

现代故障诊断技术研究现状与趋势

赵庆海, 赵玮, 石玉霞

(西安理工大学 印刷包装与数字媒体学院, 西安 710048)

摘要: **目的** 为了能更有效、准确地对复杂设备进行状态监测和故障诊断。**方法** 综述近年故障诊断技术中重要方法的基本原理、特点、局限性和研究现状。在大量文献的基础上, 基于计算机技术、信号处理技术、人工智能技术和互联网技术讨论现代故障诊断技术的发展趋势。**结果** 故障诊断技术主要研究机器或机组运行状态的变化在诊断信息中的反映, 分为基于模型、基于信号和基于人工智能等 3 类。**结论** 随着基础学科和前沿学科的不断发展和交叉渗透, 故障诊断技术也在不断创新, 未来的发展趋势主要集中在将不同人工智能技术以某种方式结合、集成或融合以及开放式远程协作诊断技术。

关键词: 故障诊断技术; 数学模型; 信号; 人工智能; 大型复杂设备

中图分类号: TS803.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2018)15-0159-07

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.15.024

Present Situation and Trend of Modern Fault Diagnosis Technology

ZHAO Qing-hai, ZHAO Wei, SHI Yu-xia

(Faculty of Printing, Packaging Engineering and Digital Media Technology, Xi'an
University of Technology, Xi'an 710048, China)

ABSTRACT: The work aims to monitor the status of complex equipment and diagnose its faults more effectively and accurately. The fundamental principle, characteristics, limitations and research status of important methods in fault diagnosis technologies in recent years were summarized. Based on a large amount of literature, the development trends of modern fault diagnosis technology were discussed based on computer technology, signal processing technology, artificial intelligence technology and Internet technology. The fault diagnosis technology mainly researched the reflection of the change of machine or unit operating status in the diagnostic information. It was divided into model-based, signal-based and artificial intelligence-based technology. With the continuous development and cross infiltration of basic disciplines and cutting-edge disciplines, the fault diagnosis technology is also constantly innovating, and its future development trends are mainly focused on combining, integrating or fusing different artificial intelligence technologies in some way and the open remote collaboration diagnosis technology.

KEY WORDS: fault diagnosis technology; mathematical model; signal; artificial intelligence; large complex equipment

故障诊断技术起源于 20 世纪 60 年代的欧美国家, 我国对故障诊断技术的研究是在 20 世纪 80 年代初开始的, 虽然起步比较晚, 但经过 30 多年的发展, 已经在航天、汽车等各个领域内取得了不错的成绩。故障诊断技术主要对系统的状态进行监测, 对故障进行诊断。根据故障诊断技术发展的阶段, 将故障诊断大体分为 3 种, 系统数学模型诊断法、系统输入输出信号处理诊断法和人工智能故障诊断方法。基于系统数学模型的方法是发展最早, 也是最系统的一种诊断方法。基于信号处理的诊断方法是第 2 阶段依靠测试

技术发展的, 通过信号模型分析可测信号, 提取特征值, 获取与故障相关的征兆。基于人工智能的诊断方法目前是故障诊断领域的主要研究方向, 能有效解决大型复杂系统的多征兆、多故障问题。

1 故障诊断方法分类

1.1 系统数学模型诊断法

该方法可以深入系统本质的动态性质, 与控制系统紧密结合, 从而实现实时诊断、容错控制、系统修

收稿日期: 2017-12-27

作者简介: 赵庆海 (1964—), 男, 西安理工大学教授、硕导, 主要研究方向为测控技术在印刷包装工程中的应用。

复与重构等故障,但系统模型难获得,易出现鲁棒性问题。主要分为状态估计诊断法和参数估计法。

1.1.1 状态估计诊断法

状态估计诊断法是通过被控过程的状态反映系统运行状态,再结合适当模型诊断故障的方法。当系统可观和部分可观时,重构被控过程的状态,将估计值与测量值进行比较,构成残差序列,以检测和分离系统故障。综合利用了系统的结构、功能、行为信息,算法简单,直接有效,但一些非线性系统难建立模型,使其受到了一定的限制。刘春生^[1]等提出了一种可以解决状态不可测时故障的状态估计器设计方法,可以用于报警和故障容错控制。随着故障对象复杂性的增加,对故障状态估计精确性需求会越来越高。

1.1.2 参数估计法

参数估计法的基本思想是由模型参数序列计算过程参数序列并确定过程参数的变化量序列,基于此变化序列进行故障诊断。这种方法不需要计算残差序列,比状态估计诊断法更有利于故障的分离。目前较多的研究是将参数估计法与其他方法相结合,如文献[2],对解决复杂分布模型的参数估计问题有着重大意义。

1.2 系统输入输出信号处理诊断法

基于信号处理是一种传统的故障诊断方法,通过信号模型分析可测信号,提取方差、幅值、频率等特征值,从中获取与故障相关的征兆,达到对机械故障进行监测和诊断的目的。

1.2.1 小波变换诊断方法

近年来小波变换的相关研究取得了突飞猛进的发展,特别是非平稳信号分析。香港城市大学 J.Rafiee 等^[3]在基于小波变换的信号处理与特征提取技术方面进行了深入研究。

第 1 代小波变换虽然在工程应用方面取得了一定成功,但不能有效地匹配信号的特征,并且过于依赖 Fourier 变换,因此 1997 年 W.Sweldens 提出了第 2 代小波变化的概念,更简单快速,适合于自适应、非线性变换,但可能丢失有用故障特征信息,导致信号失真,并产生虚假频率,造成误诊。2009 年鲍文^[4]等提出了冗余第 2 代小波变换,其去掉了第 2 代小波变换分裂操作,克服了第 2 代小波变换上述缺陷,并对发动机的振动信号进行了有效的降噪处理。2010 年 Zhou^[5]等进而对细节信号进一步采用冗余第 2 代小波进行分解,实现了冗余第 2 代小波包变换,比冗余第 2 代小波更加精细地划分频带,有效提高了时频分辨率,更适合于机械故障诊断。罗荣^[6]等提出了一种改进的冗余第 2 代小波包变换。该变换既避免了冗余第 2 代小波包变换中存在的频带错位缺陷,又消除了误差积累缺陷,非常适合于机械故障信号的预处

理,并成功应用于直升机齿轮箱故障诊断。

1.2.2 输出信号处理诊断方法

基于输出信号处理的诊断方法的常用方法有谱分析法、概率密度法、相关分析法及互功率谱分析法等。

FFT 和频谱分析是机械设备故障诊断等多种学科重要的理论基础。华南理工大学丁康^[7]长期以来致力于研究 FFT 信号处理方法,并系统的解决了离散频谱校正问题。相关分析的算法简单,不仅可以检测、识别、提取确定性信号和随机信号,还可以抑制白噪声信号,在微弱信号检测和机械振动分析方面有广泛的应用。

1.2.3 经验模态分解诊断方法

机械设备发生故障时,会出现非平稳特性的振动信号,经验模态分解(EDM)是一种优秀的非平稳信号处理方法^[8],可以应用于机械设备动态分析与故障诊断。该方法无需预先设定基函数,就可将信号自适应地分解成不同尺度的本征模式函数(IMF),具有多分辨率和自适应性的特点,能有效地提取原信号的特征信息。在实际应用中,EMD 存在模态混叠、频率分辨率低的问题。文献[9]和文献[10]对传统 EMD 进行了改进,有效去除了 IMF 中的模态混叠噪声,提高了 EMD 的频率分辨率并使分解方法具有通用性,后者成功应用于电力系统模态参数的提取。

1.2.4 时间序列模型诊断方法

基本思想是建立以反映状态变化的诊断参数为基础的时序模型,从而分析机器的运行状态,具有较强的识别能力和诊断能力。目前的研究主要集中于数据约简和降维,如离散傅里叶变换、离散小波变换、奇异值分解、分段线性近似和分段聚合近似等,并且已成功应用到了故障诊断领域^[11-12]。

1.2.5 信息融合诊断方法

信息融合是为了完成所需决策和估计任务,利用计算机技术基于一定的准则对按时序获得的若干传感器的观测信息自动分析、优化综合的信息处理过程^[13]。多源信息融合技术已经被国内外诸多学者应用到故障诊断领域中,主要是对系统故障进行更有效的推理与决策,改善系统整体性能。M.S.Safizadeh 等^[14]利用加速度传感器和压力传感器数据融合技术对轴承进行故障诊断。文献[15]用多测点和多混沌特征参数信息融合,利用支持向量机分类,成功对行星轮故障进行了诊断。文献[16]提出一种基于多源信息融合的故障诊断方法,解决了依靠单一特征信号进行诊断的准确性低及不确定性高的问题。

1.3 人工智能故障诊断方法

实现人工智能的重要基础包括专家系统、神经网络、模糊逻辑、支持向量机、粗糙集、遗传算法、粒

计算等方法。

1.3.1 专家系统智能诊断方法

主要思想是运用专家多年积累的经验知识, 模拟专家的思维过程来解决复杂问题。主要有基于浅知识领域专家的经验知识的故障诊断系统和基于深知识诊断对象的模型知识的故障诊断系统, 但应用最多的是两者的融合使用。其发展有基于规则、框架、案例、模型、网络的故障诊断专家系统。目前发展方向是基于多模型结合、实时诊断、分布式的专家系统^[17-19]。传统的专家系统具有获取知识难、推理效率低等缺点, 而网络、数据库等技术与专家系统的结合可以有效解决上述不足, 使之趋向于并行化和智能化。

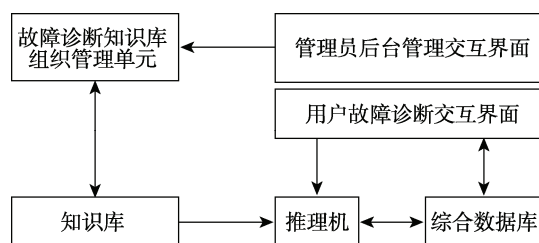


图 1 基于专家系统的故障诊断结构

Fig.1 Fault diagnosis structure based on expert system

1.3.2 神经网络智能诊断方法

作为一种模式识别和知识处理方法, 神经网络在故障领域的应用主要是分类器、动态预测模型和基于神经网络的专家系统。

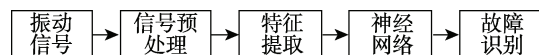


图 2 基于神经网络的故障诊断结构

Fig.2 Fault diagnosis structure based on neural network

该方法扩大了故障诊断的应用范围, 提高了诊断的准确性, 显示了极大的应用潜力^[20]。其未来的研究方向主要是神经网络自身算法的改进, 神经网络技术与其他诊断技术理论的融合。李巍华等^[21]提出一种双层萤火虫神经网络诊断法并应用于轴承故障诊断。

1.3.3 模糊逻辑诊断方法

对大型复杂设备进行故障诊断时, 由于测试点有限等客观原因, 会出现故障现象模糊性、故障现象与原因之间关系的模糊性等问题, 因此模糊逻辑的引入有利于处理监测和诊断中遇到的故障信息的不确定性、不精确性以及噪声等问题, 为故障诊断开辟了新途径。Liu 等^[22]基于模糊测度和模糊积分数据融合技术对机器人故障进行了诊断。吴晓平等^[23]将模糊集理论和证据推理结合, 提高了故障的识别能力和准确性。

1.3.4 故障树分析诊断方法

故障树分析方法 (FTA) 是一种简单、有效的演绎推理方法。主要思想是将系统的故障原因由总体至

部件按树枝状逐级细化, 直观地展现故障。优点是可以通过分析耦合性的多种模式故障, 已经得到了卓有成效的应用。对于复杂系统的故障诊断而言, 传统故障树分析的建模能力有限, 杨昌昊等^[24]将故障树转变为故障贝叶斯网, 对飞机雷达系统进行了故障诊断, 满足了对复杂系统故障诊断的要求。

1.3.5 支持向量机故障诊断方法

支持向量机 (SVM) 是基于统计理论发展的一种新的通用学习方法, 能够有效地解决高维、小样本学习问题。在故障诊断领域, SVM 主要用于故障分类、模式识别和趋势预测。S.Abbasion 等^[25]结合小波分析和 SVM 对轴承的多种故障进行分类。V.Sugumaran 等^[26]提出了基于临近点核函数的多分类支持向量的诊断方法。焦卫东等^[27]引入了 FLSA-SVM 算法, 从数据预处理、特征提取和分类器设计等方面对现有的基于 SVM 故障诊断方法进行了整体改进, 并利用齿轮箱故障验证了方法的有效性。

近年来, 支持向量机与其他学科融合构造出了多种新型支持向量机并得到了有效的实践应用, 如模糊支持向量机 (FSVM)^[28]、粒度支持向量机 (GSVM)^[29]、孪生支持向量机 (TWSVMs)^[30]、排序支持向量机 (RSVM)^[31]等。

1.3.6 粗糙集理论诊断方法

粗糙集 (RST) 是 1982 年波兰 Z.Pawlak 教授提出出来的一种数据分析方法, 通过数据表研究属性之间的依赖关系导出分类规则, 获得所需信息。可以有效处理不确定信息, 在专家系统、模式识别等领域有广泛应用。郭小荃等^[32]将 RST 引入到故障诊断特征提取, 可以提取出最能反映故障的特征, 通过对发动机进行特征提取验证了该方法。与其他故障诊断方法相比, RST 不需要故障样本就可以找到一部分关于故障的知识, 但在处理数据上有一定的缺陷, 多与专家系统、神经网络、模糊理论、支持向量机等其他智能故障诊断技术融合应用。

1.3.7 实例推理诊断方法

实例推理是人工智能领域内新兴起的一种通过检索历史实例来解决新问题的推理技术。直接模拟人类的思维方式, 可以提高推理效率, 缩短诊断时间。王侃夫等^[33]利用实例推理来解决数控机床的常见故障、共性故障和群发性故障的诊断问题。

1.3.8 遗传算法故障诊断方法

遗传算法是 1975 年美国 J.Holland 教授提出的一种来源于生物界自然选择和进化机制提出的仿生算法。其通过选择、交叉和变异操作寻求系统最优解, 算法思想比较简单、容易实现, 具有并行搜索机制和全局搜索的特点, 因此被引入故障诊断领域。Adam

等^[34]利用遗传算法达到对滚珠轴承状态监测、故障识别的目的。由于在实际应用中,工程问题的复杂程度越来越大,容易出现早熟收敛和收敛性能差等缺点,并且受算法自身的限制,通用性不强。为了克服这些,未来的研究方向可以将遗传算法与其他算法相融合,如文献[35—36]。

1.3.9 蚁群算法故障诊断方法

意大利学者 Dorigo 等^[37]在 1992 年提出了蚁群算法作为一种新的进化计算方法。主要特点是通过正反馈、分布式协作来寻找最优路径,解决故障诊断过程中故障征兆自动分类的困难,孙京浩等^[38]提出了一种新的基于蚁群算法的故障识别算法,已成功应用于一种化学反应器。由于蚁群算法缺少严格的数学理论证明,限制了自身的发展。目前在故障领域内的研究集中于神经网络、遗传算法、支持向量机等其它诊断技术之间的融合^[39—41]。

1.3.10 人工免疫故障诊断方法

神经网络、模糊逻辑、遗传算法等理论属于第 1 代生物启发的计算技术, H. Bersini 等^[42]以生物免疫系统为灵感提出了属于第 2 代生物启发的计算技术的人工免疫算法。通过交叉、变异操作解决自适应和预测问题,适合于在线监测和自适应故障诊断,通过生成能够表示和识别抗原即故障形式的记忆抗体集合,然后用建立好的记忆抗体集合对故障形式进行识别分类,于宗艳等^[43]就是基于人工免疫模式识别对抽油井机的 3 种典型故障进行了诊断。

1.3.11 粒子群故障诊断方法

粒子群优化算法 (PSO) 是 20 世纪 90 年代美国 J. Kennedy 等^[44]基于鸟群在空中的捕食行为提出的一种新仿生算法,通过粒子操作解决一般优化问题,具有参数少,操作简单,收敛速度快等优点,目前的研究主要是自身算法的改进和与其他算法的相结合。袁海满等^[45]利用 PSO 的全局寻优搜索策略对相关向量机 (RVM) 的核函数的参数进行优化,解决了 RVM 自身无法取得最佳核函数参数的固有不足,并已经应用于电力变压器的故障诊断。

1.4 其他故障诊断方法

1.4.1 噪声诊断方法

机械的噪声与振动信号类似,含有丰富的状态信息,可以反映机器零件的自身或者零件之间的相互运动状态的变化。通过对异常噪声进行分析,解决了一些设备难以测量振动信号的局限性,具有信号易测量、设备简单和传感器安装灵活等优点。潘楠等^[46]提出了基于频域盲解卷积的声学诊断方法对齿轮箱复合故障特征进行提取。贾继德等^[47]提出了基于小波包和模糊聚类分析的噪声诊断方法,解决了振动方法

较难诊断内燃机内部机件磨损故障的局限性。

1.4.2 声发射故障诊断方法

声发射 (AE) 是材料受力作用产生变形或断裂时,或构件在受力状态下被使用时,结构内部以弹性波形式释放应变能的现象。AE 信号是本身发出的高频应力波信号,可有效抑制周围环境噪声的干扰,频谱宽,可检测动态性缺陷。主要方法就是采集、分析 AE 信号,并用 AE 信号获取声发射源^[48],可以对大型构件的故障进行快速检测和诊断,对机械早期的故障诊断具有重要意义。赵元喜等^[49]提出了基于谐波小波包和 BP 神经网络的滚动轴承声发射故障模式识别技术,对轴承的声发射故障进行了有效诊断。

2 故障诊断技术的发展趋势

2.1 混合智能故障诊断技术

传统的单一人工智能方法对现代大型复杂设备进行故障时,具有精度低,通用性差等缺点。针对上述困难,可以将不同人工智能技术以某种方式结合、集成或融合,形成混合智能故障诊断技术,提高诊断与预示系统的敏感性、鲁棒性和精确性^[50],具有解决复杂问题的能力。

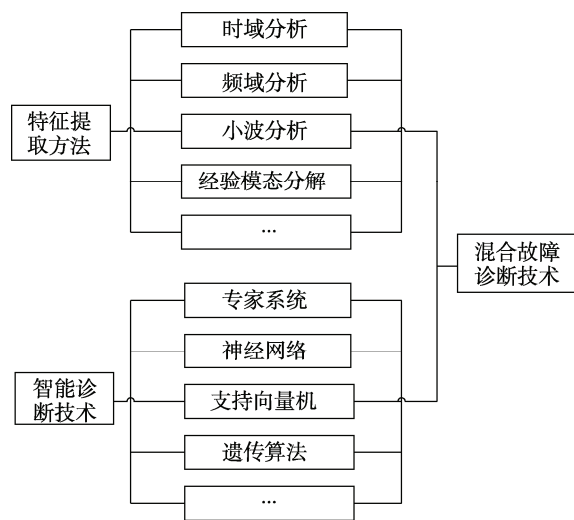


图 3 混合故障诊断技术结构

Fig.3 Structure of mixed fault diagnosis technology

目前研究最多的故障诊断技术是神经网络、模糊逻辑和专家系统的混合模式,并且只是简单的结合应用。机械设备的自动化程度会越来越高,多种物力场的耦合程度会不断增加,未来发展要重视多种信息的融合和多域敏感特征的提取,对不同智能技术进行更深层次的融合,充分发挥混合智能故障诊断技术的优势,有效解决机械早期故障的预示与诊断。

2.2 Internet 远程协作诊断技术

针对传统故障诊断技术易受人力物力和地域的

局限性的影响,综合现代通信技术、计算机网络技术和分布式故障诊断技术提出了基于 Internet 的远程协作诊断技术。该故障检测系统是开放式系统结构,能及时准确地对故障进行监测和诊断,降低成本,提高效率。此外机械设备逐渐向复杂化、智能化方向转变,而远程协作诊断技术是以互联网为技术支持,拥有强大的故障诊断云信息库,可以及时对出现的各种故障进行准确诊断。近年来,国际上许多国家在远程协作诊断技术上投入了很多,但且看 Internet 的发展,远程协作诊断技术依然是未来故障诊断技术的重要研究方向。

3 结语

故障诊断作为一门实用性很强的技术,对工程实践应用至关重要,因此为了提高故障诊断技术的准确性和有效性,详细阐述了基于模型、信号、人工智能和其他诊断方法的内容、应用、优缺点、研究现状以及未来发展方向。

此外,计算机技术、信号处理技术、人工智能技术和互联网技术的发展为故障诊断技术提供了新的方向,文中以此为基础讨论了故障诊断技术的未来发展趋势,集中于将不同人工智能技术以某种方式结合、集成或融合以及开放式远程协作诊断技术。混合智能故障诊断技术可以有效融合各种智能技术的优点,更精确地解决复杂机械引起的复杂系统故障问题。远程协作诊断技术突破了人力物力和地域的局限,依靠强大的互联网和云存储技术,及时解决故障,减少损失。随着设备的智能化、复杂化、耦合的程度不断增加,对故障诊断技术的要求也越来越高,故障诊断技术的未来发展仍然具有挑战。

参考文献:

- [1] 刘春生, 胡寿松. 一类基于状态估计的非线性系统的智能故障诊断[J]. 控制与决策, 2005, 20(5): 557—561.
LIU Chun-sheng, HU Shou-song. A Kind of Intelligent Fault Diagnosis of Nonlinear Systems Based on State Estimation[J]. Journal of Control and Decision, 2005, 20(5): 557—561.
- [2] BELLALI B, HAZZAB A, BOUSSERHANE I K, et al. Parameter Estimation for Fault Diagnosis in Nonlinear Systems by ANFIS[J]. Procedia Engineering, 2012, 29(4): 2016—2021.
- [3] RAFIEE J, TSE P W. Use of Autocorrelation of Wavelet Coefficients for Fault Diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(5): 1554—1572.
- [4] 鲍文, 周瑞, 李宁, 等. 采用非降采样二代小波变换的信号降噪方法[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(20): 82—87.
BAO Wen, ZHOU Rui, LI Ning, et al. Signal Denoising Using Non-down-sampling Second-generation Wavelet Transform[J]. Journal of Proceeding of the CSEE, 2008, 28(20): 82—87.
- [5] ZHOU R, BAO W, LI N, et al. Mechanical Equipment Fault Diagnosis Based on Redundant Second Generation Wavelet Packet Transform[J]. Digital Signal Processing, 2010(20): 276—288.
- [6] 罗荣, 田福庆, 冯昌林, 等. 改进的冗余第二代小波包及其故障诊断应用[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2014, 42(5): 40—46.
LUO Rong, TIAN Fu-qing, FENG Chang-lin, et al. Application of Improved Redundant Second Generation Wavelet Packet and Its Fault Diagnosis[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2014, 42(5): 40—46.
- [7] 丁康, 郑春松, 杨志坚. 离散频谱能量重心法频率校正精度分析及改进[J]. 机械工程学报, 2010, 46(5): 43—48.
DING Kang, ZHENG Chun-song, YANG Zhi-jian. Analysis and Improvement of Frequency Correction Accuracy of Discrete Spectrum Energy Center of Gravity Method[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(5): 43—48.
- [8] 何正嘉, 訾艳阳, 孟庆丰, 等. 机械设备非平稳信号的故障诊断原理及应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2001.
HE Zheng-jia, ZI Yan-yang, MENG Qing-feng, et al. Mechanical Equipment Non-stationary Signal Fault Diagnosis Theory and Application[M]. Beijing: Higher Education Press, 2001.
- [9] 贾瑞生, 赵同彬, 孙红梅, 等. 基于经验模态分解及独立成分分析的微震信号降噪方法[J]. 地球物理学报, 2015, 58(3): 1013—1023.
JIA Rui-sheng, ZHAO Tong-bin, SUN Hong-mei, et al. Micro-seismic Signal Denoising Based on Empirical Mode Decomposition and Independent Component Analysis[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2015, 58(3): 1013—1023.
- [10] 李成鑫, 刘俊勇, 姚良忠, 等. 基于改进频移经验模态分解的低频振荡参数提取[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(15): 8—13.
LI Cheng-xin, LIU Jun-yong, YAO Liang-zhong, et al. A Low Frequency Oscillation Parameter Extraction Based on Improved Frequency Shift Empirical Mode Decomposition[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(15): 8—13.
- [11] ZHANG Shang-bin, LU Si-liang, HE Qing-bo, et al. Time-varying Singular Value Decomposition for Periodic Transient Identification in Bearing Fault Diagnosis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 379: 213—231.
- [12] NGUYEN Q V H, DUONG T A. An Improvement of PAA for Dimensionality Reduction in Large Time Series Databases[C]// Proc of the 10th Pacific Rim Int

- Conf on Artificial Intelligence. New York: AAAI Press, 2008: 698—707.
- [13] 潘泉, 王增福, 梁彦, 等. 信息融合理论的基本方法与进展 (II)[J]. 控制理论与应用, 2012, 29(10): 1233—1244.
- PAN Quan, WANG Zeng-fu, LIANG Yan, et al. Basic Methods and Progress of Information Fusion Theory (II)[J]. Journal of Control Theory and Applications, 2012, 29(10): 1233—1244.
- [14] SAFIZADEH M S, LATIFI S K. Using Multi-sensor Data Fusion for Vibration Fault Diagnosis of Rolling Element Bearings by Accelerometer and Load Cell[J]. Information Fusion, 2014, 18: 1—8.
- [15] 徐玉秀, 赵晓清, 杨文平, 等. 多参数与多测点信息融合的行星轮故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(8): 1789—1795.
- XU Yu-xiu, ZHAO Xiao-qing, YANG Wen-ping, et al. Planetary Gear Fault Diagnosis Based on Multi-parameter and Multi-measurement Information Fusion[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(8): 1789—1795.
- [16] 张明, 江志农. 基于多源信息融合的往复式压缩机故障诊断方法[J]. 机械工程学报, 2017, 53(23): 46—52.
- ZHANG Ming, JIANG Zhi-nong. Reciprocating Compressor Fault Diagnosis Based on Multi-source Information Fusion [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(23): 46—52.
- [17] GROVE R F. Internet-based Expert Systems[J]. Expert Systems, 2000, 17(3): 129—136.
- [18] ANGELI C. On Line Expert Systems for Fault Diagnose in Technical Processes[J]. Expert Systems, 2008(3): 115—132.
- [19] YU S P, VEEKE H, LODCWIJKS G. Asimul at Ion Based Expert System for Process Diagnosis[C]// Proceedings of the EUROS IS 4th International Industrial Simulation Conference, 2006: 393—398.
- [20] SINA S, TAYARANI B, VANINI Z N S, et al. Dynamic Neural Network-based Fault Diagnosis of Gas Turbine Engines, In Neurocomputing, 2014, 125: 153—165.
- [21] 李巍华, 翁胜龙, 张绍辉. 一种萤火虫神经网络及在轴承故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2015, 51(7): 99—106.
- LI Wei-hua, WENG Sheng-long, ZHANG Shao-hui. A Firefly Neural Network and its Application in Fault Diagnosis of Bearings[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(7): 99—106.
- [22] LIU X F, MA L, MATHEW J. Machinery Fault Diagnosis Based on Fuzzy Measure and Fuzzy Integral Data Fusion Techniques[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009(23): 690—700.
- [23] 吴晓平, 郑之松, 付钰. 基于模糊逻辑和证据理论的故障诊断方法[J]. 海军工程大学学报, 2012, 24(1): 10—14.
- WU Xiao-ping, ZHENG Zhi-song, FU Yu. Fault Diagnosis Based on Fuzzy Logic and Evidence Theory[J]. Journal of Naval University of Engineering, 2012, 24(1): 10—14.
- [24] 杨昌昊, 胡小建, 竺长安. 从故障树到故障贝叶斯网映射的故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(7): 1481—1486.
- YANG Chang-hao, HU Xiao-jian, ZHU Chang-an. Fault Diagnosis from Fault Tree to Fault Bayesian Network Mapping[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(7): 1481—1486.
- [25] ABBASION S, RAFSANJANI A, FARSHIDIANFAR A. Rolling Element Bearings Multi-fault Classification Based on the Wavelet Denoising and Support Vector Machine[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21: 2933—2945.
- [26] SUGUMARAN V, SABAREESH G R, RAMACHANDRAN K I. Fault Diagnostics of Roller Bearing Using Kernel Based Neighborhood Score Multi-class Support Vector Machine[J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34: 3090—3098.
- [27] 焦卫东, 林树森. 整体改进的基于支持向量机的故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(8): 1861—1870.
- JIAO Wei-dong, LIN Shu-sen. An Overall Improved Fault Diagnosis Method Based on Support Vector Machines[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(8): 1861—1870.
- [28] LIN Chun-fu, WANG Sheng-de. Fuzzy Support Vector Machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 3(2): 464—471.
- [29] 谷文成, 柴宝仁, 滕艳平. 基于粒子群优化算法的支持向量机研究[J]. 北京理工大学学报, 2014, 34(7): 705—709.
- GU Wen-cheng, CHAI Bao-ren, TENG Yan-ping. Study on Support Vector Machine Based on Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2014, 34(7): 705—709.
- [30] LIU Zhi-wen, GUO Wei, HU Jin-hai, et al. A Hybrid Intelligent Multi-fault Detection Method for Rotating Machinery Based on RSGWPT, KPCA and Twin SVM[J]. ISA Transactions, 2017, 66: 249—261.
- [31] HUANG Chai-hui. A Reduced Support Vector Machine Approach for Interval Regression Analysis[J]. Information Sciences, 2012, 217: 56—64.
- [32] 郭小荟, 马小平. 基于粗糙集的故障诊断特征提取[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(1): 221—224.
- GUO Xiao-hui, MA Xiao-ping. Fault Diagnosis Feature Extraction Based on Rough Sets[J]. Journal of Computer Engineering and Applications, 2007, 43(1): 221—224.
- [33] 王侃夫, 刘溪涓, 于忠海, 等. 基于实例推理的数控机床故障诊断系统研究[J]. 机械设计与制造, 2008(10): 170—172.
- WANG Kan-fu, LIU Xi-juan, YU Zhong-hai, et al. Research on Fault Diagnosis System of CNC Machine

- Tool Based on Case-based Reasoning[J]. Journal of Mechanical Design and Manufacturing, 2008(10): 170—172.
- [34] ADAM D, RADISLAV S, MARCEL K, et al. Detecting Dominant Resonant Modes of Rolling Bearing Faults Using the Niching Genetic Algorithm[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(7): 2559—2572.
- [35] LO C H, CHAN P T, WONG Y K, et al. Cheung, Fuzzy-genetic Algorithm for Automatic Fault Detection in HVAC Systems[J]. Applied Soft Computing, 2007, 7(2): 554—560.
- [36] MUNAMMET U, MUSTAFA O, MUSTAFA D, et al. Fault Diagnosis of Rolling Bearings Using a Genetic Algorithm Optimized Neural Network[J]. Measurement, 2014, 58: 87—196.
- [37] Dorigo. Antsystem: Optimization by Acolony of Cooperating agents[J]. IEEE Trans Systems, Man, Cybernet, Part B, 1996, 26(1): 29—41.
- [38] 孙京浩, 李秋艳, 杨欣斌, 等. 基于蚁群算法的故障识别[J]. 华东理工大学学报, 2004, 30(2): 194—198.
- SUN Jing-hao, LI Qiu-yan, YANG Xin-bin, et al. Fault Recognition Based on Ant Colony Algorithm[J]. Journal of East China University of Science and Technology, 2004, 30(2): 194—198.
- [39] LI Yu-qing, WANG Ri-xin, XU Min-qiang. Rescheduling of Observing Spacecraft Using Fuzzy Neural Network and Ant Colony Algorithm[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2014, 27(3): 678—687.
- [40] WAN You-chuan, WANG Ming-wei, YE Zhi-wei, et al. A Feature Selection Method Based on Modified Binary Coded Ant Colony Optimization Algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2016, 49: 248—258.
- [41] ZHANG X L, CHEN W, WANG B J, et al. Intelligent Fault Diagnosis of Rotating Machinery Using Support Vector Machine with ant Colony Algorithm for Synchronous Feature Selection and Parameter Optimization[J]. Neurocomputing, 2015, 167: 260—279.
- [42] BERSINI H. Reinforcement Learning and Recruitment Mechanism for Adaptive Distributed Control[C]// IFAC Proceedings Volumes, 1992, 25(10): 467—473.
- [43] 于宗艳, 韩连涛. 基于人工免疫模式识别的故障诊断方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2011, 19(5): 1044—1046.
- YU Zong-yan, HAN Lian-tao. Research on Fault Diagnosis Based on Artificial Immune Pattern Recognition[J]. Computer Measurement and Control, 2011, 19(5): 1044—1046.
- [44] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle Swarm Optimization[C]// IEEE International Conference on Neural Networks, 1995, 4: 1942—1948.
- [45] 袁海满, 吴广宁, 高波. 基于 DGA 的粒子群极限学习机电力变压器故障诊断[J]. 高压电器, 2016, 52(11): 176—180.
- YUAN Hai-man, WU Guang-ning, GAO Bo. DGA Based Fault Diagnosis of Electromechanical Power Transformer Based on Limit Learning of Particle Swarm Optimization[J]. High Voltage Apparatus, 2016, 52(11): 176—180.
- [46] 潘楠, 伍星, 迟毅林, 等. 基于频域盲解卷积的齿轮箱复合故障声学诊断[J]. 振动与冲击, 2013, 32(7): 146—150.
- PAN Nan, WU Xing, CHI Yi-lin, et al. An Acoustic Diagnosis of Complex Fault of Gearbox Based on Frequency Domain Blind Deconvolution[J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(7): 146—150.
- [47] 贾继德, 孔凡让, 刘永斌, 等. 发动机连杆轴承故障噪声诊断研究[J]. 农业机械学报, 2005, 36(6): 87—91.
- JIA Ji-de, KONG Fan-rang, LIU Yong-bin, et al. Fault Diagnosis of Engine Connecting Rod Bearing Noise[J]. Journal of Agricultural Machinery, 2005, 36(6): 87—91.
- [48] SHEN G T, DAT G, LIU S H F. Acoustic Emission Testing Progress in China[J]. NDT, 2003, 25(6): 302—307.
- [49] 赵元喜, 胥永刚, 高立新, 等. 基于谐波小波包和 BP 神经网络的滚动轴承声发射故障模式识别技术[J]. 振动与冲击, 2010, 29(10): 162—165.
- ZHAO Yuan-xi, XU Yong-gang, GAO Li-xin, et al. Model Recognition of Acoustic Emission Fault in Rolling Bearing Based on Harmonic Wavelet Packet and BP Neural Network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(10): 162—165.
- [50] 雷亚国, 何正嘉. 混合智能故障诊断与预示技术的应用进展[J]. 振动与冲击, 2011, 30(9): 129—135.
- LEI Ya-guo, HE Zheng-jia. Application Development of Hybrid Intelligent Fault Diagnosis and Prediction Technology[J]. Journal of Vibration And Shock, 2011, 30(9): 129—135.