

DOI: 10.19951/j.cnki.1672-9331.20221214001

文章编号: 1672-9331(2023)02-0010-17

引用格式: 徐兆平, 郭波. 复杂装备故障预测方法研究综述[J]. 长沙理工大学学报(自然科学版), 2023, 20(2): 10-26.

Citation: XU Zhaoping, GUO Bo. A research review on fault prognostic techniques for complex equipments [J]. J Changsha Univ Sci Tech (Nat Sci), 2023, 20(2): 10-26.

复杂装备故障预测方法研究综述

徐兆平, 郭波

(国防科技大学 系统工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要:【目的】阐明复杂装备故障预测内涵, 指导装备主动性维修。【方法】对复杂装备故障预测研究内容、国内外研究现状以及方法体系进行调研、归纳和分析, 划分并评述现有方法的适用条件和优缺点。【结果】基于知识的故障预测方法可充分利用来自相关领域专家的经验知识, 但知识的获取是瓶颈问题; 基于模型的故障预测方法可深入理解对象系统本质, 但实际复杂装备的精确模型很难构建; 数据驱动的故障预测方法依赖于大量数据, 而实际应用中一些复杂装备的典型数据的获取代价很大; 混合方法能克服单个预测方法的局限性, 但有效的模型设计是一个难点。【结论】混合方法能更好地提高预测系统的智能性和预测性能, 是复杂装备故障预测的重要发展趋势。

关键词: 复杂装备; 故障预测; 主动性维修; 混合方法; 基于知识的方法; 基于模型的方法; 数据驱动的方法

中图分类号: TP206⁺.3

文献标志码: A

0 引言

随着科学技术的发展和进步, 飞机、卫星、高铁、舰船、数控机床等复杂装备日趋精密化、综合化和智能化。它们的组成部件之间关系复杂、耦合紧密, 这使得复杂装备的故障特征具有非线性、随机性和并发性, 复杂装备运行过程中的维护和保障的难度和成本日益增加。为保障复杂装备的高效性、经济性、安全性和可靠性, 故障预测技术应运而生。它依据装备故障的历史记录、状态特征参数等信息, 预测未来时间段内故障的发生, 实现装备故障发生前的主动干预, 避免被动非计划性停机, 达到降低装备使用风险和提高装备使用寿命等目标。目前, 故障预测技术已经获得越来越多来自学术界和工业界的关注、研究和应用, 并逐渐成为实现装备自主式保障的重要基础。

1 故障预测内涵

故障预测是一门涉及材料、机械、控制、通信、电子、维修工程以及计算机技术和人工智能等多学科的新兴交叉学科。它根据装备的实际运行状态, 结合装备结构特征、参数、环境条件以及运行历史数据, 对装备未来任务时间段内的故障进行预测、分析和判断, 确定故障类别、性质、程度、原因和部位, 指出故障发展趋势和后果, 通过制定有效的维修策略预先消除故障, 保证相关任务顺利完成^[1-2]。针对不同的研究对象, 不同的学者和研究单位从不同阶段、不同角度对故障预测进行分析讨论, 如美国国家航空航天局的集成式系统健康管理研究小组认为故障预测主要用于检测系统失效的前兆, 并预测距离故障发生的剩余时间^[3]; 北京航空航天大学可靠性工程研究所认为故障预

收稿日期: 2022-12-14; 修回日期: 2023-01-13; 接受日期: 2023-01-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(72071208)

通信作者: 郭波(1962—)(ORCID: 0000-0001-9691-9975), 男, 教授, 主要从事系统可靠性建模与项目管理方面的研究。E-mail: boguo@nudt.edu.cn

投稿网址: <http://csjgxbzk.csust.edu.cn/cslgdxzbzk/home>

测是利用状态监测数据评估系统未来的健康状态,包括剩余寿命等^[4]。故障预测是对设备故障时间以及一个或多个现有和未来故障模式风险的

估计,这说明故障预测不仅关注设备的剩余寿命,还关注不同故障模式的影响^[5]。表1展示了部分关于故障预测内容的现有观点。

表1 故障预测内容

Table 1 Contents of fault prognostic

文献	年份	对象	内容
[3]	2006	航天装备	检测系统失效的前兆,并预测距离故障发生的剩余时间
[4]	2007	PHM系统	利用状态监测数据评估系统未来的健康状态,包括剩余寿命等
[6]	2009	旋转机械	利用现有的观察结果预测机器未来的状态或故障
[7]	2010	数控机床	预测性地诊断部件或系统的剩余寿命或正常工作的时间长度
[8]	2010	工业装备	检测、诊断和分析装备的性能退化,计算在发生故障或不可接受的性能退化之前,在可接受的工作状态下的剩余寿命
[9]	2012	轨道电路	故障识别、故障定位以及故障趋势分析
[10]	2013	武器装备	估计未来可能出现的故障模式以及在可接受使用状态下部件或系统发生功能故障前的剩余寿命
[11]	2014	航天装备	给出目标系统的剩余寿命分布、性能退化程度或任务失败概率
[12]	2015	机械装备	预测部件或系统的剩余寿命,估计部件或系统在故障发生之前仍能正常工作的概率
[13]	2017	工程装备	根据测量的故障数据预测服役装备未来的故障程度和剩余寿命
[14]	2018	机械装备	根据从状态监测信息中观察到的历史退化趋势,预测设备的剩余寿命
[15]	2018	风电机组	预测部件即将发生的故障和剩余寿命
[16]	2019	电子设备	基于特定故障的演化规律,预测性地推断设备未来发生该故障的时间
[17]	2019	电子设备	提供具有较大不确定性的元件的平均剩余寿命或其分布
[18]	2020	飞机	根据当前或历史条件预测部件的未来状态或剩余寿命
[19]	2020	卫星	提供部件/子系统/系统故障的预期时间预警
[20]	2019	工业系统	确定故障是否即将发生,并估计故障发生的时间和可能性
[21]	2020	工业装备	基于可利用的故障数据预测装备未来的故障程度和剩余寿命

注:PHM指故障与健康管(prognostic and health management)。

从表1可以看出,对于装备故障预测的具体研究内容,研究者们尚未形成一致意见,不同观点的侧重点既有交叉又有区别,但大部分观点都将剩余寿命预测视为故障预测的主要研究内容之一。其中,文献[9,11,13,16,19-21]、[6,10,15,18]及[11-12,20]分别指出故障程度/趋势/时间预测、故障模式/状态预测及故障发生概率/任务失败概率/正常工作概率预测也是故障预测的重点。基于此,本文对表1中的观点进行归纳总结,并参考大量其他文献,将复杂装备故障预测的研究内容大致概括为:

1) 故障趋势预测:根据装备历史状态及监测数据建立相关数学模型,预测装备故障演化规律,具体方法和应用参见文献[22-23]。

2) 故障模式预测:基于复杂装备故障类型、故障时间、故障因素等信息,按照一定规则划分装备故障模式,运用推理手段预测装备未来可能发生

的故障模式,具体方法和应用参见文献[24-25]。

3) 故障率预测:预测下次检查或维修前装备发生故障的概率,具体方法和应用参见文献[26-28]。

4) 剩余寿命预测:基于装备当前健康状态、退化趋势等信息,估计装备在正常使用状态下从当前时刻到失效时刻的时间长度,具体方法和应用参见文献[29-32]。

2 故障预测方法分类与评述

从20世纪70年代起,故障预测技术逐渐在工程中应用,成为复杂装备设计和使用中的重要组成部分。美军先后开发了飞机状态监测系统(aircraft condition monitoring system, ACMS)、发动机监测系统(engine monitoring system, EMS)、综合诊断预测系统(integrated diagnostic prediction

system, IDPS)、综合评估系统(integrated condition assessment system, ICAS)以及预测增强诊断系统(predictive enhanced diagnostic system, PEDS)等。这些系统均利用故障预测技术提升了装备的保障与管理水平。美国马里兰大学^[33-34]、佐治亚理工学院^[35-36]、田纳西大学^[37-38]、加拿大阿尔伯塔大学^[39-40]、英国克兰菲尔德大学^[41-42]、荷兰代尔夫特理工大学^[43-44]、澳大利亚昆士兰理工大学^[45-46]、韩国首尔国立大学^[47-48]等学术机构都开展了各具特色的故障预测技术研究工作。美国圣地亚国家实验室与美国能源部、国防部、工业界和学术界合作建立预测与健康管理局,支持故障预测的技术开发和技术试验与确认。马里兰大学所属的先进生命周期工程中心成立了故障预测与健康管理局,深入开展了电子故障预测与健康管理局技术方面的研究。美国密歇根大学和辛辛那提大学的智能维护系统(intelligent maintenance system, IMS)、佐治亚理工学院的智能控制系统实验室(intelligent control system laboratory, ICSL)、宾夕法尼亚州立大学的应用研究实验室与旋翼机维护研究中心、南卡罗来纳大学的状态机维护中心等皆致力于故障诊断、预测与健康管理局相关理论与技术的研究工作。荷兰成立了由国家宇航实验室(NLR)、荷兰应用科学研究组织(TNO)等单位组成的PHM协会,并与美国洛克希德马丁公司合作研究故障预测与健康管理局技术。电气与电子工程师协会(institute of electrical and electronics engineers, IEEE)可靠性学会、IEEE航空航天和电子系统学会等组织每年定期举办故障预测与健康管理局国际会议,开展相关技术讨论,旨在提升系统的安全性、可靠性和有效性。

我国对装备故障预测技术的研究可以追溯到20世纪80年代初。目前,我国的研究对象主要集中在航空、航天、船舶和兵器等领域的复杂高新技术装备上。北京航空航天大学可靠性工程研究所较早地提出故障诊断与预测的人-机-环的完整认知模型,对故障诊断与预测技术的性能要求、定量评价及验证方法等进行分析^[49]。国防科技大学^[29,32]、西北工业大学^[50-51]、哈尔滨工业大学^[52-53]、西安交通大学^[54-55]、北京交通大学^[56-57]、南京航空航天大学^[58-59]、电子科技大学^[60-61]、香港城市大学^[62-63]等单位也开展了系统方法、关键技术和应用方面的相关研究,在理论和应用方面都取得了

较好的成果。

目前,已有大量文献对装备故障预测方法进行了研究,不同学者的分类标准也略有不同,如文献[10]根据故障预测模型所使用的数据将故障预测方法分为基于事件数据、状态数据、综合事件数据和状态数据的故障预测方法;文献[64]根据故障预测对象的层次将故障预测方法分为元件级、部件级、分系统级、系统级的故障预测方法;文献[65]根据高速列车牵引控制系统的组成结构将故障预测方法分为牵引变压器、整流器及中间直流回路、牵引逆变器、牵引电机、转向架系统、牵引/制动控制单元的故障预测方法。尽管故障预测的研究内容不尽相同,但其所采用的理论和方法存在共性。本文立足于故障预测所采用的理论和方法,将故障预测方法分为4类:基于知识的故障预测方法、基于模型的故障预测方法、数据驱动的故障预测方法和混合故障预测方法,并对各类方法进行详细的评述。

2.1 基于知识的故障预测方法

基于知识的故障预测方法根据所获得的系统状态信息和领域专家对这些状态信息的直觉判断,经过简单分析,结合已有的经验,应用定性推理的方法给出故障预测结果。常用的实现形式包括专家系统和模糊判断。

1) 专家系统。

专家系统是一种基于知识推理的计算机程序,用于模拟人类专家解决某一专业领域问题的场景。该系统由于采用了专家知识,从而具备丰富的经验与判断能力,能够对推理过程做出合理的解释^[66-67]。罗马大学机械工程学院研发的故障预测与智能监测专家系统^[68]能实时生成装备故障的发生及其严重程度信息,预报将来一段时间内会检测到以及可能发生的故障情况,并将这些信息及相应维修建议报告给工厂管理人员。文献[69]建立了面向风力涡轮机关键和高价值部件故障预测分析的专家系统,利用先验知识的融合,实现重大故障模式的自动检测,提高对未见故障的解释能力。

由于能够综合考虑复杂装备的特殊性、未来的不确定性等因素,该方法可得到较好的预测结果。然而,一个实用的专家系统依赖于大量的知识积累,其研制和开发时间一般较长。另外,即使对于同一对象,不同专家也难以形成统一的认知

标准,导致在综合各专家知识时容易产生偏差,从而影响预测结果的准确性。

2) 模糊判断。

复杂装备故障的发生往往涉及众多因素和大量模糊信息,这使得故障表现具有一定的随机性和模糊性。模糊判断充分利用专家经验知识,构造模糊规则库,提供表达和处理模糊概念的机制,因而具有处理不确定信息的能力^[70-71]。文献[72]设计了某型号自行火炮的动态故障模糊预测系统,经过模糊推理机的科学运算,评判故障部位,评估自行火炮的性能状况,预测故障类型、发生时间以及装备的剩余寿命。文献[73]根据飞机液压泵的工作原理和形成机制,分析液压泵在运行过程中的常见故障,得到液压泵常见故障模式和故障因素集,采用层次分析法计算故障预测中的各项权重,运用模糊综合评价法对液压泵的故障进行预测。

该方法的最大特点在于其模糊规则库可直接利用专家知识构造,因而能够充分利用和有效处理专家的语言知识和经验知识。此外,该方法能克服预测过程的不确定性、不精确性以及噪声等带来的困难,并提供预测结果的置信区间。但在模糊判断中,静态知识库无法反映装备以及部件的失效过程,削弱了该方法的实用性,因而需要深入研究动态知识库的构造技术。

基于知识的故障预测方法的最大优势在于它不需要对象系统的精确数学模型,能够充分利用来自相关领域专家的经验知识,因而被广泛应用于机械系统、工业装备等的故障预测。然而,复杂装备某些部件的故障征兆信息往往难以直接获得,只能通过对获得的部分系统状态信息进行处理从而提取故障征兆信息。在故障征兆信息提取过程中,由于人在实际环境中的推理演绎能力无法涵盖系统丰富的特性,因而该类方法难以获得满意的故障预测效果。另外,当装备系统过于复杂时,专家的经验知识会显得相对匮乏,知识的获取将成为瓶颈问题。

2.2 基于模型的故障预测方法

基于模型的故障预测方法要求对象系统的数学模型是已知的,通过建立能够描述对象系统的物理模型和失效模式的数学模型,实现故障的评估和预测。该类方法提供了一种掌握被预测对象

系统故障发生过程的技术手段,在系统工作条件下通过计算功能损伤来评估装备的损耗程度,实现在有效寿命周期内评估装备使用过程中的故障累积效应。常见的模型包括物理模型和滤波器。

1) 物理模型。

基于物理模型的故障预测方法研究系统内部机理,揭示系统输入输出以及内部参数之间的关系,使用数学方法表达对系统的物理理解,从物理机理出发深入研究和理解部件中典型故障模式的特性^[74-75]。该类方法通过分析实际参数和物理模型仿真参数之间的残差,及判断当前状态相对于正常状态的偏离程度来进行状态预测,模型中的参数往往由具体试验、有限元技术等方法确定^[14]。对于装备而言,典型的物理模型包括裂纹扩展模型和失效物理模型。例如,Paris-Erdogan模型主要用于描述机械设备的裂纹增长过程;Coffin-Manson模型和Arrhenius模型主要用于描述温度循环应力与装备寿命之间的关系;广义Eyring模型主要用于描述两种同时作用、但类型不同的应力(其中一种是温度)与装备寿命之间的关系;幂律模型主要用于描述机械应力与电应力同时作用与装备寿命之间的关系。文献[76]针对直升机动力传动系统太阳轮齿根疲劳裂纹故障,结合物理模型对灰色模型进行修正,使之具备更好的疲劳裂纹故障预测能力。文献[77]针对小样本下长寿命卫星动量轮可靠性建模与评估问题,提出了基于失效物理模型和动态协变量环境下的卫星动量轮剩余寿命预测方法。

该方法能够提供准确且具有可解释性的预测结果,但是需要深入理解系统特定的物理特性和故障机理,只适用于特定场合。对于复杂装备而言,由于其故障机理和故障模式相对繁杂,精确的数学模型往往难以构建。

2) 滤波器。

基于滤波器的故障预测方法往往要求观测系统具有较高精度的数学模型。常见的滤波器主要包括卡尔曼滤波器和粒子滤波器。卡尔曼滤波器通过对含有噪声的观测信号的处理,得到被观测系统状态的统计估计信息并用于预测^[78-79]。文献[80]利用基于扩展卡尔曼滤波器的残差估计,观察飞机扰流板控制系统中故障的发展趋势,通过使用变换估计故障的退化路径以预测系统的剩余寿命。文献[81]将航空发动机的故障发生趋势划

分为多个线性退化过程,在不同阶段利用合适的卡尔曼滤波器对相应的退化过程进行预测。粒子滤波器通过非参数化的蒙特卡洛模拟方法来实现贝叶斯滤波,用样本形式对先验信息和后验信息进行描述^[82-83]。针对粒子滤波器在故障预测中出现的样本贫化与退化问题,文献[84-85]分别提出了支持向量回归粒子滤波器和权值优选粒子滤波器以提高对故障的监控与预测能力。

该方法要求系统模型已知,当模型比较精确时,通过比较滤波器输出与实际输出的残差,实时调整模型的参数,能够较好地估计系统的状态。当模型不准确时,滤波器估计值产生的偏差较大。

基于模型的故障预测方法预先已知对象系统的物理、工作模型或者故障演化、损伤累积模型,并将这些先验知识应用于系统的故障预测中,具有能够深入理解对象系统本质和实时预测故障的优点。同时,由于系统的故障特征通常与模型参数紧密联系,随着对工作模型和故障演化机理研究的深入,可以通过修正模型参数以提高故障预测精度。然而,在实际工程中,往往难以建立关于复杂装备的精确模型,或者相关建模和运算需要大量人力和时间成本,这些因素限制了该类方法在复杂装备故障预测中的应用。

2.3 数据驱动的故障预测方法

随着传感器、计算机、数据仓库、数据挖掘等技术的发展,复杂装备在运行过程中产生并存储了大量数据,这些数据中蕴含着丰富的信息并成为评估装备性能的主要手段之一。数据驱动的故障预测方法不需要预知系统的任何模型或者系统性能退化规律的先验知识,而是根据采集到的大量历史数据,通过数据分析方法挖掘其中的隐含信息,分析系统输入、输出和系统状态之间的映射关系来建立预测模型,并将其应用于故障预测。典型的数据驱动的故障预测方法包括时间序列分析、随机过程和机器学习。

1) 时间序列分析。

基于时间序列分析的故障预测方法把预测对象的历史数据按照时间排列,建立相应的数据随时间变化的数学模型,并将该模型外推到未来进行预测;或者根据已知历史数据拟合一条曲线,预测对象随时间的变化趋势,估计未来某时刻的预测值。故障预测领域常用的时间序列分析方法主要有灰色模型(grey model, GM)和自回归滑动平均

法(auto-regressive moving average, ARMA)。

基于GM的故障预测方法通过少量的不完全信息,根据事物发展的普遍规律,建立灰色微分预测模型来评估系统部件的当前状态,并根据当前状态行为特征对其未来状态进行预测^[86-87]。灰色模型通常表示为 $G_M(n, m)$,其中 n 和 m 分别表示微分方程的阶数和变量数。在实际的故障预测过程中,研究人员多集中于计算效率较高的1阶、1个变量的灰色微分预测模型 $G_M(1, 1)$ 。文献[88]采用灰色关联分析对航空发动机高维监测参量进行参数化度量并构建健康指标,在确定失效阈值后,通过 $G_M(1, 1)$ 预测剩余寿命。文献[89]使用历史样本进行相似性匹配,并采用 $G_M(1, 1)$ 预测未来退化轨迹及飞机发动机的剩余寿命。

$G_M(1, 1)$ 模型实质上是一个指数函数,在实际应用时要求时间序列近似呈指数规律变化,或数据总体上呈单调较平缓变化,不适用于数据呈周期性或者无序性突然变化的情况,且传统 $G_M(1, 1)$ 模型只考虑单个特征量的变化趋势,缺乏对多个特征量的综合考虑,因而在实际应用时存在局限性。

基于ARMA的故障预测方法将数据看成一个随机序列,根据相邻观测值之间的依赖性建立数学模型,从而拟合时间序列^[90-91]。文献[92]将ARMA与多种数据驱动技术相结合,比较其在不同情形下的故障预测性能,并预测系统在未来面临故障风险的时间,提出应采用维护措施的时机。

传统ARMA方法对平稳数据预测效果较好,而实际运行数据一般很难满足平稳条件,因此通常需要对数据做出平稳性假设或者对其进行合理变换。

基于时间序列分析的故障预测方法假设过去的发展模式会延续到未来,要求影响预测对象的各因素不发生突变,因而适用于序列变化均匀的短期预测,不适用于中长期预测。复杂装备中的关键部件往往难以更换,其故障的发生容易导致灾难性的后果,有必要对其进行长期的故障预测。理论上,故障预测无法同时保持较高的预测精度和较长的预测步长。一般来说,预测步长越长,预测精度越低,反之亦然。因此,需要根据不同复杂装备的特征,研究故障预测步长的优化方法,实现预测精度和预测步长之间的平衡,以满足实际复杂装备故障预测的需求。

2) 随机过程。

基于随机过程的故障预测方法利用数理统计和随机过程相关知识,建立随机过程模型来描述装备退化过程,进而得到剩余寿命概率分布函数。由于不确定的环境会实时改变装备的故障机理,而随机过程模型在描述当前运行装备失效产生机制和运行环境的时变不确定性上十分有效。主要的方法包括 Wiener 过程、Gamma 过程和隐马尔可夫模型(hidden Markov model, HMM)。

基于 Wiener 过程的故障预测方法适用于刻画呈增大或减小趋势的非单调装备的退化过程,需要假设装备的退化模型增量服从高斯分布,以便于进行参数估计和求解剩余寿命分布的解析解^[93-94]。文献[95]采用 Wiener 过程描述航空液压轴向柱塞泵的性能退化,通过最大期望算法和卡尔曼滤波方法估计 Wiener 过程的漂移参数,根据该性能退化模型预测剩余寿命。文献[96]考虑随机冲击的影响,提出基于自适应 Wiener 过程的设备剩余寿命预测方法,应用最大期望算法实现模型参数估计,并通过惯性导航系统的陀螺仪实例验证该方法的有效性。

线性 Wiener 过程适用于线性退化过程的建模。然而,对于复杂装备而言,其性能退化过程往往呈非线性。为了更好地描述非线性退化过程,在退化建模时需要综合考虑如下几个问题:一是退化模型能够有效体现非线性;二是退化模型能体现退化过程的不确定性;三是通过退化模型能得到首达时分布的封闭表达式,便于预测剩余寿命以及进行维修决策等;四是要考虑退化模型的更新,便于对装备未来性能退化过程的有效预测。总体上,考虑非线性的退化建模一直以来都是研究的热点和难点,如文献[97]提出基于对数变换和最小二乘法参数估计的非线性 Wiener 过程退化建模与失效分析方法,给出首达时意义下失效时间分布的精确表达式;文献[29]通过建立非线性退化模型以得到装备剩余寿命概率密度函数的表达式或近似表达式。

基于 Gamma 过程的故障预测方法适用于刻画随时间严格单调递增的装备退化过程,需要假设装备的退化模型增量服从 Gamma 分布,并根据预先设置好的失效阈值确定剩余寿命^[97-99]。文献[100]基于设备运行中采集的表征设备退化状态的大量间接状态参数和少量直接状态参数,建立

Gamma 过程的剩余寿命预测模型,引入粒子滤波算法实现模型参数估计,并将该模型应用于直升机主减速器行星架的剩余寿命预测。

为了描述退化过程的不确定性,可以选择 Wiener 和 Gamma 等随机过程作为基础模型进行退化建模。然而,在选择退化模型时,需要考虑退化过程的本质属性。特别地,对于严格单调的性能退化过程,可以选择 Gamma 过程作为退化模型;对于局部非单调的性能退化过程,可以选择 Wiener 过程作为退化模型。此外,更新退化模型根据装备的历史退化数据对退化模型进行更新,这使得更新后的退化模型能够更好地表征装备未来的退化趋势。对于 Gamma 过程而言,在对其形状参数和尺度参数进行更新后,根据全概率公式,难以得到剩余寿命的封闭表达式,需要进行数值积分。

基于 HMM 的故障预测方法假设装备损伤过程是在有限状态空间上进行演化迭代的,其根据装备实时损伤估计信息,预测不同损伤状态下装备的故障发生概率^[101-102]。文献[103]将专家知识与 HMM 相结合,提出了一种新的故障预测模型。该模型即使受到环境因素变化的影响,也能实时预测潜在故障。文献[104]为解决 HMM 与实际系统健康诊断之间存在较大偏差的问题,提出了一种以拟幂关系为核心的改进退化 HMM 模型,以提高电力系统健康诊断与寿命预测的准确性。

该类方法假设装备的退化状态具有马尔可夫性,但关键在于如何定义装备的当前状态。若只考虑累积退化量,用失效阈值减去累积退化量作为新的失效阈值,那么在不同的时刻,装备的剩余寿命相当于其初始性能达到新的失效阈值的时间间隔。如此一来,对于不同装备而言,只要累积退化量相同,其剩余寿命分布都是一样的,不能有效体现历史退化信息;若将退化模型参数定义为状态,利用历史退化数据对状态进行估计,那么历史数据不同,状态的估计值也就不同。因此,退化状态具有马尔可夫性是有条件的。另外,无法给出装备剩余寿命的概率密度函数,从而无法评估预测结果的可信度。同时,针对连续退化过程,需要进行近似离散化处理,由此会带来一定的误差。

在基于随机过程的复杂装备故障预测建模过程中,一般要求装备当前退化过程与历史退化过程一致。然而,在装备运行期间,不可避免地会受到维护、使用负载改变或其他部件故障等的影响,

造成装备退化过程发生改变,引起故障预测结果不准确。因此,需要研究如何在维修方式、使用状态和部件故障等多因素交互影响下及复杂装备退化模型发生变化时,构建新的故障预测模型。

3) 机器学习。

基于机器学习的故障预测方法通过选取历史数据的子集作为训练样本,并利用训练算法对其训练后进行故障预测。该类方法不需要系统的复杂数学模型和专家经验知识,可以从数据出发自动学习系统的状态演变规律,但需要系统完整的历史数据,否则会降低预测结果的可信度。同时,由于其属于黑盒模型,预测结果往往缺乏可解释性。常用的机器学习模型主要有支持向量机(support vector machine, SVM)和人工神经网络(artificial neural network, ANN)。

SVM是一种基于统计学习理论及结构风险最小化原则的机器学习算法,旨在求解能够正确划分训练数据集且几何间隔最大的分离超平面。由于SVM在预测小样本及具有非线性等特点的退化数据时优势独特,因此受到广泛关注^[105-106]。目前存在多种类型的应用于复杂装备故障预测的SVM模型,如最小二乘支持向量机(least square support vector machine, LSSVM)、一类支持向量机(one class-support vector machine, OCSVM)、多类支持向量机(multi-class support vector machine, MCSVM)。文献[107]分别构造了以多项式、径向基、小波函数为核函数的SVM、LSSVM、遗忘因子最小二乘支持向量机(forgetting-factor least square support vector machine, FFLSSVM),并比较了它们用于陀螺漂移误差动态补偿、可靠性辅助决策、故障预测时的性能表现。

该方法的优势在于一方面它可解决复杂装备故障样本获取困难造成样本有限时的故障预测问题,另一方面基于结构风险最小化原则,它可以避免局部最优、维数灾难、过拟合等传统机器学习方法不可避免的问题。总的来说,该方法可在有限特征信息的情况下,最大限度地挖掘数据中隐含的分类知识,对未来的故障信息进行状态预测,提高装备的整体预测性能。尽管如此,该方法仍存在核函数难以选择、大规模样本难以实施等不足。另外,该方法只能提供点预测而非区间预测结果,这是因为SVM采用非线性映射函数 ϕ 将模型输入映射至高维状态空间,由此产生新的内积形式

$\phi^T(x_i)\phi(x)$,替代以前的内积形式 $x_i^T x$,这使得训练样本可通过线性模型进行拟合。最终,对高维特征空间中的内积采用系数 $a_i - \hat{a}_i$ (a_i 和 \hat{a}_i 为SVM对偶问题中的对偶变量)进行加权求和,并引入常数项 b 得到模型的点预测结果,即 $f(x) = \sum_i (a_i - \hat{a}_i) \phi^T(x_i) \phi(x) + b$ 。若要得到预测结果的预测区间或置信区间,还需进一步结合区间估计、自助抽样、贝叶斯理论等其他方法。

ANN通过模拟生物的神经系统,将人脑神经系统处理信息的过程抽象化,运用数理分析方法建立简化模型,具有较强的非线性映射能力,能较好地反映出装备实际工作状态的发展趋势与状态信号之间的关系。基于ANN的故障预测是装备故障预测领域最常用的机器学习技术,其中,BP神经网络是应用最广的一种单向传播的多层前向神经网络^[108]。对于更复杂的问题,浅层次的ANN模型的学习和泛化能力受到制约,可通过构建深度学习模型用于故障预测,深度学习模型主要包括卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、长短期记忆网络(long-short-term memory, LSTM)和深度置信网络(deep belief network, DBN)。文献[109-111]分别将CNN、LSTM、DBN应用于航空发动机的故障预测中。

在航空航天等对安全性要求非常高的领域,复杂装备故障预测不仅对预测精度有较高的要求,还期望模型可以提供预测结果的置信区间以支持维护系统采纳可靠性较高的预测结果,从而避免严重的灾难事故。然而,大多数现有的深度学习方法只能提供点预测结果,无法提供预测结果的置信区间。因此,有必要结合实际问题的不确定性特点,有针对性地引入其他不确定性理论,以提供更具稳健性的复杂装备的故障预测结果。此外,该方法能进行多参数、多步预测,动态自适应能力强,但也存在训练时间长、网络结构难以确定、易陷入局部最优、过拟合等问题。

数据驱动的故障预测方法不依赖于装备性能退化规律的先验知识和装备精确又复杂的模型,它以获取的装备运行状态数据为基础,通过数据分析方法挖掘其中的隐含信息,学习输出与输入值之间的映射关系来建立预测模型,从而避免基于知识和模型的故障预测方法的缺陷,更具可行性和通用性。但是,该类方法需依赖大量的数据,而实际应用中一些复杂装备的历史运行数据、故

障注入数据、仿真试验数据等典型数据获取代价很大,使得可获取的系统故障数据严重不足,仅凭有限的故障数据可能会导致故障预测结果精度不足,增加了复杂装备故障预测的难度。实际上,在复杂装备全寿命周期内,存在着与整个系统或子系统相关的多源信息。若能充分利用此多源信息,可在一定程度上弥补故障数据不足的缺陷,提升复杂装备故障预测的准确性。一般来讲,多源信息具有冲突性和认知不确定性^[112]。文献[113]解决了融合冲突、多源不精确信息的系统可靠性评估难题。此外,针对不精确观测数据的融合问题,文献[61]利用区间理论量化不精确观测数据,并在区间框架下扩展了传统粒子滤波算法,解决了在区间框架下推演系统状态、计算粒子权重以及估计系统退化模型参数的问题,实现系统剩余寿命的准确预测。针对状态监测数据与不精确专家信息的融合问题,文献[114]提出了混合高斯证据HMM来预测系统剩余寿命。该方法分为离线估计和在线预测两个阶段。在离线阶段提出证据最大期望算法估计模型的参数,在在线阶段利用前向算法估计系统在线状态、更新系统可靠度函数以及系统剩余寿命分布。

2.4 混合故障预测方法

对于不同的对象系统,选择恰当的预测模型是保证故障预测精度的关键。然而,每种故障预测模型既有优势,又有不足。为了扬长避短,有必要对不同预测方法按照一定方式进行组合。混合故障预测方法根据单一方法的特点和适用范围,采用不同的方式构建混合预测模型,充分发挥各方法的优点,克服单方法的缺点,以获取可信度更高的故障预测结果。混合方式包括分解重构、加权综合和序贯集成。

1) 分解重构。

由于运行环境复杂多变,复杂装备的状态监测数据往往具有非线性、非平稳性和随机性,直接将这些数据应用于故障预测会忽略其固有特征,从而影响故障预测结果的精度。基于分解重构方式的混合故障预测方法借助信号处理方法,先将数据序列分解为不同频率或震荡模式的子序列,子序列相比于原数据序列具有更显著的特性,对各个子序列分别展开预测,再将预测结果重构用于故障预测^[115-116]。文献[117]采用小波包分解(wavelet packet decomposition, WPD)将预处理后

的机器振动信号分解为包含一个近似值和一些细节的多个信号,然后利用快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)将这些信号变换到频域,分别对各个频域信号进行ANN建模、预测和整合,得到故障预测结果。文献[118]应用季节性趋势损失(seasonal trend loss, STL)分解算法将飞机平均故障间隔飞行时间指标分解为长期趋势项和季节变动项,以GM预测长期趋势项,以BP神经网络和SVM回归预测季节扰动项,根据时序分解加法模型将其结合,得到平均故障间隔时间的组合预测结果。文献[119]利用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)算法将故障率时间序列分解为若干个子序列,利用LSSVM预测时间序列两端的局部极值点以抑制边缘效应,同时以LSSVM回归方式形成包络线,以取代传统三次样条插值,然后建立各序列的预测模型,将所有预测结果相加得到最终预测值。

该方法可深入分析和了解数据的内在特征,但对各个子序列建立预测模型会增加混合预测模型的计算负担。此外,并非所有的子序列都包含与装备故障相关的特征,无关子序列的存在会稀释原始数据的故障信息,降低原始数据的故障显著性,从而降低故障预测的准确性。

2) 加权综合。

基于加权综合方式的混合故障预测方法对不同预测模型的预测结果赋予一定的权重系数,并将加权结果用于故障预测^[120-121]。文献[122]基于 $G_m(1,1)$ 和BP神经网络模型,分别构建基于权重分配、误差修正和结构优化的3种灰色神经网络混合故障预测模型,并将其应用于某雷达发射机的故障预测中,结果表明混合模型的预测精度比单一模型的更好。文献[47]同时考虑基于准确度的权重、基于多样化的权重以及基于最优化的权重,将5种数据驱动方法的结果进行加权综合,用于确定工程系统是否即将发生故障,并在故障发生前估计剩余寿命。

该方法的核心在于如何确定各个预测模型在混合预测模型中的权重。目前常用的策略为定权系数,但该策略缺乏自适应能力和通用性。基于变权系数的动态策略可衡量不同预测模型对预测结果的影响,但其具体形式的确定较为困难。

3) 序贯集成。

基于序贯集成方式的混合故障预测方法将复

杂装备的故障预测任务划分为多个阶段,各个阶段的任务可通过建立不同的预测模型完成,当前阶段的输出可以作为下一个阶段的输入,最后一个阶段输出最终的故障预测结果^[123-124]。目前,已有多种序贯策略被开发出来以解决不同实际应用场景下的故障预测问题。例如,文献[123]首先采用自动编码器(auto-encoder, AE)提取高速列车车轮故障特征,再将这些特征输入SVM分类器以评估单个车轮的可靠性和高速列车所有车轮的健康指数。文献[125]首先采用CNN提取遥测数据特征,然后将这些特征输入LSTM进行训练和预测,为在轨卫星在线故障预测提供理论支持。

该方法可充分利用各个预测模型的优势,但关键的问题在于如何设计合理的序贯策略。

混合故障预测方法通过多技术融合的方式克服了单个预测方法的局限性,拓展了故障预测的深度和广度,提高了故障预测系统的智能性和故障预测结果的可靠性,为复杂装备的故障预测提供了新的思路。但是,如何合理地设计混合故障预测模型是一个难题。

3 结束语

本文在对大量的复杂装备故障预测技术相关文献分析归纳的基础上,介绍了故障预测的内涵和研究内容,对现有故障预测方法进行了分类总结,对方法的适用条件和优缺点进行了评述。尽管现有研究在复杂装备故障预测领域取得了阶段性成果,但仍存在一些问题和挑战,有待进一步深入研究和解决:

1) 多监测变量下的复杂装备故障预测。随着现代工业系统复杂程度和自动化水平的提高,必须同时监测多个测量变量以确保故障预测的精度较高。然而,大量的监测变量不仅会增加模型的计算复杂度,而且其中存在的与故障无关的冗余变量还会稀释重要的故障信息,引起故障预测效果的下降。

2) 不完美数据下的复杂装备故障预测。实际获取的数据可能存在数据量少、噪声大、数据缺失、数据截尾等问题,如果直接使用这类数据可导致故障预测结果不佳。如果不使用该类数据则容易出现数据稀疏的问题,从而限制了很多数据

驱动的故障预测方法的应用。

3) 复杂装备长期性故障的预测。预测步长也是故障预测的核心问题之一。对于部件难以生产或更换的装备以及容易引起灾难性后果的故障,短期预测无法为维修行动预留足够的时间,而长期预测往往难以保证较高的预测精度。

[参考文献]

- [1] 彭喜元, 彭宇, 刘大同. 数据驱动的故障预测[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2016.
PENG Xiyuan, PENG Yu, LIU Datong. Data driven prognostics and health management [M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2016.
- [2] 邵新杰, 曹立军, 田广, 等. 复杂装备故障预测与健康管理技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2013.
SHAO Xinjie, CAO Lijun, TIAN Guang, et al. Complex equipment fault prognostic and health management technology [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2013.
- [3] SCHWABACHER M, GOEBEL K. A survey of data-driven prognostics [C]//the Proceedings of AIAA Infotech & Aerospace Conference. Arlington: USA, 2006: 107-114.
- [4] 孙博, 康锐, 谢劲松. 故障预测与健康管理系统研究和应用现状综述[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(10): 1762-1767. DOI: 10.3321/j. issn: 1001-506x. 2007.10.042.
SUN Bo, KANG Rui, XIE Jinsong. Research and application of the prognostic and health management system[J]. Systems Engineering and Electronics, 2007, 29(10): 1762-1767. DOI: 10.3321/j. issn: 1001-506x. 2007.10.042.
- [5] International Organization for Standardization. Condition monitoring and diagnostics of machine-prognostics, part 1: general guidelines: ISO 13381-1[S]. 2nd ed. Geneva: International Standards Organization, 2015.
- [6] VAN TUNG T, YANG B S. Machine fault diagnosis and prognosis: the state of the art[J]. International Journal of Fluid Machinery and Systems, 2009, 2(1): 61-71. DOI: 10.5293/ijfms.2009.2.1.061.
- [7] 高宏力, 刘庆杰, 黄柏权, 等. 数控机床故障预测与健康管理系统关键技术[J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16(10): 2217-2226. DOI: 10.13196/j. cims.2010.10.205.gaohl.025.
GAO Hongli, LIU Qingjie, HUANG Baiquan, et al. Key techniques of fault prediction and health management system in NC machine tool [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2010, 16(10): 2217-2226. DOI: 10.13196/j. cims.2010.10.205.gaohl.025.

- [8] PENG Y, DONG M, ZUO M J. Current status of machine prognostics in condition-based maintenance: a review [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2010, 50(1): 297-313. DOI: 10.1007/s00170-009-2482-0.
- [9] 黄赞武, 魏学业, 李绍斌. 轨道电路故障预测与健康管理体系结构设计[J]. 计算机工程, 2012, 38(20): 232-235. DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.20.060.
- HUANG Zanwu, WEI Xueye, LI Shaobin. Architecture design of fault prognostics and health management for track circuit [J]. Computer Engineering, 2012, 38(20): 232-235. DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.20.060.
- [10] 马伦, 康建设, 赵春宇, 等. 武器装备故障预测建模方法选择研究[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(7): 1929-1932, 1938. DOI: 10.3969/j.issn.1001-3695.2013.07.002.
- MA Lun, KANG Jianshe, ZHAO Chunyu, et al. Options of prognostic modeling for equipment failure [J]. Application Research of Computers, 2013, 30(7): 1929-1932, 1938. DOI: 10.3969/j.issn.1001-3695.2013.07.002.
- [11] 彭宇, 刘大同. 数据驱动故障预测和健康管理综述[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(3): 481-495. DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.2014.03.001.
- PENG Yu, LIU Datong. Data-driven prognostics and health management: a review of recent advances [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(3): 481-495. DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.2014.03.001.
- [12] KAN M S, TAN A C C, MATHEW J. A review on prognostic techniques for non-stationary and non-linear rotating systems [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 62/63: 1-20. DOI: 10.1016/j.ymssp.2015.02.016.
- [13] KIM N H, AN D, CHOI J H. Prognostics and health management of engineering systems: an introduction [M]. Cham: Springer, 2017.
- [14] LEI Y G, LI N P, GUO L, et al. Machinery health prognostics: a systematic review from data acquisition to RUL prediction [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 104: 799-834. DOI: 10.1016/j.ymssp.2017.11.016.
- [15] DE NOVAES PIRES LEITE G, ARAÚJO A M, ROSAS P A C. Prognostic techniques applied to maintenance of wind turbines: a concise and specific review [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 81: 1917-1925. DOI: 10.1016/j.rser.2017.06.002.
- [16] 吕克洪, 程先哲, 李华康, 等. 电子设备故障预测与健康管理技术发展最新动态[J]. 航空学报, 2019, 40(11): 023285. DOI: 10.7527/S1000-6893.2019.23285.
- LYU Kehong, CHENG Xianzhe, LI Huakang, et al. New developments of prognostic and health management technology for electronic equipment [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2019, 40(11): 023285. DOI: 10.7527/S1000-6893.2019.23285.
- [17] 蒋仁言. 工程系统服役质量指数和性能评价指标体系: 文献综述[J]. 机械工程学报, 2019, 55(18): 206-214. DOI: 10.3901/JME.2019.18.206.
- JIANG Renyan. In-service quality indices and performance evaluation indicator system of engineered systems: literature review [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(18): 206-214. DOI: 10.3901/JME.2019.18.206.
- [18] LI R, VERHAGEN W J C, CURRAN R. A systematic methodology for prognostic and health management system architecture definition [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2020, 193: 106598. DOI: 10.1016/j.ress.2019.106598.
- [19] 许宏才, 张超, 鲍军鹏, 等. 卫星健康管理系统的探索[J]. 无线电工程, 2020, 50(6): 429-436. DOI: 10.3969/j.issn.1003-3106.2020.06.001.
- XU Hongcai, ZHANG Chao, BAO Junpeng, et al. Development and exploration of satellite health management system [J]. Radio Engineering, 2020, 50(6): 429-436. DOI: 10.3969/j.issn.1003-3106.2020.06.001.
- [20] ZHONG K, HAN M, HAN B. Data-driven based fault prognosis for industrial systems: a concise overview [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2019, 7(2): 330-345. DOI: 10.1109/JAS.2019.1911804.
- [21] GUO J, LI Z J, LI M Y. A review on prognostics methods for engineering systems [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2020, 69(3): 1110-1129. DOI: 10.1109/TR.2019.2957965.
- [22] 张明宇, 王琦, 于洋. 基于LSTM-DHMM的MOSFET器件健康状态识别与故障时间预测[J]. 电子学报, 2022, 50(3): 643-651. DOI: 10.12263/DZXB.20210047.
- ZHANG Mingyu, WANG Qi, YU Yang. Health status identification and fault time prediction of MOSFET device based on LSTM-DHMM [J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(3): 643-651. DOI: 10.12263/DZXB.20210047.
- [23] LI G, QIN S J, JI Y D, et al. Reconstruction based fault prognosis for continuous processes [J]. Control Engineering Practice, 2010, 18(10): 1211-1219. DOI: 10.1016/j.conengprac.2010.05.012.
- [24] NADERPOUR H, MIRRASHID M, PARSA P. Failure mode prediction of reinforced concrete columns using machine learning methods [J]. Engineering Structures, 2021, 248: 113263. DOI: 10.1016/j.engstruct.2021.113263.
- [25] OLIVENCIA POLO F A, FERRERO BERMEJO J, GÓMEZ FERNÁNDEZ J F, et al. Failure mode prediction and energy forecasting of PV plants to assist dynamic maintenance tasks by ANN based models [J].

- Renewable Energy, 2015, 81: 227–238. DOI: 10.1016/j.renene.2015.03.023.
- [26] 李瑞莹, 康锐. 基于神经网络的故障率预测方法[J]. 航空学报, 2008, 29(2): 357–363. DOI: 10.3321/j.issn: 1000-6893.2008.02.017.
- LI Ruiying, KANG Rui. Failure rate forecasting method based on neural networks[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2008, 29(2): 357–363. DOI: 10.3321/j.issn: 1000-6893.2008.02.017.
- [27] KUTYŁOWSKA M. Neural network approach for failure rate prediction[J]. Engineering Failure Analysis, 2015, 47: 41–48. DOI: 10.1016/j.engfailanal.2014.10.007.
- [28] LI W Q, HOU N. Aircraft failure rate prediction method based on CEEMD and combined model[J]. Scientific Programming, 2022, 2022: 1–19. DOI: 10.1155/2022/8455629.
- [29] 王小林, 蒋平, 邢云燕, 等. 非线性退化情形下的产品剩余寿命预测[M]. 北京: 国防工业出版社, 2015.
- WANG Xiaolin, JIANG Ping, XING Yunyan, et al. Residual life estimation for nonlinear-deteriorate products[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2015.
- [30] KONG X F, YANG J. Remaining useful life prediction of rolling bearings based on RMS-MAVE and dynamic exponential regression model[J]. IEEE Access, 2019, 7: 169705–169714. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2954915.
- [31] ZHOU T T, LI Y F. Degradation assessment and remaining useful life prognostic of centrifugal pump using multi-sensor process monitoring [C]// the Proceedings of 2020 Asia-Pacific International Symposium on Advanced Reliability and Maintenance Modeling (APARM). Vancouver: IEEE, 2020: 1–4. DOI: 10.1109/APARM49247.2020.9209577.
- [32] JIA X, GUO B. Reliability analysis for complex system with multi-source data integration and multi-level data transmission[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 217: 108050. DOI: 10.1016/j.ress.2021.108050.
- [33] PECHT M, JAAI R. A prognostics and health management roadmap for information and electronics-rich systems[J]. Microelectronics Reliability, 2010, 50(3): 317–323. DOI: 10.1016/j.microrel.2010.01.006.
- [34] SAI SARATHI VASAN A, LONG B, PECHT M. Diagnostics and prognostics method for analog electronic circuits[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2013, 60(11): 5277–5291. DOI: 10.1109/TIE.2012.2224074.
- [35] ORCHARD M E, VACHTSEVANOS G J. A particle filtering approach for on-line failure prognosis in a planetary carrier plate [J]. International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems, 2007, 7(4): 221–227. DOI: 10.5391/ijfis.2007.7.4.221.
- [36] ORCHARD M E, VACHTSEVANOS G J. A particle-filtering approach for on-line fault diagnosis and failure prognosis [J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2009, 31(3/4): 221–246. DOI: 10.1177/0142331208092026.
- [37] HINES J W, COBLE J, BAILEY B K. A novel method for monitoring single variable systems for fault detection, diagnostics and prognostics[J]. International Journal of Performability Engineering, 2010, 6(5): 477–486.
- [38] WALKER C, COBLE J. Wind turbine bearing fault detection using adaptive resampling and order tracking [J]. International Journal of Prognostics and Health Management, 2020, 9(2). DOI: 10.36001/ijphm.2018.v9i2.2735.
- [39] MOGHADDASS R, ZUO M J. An integrated framework for online diagnostic and prognostic health monitoring using a multistate deterioration process [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2014, 124: 92–104. DOI: 10.1016/j.ress.2013.11.006.
- [40] HE R, TIAN Z G, ZUO M J. A transferable neural network method for remaining useful life prediction[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 183: 109608. DOI: 10.1016/j.ymssp.2022.109608.
- [41] EKER O F, CAMCI F, JENNIONS I K. Physics-based prognostic modelling of filter clogging phenomena [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 75: 395–412. DOI: 10.1016/j.ymssp.2015.12.011.
- [42] DANGUT M D, SKAF Z, JENNIONS I K. An integrated machine learning model for aircraft components rare failure prognostics with log-based dataset [J]. ISA Transactions, 2021, 113: 127–139. DOI: 10.1016/j.isatra.2020.05.001.
- [43] LI R, VERHAGEN W J C, CURRAN R. Toward a methodology of requirements definition for prognostics and health management system to support aircraft predictive maintenance [J]. Aerospace Science and Technology, 2020, 102: 105877. DOI: 10.1016/j.ast.2020.105877.
- [44] LI R, VERHAGEN W J C, CURRAN R. Stakeholder-oriented systematic design methodology for prognostic and health management system: Stakeholder expectation definition [J]. Advanced Engineering Informatics, 2020, 43: 101041. DOI: 10.1016/j.aei.2020.101041.
- [45] KIM H E, TAN A C C, MATHEW J. New machine prognostics approach based on health state probability estimation [J]. Australian Journal of Mechanical Engineering, 2011, 8(2): 79–89. DOI: 10.1080/14484846.2011.11464599.
- [46] KIM H E, TAN A C C, MATHEW J, et al. Bearing

- fault prognosis based on health state probability estimation [J]. *Expert Systems With Applications*, 2012, 39 (5) : 5200–5213. DOI: 10.1016/j.eswa.2011.11.019.
- [47] HU C, YOUN B D, WANG P F, et al. Ensemble of data-driven prognostic algorithms for robust prediction of remaining useful life [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2012, 103: 120–135. DOI: 10.1016/j.res.2012.03.008.
- [48] WANG P F, YOUN B D, HU C. A generic probabilistic framework for structural health prognostics and uncertainty management [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, 28: 622–637. DOI: 10.1016/j.ymssp.2011.10.019.
- [49] 曾声奎, PECHT M G, 吴际. 故障预测与健康管理 (PHM) 技术的现状与发展 [J]. *航空学报*, 2005, 26 (5) : 626–632. DOI: 10.3321/j. issn: 1000-6893.2005.05.017.
- ZENG Shengkui, PECHT M G, WU Ji. Status and perspectives of prognostics and health management technologies [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2005, 26 (5) : 626–632. DOI: 10.3321/j.issn: 1000-6893.2005.05.017.
- [50] 蔡志强, 孙树栋, 司书宾, 等. 基于 FMECA 的复杂装备故障预测贝叶斯网络建模 [J]. *系统工程理论与实践*, 2013, 33 (1) : 187–193. DOI: 10.3969/j. issn.1000-6788.2013.01.022.
- CAI Zhiqiang, SUN Shudong, SI Shubin, et al. Modeling of failure prediction Bayesian network based on FMECA [J]. *Systems Engineering: Theory & Practice*, 2013, 33 (1) : 187–193. DOI: 10.3969/j. issn.1000-6788.2013.01.022.
- [51] CAI Z Q, SI W T, SI S B, et al. Modeling of failure prediction Bayesian network with divide-and-conquer principle [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014, 2014: 1–8. DOI: 10.1155/2014/210714.
- [52] YAN W Z, ZHANG B, DOU W C, et al. Low-cost adaptive lebesgue sampling particle filtering approach for real-time Li-ion battery diagnosis and prognosis [J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2017, 14 (4) : 1601–1611. DOI: 10.1109/TASE.2017.2666202.
- [53] 梁寒玉, 张文瀚, 王振华, 等. 基于集员估计的卫星飞轮故障检测与预测方法 [J]. *航空学报*, 2022, 43 (3): 326080.
- LIANG Hanyu, ZHANG Wenhan, WANG Zhenhua, et al. Fault detection and prognosis approach for satellite flywheel based on set-membership estimation [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43 (3): 326080.
- [54] LEI Y G, LI N P, GONTARZ S, et al. A model-based method for remaining useful life prediction of machinery [J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2016, 65 (3) : 1314–1326. DOI: 10.1109/TR.2016.2570568.
- [55] LI N P, LEI Y G, GEBRAEEL N, et al. Multi-sensor data-driven remaining useful life prediction of semi-observable systems [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68 (11) : 11482–11491. DOI: 10.1109/TIE.2020.3038069.
- [56] 刘江, 许康智, 蔡伯根, 等. 基于 XGBoost 的列控车载设备故障预测方法 [J]. *北京交通大学学报*, 2021, 45 (4) : 95–106. DOI: 10.11860/j. issn. 1673-0291.20210061.
- LIU Jiang, XU Kangzhi, CAI Baigen, et al. XGBoost-based fault prediction method for on-board train control equipment [J]. *Journal of Beijing Jiaotong University*, 2021, 45 (4) : 95–106. DOI: 10.11860/j. issn. 1673-0291.20210061.
- [57] ZANG Y, SHANGGUAN W, CAI B G, et al. Hybrid remaining useful life prediction method: a case study on railway D-cables [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2021, 213: 107746. DOI: 10.1016/j.res.2021.107746.
- [58] 祁海铭, 程月华, 姜斌, 等. 基于多状态故障的卫星姿态控制系统剩余寿命预测方法 [J]. *南京航空航天大学学报*, 2015, 47 (1) : 29–36. DOI: 10.16356/j.1005-2615.2015.01.004.
- QI Haiming, CHENG Yuehua, JIANG Bin, et al. Residual life prediction of satellite attitude control system based on multi-state failures [J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2015, 47 (1) : 29–36. DOI: 10.16356/j. 1005-2615.2015.01.004.
- [59] WANG C S, ZHU Z H, LU N Y, et al. A data-driven degradation prognostic strategy for aero-engine under various operational conditions [J]. *Neurocomputing*, 2021, 462: 195–207. DOI: 10.1016/j.neucom.2021.07.080.
- [60] HUANG C G, YIN X H, HUANG H Z, et al. An enhanced deep learning-based fusion prognostic method for RUL prediction [J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2020, 69 (3) : 1097–1109. DOI: 10.1109/TR.2019.2948705.
- [61] XIAHOU T F, LIU Y, ZENG Z G, et al. Remaining useful life prediction with imprecise observations: an interval particle filtering approach [J]. *IEEE Transactions*, 2022: 1–16. DOI: 10.1080/24725854.2022.2125602.
- [62] ZHU X Y, ZHANG P, XIE M. A joint long short-term memory and AdaBoost regression approach with application to remaining useful life estimation [J]. *Measurement*, 2021, 170: 108707. DOI: 10.1016/j.measurement.2020.108707.
- [63] LI P, MAGED A, ZHANG A B, et al. An adaptive

- prognostics method based on a new health index via data fusion and diffusion process [J]. *Measurement*, 2022, 193:110968. DOI:10.1016/j.measurement.2022.110968.
- [64] 侯晓东, 王永攀, 杨江平, 等. 基于状态的武器电子装备故障预测研究综述[J]. *系统工程与电子技术*, 2018, 40(2): 360-367.
- HOU Xiaodong, WANG Yongpan, YANG Jiangping, et al. Research summary of weapon electronic equipment fault prediction based on state [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, 40(2): 360-367.
- [65] 姜斌, 吴云凯, 陆宁云, 等. 高速列车牵引系统故障诊断与预测技术综述[J]. *控制与决策*, 2018, 33(5): 841-855. DOI: 10.13195/j.kzyjc.2017.1447.
- JIANG Bin, WU Yunkai, LU Ningyun, et al. Review of fault diagnosis and prognosis techniques for high-speed railway traction system [J]. *Control and Decision*, 2018, 33(5): 841-855. DOI: 10.13195/j.kzyjc.2017.1447.
- [66] HU L Q, HE C F, CAI Z Q, et al. Track circuit fault prediction method based on grey theory and expert system [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2019, 58: 37-45. DOI: 10.1016/j.jvcir.2018.10.024.
- [67] 曹立军, 王兴贵, 秦俊奇, 等. 融合案例与规则推理的故障预测专家系统[J]. *计算机工程*, 2006, 32(1): 208-210.
- CAO Lijun, WANG Xinggui, QIN Junqi, et al. Fault forecast expert system based on integration of case and rule reasoning [J]. *Computer Engineering*, 2006, 32(1): 208-210.
- [68] BIAGETTI T, SCIUBBA E. Automatic diagnostics and prognostics of energy conversion processes via knowledge-based systems [J]. *Energy*, 2004, 29(12-15):2553-2572. DOI:10.1016/j.energy.2004.03.031.
- [69] CHEN B D, MATTHEWS P C, TAVNER P J. Wind turbine pitch faults prognosis using a-priori knowledge-based ANFIS [J]. *Expert Systems With Applications*, 2013, 40(17):6863-6876. DOI:10.1016/j.eswa.2013.06.018.
- [70] 秦俊奇, 曹立军, 王兴贵, 等. 集成模糊推理与定量仿真的故障预测系统研究[J]. *系统仿真学报*, 2005, 17(9): 2154-2158. DOI: 10.3969/j.issn.1004-731X.2005.09.029.
- QIN Junqi, CAO Lijun, WANG Xinggui, et al. Fault forecast system based on integration of fuzzy inference and quantitative simulation [J]. *Acta Simulata Systematica Sinica*, 2005, 17(9): 2154-2158. DOI: 10.3969/j.issn.1004-731X.2005.09.029.
- [71] 曹立军, 马吉胜, 秦俊奇, 等. 基于正反向混合推理的故障仿真预测模型[J]. *系统仿真学报*, 2006, 18(3): 742-746. DOI: 10.3969/j.issn.1004-731X.2006.03.053.
- CAO Lijun, MA Jisheng, QIN Junqi, et al. Fault forecast and simulation model of hybrid inference integrated forward and backward inference [J]. *Journal of System Simulation*, 2006, 18(3): 742-746. DOI: 10.3969/j.issn.1004-731X.2006.03.053.
- [72] 王强, 郑坚, 王兴贵, 等. 装备故障模糊预测系统研究[J]. *计算机工程*, 2001, 27(11): 98-99. DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2001.11.039.
- WANG Qiang, ZHENG Jian, WANG Xinggui, et al. Research of the equipment fault fuzzy prediction system [J]. *Computer Engineering*, 2001, 27(11): 98-99. DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2001.11.039.
- [73] 林泽力, 郑国, 莫固良, 等. 基于模糊综合评判的飞机液压泵故障预测[J]. *振动测试与诊断*, 2016, 36(4): 746-750, 813. DOI: 10.16450/j.cnki.issn.1004-6801.2016.04.021.
- LIN Zeli, ZHENG Guo, MO Guliang, et al. Prediction of aircraft hydraulic pump fault based on fuzzy comprehensive evaluation [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2016, 36(4): 746-750, 813. DOI: 10.16450/j.cnki.issn.1004-6801.2016.04.021.
- [74] 王学远, 李日康, 魏学哲, 等. 基于传荷电阻的锂离子电池剩余寿命预测研究[J]. *机械工程学报*, 2021, 57(14): 105-117.
- WANG Xueyuan, LI Rikang, WEI Xuezhe, et al. Study on remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on charge transfer resistance [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57(14): 105-117.
- [75] DJEZIRI M A, BENMOUSSA S, MOUCHAWEH M S, et al. Fault diagnosis and prognosis based on physical knowledge and reliability data: application to MOS field-effect transistor [J]. *Microelectronics Reliability*, 2020, 110:113682. DOI:10.1016/j.microrel.2020.113682.
- [76] 程哲, 胡鸢庆, 高经纬. 基于物理模型和修正灰色模型的行星轮系疲劳裂纹故障预测方法[J]. *机械工程学报*, 2011, 47(9): 78-84. DOI: 10.3901/JME.2011.09.078.
- CHENG Zhe, HU Niaoqing, GAO Jingwei. Prognosis of fatigue crack in planetary gear sets based on physical model and modified gray theory [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2011, 47(9): 78-84. DOI: 10.3901/JME.2011.09.078.
- [77] JIN G, MATTHEWS D, FAN Y W, et al. Physics of failure-based degradation modeling and lifetime prediction of the momentum wheel in a dynamic covariate environment [J]. *Engineering Failure Analysis*, 2013, 28: 222-240. DOI: 10.1016/j.engfailanal.2012.10.027.
- [78] 韩敏, 李锦冰, 许美玲, 等. 具有工作状态转换的EIKF船舶柴油机故障预测[J]. *自动化学报*, 2019,

- 45(5): 920–926. DOI: 10.16383/j.aas.2018.c170457.
- HAN Min, LI Jinbing, XU Meiling, et al. Fault prognosis of marine diesel engine with working state transition based on EHKF[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(5): 920–926. DOI: 10.16383/j.aas.2018.c170457.
- [79] BARALDI P, MANGILI F, ZIO E. A Kalman filter-based ensemble approach with application to turbine creep prognostics [J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2012, 61(4): 966–977. DOI: 10.1109/TR.2012.2221037.
- [80] KORDESTANI M, SAMADI M F, SAIF M, et al. A new fault prognosis of MFS system using integrated extended Kalman filter and Bayesian method[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018(99): 1. DOI: 10.1109/TII.2018.2815036.
- [81] LIM P, GOH C K, TAN K C, et al. Multimodal degradation prognostics based on switching Kalman filter ensemble [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2017, 28(1): 136–148. DOI: 10.1109/TNNLS.2015.2504389.
- [82] ZIO E, PELONI G. Particle filtering prognostic estimation of the remaining useful life of nonlinear components [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2011, 96(3): 403–409. DOI: 10.1016/j.res.2010.08.009.
- [83] DONG G, CHEN Z, WEI J, et al. Battery health prognosis using Brownian motion modeling and particle filtering [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(11): 8646–8655. DOI: 10.1109/TIE.2018.2813964.
- [84] 邓森, 景博, 周宏亮. 支持向量回归粒子滤波器的故障预测方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2012, 18(9): 2012–2017. DOI: 10.13196/j.cims.2012.09.112.dengs.017.
- DENG Sen, JING Bo, ZHOU Hongliang. Fault prediction method of improving particle filter with support vector regression [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2012, 18(9): 2012–2017. DOI: 10.13196/j.cims.2012.09.112.dengs.017.
- [85] 张琪, 胡昌华, 乔玉坤, 等. 基于权值选优粒子滤波器的故障预测算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2009, 31(1): 221–224. DOI: 10.3321/j.issn: 1001-506X.2009.01.050.
- ZHANG Qi, HU Changhua, QIAO Yukun, et al. Fault prediction algorithm based on weight selected particle filter[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2009, 31(1): 221–224. DOI: 10.3321/j.issn: 1001-506X.2009.01.050.
- [86] 李建兰, 黄树红. 改进灰色模型在变压器故障预测中的应用[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2008, 36(5): 100–102. DOI: 10.13245/j.hust.2008.05.013.
- LI Jianlan, HUANG Shuhong. Improvement of grey model to forecast the transformer faults [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition)*, 2008, 36(5): 100–102. DOI: 10.13245/j.hust.2008.05.013.
- [87] LI W L, WANG Z S, SONG X J. Research on prognostic method based on grey model [C]// the Proceedings of 2012 International Conference on Computer Science and Electronics Engineering. Hangzhou: IEEE, 2012: 366–369. DOI: 10.1109/ICCSEE.2012.352.
- [88] 刘小峰, 叶榕婷, 柏林, 等. 基于灰色理论的航空发动机剩余寿命预测[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(1): 74–81. DOI: 10.13382/j.jemi.B2003293.
- LIU Xiaofeng, YE Rongting, BO Lin, et al. Remaining useful life estimation for aero-engines based on grey theory [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(1): 74–81. DOI: 10.13382/j.jemi.B2003293.
- [89] YANG X Y, FANG Z G, LI X C, et al. Similarity-based information fusion grey model for remaining useful life prediction of aircraft engines [J]. *Grey Systems: Theory & Application*, 2020, 11(3): 463–483. DOI: 10.1108/GS-05-2020-0066.
- [90] 李瑞莹, 康锐. 基于 ARMA 模型的故障率预测方法研究[J]. *系统工程与电子技术*, 2008, 30(8): 1588–1591. DOI: 10.3321/j.issn: 1001-506X.2008.08.047.
- LI Ruiying, KANG Rui. Research on failure rate forecasting method based on ARMA model [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2008, 30(8): 1588–1591. DOI: 10.3321/j.issn: 1001-506X.2008.08.047.
- [91] DANG P F, ZHANG H, YUN X H, et al. Fault prediction of rolling bearing based on ARMA model [C]//the Proceedings of 2017 International Conference on Computer Systems, Electronics and Control (ICCSEC). Dalian: IEEE, 2017: 725–728. DOI: 10.1109/ICCSEC.2017.8447055.
- [92] BAPTISTA M, SANKARARAMAN S, DE MEDEIROS I P, et al. Forecasting fault events for predictive maintenance using data-driven techniques and ARMA modeling [J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2018, 115: 41–53. DOI: 10.1016/j.cie.2017.10.033.
- [93] 王小林, 程志君, 郭波. 基于维纳过程金属化膜电容器的剩余寿命预测[J]. *国防科技大学学报*, 2011, 33(4): 146–151. DOI: 10.3969/j.issn. 1001-2486.2011.04.028.
- WANG Xiaolin, CHENG Zhijun, GUO Bo. Residual life forecasting of metallized film capacitor based on Wiener process [J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2011, 33(4): 146–151. DOI:

- 10.3969/j.issn.1001-2486.2011.04.028.
- [94] 王小林, 郭波, 程志君, 等. 考虑有损伤测量条件下的设备剩余寿命的建模分析[J]. 国防科技大学学报, 2011, 33(5): 59-63. DOI: 10.3969/j.issn.1001-2486.2011.05.012.
- WANG Xiaolin, GUO Bo, CHENG Zhijun, et al. Modeling and analysis of equipment's residual life considering the condition of damaging measuring [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2011, 33(5): 59-63. DOI: 10.3969/j.issn.1001-2486.2011.05.012.
- [95] WANG X J, LIN S R, WANG S P, et al. Remaining useful life prediction based on the Wiener process for an aviation axial piston pump [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2016, 29(3): 779-788. DOI: 10.1016/j.cja.2015.12.020.
- [96] 董青, 郑建飞, 胡昌华, 等. 考虑随机冲击影响的自适应 Wiener 过程剩余寿命预测方法[J]. 航空学报, 2022, 43(9): 225914.
- DONG Qing, ZHENG Jianfei, HU Changhua, et al. Remaining useful life prediction for adaptive Wiener process method with random shock [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(9): 225914.
- [97] 戴洪德, 李娟, 景博, 等. 基于 HP 滤波与非线性维纳过程的退化建模与失效分布研究[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(8): 63-71. DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1803321.
- DAI Hongde, LI Juan, JING Bo, et al. Study on degradation modeling and failure distribution based on HP filtering and nonlinear Wiener process [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(8): 63-71. DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1803321.
- [98] LIEN NGUYEN T B, DJEZIRI M, ANANOU B, et al. Fault prognosis for batch production based on percentile measure and gamma process: application to semiconductor manufacturing [J]. Journal of Process Control, 2016, 48: 72-80. DOI: 10.1016/j.jprocont.2016.10.003.
- [99] LIU X H, MATIAS J, JÄSCHKE J, et al. Gibbs sampler for noisy transformed Gamma process: inference and remaining useful life estimation [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 217: 108084. DOI: 10.1016/j.res.2021.108084.
- [100] 张英波, 贾云献, 冯添乐, 等. 基于 Gamma 退化过程的直升机主减速器行星架剩余寿命预测模型[J]. 振动与冲击, 2012, 31(14): 47-51. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2012.14.024.
- ZHANG Yingbo, JIA Yunxian, FENG Tianle, et al. Remaining useful life prediction model of planetary carrier in helicopter main gear-box based on Gamma degradation process [J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(14): 47-51. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2012.14.024.
- [101] 吕克洪, 邱静, 刘冠军. 基于时间应力及隐马尔可夫模型的焊点故障预测技术[J]. 机械工程学报, 2008, 44(4): 222-227. DOI: 10.3321/j.issn: 0577-6686.2008.04.040.
- LYU Kehong, QIU Jing, LIU Guanjun. Fault prognosis technology for solder joints based on time stress and hidden Markov models [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2008, 44(4): 222-227. DOI: 10.3321/j.issn: 0577-6686.2008.04.040.
- [102] 吕克洪, 邱静, 刘冠军. 基于多组件动态损伤的系统故障预测方法研究[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(10): 2014-2018. DOI: 10.3321/j.issn: 1001-506X.2008.10.046.
- LYU Kehong, QIU Jing, LIU Guanjun. Research on system fault prognosis method based on multi-component dynamic damages [J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(10): 2014-2018. DOI: 10.3321/j.issn: 1001-506X.2008.10.046.
- [103] ZHOU Z J, HU C H, XU D L, et al. A model for real-time failure prognosis based on hidden Markov model and belief rule base [J]. European Journal of Operational Research, 2010, 207(1): 269-283. DOI: 10.1016/j.ejor.2010.03.032.
- [104] LIU Q M, CHEN X, DONG M, et al. A novel health prognosis method for system based on improved degenerated hidden Markov model [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2022, 78: 102402. DOI: 10.1016/j.rcim.2022.102402.
- [105] WANG Z F, ZARADER J L, ARGENTIERI S. A novel aircraft engine fault diagnostic and prognostic system based on SVM [C]//the Proceedings of 2012 IEEE International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis. Bali: IEEE, 2013: 723-728. DOI: 10.1109/CMD.2012.6416248.
- [106] MANJURUL ISLAM M M, PROSVIRIN A E, KIM J M. Data-driven prognostic scheme for rolling-element bearings using a new health index and variants of least-square support vector machines [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 160: 107853. DOI: 10.1016/j.ymssp.2021.107853.
- [107] 张伟, 胡昌华, 焦李成, 等. 遗忘因子最小二乘支持向量机及在陀螺仪漂移预测中的应用研究[J]. 宇航学报, 2007, 28(2): 448-451. DOI: 10.3321/j.issn: 1000-1328.2007.02.041.
- ZHANG Wei, HU Changhua, JIAO Licheng, et al. Forgetting-factor least square support vector machine and application on drift forecasting of gyro [J]. Journal of Astronautics, 2007, 28(2): 448-451. DOI:

- 10.3321/j.issn: 1000-1328.2007.02.041.
- [108] 苏续军, 吕学志. BP神经网络模型在无人机系统故障预测中的应用分析[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(9): 70-75. DOI: 10.3969/j. issn. 1000-386x.2019.09.013.
- SU Xujun, LYU Xuezhi. Application and analysis of BP neural network model in unmanned aerial vehicle system failure prediction [J]. Computer Applications and Software, 2019, 36(9): 70-75. DOI: 10.3969/j. issn.1000-386x.2019.09.013.
- [109] LI X, DING Q, SUN J Q. Remaining useful life estimation in prognostics using deep convolution neural networks[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2018, 172: 1-11. DOI: 10.1016/j.ress.2017.11.021.
- [110] XIANG S, QIN Y, LUO J, et al. Multicellular LSTM-based deep learning model for aero-engine remaining useful life prediction [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2021, 216: 107927. DOI: 10.1016/j.ress.2021.107927.
- [111] ZHANG C, LIM P, QIN A K, et al. Multiobjective deep belief networks ensemble for remaining useful life estimation in prognostics [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2017, 28(10): 2306-2318. DOI: 10.1109/TNNLS.2016.2582798.
- [112] XIAHOU T F, LIU Y. Reliability bounds for multi-state systems by fusing multiple sources of imprecise information [J]. IIE Transactions, 2020, 52(9): 1014-1031. DOI: 10.1080/24725854.2019.1680910.
- [113] XIAHOU T F, ZENG Z G, LIU Y, et al. Fusing conflicting multisource imprecise information for reliability assessment of multistate systems: a two-stage optimization approach [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2023, 72(1): 90-105. DOI: 10.1109/TR.2022.3187075.
- [114] XIAHOU T F, ZENG Z G, LIU Y. Remaining useful life prediction by fusing expert knowledge and condition monitoring information [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(4): 2653-2663. DOI: 10.1109/TII.2020.2998102.
- [115] 王冉, 后麒麟, 石如玉, 等. 基于变分模态分解与集成深度模型的锂电池剩余寿命预测方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(4): 111-120. DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107342.
- WANG Ran, HOU Qilin, SHI Ruyu, et al. Remaining useful life prediction method of lithium battery based on variational mode decomposition and integrated deep model [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(4): 111-120. DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107342.
- [116] GAO Z H, LIU Y, WANG Q J, et al. Ensemble empirical mode decomposition energy moment entropy and enhanced long short-term memory for early fault prediction of bearing [J]. Measurement, 2022, 188: 110417. DOI: 10.1016/j.measurement.2021.110417.
- [117] ZHANG Z Y, WANG Y, WANG K S. Fault diagnosis and prognosis using wavelet packet decomposition, Fourier transform and artificial neural network [J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2013, 24(6): 1213-1227. DOI: 10.1007/s10845-012-0657-2.
- [118] 韩西龙, 李青, 刘锋. 基于时序分解的飞机平均故障间隔飞行时间组合预测[J]. 计算机应用, 2016, 36(S2): 99-102, 119.
- HAN Xilong, LI Qing, LIU Feng. Combination forecasting of mean flying hours between failures for aircraft based on time series decomposition [J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(S2): 99-102, 119.
- [119] 张弦, 王宏力. 基于支持向量经验模态分解的故障率时间序列预测[J]. 航空学报, 2011, 32(3): 480-487.
- ZHANG Xian, WANG Hongli. Failure rate time series prediction based on support vector empirical mode decomposition [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2011, 32(3): 480-487.
- [120] 梁涛, 杨改文, 董玉兰, 等. 基于灰色关联度的变权组合模型的齿轮箱温度故障预测[J]. 太阳能学报, 2020, 41(12): 199-207. DOI: 10.19912/j. 0254-0096.2020.12.028.
- LIANG Tao, YANG Gaiwen, DONG Yulan, et al. Temperature fault prediction of gearbox based on variable weight combination model and grey correlation degree [J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2020, 41(12): 199-207. DOI: 10.19912/j.0254-0096.2020.12.028.
- [121] XU M J, BARALDI P, AL-DAHIDI S, et al. Fault prognostics by an ensemble of echo state networks in presence of event based measurements [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 87: 103346. DOI: 10.1016/j.engappai.2019.103346.
- [122] 黄魁, 苏春. 基于灰色神经网络组合模型的故障预测[J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42(1): 238-244. DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2020.01.32.
- HUANG Kui, SU Chun. Failure prediction based on combined model of grey neural network [J]. Systems Engineering and Electronics, 2020, 42(1): 238-244. DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2020.01.32.
- [123] CHI Z X, ZHOU T T, HUANG S M, et al. A data-driven approach for the health prognosis of high-speed train wheels [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability, 2020, 234(6): 735-747. DOI: 10.1177/1748006x20929158.
- [124] KONG X F, YANG J, LI L. Remaining useful life prediction for degrading systems with random shocks

- considering measurement uncertainty [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 61: 782–798. DOI: 10.1016/j.jmsy.2021.05.019.
- [125] 钱昭勇, 曹裕华, 张雷. 基于 CNN-LSTM 的在轨卫星故障预测分析[J]. 军事运筹与系统工程, 2021, 35(1): 57–63, 72. DOI: 10.19949/j.ams.mora.20200917.02.
- QIAN Zhaoyong, CAO Yuhua, ZHANG Lei. Fault prediction and analysis of the on-orbit satellite based on CNN-LSTM [J]. Military Operations Research and Systems Engineering, 2021, 35(1): 57–63, 72. DOI: 10.19949/j.ams.mora.20200917.02.

A research review on fault prognostic techniques for complex equipments

XU Zhaoping, GUO Bo

(College of Systems Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: [Purposes] This study aims at directing the condition-based maintenance of equipment by expounding the connotation of complex equipment fault prognostic. [Methods] In this study, the relevant research contents, status, and methods were investigated, summarized, and analyzed. The existing fault prognostic methods were divided into different categories and the corresponding application conditions, advantages, and drawbacks were discussed. [Findings] The knowledge-based methods can take full advantage of the experiential knowledge from experts, but the knowledge acquisition was a bottleneck problem. The model-based methods had the advantages of in-depth understanding of the nature of the target systems, but it was difficult to establish accurate models for complex equipments. The data-driven methods relied on a large amount of data. However, the cost of acquiring typical data of some complex equipments was very high. The hybrid methods can overcome the limitation of a single method, but designing an effective hybrid model was challenging. [Conclusions] The hybrid methods can improve the intelligence and performance of the fault prognostic system, which is an important development trend of complex equipment fault prognostic.

Key words: complex equipment; fault prognostic; condition-based maintenance; hybrid method; knowledge-based method; model-based method; data-driven method

Manuscript received: 2022-12-14; **revised:** 2023-01-13; **accepted:** 2023-01-22

Foundation item: Project (72071208) supported by the National Natural Science Foundation of China

Corresponding author: GUO Bo (1962—) (ORCID: 0000-0001-9691-9975), male, professor, research interest: system reliability modeling and project management. E-mail: boguo@nudt.edu.cn

(责任编辑:石月珍;校对:刘平;英文编辑:彭卓寅)