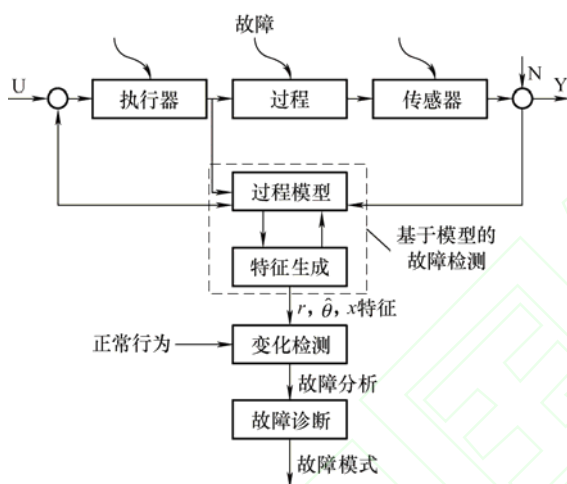


图 2 基于模型故障诊断的基本结构^[30]

基于过程模型的故障诊断方法需要用数学模型表示物理系统的动态演化过程,比如连续时间过程的模型可以是脉冲响应(加权函数)、微分方程及微分方程组,离散时间过程的模型可以是脉冲响应、差分方程或 z 变换方程等。该方法适用于已知系统数学结构及参数的情况,但实际系统的参数往往是全部未知或者部分未知的。当系统的数学结构已知,参数全部未知或部分未知时,基于测得的输入、输出信号可以利用参数估计的方法来确定未知参数,并实现故障识别。同时,不同的参数估计模型使用的方法也不尽相同,比如参数的线性模型可以用非递归或递归形式直接估计参数,而参数的非线性模型需要用数值优化方法或迭代算法估计参数。另外,由于工业过程或实际系统自身的特性和生产成本的限制,只能布置有限数量的传感器,测量的参数不能遍历系

统的全部状态,然而系统的故障特征往往会与无法测量的状态相互关联,这就需要建立观测器进行估计。根据实际系统的故障情况,基于观测器的故障诊断方法可以分为基于状态观测器的诊断和基于输出观测器的诊断。观测器通过引入相关故障作为附加状态来构建一个扩充系统,然后估计扩展状态向量,从而估计故障信号与原始系统之间的关系,比如诊断附加故障的 PI 和 PMI 观测器和执行器故障的滑模观测器^[30]。基于奇偶方程的故障诊断也适用于附加故障的检测和隔离,它利用一个固定的模型,并将其与实际系统并行运行,从而形成输出误差,且残差只取决于输入故障和输出故障。与基于输出观测器的方法相比,基于奇偶方程的方法设计和实现更为简单。

1.2 基于信号处理的故障诊断方法

尽管基于模型的故障诊断方法有不同的分类方式,但都基于系统的输入-输出模型。由于工业过程或物理系统的复杂性,很难建立明确的物理模型,使该方法的发展受到限制。而基于信号的故障诊断方法利用测量信号而不需要明确的物理模型,因此被广泛应用于复杂物理系统的故障诊断。工业过程或物理系统的故障往往会反映在测量信号中,通过提取其有效特征,然后根据当前特征和正常状态的先验知识做出诊断决策^[30]。测量信号中包含故障信息的有效特征可以是时域特征(如均值、标准差、均方根、峰值等)或频域特征(如重心频率、均方频率、均方根频率等)。因此,基于信号的故障诊断方法可分为基于时域信号的方法、基于频域信号的方法和基于时频信号的方法。

基于时域信号的故障诊断方法主要是在时域内对信号进行滤波、放大、统计特征计算、相关性分析等处理来识别物理系统的故障信息^[51]。而基于频域信号的故障诊断方法主要是利用傅里叶变换等频谱分析工具来监测物理系统的故障,常用的方法有快速傅里叶变换^[52]、相干分析^[53]、频谱细化分析^[54]、倒频谱^[55]、自回归谱分析和全息谱分析^[56]等。相比与时域信号分析,频域分析能反映信号的频率成分及分布情况,尤其处理周期性平稳信号时更能全面的捕捉物理系统的故障信息。但实际工程中,存在大量成分复杂的非平稳信号,这就需要时频分析方法来提取信号中包含的频率分量和时变特征来表征故障信息,如 WANG 等^[57]提出了脊感知加权稀疏时频表示方法,它针对强时变的航空发动机燃油控制系统压力信号,提取信号中强时变瞬时频率特征,

如图 3 所示, 所提方法在保证时频重构性的前提下提高了时频聚集性与噪声鲁棒性。经典的时频分析方法有短时傅里叶变换^[58]、小波变换^[59]、经验模态分解^[60]、Wigner-vill 分布^[61]等。

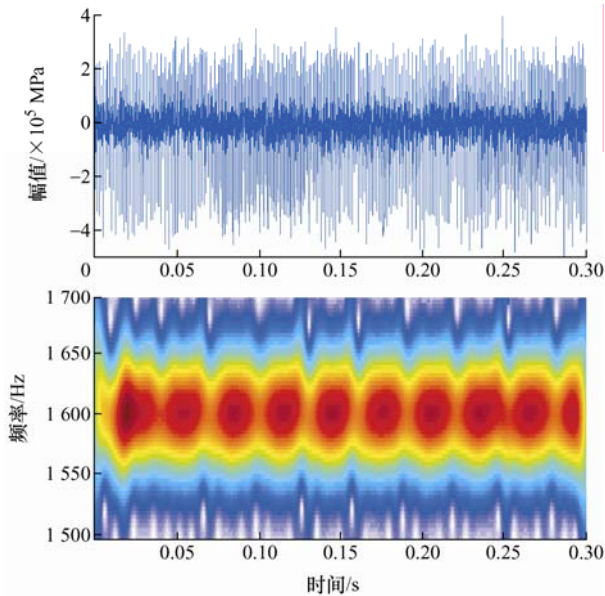


图 3 燃油控制系统压力信号时频分析

1.3 基于人工智能的故障诊断方法

基于信号的故障诊断方法就是在寻找监测数据与机器健康状态之间的关系, 这种关系需要工程师丰富的经验和专业知识。然而, 在工程场景中, 用

户希望使用自动方法来缩短维护周期并提高诊断精度。随着人工智能的发展, 故障诊断程序有望足够智能, 能自动检测和识别机器的健康状态^[62]。智能故障诊断是指将支持向量机、人工神经网络和深度神经网络等机器学习理论应用于工业过程或实际系统的故障诊断^[63]。根据建模策略, 智能诊断方法可以分为基于传统机器学习的智能诊断和基于深度学习的智能诊断; 根据学习策略, 智能诊断方法包含基于迁移学习的智能诊断、基于物理约束的机器学习智能诊断及多源多模态学习的智能诊断等。智能诊断方法如图 4 所示。

基于传统机器学习的智能诊断步骤主要包括数据采集、人工特征提取和健康状态识别, 常用的机器学习算法包括专家系统^[64]、人工神经网络^[65]、支持向量机^[66]、k 近邻^[67]及决策树^[68]等。尽管基于机器学习的故障诊断已经取得了较好地效果, 但是人工特征提取费时费力, 需要依据专家知识进行特征筛选; 另外, 传统诊断模型的泛化性能和自学习能力不足, 无法满足大数据要求^[61]。为了克服传统方法的不足, 基于深度学习的故障诊断方法采用深度层次结构自动提取高维特征, 并直接建立高维特征与目标输出之间的关系。因此, 基于深度学习的故障诊断由两个步骤组成, 即大数据收集和深度学习诊断。经典的深度学习模型包括堆栈自编码器^[69]、

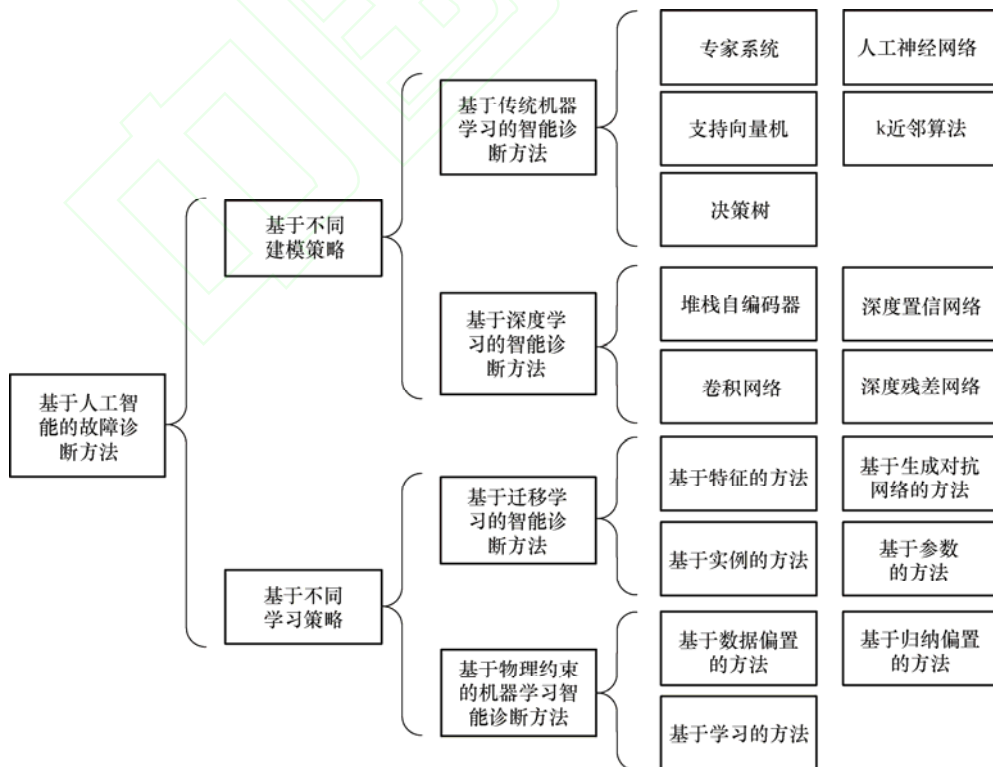


图 4 基于人工智能的诊断方法

深度置信网络^[70]、卷积网络(Convolutional neural network, CNN)^[71]及深度残差网络^[72]等,上述模型可以实现端到端的学习,已成功应用于多种机械系统中。但他们都有一个共同的假设:标记的数据是足够的,且包含机器健康状态的完整信息。事实上,机器大多在健康状态下工作,故障很少发生,收集故障数据困难;大多数收集到的数据并未标记。另外,深度层次结构的黑箱性,使其在一些风险敏感领域的应用受到限制。针对上述问题,国内外学者采用不同的学习策略来解决。

基于迁移学习的故障诊断方法可以实现将来自一个或多个诊断任务的知识迁移到其他相关但不同的任务中,减轻了大量数据标记的负担^[62]。一些研究人员依据迁移学习理论将其分为四类,即基于特征的方法^[73]、基于生成对抗网络(Generative adversarial network, GAN)的方法^[74]、基于实例的方法^[75]和基于参数的方法^[76];其中,基于特征的方法和基于 GAN 的方法受到广泛关注,因为它们可以应用于存在较大跨域差异的不同机器场景。相比之下,基于实例的方法和基于参数的方法很容易实现,并且主要关注存在轻微跨域差异的同一机器场景^[62]。基于物理约束的机器学习智能诊断方法通过向模型提供物理信息,迫使模型的输出符合一定物理规律,它融合了物理模型和数据驱动方法的优点,增强了模型的可解释性。其通常分为数据偏置、归纳偏置和基于学习方法^[77]。其中基于学习的方法旨在修改模型的损失函数,以调整其学习过程,而不是设计专门的架构。

1.4 小结

综上所述,三类方法都具有各自的优缺点,比如基于模型的故障诊断方法优点是可解释性强,但建立实际系统的物理模型比较困难;基于信号处理的故障诊断方法虽然不用建立物理模型,但也需要专家知识和经验;基于人工智能的故障诊断方法一定程度上减弱了对专家知识的依赖性,但需要收集大量的故障数据且可解释性弱。如何最大程度地融合上述几种方法的优点而弱化各自的缺点是一项值得研究的课题,也是本篇论文的初衷。因此,本文接下来将以航空发动机燃油控制系统的关键部件(如离心泵、齿轮泵、柱塞泵、伺服阀、活门、管路、作动筒等)为对象,分别对以上三种方法进行综述。

2 燃油控制系统故障机理建模

基于物理模型的故障诊断是通过建立航空发动

机燃油控制系统关键零部件典型故障动力学演化机理的数学模型,厘清故障发生、演化与动态响应特征之间的物理本质联系和动态演化规律,从而构建燃油控制系统关键零部件典型故障和系统参数与信号响应特征之间的映射关系,是实现航空发动机燃油控制系统典型故障准确诊断的关键理论基础。近年来,国内外学者对燃油控制系统关键零部件的故障机理分析开展了大量研究。下面对关键零部件在模型诊断方面的研究分别进行综述。

2.1 离心泵故障机理建模

离心泵是一种旋转机械,其内部的流体随着叶轮的旋转不断将动能转化为势能,被广泛应用于航空、船舶、水利、发电、冶金等各个领域。然而长期运行在恶劣的工况中,致使故障频发,常见的故障有转子不平衡、转轴不对中、叶片缺陷、叶轮松动、轴承故障、水锤故障、气蚀故障等。针对常见的故障模式,国内外大量学者进行了故障机理分析。

BECKERLE 等^[78]利用奇偶方程来建立离心泵的数学模型,同时基于平衡滤波器思想设计三种滤波器实现离心泵的故障诊断。NAN 等^[79]采用模态动力学方法,研究了流量、叶片数、出口安装角和叶轮外径对振动响应的影响。NAN 等^[80]建立了考虑流体激励影响的有限元模型,分析了流量、叶片数、出口安装角、叶轮外径等参数对频率响应曲线的影响。ABDEL 等^[81]采用两种数学模型研究离心泵在汽蚀工况下的动态特性。第一个模型是三维湍流计算流体动力学(Computational fluid dynamic, CFD)模型,利用 CFD 模型得到压力分布,并建立压力脉动分析模型模拟泵的激振力。第二个数学模型是泵-机匣动力学模型,用于预测故障工况下机匣的振动响应。LUO 等^[82]建立了转子碰摩力学模型,介绍了转子碰摩故障的原因、类型和机理,同时发现碰摩故障的时域信号表现出明显的“Top Clipping 现象”。YU 等^[83]采用动态模态分解方法对非定常流场进行解耦和重构,重现压力场在特征频率处的动态演化过程。LIU 等^[84]基于伯努利方程的泵内能量转换和转速梯度变化,将泵的运行效率与噪声频率有效地结合起来,用噪声信号反映泵效率的变化。KUMAR 等^[85]采用系统辨识方法对泵的动力学进行估计,并应用于离心泵的异常故障监测。

实际工程中,通常使用扬程和流量来监测离心泵的状态,离心泵的物理建模主要采用计算流体力学 CFD 来仿真离心泵内部流场的变化。而引起振动的原因还包括流体激励、机械激励和电磁激励。因此,如何建立机电液耦合模型是离心泵建模技术

难点。

2.2 齿轮泵外特性与故障机理建模

齿轮泵以齿轮传动为基础, 通过齿轮传动过程中, 根据啮合区域的体积变化将齿轮泵划分为进出油口, 实现机械能到液压能的转化, 因此对齿轮泵的动力学及故障机理研究是其服役安全保障工作的基础。国内外大量学者研究了齿轮泵的动力学特性和故障机理。

MUCCHI 等^[86]提出了一种用于外啮合齿轮泵动力学特性预测的非线性集中参数-弹性动力学模型。首先, 计算了齿轮上随时间变化的压力分布, 并计算了齿轮的力和扭矩。此外, 还考虑了时变啮合刚度、齿形误差、啮合齿间的间隙效应、润滑挤压以及时变啮合角。最后, 考虑了传动轴的扭转刚度和阻尼以及滑动轴承的非线性特性。DEL 等^[87]利用 CFD 方法, 建立了一种简化的二维数值方法来研究空化对外啮合齿轮泵容积效率的影响。MUCCHI 等^[88]利用组合模型(包括集中参数模型、有限元模型和边界元模型)分析齿轮泵的噪声和振动机理。集中参数模型考虑泵的内部组件(轴承座和齿轮), 有限元模型考虑泵的外部组件(机匣和端板), 边界元模型能够估计运行条件下发出的噪声。PELLEGGRI 等^[89]将 CFD 模型与刚性模型相结合, 用于评估外啮合齿轮泵轴颈的径向运动。FROSINA 等^[90]利用 CFD 模型分析啮合区间隙对泵性能的影响。同时, 分析了泵啮合区域的空化现象, 并对其进行预测。WOO 等^[91]将齿轮泵内部噪声源定义为四类负载函数, 并将这些负载函数应用于泵壳的相应区域。然后使用有限元和边界元声模型来预测振动。GUO 等^[92]提出了一种基于流场分析的外啮合齿轮泵磨损退化识别方法。首先对外啮合齿轮泵进行了理论分析。其次, 采用动态网格技术对齿轮泵内部流场进行了详细的仿真。最后, 通过加速寿命试验对理论和仿真结果进行验证。DHOTE 等^[93]采用 Archard 模型, 利用 ANSYS workbench 确定材料表面的磨损量。在给定的转速和工作压力下, 获得齿轮泵内壳因磨损而产生的最大体积损失量。XU 等^[94]采用欧拉法建立了齿轮泵压力脉动模型。首先, 根据齿轮泵啮合情况将不同时刻内部流场分成不同的控制体如图 5 所示; 然后考虑齿轮泵端面间隙的非线性变化和齿轮制造误差的影响, 更新齿轮泵压力脉动模型。试验表明, 改进模型能更好的反映齿轮泵内部压力脉动的变化。

针对故障机理的研究建立了齿轮泵内部故障与其动态响应之间的映射关系, 为齿轮泵的信号处理

与智能诊断提供先验知识。但由于齿轮泵内流场复杂, 求解难度较高, 且与故障的耦合度高, 针对齿轮泵故障特性的精细建模仍待提升。

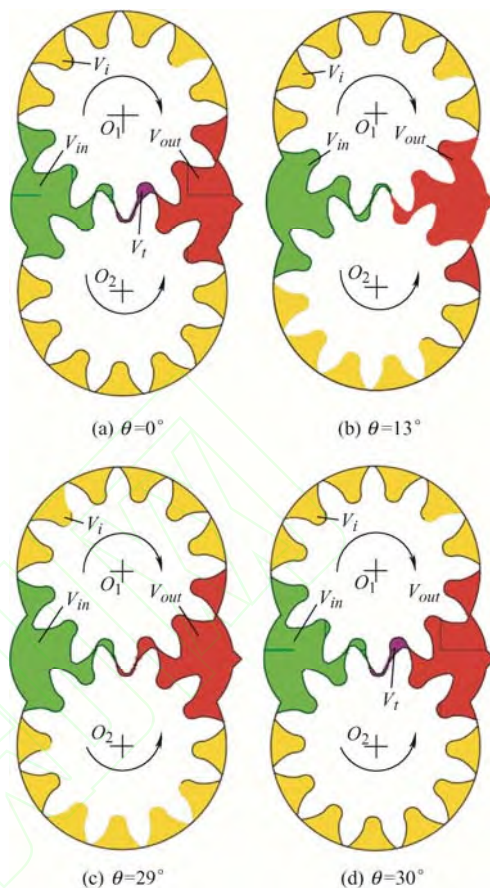


图 5 随齿轮转动内部控制体个数的变化, 不同颜色代表不同类型的控制体^[30]

2.3 柱塞泵动态特性建模

柱塞泵具有工作压力高、容积效率高、易于变量控制等优点, 常被用于传统机械液压式燃油控制系统中。针对柱塞泵的物理建模包括基于质量守恒的内部流场压力特性分析、基于运动特性的声振特性分析、以及多物理场耦合建模分析。

在基于质量守恒的内部流场压力特性分析上, 常用的方法是对柱塞泵内部流场划分进行控制体划分, 如图 6 所示, 并结合欧拉法建立集中参数模型。EDGE 等^[95-96]通过对柱塞泵内压力的分布进行试验研究, 考虑了配流盘三角形阻尼槽的流体惯性损失, 降低柱塞腔压力的超调量。IVANTYSNOVA 等^[97]通过建模仿真柱塞泵的间隙流动和容腔效应, 对泵内润滑间隙的压力场、速度场和温度场进行求解。VACCA 等^[98]建立液压管路流体动力学模型, 分析了管路和流体参数对液压系统压力脉动的影响。MANRING^[99]对比了斜盘式轴向柱塞泵理论和实际流量脉动, 分析了流体可压缩性和柱塞泵内源泄漏

对其出口压力脉动的影响。BURTON 等^[100]将理论推导与试验研究相结合,并从流体动力学角度分析了柱塞副间隙泄漏量与出口压力脉动之间的内在联系。BERGADA 等^[101]深入研究了柱塞泵内泄流量与几何结构的关系,针对泵内不同几何结构的摩擦副建立准确细致的流量泄漏模型。马吉恩^[102]综合考虑了泵内部间隙泄漏、惯性损失和容腔效应,使用集中参数法分析了柱塞泵单柱塞流量和压力脉动特性。翟江^[103]结合流体可压缩性、空化引起的弹性模量、密度和动力粘度等特性变化,建立了基于动态流体属性的柱塞泵出口和内泄漏的压力流量模型。吕飞等^[104]研究了柱塞的非均匀分布与流量脉动的影响,可以有效降低柱塞泵流量脉动谐波幅值。SHI 等^[105]研究了柱塞泵内滑靴与斜盘之间的热弹流润滑模型,并结合摩擦区域磨损模型描述磨损特性。XIA 等^[106]人建立了空化条件下柱塞泵的出口压力模型,通过数值积分方法对模型进行求解,用以检测气蚀损伤。

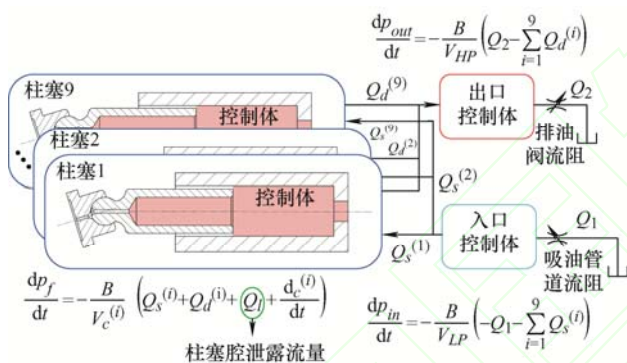


图6 基于欧拉法的柱塞泵内部流场控制体划分

在声振特性建模方面,叶绍干等^[107-108]建立了19自由度柱塞泵振动力学模型,按照运动状态把柱塞泵零件分为四组,分别应用力平衡、力矩平衡理论,刻画了柱塞泵运动与受力之间的关系,并基于此模型定性分析了工况和由故障造成的结构刚度减小对柱塞泵振动响应特性的影响。XU 等^[109]提出了一种非接触测量方法,观测柱塞泵缸体的倾覆动态特性,并结合不同工况分析缸体的倾覆行为;进一步建立了柱塞泵旋转组件的多体动力学模型,分析缸体倾覆行为的主导因素^[110]。张军辉等^[111]在润滑模型与多体动力学模型的基础上,研究了柱塞泵内摩擦副的表面结构设计,有效减少了内部磨损与泄漏,提升柱塞泵的机械效率与容积效率。

在多物理场耦合建模方面,SHANG 等^[112]结合流体域非等温弹流效应和固体域的传热和热弹性变形,对热弹流摩擦界面的尺寸依赖性进行了分析研

究,明确了尺寸变化与间隙油膜流固热耦合效应之间的联系。CHACON 等^[113]构建了基于热弹性流体动力学模型数值仿真的柱塞泵虚拟样机,以优化柱塞泵内密封和间隙等重要设计参数,并通过柱塞泵的设计制造过程验证了该方法的可行性。王克龙^[114]建立了柱塞泵柱塞副油膜流固热耦合算法,考虑柱塞副的微动状态推导出油膜雷诺方程,分析了结构参数对润滑性能的影响,并基于柱塞泵配流原理建立流量压力仿真模型,求解柱塞腔内的动态压力。

基于集中参数法与质量守恒方程的压力流量模型求解精度较低,且较依赖于控制体的划分,难以对柱塞泵内关键部件的故障产生与演化进行更为精细的建模。同时,多物理场耦合效应极其复杂,多物理场耦合建模难以准确捕捉故障模式与动态响应的映射关系。

2.4 电液伺服阀故障与控制特性建模

电液伺服阀通过电磁力控制先导电磁阀的阀芯位置,将流体引入不同腔室,推动主阀芯移动,以此调节阀芯位置,改变阀口开度,以实现液压系统中压力与流量的控制。为了研究其运动及控制特性,国内外许多学者基于有限元模型或数学模型对伺服阀的物理特性和失效机理开展了详细研究。XU 等^[115-119]综述了研究液压控制阀控制特性的相关方法,同时提出了无流量计的液压伺服阀的流量控制模型,并对其进行了仿真分析和试验验证。

有限元模型方面,LI 等^[120]建立了电磁阀的三维有限元模型,提出了一种计算电磁阀温度场和应力场的顺序耦合方法。该方法能够准确的计算电磁阀的温度和应力分布,并通过仿真和试验揭示了电磁阀的失效机理。在此基础上,LI 等^[121]采用有限元法建立了电磁阀的热-结构耦合模型,该模型模拟了电磁阀失效过程中的温度和应力分布。该方法指出电磁阀的失效与线圈的热膨胀有关,并通过退化试验进行了验证。ANGADI 等^[122]建立了电磁阀的多物理场耦合模型,该模型考虑了阀的电磁学、热力学和固体力学的耦合效应,对阀的温度场,机械和热变形以及应力场分布进行了模拟,并揭示了电磁阀的电-热耦合失效机理。在此基础上,ANGADI 等^[123]还设计了阀的全寿命试验平台。该试验平台能够同时监测四个电磁阀工作行为,并精准地控制阀运行过程中的各项参数。该试验指出电磁阀的故障主要是由环境温度和电路短路导致的。

除了基于数值模拟的有限元模型外,许多学者针对液压阀,建立了数学模型,开展了故障机理方面的研究。JO 等^[124]提出了一种动态热负载下的电

磁阀线圈熔断检测方法。该方法首先利用基尔霍夫定律建立了电磁阀电流等效模型,接着利用预测回归模型来建立电流与电磁阀动态工作温度之间的关系,最后根据模型推导出电磁阀线圈熔断的健康指标。PEDERSEN 等^[125]提出了一种与温度无关的电磁阀线圈绕组短路检测方法。该方法基于现有的阀芯位置和电流传感器,利用扩展卡尔曼滤波估计线圈的电阻,实现了电磁阀线圈电阻的精确检测。RADUENZ 等^[126]提出了一种基于控制模型的电磁阀在线状态监测和故障诊断方法。该方法利用阀的控制模型中的电流信号和阀芯的位置信号,对不同构造和通径的电磁阀故障进行有效监测和识别。YANG 等^[127]提出了一种基于实时数据过采样策略的自适应样条滤波辨识算法(Spline adaptive filter based on real-time over-sampling, SAF-RTOS),算法流程图如图 7 所示。首先,利用线性自适应滤波模型对系统进行辨识,并将其作为 SAF 模型中 FIR 滤波模型的初始值。然后,用 SAF 算法执行自适应过程。以电液伺服阀的阀芯磨损为系统辨识对象,该方法对电液伺服阀模型及阀芯故障导致的非线性特性进行建模,取得理想效果。

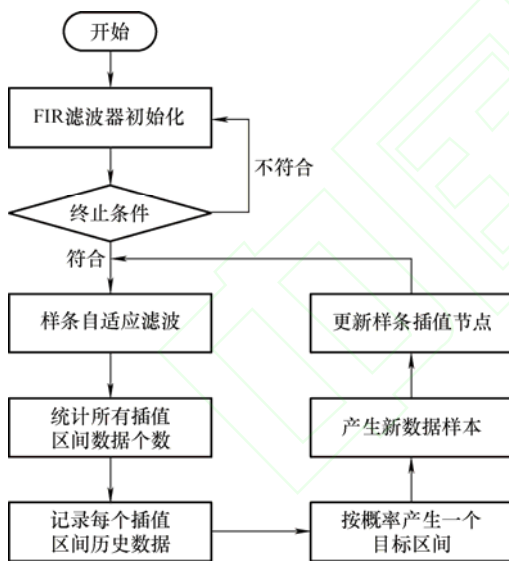


图 7 SAF-RTOS 算法流程图^[30]

电液伺服阀已广泛应用于航空发动机燃油控制系统中,但它发生故障的频次较高,如阀芯卡滞、磨损及漂移等。目前,主要基于电流信号进行故障诊断,然而它的故障机理涉及机械结构、电、磁、热等多物理场影响。如何构建多物理场耦合模型仍然是一项极具挑战的工作。

2.5 液压作动筒机理建模与容错控制

液压作动筒作为航空发动机燃油控制系统的关键作动元件,常发生泄漏、抖动及失速等故障。因

此,研究作动筒失效机理对进一步优化控制,保障其安全可靠运行至关重要。

动力学建模方面,YLINEN 等^[128]构建了基于多体动力学与流体力学耦合的液压执行器模型,给出了机械变量与液压变量之间的耦合关系矩阵。QI 等^[129]将卡尔曼滤波与系统解析模型相结合,提出渐进故障诊断方法,对电静液作动器进行健康监测,提高了诊断的准确性。JAISWAL 等^[130]融合液压执行器的各种摩擦模型与液压驱动多体运动方程,对其摩擦动态特性展开研究,并验证了 Brown-McPhee 静摩擦模型是数值上最有效的方法。ORTIZ 等^[131]建立了含内泄漏故障的液压作动器位置控制的非线性动态数学模型,并进行了仿真以检验作动器的性能。GARIMELLA 和 YAO^[132]利用非线性系统动力学结合鲁棒滤波器设计了一种自适应鲁棒观测器,用以减弱模型不确定性的影响,继而实现供油压力不足、内泄漏等常见故障的诊断。LIU 等^[133]针对燃气轮机控制系统电液执行器故障,对电液执行器的工作过程进行机理建模,并建立其故障诊断模型。同时,在 MATLAB Simulink 平台上对模型进行仿真验证。RUDERMAN 等^[134]描述了适用于系统动力学分析和运动控制设计的驱动液压作动器全阶和降阶模型。该模型考虑了作动杆动态特性,节流口流量固有的死区和饱和非线性。GAMEZ-MONTERO 等^[135]针对液压作动器的不对中故障,建立了摩擦与弹性力学耦合的动力学模型,描述执行器重载运行状况下的动态行为,揭示了不对中故障的产生与演化机理。

在动力学模型的基础上,为了满足发动机运行要求,学者们研究了液压作动器的故障容错控制方案。MADDAHI 等^[136]结合试验数据,设计液压执行器的内泄漏故障容错控制算法,将故障引起的合成误差引入控制算法中,保证了不同状态下执行器的正常运行。SAEEDZADEH 等^[137]建立了液压执行器更新交互的复合模型,综合分析流体系统、动力系统与控制系统,实现系统状态参数的估计,并进一步设计故障容错控制系统,实现液压执行器在闭环系统中的故障管理。IJAZ 等^[138]针对多电飞机的液压作动器,研究状态反馈控制规律,并结合控制分配方案与冗余执行器设计了主动容错控制方案,使用最小二乘法辨识液压执行器中的故障参数用以衡量执行器的有效性水平。DAO 等^[139]针对具有内泄漏故障和匹配/不匹配集总扰动液压作动器,设计了一对匹配/不匹配干扰观测器,用于同时估计和补偿

健康状态下匹配/不匹配干扰对控制系统的影响,并通过设计匹配扰动的阈值实现故障检测。DU-PHAN 等^[140]通过非线性干扰观测器抑制由内泄漏等扰动和偏置故障引起的设计障碍,同时使用非对称障碍 Lyapunov 函数来确保电液执行器的输出位置,并开发了一种用于执行器容错控制的增强自适应故障补偿技术。DU-PHAN 和 AHN 在此基础上针对双杆液压作动器在集总扰动和故障同时存在下的跟踪控制问题,设计容错控制器,并通过 Lyapunov 稳定性分析证明所提方案的控制误差较小^[141]。SONG 等^[142]研究了液压作动器的自适应容错跟踪控制问题,综合考虑液压作动器和伺服阀的原理,建立机理模型,基于此提出一种新的基于干扰观测器的神经容错控制方案,将神经网络和干扰观测器相结合,以减小非线性不确定性和干扰的影响,同时构造 Lyapunov 函数,保证了闭环系统的稳定性。

针对液压作动器,现有的方法大多研究卡滞与泄漏的故障机理,揭示故障产生与发展的过程,并基于此设计容错控制算法,通过控制系统补偿故障干扰,保证了航空发动机液压作动器的服役安全。

2.6 管路压力与振动特性耦合建模

发动机容积式液压泵具有不可避免的脉动特性,该脉动压力与管路产生耦合振动,影响燃油控制系统的性能。

针对液压管路的流固耦合振动特性,CHAI 等^[143]根据试验测试得到的卡箍滞回曲线,提出了简化的双线性刚度和阻尼模型,并结合 Timoshenko 梁理论,建立了含卡箍的 L 型管道系统的有限元模型,最后通过锤击和振动台试验验证有限元模型的固有频率和振动响应。GAO 等^[144]对飞机上广泛使用的长距离多支承弹性液压管路进行振动分析,提出了一种改进的模型降阶方法。该方法基于欧拉-伯努利梁理论,采用有限元法建立了输流管道的运动方程。MIKOTA 等^[145]利用平面解析模型计算了流量激励与压力、速度响应之间的频响函数,并考虑流固耦合,研究管道液压谐振的质量补偿方法。GAO 等^[146]提出了一个管道动态响应预测模型,综合考虑泊松耦合、摩擦耦合、振动阻尼、科氏力和离心力,并采用有限元法结合 Newmark 算法求解管道动力学方程,为航空液压管路设计和维修提供技术支撑。DOU 等^[147]利用断裂力学理论和应变能释放原理,推导出具有斜裂纹的直管的局部柔度系数表达式,采用总柔度逆法计算了具有斜裂纹的直管单元的刚度矩阵。并将欧拉-伯努利梁模型理论与有限元法相

结合,建立了裂纹管的动力学模型。最后,采用等高线图法对斜裂缝断层进行诊断,定量确定裂缝位置和深度。

现阶段研究多是以梁理论为基础,研究液压管路流体激励下的振动特性,以此进行支撑位置设计,刚度设计以减弱振动影响,同时以振动特性为观测信号,对管路的裂纹故障进行定位。

2.7 小结

基于物理模型的方法是一种较为传统的方法,该方法需要针对设备故障机理建立明确的数学模型。由于航空发动机燃油控制系统部件多、结构复杂,涉及机械、电气、液压等多个领域知识很难建立实际系统的精确数学模型。目前主要是针对燃油控制系统部件的建模研究,借助仿真软件实现流-固-热等多物理场的耦合建模。然而,燃油控制系统作为多输入、多输出的强非线性系统,它耦合了流-固-热-电-磁等多物理场效应;部件级建模并不能表征系统的固有特性。因此,建立多源耦合的系统级数学模型是研究燃油控制系统故障机理的基础。随着国内航空发动机产业的不断升级迭代,要求相关人员不仅要理解故障现象,还要掌握现象背后的故障机理,这为燃油控制系统建模的进一步发展提供了动力。

3 燃油控制系统故障特征提取

燃油控制系统主要利用压力、流量、温度参数来监测运行状态,系统的故障特征往往会体现在压力信号中。另外,振动特征相对明显且方便采集,所以燃油控制系统的故障诊断方法主要是基于压力、振动信号展开研究的。在故障诊断研究早期,主要采用振动信号的时域计算统计量。然而,燃油控制系统故障的振动信号成分复杂,非平稳以及调制特性明显,仅仅依赖统计特征参数容易受到干扰,难以达到好的效果。因此,一系列基于信号时频分析的故障诊断方法不断涌现。另外,随着非线性理论相关研究的不断推进,基于非线性理论的信号处理方法也在故障诊断中得到了大量应用,例如:盲源分离、高阶统计量分析、数学形态学变换等。针对燃油控制系统的不同部件,基于信号处理技术的燃油控制系统故障诊断方法综述如下。

3.1 离心泵故障特征提取方法

离心泵振动、气蚀空化等故障特征常会体现在压力、振动、声等信号中。国内外大量学者研究了

基于信号处理技术的故障诊断方法并成功应用于离心泵的健康监测。

SAMANIPOUR 等^[148]提出了一种利用压力信号时域分析来检测离心泵空化的方法。首先, 利用离心泵模型获得压力, 将压力偏离泵性能曲线的部分定义为残差。然后, 提取残差的时域特征, 并将其作为神经网络的输入, 对故障模式进行分类。AI-OBAIDI 等^[149]利用振动信号的包络谱分析来监测离心泵早期的空化现象, 研究表明当离心泵处在大流量状态时, 振动信号特征(如峰值、均方根、波峰因子以及振动谱等)可以监测空化现象的变化。LIANG 等^[150]引入经验模态分解来提取信号趋势项, 然后使用最小二乘法对其进行改进。同时将结果与多重分形理论相结合, 识别离心泵故障。AI-OBAIDI 等^[151-152]对振动和声信号利用快速傅里叶变换技术进行频域分析来监测离心泵的空化程度。KUMAR 等^[153]提出了基于变分模态分解(Variational mode decomposition, VMD)的对称单值中性交叉熵自动识别离心泵轴承缺陷的方法。该方法计算各 VMD 模式的能量后, 对未知轴承缺陷状态的能量特征值进行扩展, 建立能量区间范围, 并将其转化为单值中性集的形式。YANG 等^[154]提出了一种精细复合的多元多尺度符号动态熵特征提取方法。其中, 多元多尺度符号动态熵可以从多个传感器中获取更多的识别信息, 而精细的复合分析保证其稳定性。MISHRA 等^[155]通过振动数据采集, 包络分析和解调分析来检测离心泵轴承的故障。

离心泵的故障特征提取多是以振动信号为基础, 提取时频特征作为离心泵健康指标, 是离心泵故障诊断中简单有效的方法, 具有工程应用价值。

3.2 齿轮泵故障特征提取方法

齿轮泵内磨损空化类故障会直接影响其供油性能, 且会产生与转频相关的信号成分, 因此, 使用信号处理方法分析齿轮泵故障简单有效。

GAO 等^[156]提出了一种基于 EMD 和神经网络的齿轮泵状态识别方法。首先对振动信号进行 EMD 处理, 提取主要的 IMFs 分量。然后计算其能量, 并利用能量比组成特征向量, 将其用于 BP 神经网络识别齿轮泵的工作状态。COTOGNO 等^[157]开发了一种状态监测系统来监测齿轮泵故障。监测系统采集了 5 种不同类型的信号(即振动、压力、温度、电扭矩和角速度), 并使用 5 个特征(即均方根, 带滤波信号均方根, 信号熵, 频谱均方误差和频谱累积差)来生成气泡警告/报警。SIANO 等^[158]采用快速傅里叶变换对振动信号进行频谱分析, 以识别气蚀

空化的基频。另外, 采用时域分析技术, 实现了泵空化的在线检测。HAN^[159]提出了一种基于稀疏表示的齿轮泵故障诊断算法。根据正常信号形成的字典对测试样本的振动信号进行线性表示。当重构误差大于阈值时, 则认定为齿轮泵存在故障, 否则为正常。ZARZYCKI^[160]研究了一种用少量原型样本进行可靠性评估的方法, 其中使用最大重叠离散小波变换与自回归移动平均从压力脉动中提取特征, 提供随机, 线性和非单调的退化路径, 并用布朗运动模拟模型建模。LEE 等^[161]利用振动、流量和压力信号, 建立了齿轮泵在不同燃油污染水平下的故障预测框架。首先, 根据齿轮泵的流量和压力数据, 得到了齿轮泵不同健康状态的阈值。然后, 对采集到的振动信号进行分析, 构建健康指标, 并使用扩展卡尔曼滤波器进行剩余寿命估计。PICHLER 等^[162]利用减压时间, 检测内啮合齿轮泵退化状态, 主要通过将计算的减压时间图体积压缩为单个标量指标, 来监测齿轮泵的泄漏情况。

齿轮泵的监测信号主要包括振动信号、压力信号与流量信号, 其信号特征与齿轮啮合特性有关, 存在传递路径复杂, 噪声干扰大的问题, 因此, 信号特征提取与滤除噪声干扰, 为齿轮泵故障诊断与寿命预测提供数据基础。

3.3 柱塞泵故障特征提取方法

柱塞泵部件多, 振动信号传递路径复杂, 压力信号调制特性明显, 为了分离信号特征与噪声干扰, 大量学者以时频分析方法为基础, 提取对应故障的特征指标。

MITCHELL 等^[163]采集不同工况下液压泵的声发射信号, 使用小波信号处理方法对流体振动和固体振动的声发射信号进行分析, 能够有效获得故障敏感频段的信号, 特别是对不同工况下柱塞裂纹的诊断表现出不俗的效果。LU 等^[164]提出一种基于信号波形匹配和模糊 C 均值聚类的柱塞泵故障诊断方法, 分析柱塞泵出口高频压力脉动信号, 采用基于信号匹配的两步经验模态分解方法提取故障特征, 实现对柱塞泵的多种故障模式的分类。ZHAO 等^[165]针对液压泵振动信号的非线性特征和经验模态分解的模式混合问题, 通过有机结合完备经验模式分解的信号分解作用、短时傅里叶变换的鲁棒特征提取作用和多类支持向量机分类器的自动分类功能, 实现对液压泵的故障特征提取与分类。KUMAR 等^[166]提取振动信号的时频特征, 结合噪声减法与边际增强平方包络谱提取故障特征频率, 并通过与基本故障特征频率对比识别轴向柱塞泵的轴承缺陷。路甬

祥等^[167]使用 Wigner 谱分析方法分析柱塞泵振动信号,用以诊断其松靴故障。高强^[168]提出了基于沃尔什变换与软阈值消噪原理的能量算子解调算法,用于柱塞泵微弱故障特征提取,该方法具有比希尔伯特包络解调更高的分辨率。XIAO 等^[169]融合了自适应的多点最优最小熵去卷积调整方法和 Teager 能量算子,提取柱塞泵轴承故障的微弱特征。ZHU 等^[170]采用 S 变换提取不同信号的特征,作为柱塞泵缺陷识别模型的输入。WANG 等^[171]提取时频指标,提出一种特征选择的人工神经网络来识别轴向柱塞泵的磨损状态。王登铭^[172]将经验模式分解提取到的柱塞泵振动特征输入到结合粒子群算法的 BP 神经网络中,解决了该网络原有的收敛慢、易陷入局部最优等问题,并通过试验证明了此方法在柱塞泵故障诊断中的优势。

柱塞泵内部结构复杂,故障模式多样,采集振动信号与压力信号的混入较多干扰,信号处理方法提取的时频特征难以直接反映故障形式,因此,提取的信号特征多与智能诊断方法结合,实现柱塞泵故障诊断。

3.4 电液伺服阀特征提取方法

液压阀作动往往是直线往复运动,信号不具备类似旋转机械一样鲜明的特点,因此基于信号处理的故障诊断方法在液压阀故障中的应用较少。总体来说,基于信号处理的故障诊断方法研究主要集中在两个方面。

第一个方面是采用信号处理方法进行故障特征的提取。UTAH 等^[173]提出了一种基于时频指标和支持向量机的状态检测和剩余寿命预测的方法。该方法对阀工作中的交流电信号进行了时域和频域的分析,提取了 16 个指标作为特征。接着,基于阀的失效模式,建立了基于支持向量机的状态监测模型。GUO 等^[174]提出了一种基于多核支持向量机的故障诊断方法。该方法采用经验模态分解方法对电磁阀驱动端的电流信号进行特征提取,接着建立了多核学习向量机,并用遗传算法对多核学习权系数和核参数配置进行优化,获得了精确的诊断结果。GUO 等^[175]采用启发式阈值小波去噪方法对液压阀的故障和正常振动信号进行分析,并借助构建的健康指数对阀的工作状态进行检测,从而实现了视情维护。

另一方面是将信号处理方法和物理模型相结合,提取具有物理含义的健康指标。MA 等^[176]提出了一种时频域指标和支持向量机结合的故障诊断方法。该方法选取电磁阀的电流信号及其二阶变化率曲线作为特征曲线,提取相应的时域指标和小波包

能量频带参数,作为特征值。接着使用多类支持向量机对阀的故障进行诊断。PENG 等^[177]提出了一种物理指标和数据特征相结合的电磁阀失效预测模型。该方法首先建立的电磁阀的物理模型,从驱动电流曲线种提取了 5 个具有物理意义的指标,接着将小波包分解得到的频带能量与物理特征进行融合,采用随机森林模型对故障进行故障诊断。TANG 等^[178]提出了一种基于卡尔曼滤波的线性模型方法,用于电磁阀的退化状态预测。该方法首先从驱动电流中提取退化信号,然后基于经验线性退化模型,利用卡尔曼滤波来进行退化状态的跟踪和预测。

针对液压控制阀的特征提取方法,有效构建了与故障模式关联的特征指标,为液压控制阀的故障诊断与运行维护提供基础。

3.5 液压作动筒信号特征提取方法

液压作动筒的泄漏与卡滞类故障特征大多蕴含在其压力信号与位移信号中,为了提取故障特征指标,实现液压执行器的状态监测,学者们针对观测信号开展时频特征提取研究。

QIU 等^[179]使用小波变换提取压力信号的能量特征,并利用多元统计理论将能量特征分解为统计量,用以检测活塞密封磨损与内泄漏故障。JIN 等^[180]采用小波变换作为特征提取器,将原始油压数据变换为由小波包子带能量、能量熵、能量方差和小波细节系数 d4 的均方根组成的特征向量,并通过小波神经网络进行特征整合,实现活塞密封磨损及内泄漏故障诊断。LI 等^[181]提出了一种特征时间分割方法和 AdaBoost-BP 检测器来自动评估液压执行器的内泄漏故障,在具有不同内泄漏程度的液压缸试验台架上对所提方法进行了验证,并与传统的从小波系数中提取的特征和特征时域分割方法进行了比较。ZHAO 等^[182]采集液压作动器进、出口压力信号和活塞杆位置信号,通过小波包分析提取故障特征,得到可以区分内泄漏故障等级的特征指标。TANG 等^[183]针对飞机起落架用的液压作动器的内泄漏故障,根据故障特征信息构建小波包能量熵的数学模型,建立液压缸泄漏量与能量熵之间的映射关系。MA 等^[184]提出了一种基于小波包变换的液压系统泄漏故障敏感特征提取方法,并进一步提出了基于支持向量机的泄漏故障多分类模型和诊断方法。

小波变换等信号处理方法能够有效提取液压作动器的内泄漏故障特征,挖掘故障敏感频带,为液压作动器的状态监测与故障诊断提供解决方案。

3.6 管路信号特征提取方法

针对管路中采集的压力信号与振动信号进行时

频域离散分析, 实现管路缺陷识别与定位。

YANG 等^[185]构造了非平稳随机响应的频域迭代求解格式, 并结合快速傅里叶变换得到时变功率谱密度函数, 之后通过对管道应力的时变功率谱密度函数在时域和频域上进行离散, 推导出疲劳损伤评估公式。在此基础上, 引入新的速度-速度和位移-速度组合系数, 建立了一组期望损伤率的复模态组合公式, 提出一种响应谱方法来评估在随机机身运动下的航空液压管路系统的疲劳损伤^[186]。GAO 等^[187]结合飞机液压管路系统的发展趋势和振动控制技术的发展需求, 对目前液压管路系统的信号特征提取与振动控制技术进行了详细的综述。

对管路信号进行分析, 提取相关特征, 能够反映其损伤程度, 并进一步确定损伤位置, 为管路损伤在位检测提供理论基础。

3.7 小结

基于信号处理的故障诊断方法不依赖于系统的数学模型, 学者们基于系统的振动、压力、流量、温度及声发射等信号, 主要采用时频分析方法开展相应部件的故障诊断研究。由于试验条件的限制, 无法完全模拟航空发动机燃油控制系统的真实工况, 试验室信号与真实工况有差异, 如何通过提高信号处理算法的鲁棒性、可扩展性实现从部件到系统的迁移诊断是一项具有挑战的工作。另外, 航空发动机燃油控制系统由众多部件组成, 相互之间存在耦合关系, 如何实现系统故障解耦, 并对其进行准确的隔离、定位及诊断也是一个巨大的挑战。

4 燃油控制系统故障智能诊断

相比于基于物理模型和信号处理的故障诊断方法, 基于数据驱动的智能诊断方法可以有效地摆脱对专业背景与专家知识的依赖, 简化分析过程。传统机器学习方法的主要步骤包括基于信号处理技术的故障特征提取和基于浅层分类算法的故障模式识别, 其主要流程如图 8 所示。深度学习在特征提取、非线性拟合、模式分类等方面都具有明显优势。具体实践中, 只需要对模型进行训练, 深度学习便可以完成从预处理数据集到故障模式之间的复杂非线性映射。因此, 基于深度学习的智能诊断方法在航空发动机燃油控制系统故障诊断中得到了大量应用。智能算法在燃油控制系统关键部件故障诊断中的应用综述如下。

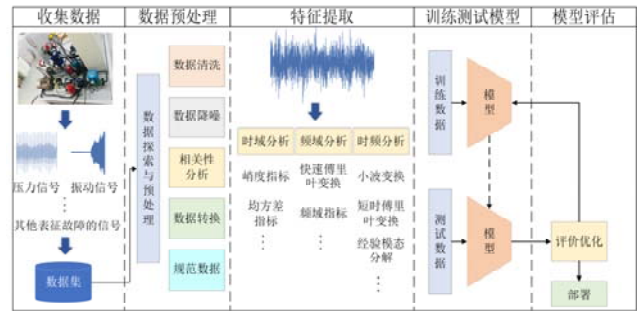


图 8 机器学习智能诊断一般流程

4.1 离心泵智能诊断

离心泵作为航空发动机燃油控制系统的一级增压泵, 其工作状态关系着整个系统的安全, 而数据驱动的智能诊断方法, 在近年来展现出强大的学习能力。因此, 国内外学者围绕数据驱动的智能诊断方法, 开展了大量相关研究。

MURALIDHARAN 等^[188]先利用连续小波变换对振动信号进行计算, 计算得到的变换系数构成了离心泵部件健康状态的数据集。最后用支持向量机对离心泵的健康状态进行分类。WEN 等^[189]提出了一种基于 LeNet-5 的 CNN 网络用于离心泵的故障诊断。该方法首先将一维信号转换为二维图像, 然后提取二维图像的特征来检测故障。ALTOBI 等^[190]采用遗传算法和支持向量机混合训练的多层前馈神经网络对离心泵故障进行分类。其中利用三种不同小波函数提取特征, 并用遗传算法对多层感知器的隐藏层数和神经元数进行优化。ZHAO 等^[191]提出了一种无监督自学习方法来实现离心泵的故障诊断, 利用深度学习从非平稳振动信号中自适应提取故障特征, 并利用 softmax 回归模型自动识别故障模式。另外, 学者们也探索了信号处理技术和深度学习相结合的故障诊断方法。HASAN 等^[192]提出了一种结合信号时频成像技术和自适应深度 CNN 模型的离心泵健康状态自动诊断框架。首先将信号时频成像技术应用于泵的振动信号, 在时频域提取泵的故障信息。然后将提取的特征作为自适应深度 CNN 架构的输入, 实现离心泵故障分类。ZAMAN 等^[193]提出了一种基于信号处理和深度学习技术的离心泵故障分类框架。首先, 从离心泵中获取振动信号, 选择故障专用频带。然后将斯托克韦尔变换(s 变换)应用于该波段, 得到 s 变换尺度图。同时, 用 Sobel 滤波器处理 s 变换的尺度图, 从而生成新的 SobelEdge 尺度图。最后将这些新的尺度图提供给卷积神经网络用于离心泵的故障分类。ALABIED 等^[194]提出了一种基于时间尺度分解来提取特征, 并用支持向量机进行故障分类的方法。TIWARI 等^[195]

采用基于深度学习的二值数据分类方法对压力信号进行分类。首先,从时域压力信号中提取统计特征。然后在不同堵塞水平和运行速度下对数据进行二值分类,并最终给出了故障的严重程度。KUMAR 等^[196]提出了一种用于离心泵部件缺陷诊断的改进 CNN 模型。首先利用小波变换对声学信号进行处理,得到声学灰度图像;其次,在 CNN 的损失函数中引入一种基于熵的散度函数。最后,利用灰度声学图像对改进后的 CNN 进行建模。

总体来说,离心泵的故障诊断方法主要以信号处理和卷积神经网络结合为主。采用信号处理的方法如小波变换,提取离心泵的故障特征,再利用 CNN 强大的特征提取能力进行诊断。

4.2 齿轮泵智能诊断

齿轮泵在工作过程中,存在压力、振动、流量等多种表征故障和退化状态的数据。丰富的数据表征极大地促进了基于人工智能的智能诊断方法在齿轮泵健康监测中的发展。针对齿轮泵特性,国内外学者开展了一系列研究。

WANG 等^[197]结合深度卷积自编码器和双向长短期记忆网络预测齿轮泵寿命。该方法首先利用对称神经网络对振动数据进行表征,以确定齿轮泵的退化状态;随后将健康指标作为标签输入到基于 Bi-LSTM 网络的剩余寿命预测模型。ZHANG 等^[198]提出了一种预测齿轮泵剩余寿命方法。该方法先采用深度稀疏自编码器提取多维特征;随后将特征向量输入到支持向量数据中,计算出相应时刻的退化程度。ZHENG 等^[199]提出了一种基于 Robust-ResNet 的多通道内啮合齿轮泵健康状态管理模型。该方法首先对齿轮泵的当前健康状态进行分类;然后预测齿轮泵的剩余使用寿命。同时,国内外大量学者研究了将信号处理与机器学习相结合的故障诊断方法。LIU 等^[200]提出了一种基于集成经验模态分解方法和贝叶斯网络的齿轮泵故障诊断方法,采用集成经验模态分解方法对传感器测量得到的振动信号进行分解,计算出固有模态函数的能量作为故障特征。GUO 等^[201]提出了一种基于贝叶斯正则化径向基函数神经网络的齿轮泵剩余寿命预测方法。首先,该方法采用 VMD 算法对振动数据进行降噪,并利用希尔伯特调制对重构信号进行解调;接着采用因子分析法实现各特征参数的融合,建立外啮合齿轮泵退化评价指标。LEE 等^[202]提出了一种齿轮泵早期磨损检测方法,首先基于倒谱系数构造判别特征,并利用随机森林、K 近邻算法进行齿轮泵故障诊断和预测评估。LIAO 等^[203]基于卷积自编码器网络的结

构,对不同工作周期的信号进行预处理。然后,利用变分模态分解将预处理后的信号分解为多个本征模态函数,并对每个本征模态函数提取多尺度排列熵值,形成特征集。随后利用粒子群优化-最小二乘支持向量机网络进行故障诊断。另外,也有学者研究了结合物理模型和机器学习的诊断方法。XU 等^[204]提出了一种物理约束变分神经网络用于外啮合齿轮泵磨损状态评估。该方法通过谱法建立压力脉动的响应模型,利用复合神经网络对压力脉动信号进行特征提取;然后,将响应模型转化为目标函数,对神经网络的学习过程进行软性约束,使学习到的特征具有明确的物理意义。最后,根据学习到的物理特征的距离来评估磨损状态。LAKSHMANAN 等^[205]提出了一种利用机器学习方法进行外啮合齿轮泵故障预测的计算策略。首先,通过齿轮泵在健康和故障工况下的 CFD 模型生成数据集。然而,通过扰动时间序列的频率来重现其他工作条件,并生成新数据。最后,综合不同工况的数据集进行故障预测。

总体来说,齿轮泵的故障诊断方面主要存在信号处理赋能深度学习模型和物理模型赋能深度学习模型两种的方法。前者采用信号处理方法加强原始信号中的故障表征,后者利用物理模型的规律来约束深度学习的解空间,以获得更符合期望的学习结果。

4.3 柱塞泵故障智能诊断

液压系统非线性度高,系统各回路之间干涉强致使其失效形式多样、故障机理复杂;且系统内参数难以获取,导致其故障诊断困难^[206]。国内外针对数据驱动的柱塞泵故障诊断开展了一系列研究。

KALLESOE 等^[207]综合结构分析、状态观测器设计和解析冗余关系设计了一种液压泵故障诊断算法,利用结构分析法将系统划分为多个子系统是该方法的关键步骤,试验证明了此方法在诊断机械液压故障方面的可行性。LU 等^[208]提出了一种联合混沌理论的并行径向基函数网络,将多个径向基函数网络并联,并在混沌相空间重构,实现了对液压泵多类故障的诊断以及飞机关键部件液压泵的实际故障检测,在与传统的径向基函数网络方法对比试验中,验证了所提方法的优越性。DU 等^[209]针对航空柱塞泵的故障特点,提出了分层聚类算法,按照故障发生的概率区分其优先级,并设计基于统计平均功率差的聚类诊断算法用于诊断柱塞泵内泄漏量增大等无序故障,试验结果证实了该算法在同时诊断多故障过程中的可行性。HAST 等^[210]提出一种基于

集合的方法,通过定量和定性分析的方式生成故障参数集合,并以此为基础实现对液压泵参数化的故障检测与隔离。YAN 等^[211]采用一种改进的卷积神经网络方法,实现了变转速情况下柱塞泵故障的准确诊断。王少萍等^[212-213]将提取到的压力和振动特征参数进行特征层融合,进行柱塞泵松靴故障诊断,试验证明多源信息融合的方法可以有效实现液压泵微弱故障诊断。姜万录等^[214]研究了混沌振子方程中的混沌运动与间歇混沌运动,提取微弱的故障特征信号增加噪声鲁棒性,并应用于轴向柱塞泵松靴故障诊断。针对轴向柱塞泵故障特征模糊和不完备性特点,结合了多特征信息融合和贝叶斯网络,从采集的振动信号中提取多个故障特征,之后使用贝叶斯算法进行特征融合,该方法能够有效实现柱塞泵松靴和脱靴故障诊断^[215]。针对柱塞泵实际故障诊断中的类不平衡问题,提出了平衡随机森林算法,引入欠采样方法,强化了模型处理非均衡数据的能力,有效提升高度不平衡数据下的诊断精度^[216]。HE 等^[217]提出了基于多源信息融合的深度迁移学习方法,设计了多源信息融合模块,加权融合振动信号和声信号,增强了模型的动态调整能力,试验结果验证了该方法在轴向柱塞泵跨域故障诊断的性能。TANG 等^[218-220]提出了一种基于贝叶斯优化卷积神经网络的柱塞泵故障诊断算法,将声音信号进行连续小波变换后转化为时频图,实现了轴向柱塞泵磨损和松靴故障的准确分类。WANG 等^[221]针对柱塞泵测量信号易受噪声干扰的问题,提出了降噪混合注意力变分自编码器,从含噪信号中提取隐层特征,用于柱塞泵的故障诊断;针对柱塞泵故障程度识别的问题,使用物理信息神经网络,结合测量数据与出口压力脉动方程,实现柱塞磨损故障严重程度的定性识别^[222]。胡晋伟等^[223]使用超限学习机方法处理三层小波包分解的故障特征,并在不同程度滑靴磨损故障上展现出良好的应用前景。CHAO 等^[224]构建了加权支持向量数据描述模型,从信号指标中提取数据特征,从而对轴向柱塞泵进行健康评估。CHAO 等^[225]通过短时傅里叶变换将三个数据样本转换成 RGB 图像,融合多传感器数据,并采用卷积神经网络诊断柱塞泵故障。

总体来说,对于柱塞泵,由于其故障模型复杂,因此单一信号源和简单的故障分类的方法很难满足其故障诊断的需求。因此,学者们将目光集中在了故障特征挖掘和多源信息融合的故障诊断方法上。

4.4 电液伺服阀智能诊断

基于数据驱动的深度学习方法在液压阀的故障

诊断,寿命预测等问题上,展现出十分强大的能力。由于伺服阀的故障可以体现在系统的振动,压力,温度,电流等信号中,因此许多学者针对其中的一种或多种信号进行了深入的研究,提出了用于故障诊断或寿命预测的深度学习方法。

在故障诊断方面,卷积神经网络和循环神经网络作为具有强大特征提取能力的深度学习模型,已经被广泛的应用于液压阀的故障特征提取。HUANG 等^[226]针对液压系统的不同传感器数据的采样率存在巨大差异的问题,提出了一种多采样率样本的卷积神经网络模型。该方法可以自动从不同的采样率的数据中提取特征,在数据采样率高度不平衡的情况下,仍然能精确诊断液压阀等关键部件的故障。JI 等^[227]提出了一种三层结构的分层混合模型用于诊断液压阀的不同故障类型。该方法的前两层采用卷积神经网络和随机森林算法进行故障诊断,然后利用 DsmT 理论对第三层的分类结果进行信息融合来识别故障程度。此外,JI 等还提出了一种基于 D-S 证据理论和深度学习模型的智能诊断方法。该方法采用长短时记忆网络,卷积神经网络和随机森林算法三种智能分类方法自发学习故障特征,分别得出每种类型的故障概率,再通过 D-S 证据理论进行信息融合,获得更精确的诊断结果^[228]。YOO 等^[229]提出了一种针对液压阀未知故障进行诊断的卷积自编码器方法,利用卷积自编码器模型提取正常信号和故障信号的隐变量,接着使用基于超球体的聚类方法对隐变量进行聚类,识别出正常,故障和未知类。该算法不仅可以识别特定的故障类型,也可对新的故障类型进行识别。TOD 等^[230]提出了一种基于卷积神经网络和电流物理模型的故障诊断方法。该方法建立了电磁阀的电流物理模型,并利用特征归因法对卷积神经网络进行解释。

除了这两种传统的神经网络模型,近年来兴起的注意力机制网络,图网络模型和对抗网络模型也吸引了学者们的广泛关注。SHI 等^[231]提出了一种基于多传感器信息融合的故障诊断方法。该方法首先提取多传感器的统计特征和卷积神经网络提取的深度特征进行融合,形成完整稳定的多特征集合。接着利用熵加权法将相似传感器特征进行组合。最后采用引入注意力机制的双通道卷积神经网络实现精确的诊断。LI 等^[232]提出了一种滤波信息谱图小波网络的液压阀故障诊断方法。该方法在谱图小波变换的基础上建立谱图小波卷积层,将信号分解为尺度函数系数和谱图小

波系数。该模型可以同时提取低通和带通特征,防止低通滤波带来的过度平滑问题。ZHONG 等^[233]提出了一种基于多传感器信息融合的半监督学习方法,从少量的带有错误标签的数据中进行训练,对大量未标记的数据生成伪标签,并设计了一种类似生成对抗网络的自适应阈值模型来代替专家知识,智能地决定伪标签的阈值。LEI 等^[234]提出了一种基于云服务器的故障诊断方法,在云服务器上结合了主成分分析方法和极限梯度提升树模型的优势,实现了液压阀的精确诊断。

对于液压控制阀来说,其失效模式较为简单。因此绝大多数研究集中在如何利用液压控制阀运行过程中的多源信息来对故障所导致泄漏程度进行监测。

4.5 液压作动筒故障智能诊断

液压作动筒作为液压系统回路的执行机构,其工作状态受到多种因素影响,极易发生故障。国内外学者开展了大量有关液压作用器故障诊断方面的研究。

GHANBARI 等^[235]提出了一种新型人工神经网络算法,用以检测液压作动器的内泄漏故障,该方法以敏感性分析与特征提取方法为基础,通过智能算法整合特征,实现了 99.46% 的内泄漏故障检出率。MIAO 等^[236]以残差生成和深度学习为基础,构建了一种电液作动器故障诊断方法,通过反向传播神经网络生成多通道残差,并使用卷积神经网络融合多通道残差实现故障诊断。WANG 等^[237]提出了一种基于深度卷积神经网络的电液作动器故障诊断方法,针对控制系统故障,融合多传感器信息,并利用 AMESim 仿真测试平台和试验测试平台采集的数据实现故障诊断。陈换过等^[238]针对电静液伺服作动器的油滤堵塞故障,预置不同程度的油滤堵塞工况进行数据采集,并在传统自组织映射神经网络的基础上引入主成分分析法,利用各主成分贡献率对神经元竞争域值各维系数进行修正,提出了改进神经网络对系统堵塞状态进行判识。ADAMS 等^[239]使用分层分类方案,将传统的分类问题分解为许多按层次结构排列的子问题,构建分层分类器,在最小化资源消耗的同时最大化准确率,并使用强化学习方法选择分类器,实现液压执行器的状态监测。ZHANG 等^[240]提出一种基于优化深度置信网络结合自适应噪声的完备集合经验模态分解技术的故障诊断方法,对声发射信号进行处理,实现液压作动器内泄漏故障智能诊断。MOHAMMADI-ASL 等^[241]提出了一种自适应平方根无迹卡尔曼滤波器,用于

评估液压作动器非线性系统的状态,该滤波器同时自适应地估计过程噪声和量测噪声的均值和协方差,以及系统的状态,并在两个不同的非线性系统上实现状态预测。

总体来说,液压作动器的故障诊断研究主要集中在从噪声中提取出与液压作动器有关的故障特征。因此,方法也主要集中在信号处理和深度学习模型结合的方法上。

4.6 液压管路故障智能诊断与定位

航空发动机燃油控制系统的液压管路复杂,一旦发生故障,需要对故障部位进行快速定位和诊断。目前国内外学者开展了许多相关研究。

YANG 等^[242]提出了一种基于一维卷积时空融合策略的航空发动机液压管路诊断策略,融入了一种双向门控循环网络单元,集成了短序列的高维特征进行时序信息融合,在一定程度上避免了因步长过大而造成的记忆丢失和梯度发散,对于噪声信号和变压力信号,故障诊断准确率约为 95.9%;针对航空发动机液压管夹早期故障和典型故障,提出一种基于最优经验模态分解与卷积神经网络的故障智能诊断方法,使用卷积神经网络融合故障特征信息,识别故障模式^[243]。LI 等^[244]提出了卡尔曼滤波结合光纤布拉格光栅的方法来检测液压管路系统的位置故障。该方法首先基于自回归模型给出了液压管路振动信号的状态方程描述,提出了一种基于卡尔曼滤波的液压管路振动信号检测方法,并完成了液压管路的卡箍松动和碰撞故障诊断。

液压系统中管路的故障,特征十分轻微,而其带来的后果又非常严重。如何从复杂的信号中挖掘轻微的故障特征,同时快速定位到故障位置是目前研究的难点。

4.7 小结

液压系统非线性强、各部件耦合度高,故障具有隐蔽性且机理不明。智能诊断算法从数据角度出发利用其强大的特征挖掘能力实现了从数据到故障模式的非线性映射。它能避免上述不利影响,已经成功应用于航空发动机燃油控制系统的关键部件中,从发表论文数量上来看已经成为主流发展方向。但如何将智能诊断方法应用于实际工程中,是学术界和工业界共同关心的话题。航空发动机燃油控制系统工作环境恶劣、工况多变,测点数量有限且主要是正常数据,缺少故障数据。因此,针对变工况、强耦合、少测点、类不平衡数据,如何实现高效、准确的智能诊断是一项极具挑战的任务。

5 机遇与挑战

5.1 多物理场耦合建模

随着发动机性能的不不断提升, 燃油控制系统的工况条件更加恶劣, 进一步增加了燃油控制系统的复杂性。另外, 燃油控制系统本身涉及机、电、液、磁等多物理场信息。因此, 构建燃油控制系统的多物理场耦合的动力学模型面临巨大的挑战。

然而, 也要看到其中的机遇。通过考虑流固热耦合效应、边界层扰动、湍流转捩等可以提高流场的模拟仿真的精度。并且将电、磁、热效应对机械部件的作动引入流场边界的优化中, 可以进一步优化多物理场的耦合效应, 提高模型的准确性。

此外, 社会投入大量资金构建系统级多场耦合试验平台开展燃油控制系统故障模拟及性能测试, 为物理模型的验证提供了必备条件, 必将进一步促进多物理场耦合建模的发展。

5.2 稀疏时频特征提取

航空发动机运行条件下信号获取困难, 振动测点少, 且传递路径复杂, 外源噪声干扰严重; 压力信号受上下游多源耦合扰动, 具有强非线性。因此, 从强非线性、强时变的振动和压力信号中挖掘有效故障信息尤为困难。

但也应看到, 通过挖掘信号在时频域的稀疏特性, 并通过灵活的目标函数构造以及严格的数学模型约束, 加之优化方法的快速求解, 为燃油控制系统多源信号解耦与强时变特征提取提供了可能性。

此外, 利用非线性匹配追踪, 对稀疏时频分解进一步优化, 可以更好的适应燃油控制系统信号的强非线性。

5.3 知识数据双驱动的可解释智能诊断

航空发动机燃油控制系统性能的好坏直接影响飞行的安全性。其属于风险敏感领域, 人们在注重故障诊断模型精度的同时, 越来越开始关注决策的可靠性, 而决策的可靠性通常是由模型的可解释性保证的^[245]。数据驱动诊断模型本身是黑箱模型, 其可解释性研究是一个重大挑战。

但也应看到, 将先验知识嵌入到神经网络中, 约束网络行为符合物理规律, 从而实现局部或全局可解释。通过构建燃油控制系统的高保真的仿真模型实现数据增强, 使诊断模型学到观测数据的物理结构来增强可解释性。另外, 利用微分方程表示燃油控制系统的动态演化过程时, 可以将其引入到数

据模型的优化学习中, 实现部分可解释。

此外, 利用信号处理技术对燃油控制系统信号进行分析, 并将其融入网络模型中, 来引导模型的优化路径, 使学习结果符合先验知识。

5.4 模型轻量化与部署

可靠的燃油控制系统是保障发动机性能的关键, 伴随发动机智能化发展需求, 燃油控制系统的健康管理已成为急需攻克的关键技术之一。燃油控制系统故障具有隐蔽性、强非线性、强耦合性等特点。因此, 如何在边缘端分布式布置可靠的、高效的燃油控制系统健康管理模型实时进行故障预警监测是面临的一大挑战。

但也应看到, 通过合理的模型结构设计、有效的训练方法和鲁棒性优化等, 可以保证高轻量化模型仍然具有较高的准确率和鲁棒性。另外, 在边缘智能场景下, 让轻量化模型研发、硬件部署任务流程能以模型为工作中心进行流转, 实现资源共享, 将进一步提升燃油控制系统故障诊断的时效性和准确性^[246]。

6 总结

随着现代发动机性能逐渐提高, 迫使燃油控制系统的工作环境更加恶劣, 恶劣的服役环境导致燃油泵、伺服阀和液压作动筒等部件故障频发。另外, 燃油控制系统本身具有少测点、变工况、强干扰和强耦合等特点。因此, 研究燃油控制系统故障诊断技术既有工程意义又有科学意义。

首先, 根据不同的建模策略, 将故障诊断技术归纳为基于模型的故障诊断技术、基于信号处理的故障诊断技术和基于人工智能的故障诊断技术, 并结合燃油控制系统的特点对离心泵、齿轮泵、柱塞泵、伺服阀、作动筒及管路等关键元件分别进行研究现状综述。其次, 基于燃油控制系统高温、高压、强振动等恶劣工况对关键元件服役性能的影响, 分析了现有故障诊断技术应用于燃油控制系统时存在鲁棒性较低、可靠性较差及时效性不足等问题。最后, 针对上述问题分别从以下四个方面进行技术展望, 即: 多物理场耦合建模、稀疏时频特征提取、知识数据双驱动的可解释智能诊断、模型轻量化与部署。

我们希望本文综述有助于增加本领域研究者对燃油控制系统故障诊断最新进展的了解, 并推动故障诊断技术在燃油控制系统中的发展与应用。

参 考 文 献

- [1] 姚华, 黄金泉. 航空发动机燃油及控制系统设计[M]. 北京: 科学出版社, 2022.
- YAO Hua, HUANG Jinquan. Design of aviation engine fuel and control system[M]. Beijing: Science Press, 2022.
- [2] LI J, KING S, JENNIONS I. Intelligent fault diagnosis of an aircraft fuel system using machine learning-a literature review[J]. Machines, 2023, 11(4): 481.
- [3] Air Accidents Investigation Branch. Report on the Accident to Boeing 777-236ER, G-YMMM, at London Heathrow Airport on 17 January 2008[EB/OL]. [2022-10-1]. <https://www.gov.uk/aaib-reports/1-2010-boeing-777-236er-g-ymmm-17-january-2008>.
- [4] INSLEY J, TURKOGLU C. A contemporary analysis of aircraft maintenance-related accidents and serious incidents[J]. Aerospace, 2020, 7(6): 81.
- [5] Aircraft Accident Investigation Group of Bangladesh. Boeing 777-300ER Aircraft Serious Incident Investigation in Bangladesh[EB/OL]. [2022-10-1]. <http://www.caab.gov.bd/aaig/S2-AFP.pdf>.
- [6] Transport Safety Investigation Bureau. B777-300ER, REGISTRATION 9V-SWB ENGINE FIRE[EB/OL]. [2022-10-01]. <https://www.skybrary.aero/bookshelf/final-report-engine-fire-b777-300er-9v-swb-singapore-27-june-2016>.
- [7] JOHNSON S B, GORMLEY T, KESSLER S, et al. System health management : with aerospace applications[M]. Chichester: John Wiley & Sons, 2011.
- [8] BARTLETT L M, HURDLE E E, KELLY E M. Integrated system fault diagnostics utilising digraph and fault tree-based approaches[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2009, 94(6): 1107-1115.
- [9] ZAPOROWSKA A, LIU H, SKAF Z, et al. A clustering approach to detect faults with multi-component degradations in aircraft fuel systems[J]. IFAC-PapersOnLine, 2020, 53(3): 113-118.
- [10] KELLY E M, BARTLETT L M. Aircraft fuel rig system fault diagnostics based on the application of digraphs[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability, 2007, 221(4): 275-284.
- [11] HURDLE E E, BARTLETT L M, ANDREWS J D. Fault diagnostics of dynamic system operation using a fault tree based method[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2009, 94(9): 1371-1380.
- [12] LONG H, WANG X. Aircraft fuel system diagnostic fault detection through expert system[C]// 2008 7th World Congress on Intelligent Control and Automation. IEEE, 2008: 7104-7107.
- [13] JIGAJINNI V S, UPENDRANATH V. ANFIS-based fault diagnosis tool for a typical small aircraft fuel system[C]// Proceeding of International Conference on Intelligent Communication, Control and Devices: ICICCD 2016. Springer Singapore, 2017: 391-405.
- [14] ZHANG X, PISU P. An unscented kalman filter based on-line diagnostic approach for PEM fuel cell flooding[J]. International Journal of Prognostics and Health Management, 2014, 5(1): 1-18.
- [15] RÍOS H, DAVILA J, FRIDMAN L, et al. Fault detection and isolation for nonlinear systems via high order sliding mode multiple observer[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2015, 25(16): 2871-2893.
- [16] RAI A, UPADHYAY S H. A review on signal processing techniques utilized in the fault diagnosis of rolling element bearings[J]. Tribology International, 2016, 96: 289-306.
- [17] SAIMURUGAN M, NITHESH R. Intelligent fault diagnosis model for rotating machinery based on fusion of sound signals[J]. International Journal of Prognostics and Health Management, 2016, 7(2): 1-10.
- [18] MURALIDHARAN V, SUGUMARAN V. A comparative study of Naïve Bayes classifier and Bayes net classifier for fault diagnosis of monoblock centrifugal pump using wavelet analysis[J]. Applied Soft Computing, 2012, 12(8): 2023-2029.
- [19] SHEN T, WAN F, CUI W, et al. Application of prognostic and health management technology on aircraft fuel system[C]// 2010 Prognostics and System Health Management Conference. IEEE, 2010: 1-7.
- [20] LAMOUREUX B, MASSÉ J R, MECHBAL N. An approach to the health monitoring of a pumping unit in an aircraft engine fuel system[C]// PHM Society European Conference, 2012, 1(1): 1-7.
- [21] WANG H, SONG B, WAN F. Research on fault pattern recognition for aircraft fuel system with its performance simulation[C]// 2011 2nd International Conference on Artificial Intelligence, Management Science and Electronic Commerce (AIMSEC). IEEE, 2011: 4231-4235.
- [22] ZHANG S, LI M, ZHENG H, et al. Aircraft fuel system fuzzy FMEA and FMECA analysis[C]// First international

- conference on information sciences, machinery, materials and energy. Atlantis Press, 2015: 378-382.
- [23] GAO Z, MA C, SONG D, et al. Deep quantum inspired neural network with application to aircraft fuel system fault diagnosis[J]. *Neurocomputing*, 2017, 238: 13-23.
- [24] ZAPOROWSKA A, LIU H, SKAF Z, et al. A clustering approach to detect faults with multi-component degradations in aircraft fuel systems[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2020, 53(3): 113-118.
- [25] JIGAJINNI V S, UPENDRANATH V. Health management of a typical small aircraft fuel system using an adaptive technique[C]// 2018 IEEE 25th International Conference on High Performance Computing Workshops (HiPCW). IEEE, 2018: 104-111.
- [26] LIU H, ZHAO Y, ZAPOROWSKA A, et al. A machine learning-based clustering approach to diagnose multi-component degradation of aircraft fuel systems[J]. *Neural Computing and Applications*, 2020: 1-17.
- [27] SKAF Z, ABDULMOUTI H, ALBLOOSHI S, et al. Fault detection for aircraft fuel system with machine learning techniques[C]// 2023 Advances in Science and Engineering Technology International Conferences (ASET). IEEE, 2023: 1-6.
- [28] JIAO X, JING B, HUANG Y, et al. Research on fault diagnosis of airborne fuel pump based on EMD and probabilistic neural networks[J]. *Microelectronics Reliability*, 2017, 75: 296-308.
- [29] BEARD R V. Failure accommodation in linear system through selfreorganization[D]. Massachusetts : Massachusetts Institute of Technology, 1971.
- [30] GAO Z, CECATI C, DING S X. A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques—Part I: Fault diagnosis with model-based and signal-based approaches[J]. *IEEE transactions on industrial electronics*, 2015, 62(6): 3757-3767.
- [31] MALAGO M, MUCCHI E, DALPIAZ G. Fault detection in heavy duty wheels by advanced vibration processing techniques and lumped parameter modeling[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 70: 141-160.
- [32] XUE S, HOWARD I. Torsional vibration signal analysis as a diagnostic tool for planetary gear fault detection[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 100: 706-728.
- [33] LI F, QIN Y, GE L, et al. Influences of planetary gear parameters on the dynamic characteristics—a review[J]. *Journal of Vibroengineering*, 2015, 17(2): 574-586.
- [34] TIAN Z, ZUO M J, WU S. Crack propagation assessment for spur gears using model-based analysis and simulation[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2012, 23: 239-253.
- [35] LIANG X H, LIU Z L, PAN J, et al. Spur gear tooth pitting propagation assessment using model-based analysis[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 30: 1369-1382.
- [36] ZHAI S, WANG W, YE H. Fault diagnosis based on parameter estimation in closed - loop systems[J]. *IET Control Theory & Applications*, 2015, 9(7): 1146-1153.
- [37] SOBHANI-TEHRANI E, TALEBI H A, Khorasani K. Hybrid fault diagnosis of nonlinear systems using neural parameter estimators[J]. *Neural Networks*, 2014, 50: 12-32.
- [38] NAGY-KISS A M, SCHUTZ G, RAGOT J. Parameter estimation for uncertain systems based on fault diagnosis using Takagi–Sugeno model[J]. *Isa Transactions*, 2015, 56: 65-74.
- [39] JIA F, CAO F, GUO Y, et al. Active fault diagnosis for a class of closed-loop systems via parameter estimation[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2022, 359(8): 3979-3999.
- [40] DE SOUZA R P P, AGULHARI C M, GOEDEL A, et al. Inter-turn short-circuit fault diagnosis using robust adaptive parameter estimation[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2022, 139: 107999.
- [41] FENG Y, WANG Y, MO Y, et al. Computation-efficient fault detection framework for partially known nonlinear distributed parameter systems[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2023: 1-13.
- [42] CASSEZ F, TRIPAKIS S. Fault diagnosis with static and dynamic observers[J]. *Fundamenta informaticae*, 2008, 88(4): 497-540.
- [43] CAPISANI L M, FERRARA A, DE LOZA A F, et al. Manipulator fault diagnosis via higher order sliding-mode observers[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2012, 59(10): 3979-3986.
- [44] ZHIRABOK A N, SHUMSKY A E, ZUEV A V. Fault diagnosis in linear systems via sliding mode observers[J]. *International Journal of Control*, 2021, 94(2): 327-335.
- [45] RAIMONDO D M, MARSEGLIA G R, BRAATZ R D, et al. Closed-loop input design for guaranteed fault diagnosis using set-valued observers[J]. *Automatica*, 2016, 74: 107-117.
- [46] BLES A J, JIMÉNEZ P, ROTONDO D, et al. An interval

- NLPV parity equations approach for fault detection and isolation of a wind farm[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 62(6): 3794-3805.
- [47] BLES A J, JIMÉNEZ P, ROTONDO D, et al. Fault diagnosis of a wind farm using interval parity equations[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2014, 47(3): 4322-4327.
- [48] BECKERLE P, SCHAEDE H, BUTZEK N, et al. Balancing filters: An approach to improve model-based fault diagnosis based on parity equations[J]. Mechanical systems and signal processing, 2012, 29: 137-147.
- [49] SONG H, HAN P, ZHANG J, et al. Fault diagnosis method for closed-loop satellite attitude control systems based on a fuzzy parity equation[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2018, 14(10): 1550147718805938.
- [50] MATTOS W J, ARAÚJO R E. Fault diagnosis in DC-DC power converters based on parity equations[C]// 2020 International Young Engineers Forum (YEF-ECE). IEEE, 2020: 13-18.
- [51] 何正嘉, 瞿艳阳, 张西宁. 现代信号处理及工程应用[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2007
- HE Zhengjia, ZI Yanyang, ZHANG Xining. Modern signal processing and engineering applications[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2007.
- [52] RAI V K, MOHANTY A R. Bearing fault diagnosis using FFT of intrinsic mode functions in Hilbert-Huang transform[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(6): 2607-2615.
- [53] SHABBIR M N S K, LIANG X. A DFFT and coherence analysis-based fault diagnosis approach for induction motors fed by variable frequency drives[C]// 2020 IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE). IEEE, 2020: 1-5.
- [54] LEE J S, YOON T M, LEE K B. Bearing fault detection of IPMSMs using zoom FFT[J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2016, 11(5): 1235-1241.
- [55] IBARRA-ZARATE D, TAMAYO-PAZOS O, VALLEJO-GUEVARA A. Bearing fault diagnosis in rotating machinery based on cepstrum pre-whitening of vibration and acoustic emission[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 104: 4155-4168.
- [56] 屈梁生, 陈岳东. 计算机辅助监测与诊断技术[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 1989.
- QU Liangsheng, CHEN Yuedong. Computer aided monitoring and diagnosis technology[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 1989.
- [57] TONG C, WANG S, SELESNICK I, et al. Ridge-aware weighted sparse time-frequency representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2020, 69: 136-149.
- [58] LIU H, LI L, MA J. Rolling bearing fault diagnosis based on STFT-deep learning and sound signals[J]. Shock and Vibration, 2016, 2016: 6127479.
- [59] CHEN J, LI Z, PAN J, et al. Wavelet transform based on inner product in fault diagnosis of rotating machinery: A review[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 70: 1-35.
- [60] WANG J, DU G, ZHU Z, et al. Fault diagnosis of rotating machines based on the EMD manifold[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 135: 106443.
- [61] CLIMENTE ALARCON V, ANTONINO DAVIU J A, RIERA-GUASP M, et al. Induction motor diagnosis by advanced notch FIR filters and the Wigner-Ville distribution[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2013, 61(8): 4217-4227.
- [62] LEI Y, YANG B, JIANG X, et al. Applications of machine learning to machine fault diagnosis: A review and roadmap[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 138: 106587.
- [63] DUAN L, XIE M, WANG J, et al. Deep learning enabled intelligent fault diagnosis: Overview and applications[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2018, 35(5): 5771-5784.
- [64] NAN C, KHAN F, IQBAL M T. Real-time fault diagnosis using knowledge-based expert system[J]. Process safety and environmental protection, 2008, 86(1): 55-71.
- [65] YANG Z, KONG C, WANG Y, et al. Fault diagnosis of mine asynchronous motor based on MEEMD energy entropy and ANN[J]. Computers & Electrical Engineering, 2021, 92: 107070.
- [66] YIN Z, HOU J. Recent advances on SVM based fault diagnosis and process monitoring in complicated industrial processes[J]. Neurocomputing, 2016, 174: 643-650.
- [67] MOOSAVIAN A, AHMADI H, TABATABAEEFAR A, et al. Comparison of two classifiers; K-nearest neighbor and artificial neural network, for fault diagnosis on a main engine journal-bearing[J]. Shock and Vibration, 2013, 20(2): 263-272.
- [68] ABDALLAH I, NTERTIMANIS V, MYLONAS C, et al. Fault diagnosis of wind turbine structures using decision tree learning algorithms with big data[J]. Safety and

- Reliability-Safe Societies in a Changing World, 2018: 3053-3061.
- [69] WANG X, QIN Y, WANG Y, et al. ReLTanh: An activation function with vanishing gradient resistance for SAE-based DNNs and its application to rotating machinery fault diagnosis[J]. *Neurocomputing*, 2019, 363: 88-98.
- [70] ZHU J, HU T, JIANG B, et al. Intelligent bearing fault diagnosis using PCA-DBN framework[J]. *Neural Computing and Applications*, 2020, 32: 10773-10781.
- [71] EREN L, INCE T, KIRANYAZ S. A generic intelligent bearing fault diagnosis system using compact adaptive 1D CNN classifier[J]. *Journal of Signal Processing Systems*, 2019, 91: 179-189.
- [72] WEN L, LI X, GAO L. A transfer convolutional neural network for fault diagnosis based on ResNet-50[J]. *Neural Computing and Applications*, 2020, 32: 6111-6124.
- [73] LONG M, WANG J, CAO Y, et al. Deep learning of transferable representation for scalable domain adaptation[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2016, 28(8): 2027-2040.
- [74] XIE Y, ZHANG T. A transfer learning strategy for rotation machinery fault diagnosis based on cycle-consistent generative adversarial networks[C]// 2018 Chinese automation congress (CAC). IEEE, 2018: 1309-1313.
- [75] SHEN F, CHEN C, YAN R, et al. Bearing fault diagnosis based on SVD feature extraction and transfer learning classification[C]// 2015 prognostics and system health management conference (PHM). IEEE, 2015: 1-6.
- [76] SHAO S, MCALEER S, YAN R, et al. Highly accurate machine fault diagnosis using deep transfer learning[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, 15(4): 2446-2455.
- [77] KARNIADAKIS G E, KEVREKIDIS I G, LU L, et al. Physics-informed machine learning[J]. *Nature Reviews Physics*, 2021, 3(6): 422-440.
- [78] BECKERLE P, SCHAEDE H, BUTZEK N, et al. Balancing filters: An approach to improve model-based fault diagnosis based on parity equations[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, 29: 137-147.
- [79] NAN G, CHEN E, YANG A. Dynamic characteristics of centrifugal pump induced by fluid and motor excitation forces[J]. *Journal of Vibroengineering*, 2015, 17(7): 3909-3918.
- [80] NAN G, ZHANG Y. Influence of parameters on vibrations for centrifugal pump based on the modal dynamics method[C]// 2015 International conference on Applied Science and Engineering Innovation. Atlantis Press, 2015: 2113-2118.
- [81] ABDEL FATAH A A, HASSAN M A, LOTFY M, et al. Health monitoring of centrifugal pumps using digital models[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 2019, 141(9): 091014.
- [82] LUO X, YANG J. Analysis and research on vibration characteristics of nuclear centrifugal pumps rotor rubbing fault[C]// *Journal of Physics: Conference Series*. IOP Publishing, 2022, 2403(1): 012014.
- [83] YU T, SHUAI Z, WANG X, et al. Mechanism of the rotor-stator interaction in a centrifugal pump with guided vanes based on dynamic mode decomposition[J]. *Physics of Fluids*, 2022, 34(8): 087103.
- [84] LIU X, LIU J, JIA L, et al. Performance analysis of a centrifugal pump based on noise[J]. *Science and Technology for the Built Environment*, 2021, 27(9): 1256-1268.
- [85] KUMAR S R, INIYAL U S, HARSHITHA V, et al. Anomaly detection in centrifugal pumps using model based approach[C]// 2022 8th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS). IEEE, 2022, 1: 427-433.
- [86] MUCCHI E, DALPIAZ G, RIVOLA A. Elastodynamic analysis of a gear pump. Part II: Meshing phenomena and simulation results[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2010, 24(7): 2180-2197.
- [87] DEL C D, CASTILLA R, RAUSH G A, et al. Numerical analysis of external gear pumps including cavitation[J]. *Journal of Fluids Engineering*, 2012, 134(8): 081105.
- [88] MUCCHI E, RIVOLA A, DALPIAZ G. Modelling dynamic behaviour and noise generation in gear pumps: Procedure and validation[J]. *Applied Acoustics*, 2014, 77: 99-111.
- [89] PELLEGRINI M, VACCA A. A CFD-radial motion coupled model for the evaluation of the features of journal bearings in external gear machines[C]// *Fluid Power Systems Technology*. American Society of Mechanical Engineers, 2015, 57236: V001T01A025.
- [90] FROSINA E, SENATORE A, RIGOSI M. Study of a high-pressure external gear pump with a computational fluid dynamic modeling approach[J]. *Energies*, 2017, 10(8): 1113.
- [91] WOO S, OPPERWALL T, VACCA A, et al. Modeling noise sources and propagation in external gear pumps[J].

- Energies, 2017, 10(7): 1068.
- [92] GUO R, LI Y, SHI Y, et al. Research on identification method of wear degradation of external gear pump based on flow field analysis[J]. *Sensors*, 2020, 20(14): 4058.
- [93] DHOTE N, KHOND M, SANKPAL R. Wear material determination and parameters optimization of an external gear pump by Taguchi technique[J]. *Materials Today: Proceedings*, 2023, 72: 679-686.
- [94] XU W, WANG Z, ZHOU Z, et al. An advanced pressure pulsation model for external gear pump[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023, 187: 109943.
- [95] EDGE K A, DARLING J. Cylinder Pressure Transients in Oil Hydraulic Pumps with Sliding Plate Valves[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Management and engineering manufacture*, 1986, 200(1): 45-54.
- [96] EDGE K A, Darling J. The Pumping Dynamics of Swash Plate Piston Pumps[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 1989, 111(2): 307-312.
- [97] WIECZOREK U, IVANTYSYNOVA M. Computer Aided Optimization of Bearing and Sealing Gaps in Hydrostatic Machines—The Simulation Tool Caspar[J]. *International Journal of Fluid Power*, 2002, 3(1): 7-20.
- [98] DANES L, VACCA A. The influence of line and fluid parameters on pressure ripple in hydraulic transmissions[J]. *SN Applied Sciences*, 2020, 2(7): 1281.
- [99] MANRING N D. The discharge flow ripple of an axial-piston swash-plate type hydrostatic pump[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 2000, 122(2): 263-268.
- [100] LI Z, BURTON R, NIKIFORUK P. Experimental simulation of piston leakage in an axial piston pump[C]// *ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition*, 2005: 9-15.
- [101] BERGADA J M, KUMAR S, DAVIES D L, et al. A complete analysis of axial piston pump leakage and output flow ripples[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2012, 36(4): 1731-1751.
- [102] 马吉恩. 轴向柱塞泵流量脉动及配流盘优化设计研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2009.
- MA Jien. Study on flow ripple and valve plate optimization of axial piston pump[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2009.
- [103] 翟江. 海水淡化高压轴向柱塞泵的关键技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2012.
- ZHAI Jiang. Investigation into the key problems of axial piston pump for seawater desalination[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2012.
- [104] LÜ F, YE S, ZHANG J, et al. Theoretical and simulation investigations on flow ripple reduction of axial piston pumps using nonuniform distribution of pistons[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 2021, 143(4): 041008.
- [105] SHI C, WANG S, WANG X, et al. Wear modelling of slipper/swashplate pair for highspeed piston pump under transient lubrication conditions[C]// *2021 IEEE 16th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*. Chengdu, China: IEEE, 2021: 2124-2129.
- [106] XIA S, XIA Y, XIANG J. Modelling and fault detection for specific cavitation damage based on the discharge pressure of axial piston pumps[J]. *Mathematics, Multidisciplinary Digital Publishing Institute*, 2022, 10(14): 2461.
- [107] YE S, ZHANG J, XU B, et al. Theoretical investigation of the contributions of the excitation forces to the vibration of an axial piston pump[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 129: 201-217.
- [108] YE S, ZHANG J, XU B, et al. A theoretical dynamic model to study the vibration response characteristics of an axial piston pump[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 150: 107237.
- [109] XU H, ZHANG J, SUN G, et al. The direct measurement of the cylinder block dynamic characteristics based on a non-contact method in an axial piston pump[J]. *Measurement*, 2021, 167: 108279.
- [110] ZHANG J, XU H, CHEN J, et al. Modeling and analysis of the tilt behavior of the cylinder block in a high-speed axial piston pump[J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2022, 170: 104735.
- [111] ZHANG J, SHEN Y, GAN M, et al. Multi-objective optimization of surface texture for the slipper/swash plate interface in EHA pumps[J]. *Frontiers of Mechanical Engineering*, 2022, 17(4): 48.
- [112] SHANG L, IVANTYSYNOVA M. Scaling criteria for axial piston machines based on thermo-elastohydrodynamic effects in the tribological interfaces[J]. *Energies*, 2018, 11(11): 3210.
- [113] CHACON R, IVANTYSYNOVA M. Virtual prototyping of axial piston machines: Numerical method and experimental validation[J]. *Energies*, 2019, 12(9): 1674.
- [114] 王克龙. 轴向柱塞泵柱塞副微运动及润滑油膜的特性研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.

- WANG Kelong. Micro-motion and lubrication characteristics of piston-cylinder interface in axial piston pump[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019.
- [115] XU B, SHEN J, LIU S, et al. Research and development of electro-hydraulic control valves oriented to industry 4.0: a review[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2020, 33(1): 1-20.
- [116] ZHANG J, WANG D, XU B, et al. Flow control of a proportional directional valve without the flow meter[J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2019, 67: 131-141.
- [117] YANG M, ZHANG J, XU B. Experimental study and simulation analysis on electromagnetic characteristics and dynamic response of a new miniature digital valve[J]. Advances in Materials Science and Engineering, 2018, 2018: 1-8.
- [118] LU Z, ZHANG J, XU B, et al. Deadzone compensation control based on detection of micro flow rate in pilot stage of proportional directional valve[J]. ISA transactions, 2019, 94: 234-245.
- [119] ZHANG J, LU Z, XU B, et al. Investigation on the dynamic characteristics and control accuracy of a novel proportional directional valve with independently controlled pilot stage[J]. ISA transactions, 2019, 93: 218-230.
- [120] LI J, XIAO M, LIANG Y, et al. Three-dimensional simulation and prediction of solenoid valve failure mechanism based on finite element model[C]// IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. IOP Publishing, 2018, 108(2): 022035.
- [121] LI J, XIAO M, SUN Y, et al. Failure mechanism study of direct action solenoid valve based on thermal-structure finite element model[J]. IEEE Access, 2020, 8: 58357-58368.
- [122] ANGADI S V, JACKSON R L, CHOE S Y, et al. Reliability and life study of hydraulic solenoid valve. Part 1: A multi-physics finite element model[J]. Engineering Failure Analysis, 2009, 16(3): 874-887.
- [123] ANGADI S V, JACKSON R L, CHOE S, et al. Reliability and life study of hydraulic solenoid valve. Part 2: Experimental study[J]. Engineering Failure Analysis, 2009, 16(3): 944-963.
- [124] JO S H, SEO B, OH H, et al. Model-based fault detection method for coil burnout in solenoid valves subjected to dynamic thermal loading[J]. IEEE Access, 2020, 8: 70387-70400.
- [125] PEDERSEN H C, BAK-JENSEN T, JESSEN R H, et al. Temperature-independent fault detection of solenoid-actuated proportional valve[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2022, 27(6): 4497-4506.
- [126] RADUENZ H, MENDOZA Y E A, FERRONATTO D, et al. Online fault detection system for proportional hydraulic valves[J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2018, 40: 1-20.
- [127] YANG L, LIU J, SUN R, et al. Spline adaptive filters based on real-time over-sampling strategy for nonlinear system identification[J]. Nonlinear Dynamics, 2021, 103: 657-675.
- [128] YLINEN A, MARJAMÄKI H, MÄKINEN J. A hydraulic cylinder model for multibody simulations[J]. Computers & Structures, 2014, 138: 62-72.
- [129] QI H, ZHAO D, LIU D, et al. Double redundancy electro-hydrostatic actuator fault diagnosis method based on progressive fault diagnosis method[J]. Actuators, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2022, 11(9): 264.
- [130] JAISWAL S, SOPANEN J, MIKKOLA A. Efficiency comparison of various friction models of a hydraulic cylinder in the framework of multibody system dynamics[J]. Nonlinear Dynamics, 2021, 104(4): 3497-3515.
- [131] ORTIZ J F, BORRÁS C, SEPULVEDA D. Fault detection and diagnosis for a nonlinear hydraulic actuator[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, IOP Publishing, 2019, 575(1): 012014.
- [132] GARIMELLA P, YAO B. Fault detection of an electro-hydraulic cylinder using adaptive robust observers[C]// Fluid Power Systems and Technology. Anaheim, California, USA: ASMEDC, 2004: 119-128.
- [133] LIU Y, TIAN L, LI Z, et al. Fault modeling of electro hydraulic actuator in gas turbine control system based on Matlab/Simulink[C]// 2021 33rd Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Kunming, China: IEEE, 2021: 2086-2091.
- [134] RUDERMAN M. Full- and reduced-order model of hydraulic cylinder for motion control[C]// IECON 2017 - 43rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. 2017: 7275-7280.
- [135] GAMEZ-MONTERO P J, SALAZAR E, CASTILLA R, et al. Misalignment effects on the load capacity of a hydraulic cylinder[J]. International Journal of Mechanical Sciences, 2009, 51(2): 105-113.

- [136] MADDAHI A, SEPEHRI N, KINSNER W. A practical approach for designing fault-tolerant position controllers in hydraulic actuators: Methodology and experimental validation[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 2020, 142(8): 081001.
- [137] SAEEDZADEH A, HABIBI S, ALAVI M, et al. A robust model-based strategy for real-time fault detection and diagnosis in an electro-hydraulic actuator using updated interactive multiple model smooth variable structure filter[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 2023, 145(10): 101006.
- [138] IJAZ S, YAN L, HAMAYUN M T, et al. Active fault tolerant control scheme for aircraft with dissimilar redundant actuation system subject to hydraulic failure[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2019, 356(3): 1302-1332.
- [139] DAO H V, TRAN D T, AHN K K. Active fault tolerant control system design for hydraulic manipulator with internal leakage faults based on disturbance observer and online adaptive identification[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 23850-23862.
- [140] PHAN V D, TRUONG H V A, AHN K K. Actuator failure compensation-based command filtered control of electro-hydraulic system with position constraint[J]. *ISA Transactions*, 2023, 134: 561-572.
- [141] DU PHAN V, AHN K K. Disturbance observer-based adaptive fault-tolerant control of an electro-hydraulic actuator with output constraint[C]// 2022 13th Asian Control Conference (ASCC). 2022: 1156-1160.
- [142] SONG C, YANG Y. Nonlinear-observer-based neural fault-tolerant control for a rehabilitation exoskeleton joint with electro-hydraulic actuator and error constraint[J]. *Applied Sciences, Multidisciplinary Digital Publishing Institute*, 2023, 13(14): 8294.
- [143] CHAI Q, ZENG J, MA H, et al. A dynamic modeling approach for nonlinear vibration analysis of the L-type pipeline system with clamps[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2020, 33(12): 3253-3265.
- [144] GAO P, ZHAI J, YAN Y, et al. A model reduction approach for the vibration analysis of hydraulic pipeline system in aircraft[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2016, 49: 144-153.
- [145] MIKOTA G, HAAS R, LUKACHEV E. Compensation of a hydraulic pipeline resonance by fluid-structure interaction[J]. *International Journal of Fluid Power*, Taylor & Francis, 2018, 19(1): 14-26.
- [146] GAO P, ZHAI J, HAN Q. Dynamic response analysis of aero hydraulic pipeline system under pump fluid pressure fluctuation[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, IMECHE*, 2019, 233(5): 1585-1595.
- [147] DOU J, YANG T, YU X, et al. Model-driven fault diagnosis of slant cracks in aero-hydraulic straight pipes[J]. *Advances in Mechanical Engineering, SAGE Publications*, 2020, 12(9): 1687814020954970.
- [148] SAMANIPOUR P, POSHTAN J, SADEGHI H. Cavitation detection in centrifugal pumps using pressure time-domain features[J]. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 2017, 25(5): 4287-4298.
- [149] AL-OBAIDI A R, TOWSYFYAN H. An experimental study on vibration signatures for detecting incipient cavitation in centrifugal pumps based on envelope spectrum analysis[J]. *Journal of Applied Fluid Mechanics*, 2019, 12(6): 2057-2067.
- [150] LIANG X, LUO Y, DENG F, et al. Investigation on vibration signal characteristics in a centrifugal pump using EMD-LS-MFDFA[J]. *Processes*, 2022, 10(6): 1169.
- [151] AL-OBAIDI A R. Experimental comparative investigations to evaluate cavitation conditions within a centrifugal pump based on vibration and acoustic analyses techniques[J]. *Archives of Acoustics*, 2020, 45(3): 541-556.
- [152] AL-OBAIDI A R, MISHRA R. Experimental investigation of the effect of air injection on performance and detection of cavitation in the centrifugal pump based on vibration technique[J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2020, 45: 5657-5671.
- [153] KUMAR A, GANDHI C P, ZHOU Y, et al. Variational mode decomposition based symmetric single valued neutrosophic cross entropy measure for the identification of bearing defects in a centrifugal pump[J]. *Applied Acoustics*, 2020, 165: 107294.
- [154] YANG Y, ZHENG H, YIN J, et al. Refined composite multivariate multiscale symbolic dynamic entropy and its application to fault diagnosis of rotating machine[J]. *Measurement*, 2020, 151: 107233.
- [155] MISHRA L, KUMAR M, CHANDRAWANSHI M L. Failure analysis of ball bearing in centrifugal pump using envelope and demodulation techniques[J]. *Materials Today: Proceedings*, 2022, 56: 760-767.

- [156] GAO S X, CHEN X H, DING Y. Fault recognition of gear pump based on EMD neural network[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2013, 333: 1635-1639.
- [157] COTOGNO M, COCCONCELLI M, RUBINI R. Development of a monitoring system for air bubbles detection in an internal gears pump[C]// *Surveillance International Conference*. 2013, 7: 1-9.
- [158] SIANO D, PANZA M A. Diagnostic method by using vibration analysis for pump fault detection[J]. *Energy Procedia*, 2018, 148: 10-17.
- [159] HAN Z Y. Fault diagnosis of gear pump based on Sparse representation[C]// *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. IOP Publishing, 2019, 563(3): 032003.
- [160] ZARZYCKI E. Innovation report: A methodology for estimating gear pump wear-out reliability using pump pressure ripple and an extremely small sample size-the case study of a heavy-duty diesel engine lubrication gear pump[D]. Warwick: University of Warwick, 2020.
- [161] LEE M S, SHIFAT T A, HUR J W. Kalman filter assisted deep feature learning for RUL prediction of hydraulic gear pump[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(11): 11088-11097.
- [162] PICHLER K, HAAS R, PUTZ V, et al. Degradation detection for internal gear pumps using pressure reduction time maps[C]// *Annual Conference of the PHM Society*. 2021, 13(1).
- [163] MITCHELL M R, LINK R E, CHEN H X, et al. Testing and evaluation of water hydraulic components by acoustic emission and wavelet analysis[J]. *Journal of Testing and Evaluation*, 2008, 36(6): 101207.
- [164] LU C, WANG S, ZHANG C. Fault diagnosis of hydraulic piston pumps based on a two-step EMD method and fuzzy C-means clustering[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 2016, 230(16): 2913-2928.
- [165] ZHAO W, WANG Z, MA J, et al. Fault diagnosis of a hydraulic pump based on the CEEMD-STFT time-frequency entropy method and multiclass SVM classifier[J]. *Shock and Vibration*, 2016, 2016: 1-8.
- [166] KUMAR A, TANG H, VASHISHTHA G, et al. Noise subtraction and marginal enhanced square envelope spectrum (MESES) for the identification of bearing defects in centrifugal and axial pump[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2022, 165: 108366.
- [167] 陈章位, 吕红兵, 路甬祥. Wigner 谱理论及其在柱塞泵故障诊断中的应用[J]. *中国机械工程*, 1992(4): 7-9, 6.
CHEN Zhangwei, LÜ Hongbing, LU Yongxiang. Wigner spectral theory and its application in fault diagnosis of piston pumps[J]. *China Mechanical Engineering*, 1992(4): 7-9, 6.
- [168] 高强. 基于信号消噪与能量算子解调的柱塞泵故障诊断研究[D]. 温州: 温州大学, 2019.
GAO Qiang. Fault diagnosis for axial piston pumps based on signal de-noising and teager energy operator demodulation[D]. Wenzhou: Wenzhou University, 2019.
- [169] XIAO C, TANG H, REN Y, et al. Adaptive MOMEDA based on improved advance-retreat algorithm for fault features extraction of axial piston pump[J]. *ISA Transactions*, 2022, 128: 503-520.
- [170] ZHU Y, TANG S, YUAN S. Multiple-signal defect identification of hydraulic pump using an adaptive normalized model and S transform[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, 124: 106548.
- [171] WANG D, LIU S, HUANG W, et al. An online wear state identification method for axial piston pump key friction pair based on FSANN[C]// *2022 International Conference on Sensing, Measurement & Data Analytics in the era of Artificial Intelligence (ICSMD)*. 2022: 1-6.
- [172] 王登铭. 基于 PSO-BP 神经网络的柱塞泵故障诊断方法的研究[D]. 南京: 东南大学, 2018.
WANG Dengming. Research on fault diagnosis method of axial piston pump based on PSO-BP neural network[D]. Nanjing: Southeast University, 2018.
- [173] UTAH M N, JUNG J C. Fault state detection and remaining useful life prediction in AC powered solenoid operated valves based on traditional machine learning and deep neural networks[J]. *Nuclear Engineering and Technology*, 2020, 52(9): 1998-2008.
- [174] GUO W, CHENG J, TAN Y, et al. Solenoid valve fault diagnosis based on genetic optimization MKSVM[C]// *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. IOP Publishing, 2018, 170(4): 042134.
- [175] GUO H, WANG K, CUI H, et al. A novel method of fault detection for solenoid valves based on vibration signal measurement[C]// *2016 IEEE International Conference on Internet of Things (iThings) and IEEE Green Computing and Communications (GreenCom) and IEEE Cyber, Physical and Social Computing (CPSCom)*

- and IEEE Smart Data (SmartData). IEEE, 2016: 870-873.
- [176] MA D, LIU Z, GAO Q, et al. Fault diagnosis of a solenoid valve based on multi-feature fusion[J]. Applied Sciences, 2022, 12(12): 5904.
- [177] PENG J, TANG X, CHEN B, et al. Failure type prediction using physical indices and data features for solenoid valve[J]. Applied Sciences, 2020, 10(4): 1323.
- [178] TANG X, XIAO M, HU B. Application of kalman filter to model-based prognostics for solenoid valve[J]. Soft Computing, 2020, 24: 5741-5753.
- [179] QIU Z, MIN R, WANG D, et al. Energy features fusion based hydraulic cylinder seal wear and internal leakage fault diagnosis method[J]. Measurement, 2022, 195: 111042.
- [180] JIN Y, SHAN C, WU Y, et al. Fault diagnosis of hydraulic seal wear and internal leakage using wavelets and wavelet neural network[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(4): 1026-1034.
- [181] LI L, HUANG Y, TAO J, et al. Featured temporal segmentation method and AdaBoost-BP detector for internal leakage evaluation of a hydraulic cylinder[J]. Measurement, 2018, 130: 279-289.
- [182] ZHAO X, HU Z, LI R, et al. Internal leakage fault feature extraction of hydraulic cylinder using wavelet packet energy [C]// Parallel Computational Fluid Dynamics: 25th International Conference, ParCFD 2013, Changsha, China, May 20-24, 2013.
- [183] TANG J, LIU Q, HU J, et al. Leakage fault diagnosis method of aircraft landing gear hydraulic cylinder based on wavelet packet[J]. The Journal of Engineering, 2019, 2019(13): 427-431.
- [184] MA R, ZHAO H, WANG K, et al. Leakage fault diagnosis of lifting and lowering hydraulic system of wing-assisted ships based on WPT-SVM[J]. Journal of Marine Science and Engineering, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2023, 11(1): 27.
- [185] YANG Y, QIN Z, ZHANG Y. Random response analysis of hydraulic pipeline systems under fluid fluctuation and base motion[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 186: 109905.
- [186] YANG Y, SUI G, ZHANG Y. Response spectrum method for fatigue damage assessment of aero-hydraulic pipeline systems[J]. Computers & Structures, 2023, 287: 107119.
- [187] GAO P, YU T, ZHANG Y, et al. Vibration analysis and control technologies of hydraulic pipeline system in aircraft: A review[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2021, 34(4): 83-114.
- [188] MURALIDHARAN V, SUGUMARAN V, INDIRA V. Fault diagnosis of monoblock centrifugal pump using SVM[J]. Engineering Science and Technology, an International Journal, 2014, 17(3): 152-157.
- [189] WEN L, LI X, GAO L, et al. A new convolutional neural network-based data-driven fault diagnosis method[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 65(7): 5990-5998.
- [190] ALTOBI M A S, BEVAN G, WALLACE P, et al. Fault diagnosis of a centrifugal pump using MLP-GABP and SVM with CWT[J]. Engineering Science and Technology, an International Journal, 2019, 22(3): 854-861.
- [191] ZHAO W, WANG Z, LU C, et al. Fault diagnosis for centrifugal pumps using deep learning and softmax regression[C]// 2016 12th world congress on intelligent control and automation (WCICA). IEEE, 2016: 165-169.
- [192] HASAN M J, RAI A, AHMAD Z, et al. A fault diagnosis framework for centrifugal pumps by scalogram-based imaging and deep learning[J]. IEEE Access, 2021, 9: 58052-58066.
- [193] ZAMAN W, AHMAD Z, SIDDIQUE M F, et al. Centrifugal Pump Fault Diagnosis Based on a Novel SobelEdge Scalogram and CNN[J]. Sensors, 2023, 23(11): 5255.
- [194] ALABIED S, DARAZ A, RABEYEE K, et al. Motor current signal analysis based on machine learning for centrifugal pump fault diagnosis[C]// 2019 25th International Conference on automation and computing (ICAC). IEEE, 2019: 1-7.
- [195] TIWARI R, BORDOLOI D J, DEWANGAN A. Blockage and cavitation detection in centrifugal pumps from dynamic pressure signal using deep learning algorithm[J]. Measurement, 2021, 173: 108676.
- [196] KUMAR A, GANDHI C P, ZHOU Y, et al. Improved deep convolution neural network (CNN) for the identification of defects in the centrifugal pump using acoustic images[J]. Applied Acoustics, 2020, 167: 107399.
- [197] WANG C, JIANG W, YUE Y, et al. Research on prediction method of gear pump remaining useful life based on DCAE and Bi-LSTM[J]. Symmetry, 2022,

- 14(6): 1111.
- [198] ZHANG P, JIANG W, SHI X, et al. Remaining useful life prediction of gear pump based on deep sparse autoencoders and multilayer bidirectional long-short-term memory network[J]. Processes, 2022, 10(12): 2500.
- [199] ZHENG J, LIAO J, ZHU Y. Two-stage multi-channel fault detection and remaining useful life prediction model of internal gear pumps based on Robust-ResNet[J]. Sensors, 2023, 23(5): 2395.
- [200] LIU Z, LIU Y, SHAN H, et al. A fault diagnosis methodology for gear pump based on EEMD and Bayesian network[J]. PloS one, 2015, 10(5): e0125703.
- [201] GUO R, LI Y, ZHAO L, et al. Remaining useful life prediction based on the Bayesian regularized radial basis function neural network for an external gear pump[J]. IEEE Access, 2020, 8: 107498-107509.
- [202] LEE G H, AKPUDO U E, HUR J W. FMECA and MFCCA-based early wear detection in gear pumps in cost-aware monitoring systems[J]. Electronics, 2021, 10(23): 2939.
- [203] LIAO J, ZHENG J, CHEN Z. Research on the fault diagnosis method of an internal gear pump based on a convolutional auto-encoder and PSO-LSSVM[J]. Sensors, 2022, 22(24): 9841.
- [204] XU W, ZHOU Z, LI T, et al. Physics-constraint variational neural network for wear state assessment of external gear pump[J/OL]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. [2024-01-16]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9927309>.XU
- [205] LAKSHMANAN K, TESSICINI F, GIL A J, et al. A fault prognosis strategy for an external gear pump using Machine Learning algorithms and synthetic data generation methods[J]. Applied Mathematical Modelling, 2023, 123: 348-372.
- [206] 周汝胜, 焦宗夏, 王少萍. 液压系统故障诊断技术的研究现状与发展趋势[J]. 机械工程学报, 2006, 42(9): 6-14.
- ZHOU Rusheng, JIAO Zongxia, WANG Shaoping. Research status and development trend of hydraulic system fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2006, 42(9): 6-14.
- [207] KALLESOE C S, COCQUEMPOT V, IZADI ZAMANABADI R. Model based fault detection in a centrifugal pump application[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2006, 14(2): 204-215.
- [208] LU C, MA N, WANG Z. Fault detection for hydraulic pump based on chaotic parallel RBF network[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2011, 2011(1): 49.
- [209] DU J, WANG S, ZHANG H. Layered clustering multi-fault diagnosis for hydraulic piston pump[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 36(2): 487-504.
- [210] HAST D, FINDEISEN R, STREIF S. Detection and isolation of parametric faults in hydraulic pumps using a set-based approach and quantitative-qualitative fault specifications[J]. Control Engineering Practice, 2015, 40: 61-70.
- [211] YAN J, ZHU H, YANG X, et al. Research on fault diagnosis of hydraulic pump using convolutional neural network[J]. Journal of Vibroengineering, 2016, 18(8): 5141-5152.
- [212] 王少萍, 苑中魁, 杨光琴. 液压泵信息融合故障诊断[J]. 中国机械工程, 2005(4): 47-51.
- WANG Shaoping, YUAN Zhongkui, YANG Guangqin. Study on fault diagnosis of data fusion in hydraulic pump[J]. China Mechanical Engineering, 2005,16(4): 327-331.
- [213] 赵四军, 王少萍, 吴柯锐. 基于粗糙集和支持向量机的航空液压泵故障诊断[J]. 中北大学学报, 2010, 31(3): 238-242.
- ZHAO Sijun, WANG Shaoping, WU Kerui. Fault diagnosis based on rough set and support vector machines for aero hydraulic pump[J]. Journal of North University of China, 2010, 31(3): 238-242.
- [214] 姜万录, 王益群. 混沌振子在液压泵故障诊断中的应用[J]. 机床与液压, 1999(5): 52-53, 83.
- JIANG Wanlu, WANG Yiqun. Application of chaotic oscillator in fault diagnosis of hydraulic pump[J]. Machine Tool & Hydraulics, 1999(5): 52-53, 83.
- [215] 姜万录, 刘思远. 多特征信息融合的贝叶斯网络故障诊断方法研究[J]. 中国机械工程, 2010, 21(8): 940-945, 967.
- JIANG Wanlu, LIU Siyuan. Fault diagnosis approach study of Bayesian networks based on multi-characteristic information fusion[J]. China Mechanical Engineering, 2010, 21(8): 940-945, 967.
- [216] 姜万录, 马歆宇, 岳毅, 等. 类间数据不平衡条件下基于平衡随机森林的轴向柱塞泵故障诊断方法[J]. 液压与气动, 2022, 46(3): 45-54.
- JIANG Wanlu, MA Xinyu, YUE Yi, et al. Fault

- diagnosis method of axial piston pump based on balanced random forest under imbalanced datasets[J]. Chinese Hydraulics & Pneumatics, 2022, 46(3): 45-54.
- [217] HE Y, TANG H, REN Y, et al. A deep multi-signal fusion adversarial model based transfer learning and residual network for axial piston pump fault diagnosis[J]. Measurement, 2022, 192: 110889.
- [218] TANG S, ZHU Y, YUAN S. Intelligent fault diagnosis of hydraulic piston pump based on deep learning and Bayesian optimization[J]. ISA Transactions, 2022, 129: 555-563.
- [219] TANG S, ZHU Y, YUAN S. An improved convolutional neural network with an adaptable learning rate towards multi-signal fault diagnosis of hydraulic piston pump[J]. Advanced Engineering Informatics, 2021, 50: 101406.
- [220] TANG S. A novel adaptive convolutional neural network for fault diagnosis of hydraulic piston pump with acoustic images[J]. Advanced Engineering Informatics, 2022, 52: 101554.
- [221] 王志颖, 李天福, 许文纲, 等. 降噪混合注意力变分自编码器及其在轴向柱塞泵故障诊断中的应用[J/OL]. 机械工程学报, 1-11.[2024-01-23]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2187.TH.20230628.1423.028.html>.
WANG Zhiying, LI Tianfu, XU Wengang, et al. Denoising mixed attention variational auto-encoder for axial piston pump fault diagnosis[J/OL]. Journal of Mechanical Engineering, 1-11.[2024-01-23]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2187.TH.20230628.1423.028.html>.
- [222] WANG Z, ZHOU Z, XU W, et al. Physics informed neural networks for fault severity identification of axial piston pumps[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2023, 71: 421-437.
- [223] 胡晋伟, 兰媛, 黄家海, 等. 基于超限学习机的轴向柱塞泵滑靴磨损故障诊断[J]. 机床与液压, 2018, 46(17): 161-163, 168.
HU Jinwei, LAN Yuan, HUANG Jiahai, et al. Fault diagnosis of sliding shoe wear of axial piston pump based on ELM [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2018, 46(17): 161-163, 168.
- [224] CHAO Q, SHAO Y, LIU C, et al. Health evaluation of axial piston pumps based on density weighted support vector data description[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023: 109354.
- [225] CHAO Q, GAO H, TAO J, et al. Fault diagnosis of axial piston pumps with multi-sensor data and convolutional neural network[J]. Frontiers of Mechanical Engineering, 2022, 17(3): 36.
- [226] HUANG K, WU S, LI F, et al. Fault diagnosis of hydraulic systems based on deep learning model with multirate data samples[J]. IEEE Transactions on neural networks and learning systems, 2021, 33(11): 6789-6801.
- [227] JI X, REN Y, TANG H, et al. DSMT-based three-layer method using multi-classifier to detect faults in hydraulic systems[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 153: 107513.
- [228] JI X, REN Y, TANG H, et al. An intelligent fault diagnosis approach based on Dempster-Shafer theory for hydraulic valves[J]. Measurement, 2020, 165: 108129.
- [229] YOO S, JUNG J H, LEE J K, et al. A Convolutional autoencoder based fault diagnosis method for a hydraulic solenoid valve considering unknown faults[J]. Sensors, 2023, 23(16): 7249.
- [230] TOD G, MAZAEV G, ERYILMAZ K, et al. A convolutional neural network aided physical model improvement for AC solenoid valves diagnosis[C]// 2019 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Paris). IEEE, 2019: 223-227.
- [231] SHI J, REN Y, TANG H, et al. Hydraulic directional valve fault diagnosis using a weighted adaptive fusion of multi-dimensional features of a multi-sensor[J]. Journal of Zhejiang University-SCIENCE A, 2022, 23(4): 257-271.
- [232] LI T, SUN C, FINK O, et al. Filter-Informed Spectral Graph Wavelet Networks for Multiscale Feature Extraction and Intelligent Fault Diagnosis[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2024, 54(1): 506-518.
- [233] ZHONG Q, XU E, SHI Y, et al. Fault diagnosis of the hydraulic valve using a novel semi-supervised learning method based on multi-sensor information fusion[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 189: 110093.
- [234] LEI Y, JIANG W, JIANG A, et al. Fault diagnosis method for hydraulic directional valves integrating PCA and XGBoost[J]. Processes, 2019, 7(9): 589.
- [235] GHANBARI M, KINSNER W, SEPEHRI N. Detection of Faults in Electro-Hydrostatic Actuators Using Feature Extraction Methods and an Artificial Neural Network[C]// 2022 IEEE World AI IoT Congress (AIIoT). 2022: 1-7.
- [236] MIAO J, WANG J, WANG D, et al. Experimental investigation on electro-hydraulic actuator fault

- diagnosis with multi-channel residuals[J]. *Measurement*, 2021, 180: 109544.
- [237] WANG J, MIAO J, WANG J, et al. Fault diagnosis of electrohydraulic actuator based on multiple source signals : An experimental investigation[J]. *Neurocomputing*, 2020, 417: 224 - 238.
- [238] 陈换过, 刘培君, 俞杭, 等. 基于改进 PCA-SOM 的电静压伺服作动器油滤堵塞故障诊断[J]. *中国机械工程*, 2021, 32(7): 799-805.
- CHEN Huanguo, LIU Peijun, YU Hang, et al. Identification of fault degree of oil filter blockage in electro-hydraulic actuator based on an improved PCA-SOM[J]. *China Mechanical Engineering*, 2021, 32(7): 799-805.
- [239] ADAMS S, MEEKINS R, BELING P A, et al. Hierarchical fault classification for resource constrained systems[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 134: 106266.
- [240] ZHANG P, CHEN X. Internal leakage diagnosis of a hydraulic cylinder based on optimization DBN using the CEEMDAN technique[J]. *Shock and Vibration*, 2021, 2021: e8856835.
- [241] MOHAMMADI ASL R, SHABBOUEI HAGH Y, SIMANI S, et al. Adaptive square-root unscented Kalman filter: An experimental study of hydraulic actuator state estimation[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 132: 670-691.
- [242] YANG T, LI G, WANG T, et al. A novel 1D-convolutional spatial-time fusion strategy for data-driven fault diagnosis of aero-hydraulic pipeline systems[J]. *Mathematics, Multidisciplinary Digital Publishing Institute*, 2023, 11(14): 3113.
- [243] YANG T, YU X, LI G, et al. An early fault diagnosis method based on the optimization of a variational modal decomposition and convolutional neural network for aeronautical hydraulic pipe clamps[J]. *Measurement Science and Technology*, 2020, 31(5): 055007.
- [244] LI Z, GAO P, ZHAO D, et al. Fault diagnosis and location of the aero-engine hydraulic pipeline based on Kalman filter[J]. *Advances in Mechanical Engineering*, SAGE Publications, 2017, 9(12): 1687814017742811.
- [245] TJOA E, GUAN C. A survey on explainable artificial intelligence (XAI): Toward medical XAI[J]. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 2020, 32(11): 4793-4813.
- [246] 李佳骏. 深度学习模型轻量化关键技术研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2022.
- LI Jiajun. Research on key technologies of lightweight deep learning models[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2022.

作者简介: 严如强(通信作者), 男, 1975 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为机械系统状态监测与故障诊断、信号处理、无线传感网络。

E-mail: yanruqiang@xjtu.edu.cn