

微小故障诊断方法综述

李娟^{1,2,3}, 周东华², 司小胜², 陈茂银², 徐春红¹

(1. 青岛农业大学机电工程学院, 山东 青岛 266109; 2. 清华大学自动化系, 北京 100084

3. 重庆交通大学 省部共建水利水运工程教育部重点实验室, 重庆 400074)

摘要: 针对微小故障的特点, 提出将微小故障分为缓变微小故障、突变微小故障和间歇性微小故障, 并进一步提出微小故障诊断方法的分类框架, 将微小故障诊断方法分成了3类, 即定性诊断方法、定量诊断方法和半定性半定量诊断方法. 对每一类中现有的微小故障诊断方法再次归类, 并对每种方法的基本思想、研究进展、适用条件和应用等进行了介绍. 最后探讨了微小故障诊断有待解决的问题.

关键词: 微小故障/初始故障(初期故障)/早期故障; 故障诊断; 故障检测; 定性诊断; 定量诊断

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Review of incipient fault diagnosis methods

LI Juan^{1,2,3}, ZHOU Dong-hua², SI Xiao-sheng², CHEN Mao-yin², XU Chun-hong¹

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Qingdao Agricultural University, Qingdao Shandong 266109, China;

2. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

3. Key Laboratory of Ministry of Education for Hydraulic and Waterborne Transportation Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

Abstract: According to their characteristics, incipient faults are divided into gradual incipient faults, abrupt incipient faults and intermittent incipient faults. Furthermore, we propose a classification framework of diagnosis methods for incipient faults, and classify all incipient fault diagnosis methods into three categories, i.e., qualitative diagnosis methods, quantitative diagnosis methods, as well as semi-qualitative semi-quantitative diagnosis methods. Each category of existing incipient fault diagnosis methods is further subdivided. The basic ideas, research progresses, application conditions and applications of every method are discussed in details. Finally, some open problems in this area are introduced.

Key words: incipient faults/mini-faults/small faults/early faults; fault diagnosis; fault detection; qualitative diagnosis; quantitative diagnosis

1 引言(Introduction)

现代控制系统的复杂性不断增加、规模不断扩大, 这类系统一旦发生故障便会造成巨大的生命和财产损失. 作为提高系统可靠性和降低事故风险的重要方法和有力措施, 故障诊断变得越来越重要^[1]. 然而, 无论故障的规模多大、来势多凶猛, 这些故障都是从微小故障(早期故障、初始故障、初期故障)开始的. 例如: 由于核电站一号机组出现的设备老化问题引起的微小故障未能被尽早发现和解决, 2011年日本福岛核电站机组爆炸; 由于车轮钢圈的微小故障未能被尽早诊断出来, 1998年德国高铁失控; 由于航天飞机右侧固体火箭助推器的密封圈在低温下失去弹性而产生微小变形, 致使燃气外泄, 1986年美国“挑战号”航天飞机失事. 因此设备和系统的可靠性和安全性已成为人们关注的焦点问题之一, 而微小故障的检测和诊断是预防和减少灾难

发生的关键.

由于故障对系统的影响可由其引起的征兆体现, 故文[2]把故障引起的征兆分为征兆显著和征兆微小, 并把微小故障阐述为: 将观测值的偏离程度较大的视为征兆显著, 偏离程度小的视为征兆微小; 对只有微小的异常征兆, 却可危及系统安全运行的小故障进行及时有效的监控, 常被称为微小故障诊断. 根据故障的时域特性, 笔者提出将微小故障分为缓变微小故障、突变微小故障和间歇性微小故障, 其特点分别是:

1) 缓变微小故障具有幅值小且发展缓慢的特点. 该类故障在初期对于系统的影响很难察觉, 但随着时间的变化会造成一定的影响, 乃至会产生严重的后果^[3]. 如: 设备中主要部件的磨损故障^[4].

2) 突变微小故障具有幅值小且快速瞬变的特点, 故障发生过程甚至只有几微秒就能达到其最大

幅值,如:变压器中的电弧放电故障^[5]、电路中元器件的短路故障等。

3) 间歇微小故障具有幅值小且随时间的推移时隐时现的特点,大多与元件或系统的逐渐退化有关,是持续故障发生或元器件失效的前兆^[6],如:配电设备^[7]和地下电缆^[8]等设施的老化故障。

微小故障的上述特点导致了微小故障诊断的困难,因此对微小故障的诊断方法的研究,目前还处于起步阶段。事实上,从20世纪70年代初故障诊断概念

被提出以来,故障诊断技术经过40多年的发展,已经产生了大量行之有效的故障诊断和检测方法^[9-13]。但传统的故障诊断方法主要是用来诊断征兆显著的故障,相对而言,目前有关微小故障的故障诊断方法的研究成果还很少。在总结已有成果的基础上,本文提出了一种现有微小故障诊断方法的分类框架,将其分为定性诊断方法、定量诊断方法和半定性半定量诊断方法,如图1所示。然后对每类方法的研究现状做较为详细的论述,最后探讨了微小故障诊断目前亟待解决的问题。

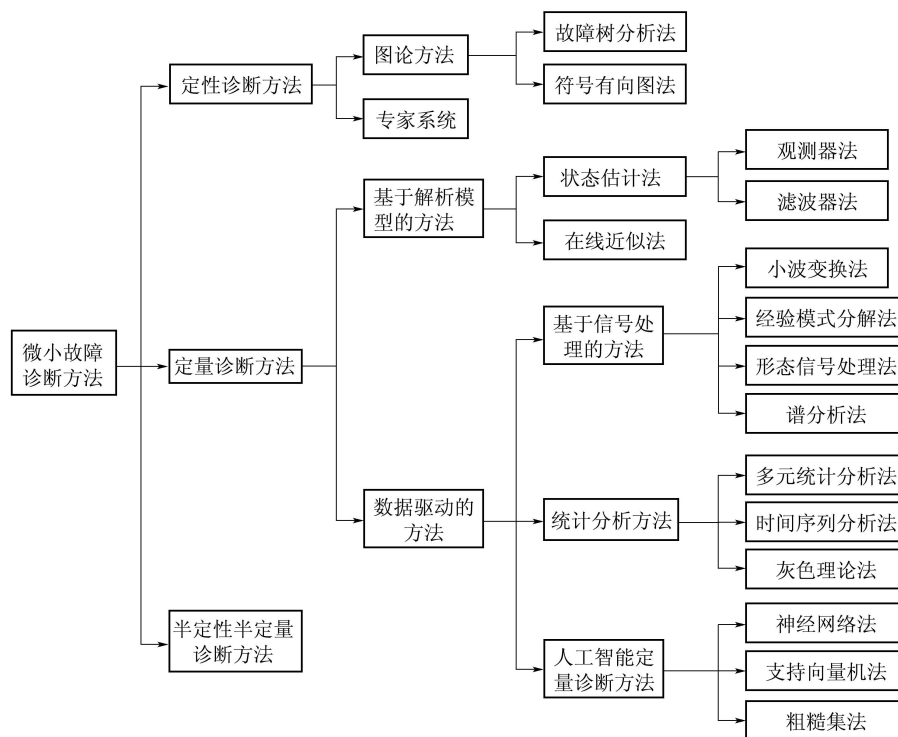


图1 微小故障诊断方法分类示意图

Fig. 1 A classification framework for incipient fault diagnosis methods

注1 本文的微小故障包含了初始故障(初期故障、早期故障)。实际上,初始故障(初期故障、早期故障)和微小故障是不同的概念,但除了一些特殊情况外,一般情况下这些故障都有幅值小的特点。另外,关于这些故障的故障检测和诊断的研究成果都很少,因此在下面的综述中,不加区分地把这些故障的检测和诊断都统一归到微小故障的诊断方法中进行综述。

2 定性诊断方法(Qualitative diagnosis method)

2.1 图论方法(Graph theory method)

现有的微小故障诊断的图论分析方法主要包括故障树分析法和符号有向图法。

2.1.1 故障树分析法(Fault tree analysis method)

故障树分析法(FTA)是基于故障树这种特殊的

逻辑图而进行的一种演绎分析法。该方法从系统的故障状态出发,以故障模式与后果分析为基础,由果到因逐级进行推理分析,从而确定故障发生的原因、影响程度和发生概率^[14]。

文[15]提出利用键合图生成故障树进行故障诊断的方法。文中利用锅炉给水泵系统的键合图模型,建立了基于倒置因果分析方法的给水泵故障树模型。通过对故障树边界层元素的定性值分析,定位出水泵初始故障集的故障源。文[16]提出根据迭代傅里叶变换算法生成故障树的故障诊断引擎,从而诊断系统的早期故障。该引擎向来自传感器的数据记录组成的实例库学习,实例库中的实例被分为对应的正常状态、一个或多个故障状态。文中利用该方法开发了一个监测和故障诊断的软件系统,并将其应用于模拟伺服控制机器人手臂

的早期故障的诊断. 由于在传统的故障树中, 异常过程状况通常是用语言术语来分类, 比如“过高”或“过低”, 考虑到异常过程状况的这些描述可以用合适的模糊隶属函数来表征, 文[17]将模糊推理机制和故障树方法结合在一起, 用于诊断 Tennessee Eastman(TE)过程中的早期故障以及确定早期故障的故障源. 该文中, 故障识别的候选集被限制到一个给定故障树的最小割集, 以达到简化的目的. 此外, 文中利用系统有向图和定性仿真技术获取与每个故障根本原因相关联的症状出现的顺序, 所有隐含的候选模式被列举并采用 IF-THEN 规则的推理系统进行编码, 从而检测出早期故障以及确定早期故障的故障源.

基于FTA方法进行故障诊断的特点是: 直观、明了, 思路清晰, 逻辑性强. 但其建立的故障树的规模随系统的复杂度的增加而增加, 在对大型复杂系统进行故障诊断时搜索过程变得复杂且困难; 另外, FTA方法要求分析人员必须非常熟悉所分析的对象, 能准确和熟练地应用分析方法. 由于不同分析人员掌握程度不同, 往往会出现不同分析人员编制的故障树和分析结果不同的现象; 且由于诊断的是微小故障, 这将会导致故障诊断的准确率被降低. 因此该方法用于微小故障的诊断具有一定的局限性.

2.1.2 符号有向图法 (Sign directed graph method)

基于符号有向图(SDG)的故障诊断方法是基于定性模型的一种诊断技术. 该方法的基本思想是: 利用SDG模型描述系统在正常或故障状态下的系统因果行为, 根据所建立的因果关系图, 捕捉有用的信息以完成故障诊断, 并结合一定的搜索策略, 沿着支路方向找出故障源和故障在过程内部的发展演变过程^[18].

由于传统的基于SDG的故障诊断方法只能诊断单一故障, 文[19]将SDG和主元分析(principal component analysis, PCA)方法相结合, 通过SDG自动进行基于PCA的被测变量对残差或主元的影响分析, 且通过给出基于SDG的多故障诊断的算法使得基于SDG的故障诊断方法能诊断多个早期故障. 为了解决由于系统初始响应的不正确测量所导致的故障诊断的不准确问题, 文[18]提出了将SDG和定性趋势分析(qualitative trend analysis, QTA)相结合的故障诊断框架进行早期故障的诊断. 在此框架下SDG是第1级, 提供了故障的可能候选集; 第2级根据传感器测量的当前时刻值的变化, 使用QTA完成对早期故障的诊断. 该方法在TE案例中得以验证.

SDG方法进行建模时不要求完整的定量描述, 能利用系统的结构以及关于系统正常运行条件下的信息等不完全信息^[20], 以揭示变量间因果关系, 因此具有揭示故障和故障在系统中传播规律的作用. 但SDG的节点数量、支路数量、节点和支路之间的复杂关系随着系统的复杂程度而增加, 节点和支路数量的增多会增加SDG建模任务的繁重和用SDG进行故障诊断的推理负担、推理的多义性增强, 因此当用SDG方法诊断复杂系统的故障时可能会出现实时性变差、诊断的准确率变低的情况. 此外, SDG节点阈值难于准确确定, 而这对于微小故障的诊断而言至关重要, 因而目前用该方法对微小故障进行诊断的研究较少.

2.2 专家系统(Expert system)

基于专家系统的微小故障诊断方法的基本思想是: 运用专家在长期的实践过程中积累的经验建立知识库, 让计算机模拟专家对采集来的信息进行推理和决策, 从而诊断出系统中的微小故障^[21].

众所周知, 溶解气体分析(dissolved gas analysis, DGA)是检测带电变压器中初始故障最有效的工具之一, 但在DGA结果的分析中可能会出现不确定推理这一问题, 故文[21]研究了使用DGA的专家系统, 该系统利用模糊集理论解决了该问题, 并利用该专家系统预测大型电力系统变压器的早期故障.

基于专家系统的微小故障诊断方法能够充分利用专家对故障的经验和知识, 不需要精确的数学模型, 且诊断过程和结果都易于理解. 但基于专家系统的故障诊断方法无法检测未知的微小故障, 且诊断的准确度取决于知识库知识(专家经验)的多少, 知识库的增大给专家系统的维护也带来了一定的困难. 此外, 这种方法无自主学习能力, 且由于微小故障的症状不易察觉, 专家对微小故障的先验知识就少, 因而单纯使用专家系统对微小故障诊断的结果不理想, 目前的研究大部分是把专家系统和神经网络等方法相结合/融合, 这方面的介绍见“半定性半定量诊断方法”部分.

3 定量诊断方法(Quantitative diagnosis method)

3.1 基于解析模型的方法 (Analytical model-based method)

传统的基于解析模型的故障诊断方法发展较为成熟, 可分为状态估计法、参数估计法和等价空间法; 但微小故障诊断中基于解析模型的方法目前主要有状态估计法和在线近似法.

3.1.1 状态估计法(State estimation method)

状态估计法的基本思想是: 基于系统精确的数学模型, 由模型输出值与实际输出值生成残差, 通过残差实现故障的检测和诊断. 在微小故障诊断中, 状态估计法主要包括观测器法^[22-23]和滤波器法^[24].

由于传统滑模观测器(sliding mode observer, SMO)对微小故障不敏感, 文[22]提出了将Luenberger观测器和SMO相结合的检测方法. 该文主要思想是将原有系统转换成两个子系统, 其中一个子系统不受外界干扰和模型误差的影响, 对这个子系统构造一个Luenberger观测器, 而对另一个受干扰影响的子系统设计SMO, 从而使得系统实现对干扰鲁棒和对早期故障敏感的目的. 采用同样的思路, 文[25]实现了对非线性系统中的缓变执行器微小故障的诊断. 针对自适应容错控制能够削弱微小故障影响的情况, 文[26]提出一种未知输入观测器的构造方法, 从而使得早期微小故障的诊断与自适应容错控制解耦, 使得残差只对微小故障敏感, 从而检测出自适应容错控制系统中的微小故障. 针对干扰可测的情况, 文[23]提出了基于观测器的鲁棒微小故障检测方法, 通过提出的干扰补偿方法和自适应阈值来提高检测系统的鲁棒性和敏感性, 从而在干扰存在的情况下能快速检测出舵机的小幅值突变故障和早期缓变故障. 为了诊断时变的、随机的非线性化学过程中的早期故障, 文[24]总结了用两级进行微小故障诊断的方法, 其中第1级用于状态估计, 第2级通过参数辨识进行故障诊断. 通过比较扩展卡尔曼滤波器法、递归最小二乘法和降维Luenberger观测器法, 验证了两级扩展卡尔曼滤波器具有更好的诊断性能. 在文[27]中, 一种对多输入多输出系统的故障检测、诊断和重构控制的集成设计方法被提出. 该文中两阶段的自适应卡尔曼滤波器产生的信息被用于统计假设检验, 从而诊断出系统中微小执行器故障. 由于在具有类似计算复杂度的情况下, 无迹卡尔曼滤波器(unscented Kalman filter, UKF)比扩展卡尔曼滤波器具有更好的非线性状态估计性能, 文[28]提出基于UKF的分级多模型故障诊断方案以检测和隔离机器人的执行器故障. 该算法在每个阶段都优化相关的模型集, 故诊断不同类型的未知执行器故障(包含突发故障、早期故障和并发故障)只需少量模型数, 从而减轻了计算负担并提高了检测性能, 该方法在两关节机器人上进行了实验验证. 由于基于状态估计的方法需要使用残差和阈值来诊断故障, 而微小故障可能会由于

其幅值小而对残差的影响小以及阈值设置不当等原因而无法检测或诊断出. 为此, 针对一类动态特性已知的微小故障, 文[29]提出了一种基于观测器和故障的动态特性, 而不利用残差和阈值诊断微小故障的方法.

状态估计法对系统内部结构有深层的认识, 因此用于微小故障的诊断效果显著, 并且具有很好的实时性. 但是由于其依赖于系统准确的数学模型, 而建模的不确定性和系统噪声等将影响微小故障的诊断. 此外随着自动化程度的提高, 系统复杂度的增加, 对系统建立准确的数学模型是不现实的, 甚至可以说是不可能的.

3.1.2 在线近似法(Online approximation method)

在线近似法(online approximation, OLA)诊断微小故障的基本思想是: 根据自适应理论, 设计自适应估计器, 通过设计在线可调节参数的自适应率, 使得构造的模型以足够的精度和原来的系统相匹配. 当在线近似故障函数的输出不为零时, 就意味着发生故障^[30].

文[31]利用基本的OLA法诊断出了幅值随时间慢变的微小故障. 由于在实际的工程中, 故障并不都表现为外部的线性故障, 为此, 文[3]针对一类幅值系数以负指数规律变化的非线性早期故障, 设计了OLA以捕捉故障的非线性特性. 从自适应理论来看, 该文的目的是建立一个早期故障检测的学习方法, 在此框架内, 用非线性自适应故障估计器监测系统中故障引起的任何偏差, 从而实现故障诊断. 由于带有失配不确定性的非最小相位非线性系统发生故障时, 故障难以检测和诊断, 甚至闭环系统会变得不稳定, 故文[32]设计了一个径向基函数网络估计器在线检测故障, 并将其用于非最小相位连续搅拌反应釜中组件初始故障的检测和诊断. 文[33]将连续系统中的OLA方法推广到非线性离散系统的故障诊断中, 并给出了故障检测和补偿算法的稳定性和鲁棒性分析.

在OLA方法中, 其建模不确定性常被描述为范数有界的加性扰动形式, 其主要是通过在线自适应估计器对故障进行估计, 估计结果可用于进行故障分离和故障辨识. 但其不足之处是故障估计的准确性现在尚未能够在理论上得到证明^[34].

3.2 数据驱动的方法(Data-driven method)

3.2.1 基于信号处理的方法(Method based on signal processing)

基于信号处理的基本思想是: 利用信号处理方法对测量信号进行分析处理, 提取故障信号特征, 以达到诊断出系统中微小故障的目的. 目前基

于信号处理的微小故障诊断方法主要有小波变换法、经验模式分解法、形态信号处理法和谱分析法。

小波变换法 利用小波变换诊断微小故障的基本思想是:在时频域,利用小波变换的分辨率可变特性,并通过伸缩和平移等运算功能对原始信号进行多尺度多分辨率细化分析,从而提取信号的特征信息用于微小故障诊断^[5,35]。

文[5]模拟电弧放电现象建立了相邻两个变压器绕组之间的电弧放电模型,并基于被测电流和模拟的故障输入电流,利用小波变换方法检测出脉冲测试期间的电力变压器的电弧放电故障。文[35]提出了采用小波变换方法获得测量数据中更详尽的信息,识别和表征时频域的瞬时现象,从而检测出马达操作阀早期由于机械性阻塞或者齿轮退化引起的微小故障。为了能用计算机对小波变换进行计算,需对小波变换离散化,文[36]提出利用离散小波变换把变压器终端电流信号分解成一系列小波分量,从分解的终端电流信号中提取出了电力变压器匝间的故障特征,从而检测出变压器匝间绕组故障。由于用单一的小波变换仅能抽取故障特征,不能对故障类型进行分类,文[37]提出一种结合模糊决策理论的小波变换法检测和辨识变压器中的早期故障。该方法基于由传输线法(transmission line method, TLM)获得的变压器的自适应模型。为了抽取故障辨识所需的特征,该文通过比较实际系统电流与TLM观测器电流产生的残差,从而实现关于残差的连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT)。通过将残差CWT系数应用到基于模糊规则的决策单元得到故障的类型。为了实现对风力发电系统中双馈感应电机早期电气故障的诊断,文[38]基于电流频率滑动预处理和离散小波变换,诊断出了在速度和故障变化情况下的定子和转子故障。该文利用不同分辨率下小波信号的平均功率计算作为一个动态故障指示器以量化故障程度。由于地下电缆的大部分早期故障是由电缆绝缘失效、电缆连接处或者其他配件缺陷所导致,这类故障反复发生,最终会变为永久性故障。为此,文[8]提出用小波变换和电流分析两种算法检测和分类不同电压等级下的地下电缆的早期故障。其中,一种算法基于小波分析,用于检测由故障导致的瞬态过程,从而识别早期故障;另一种算法基于对时域中的叠加故障电流和负序电流的分析,实现了对单相对地故障的检测。

由于小波变换具有多分辨率特征,使其有力地

克服了传统Fourier变换在时域和频域均具有较高的局部性的缺点,因此目前在非线性、非平稳信号分析中是较为常用的时频域分析工具^[39],能有效识别故障信号,达到故障诊断的目的。此外,小波变换具有多尺度性和“数学显微镜”特性,这些特性使得小波分析能识别振动信号中的突变信号^[40],因此目前运用小波变换法对微小故障进行诊断的研究和应用较多。但小波变换由于基函数长度有限,小波谱的时间和频率分辨率是相互影响的,对信号做小波变换会产生能量泄漏,从而影响分辨率,且变换结果依赖小波基的选择和分解尺度,自适应性不强^[41]。

经验模式分解法 经验模式分解法(empirical mode decomposition, EMD)诊断微小故障的基本思想是:假设任何信号都是由不同的本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)组成,每个IMF可以是线性的也可以是非线性的,表示了信号的内在特征振动形式。其本质是通过特征时间尺度获得信号的本征振动模式,然后利用本征振动模式不断地“筛”信号,从而诊断出故障^[42]。

文[42]提出用EMD法诊断电机轴承内圈损伤早期故障。由于机器运转时的背景噪声一般较大,特征信息常常淹没在背景噪声中不易被识别出来,故该文先用小波变换对采集的电机轴承振动信号进行信噪分离,然后通过EMD法将提纯的信号分解而得到若干个IMF,利用IMF的频谱突显轴承早期故障的特征信息。由于EMD处理的是一维的信号,无法实现信息的融合,为此文[43]用二元经验模式分解法检测风轮机中感应电机转子电气不平衡早期微小故障,并指出该方法在检测变速机械的早期故障时比传统的基于EMD的方法和基于小波的“能量跟踪”更为有效。

EMD由于有完全自适应能力而使其具有较好的处理非平稳和非线性信号的能力,但EMD算法本身也存在一些不足,如均值与停止条件、端点效应、模式混淆等^[41],因而出现了一些改进的EMD方法,但这些改进都是针对特定情形而进行的。

形态信号处理法 形态信号处理法(morphological signal processing, MSP)是一种非线性的时域空间上的信号处理方法,主要包含腐蚀、膨胀、开运算和闭运算4个算法。利用MSP进行故障诊断的主要思想是:通过一个设计的“探针”(结构元素)在信号中不断移动,探寻有物理意义信号之间的相互联系,提取有用的信息从而诊断故障^[44]。

文[44]提出使用MSP提取旋转机械故障振动信

号的弱周期性脉冲. 该文首先用小波滤波器消除噪声干扰以增强脉冲特征, 然后通过形态的闭合算子和局部最大算法处理滤波后信号, 提取周期性脉冲.

MSP对信号的局部几何特征具有良好的敏感性, 并且能够高效地处理脉冲信号. 但该方法也存在着一定的不足: 1) 当噪声过强以至于由故障产生的脉冲完全被噪声淹没时, 依赖于信号形状的MSP性能将被破坏; 2) 由于需要有关信号的先验知识去定义扁平结构元素的长度, 因此该方法缺乏自适应能力. 故在微小故障的诊断中应用很少.

谱分析法 谱分析法的基本思想是: 由于不同类型的故障会导致测量信号的频谱表现出不同的特征, 故可通过对信号的功率谱、倒频谱、高阶谱等进行谱分析的方法来进行故障诊断^[45-46].

由于故障会引起振动信号产生给定频率的调幅, 包络检测信号的频谱会在故障频率上出现较大的峰值, 而在其他频率上则相对较为平缓^[1], 因此文[47]最早提出将谱分析的方法用于诊断旋转机械的早期故障. 而文[45]首先用快速傅里叶变换提取电机线电流的频谱, 然后将小波函数的多分辨率技术应用到电机线电流的频谱中, 以便检测重要的峰值以及测量这些峰值相对于“基准”信号的高度, 最后基于鲁棒多元控制图进行转子断条故障的早期检测. 由于基于傅里叶的方法的时变特性使得它们不适用于非线性和非平稳系统的分析, 文[48]提出了结合小波包技术的多维谱分析方法, 以辨识故障源并对非平稳振动的微小故障信号进行早期检测. 由于高阶谱对高斯有色噪声不仅具有很好的噪声抑制能力, 而且能保持非线性系统的相位信息, 文[46]利用高阶谱分析技术提取了滚动轴承的滚动体、内圈和外圈表面局部点蚀3种典型早期故障信号的特征. 考虑到与故障有关的频谱成份的幅值与频率随着电机负载的变化而变化, 文[49]提出了电机电流特征分析(motor current signature analysis method, MCSA)法进行电机中常见早期故障的诊断. 该文通过MCSA检测电机电流的频谱以检测与故障相关的特定成分, 然后基于这些成分的相对振幅诊断故障, 从而有效地诊断出了电机中常见的几个早期故障(转子断条、定子绕组短路和气隙偏心), 并将其应用在在巴西南部的水电站中. 为了区分不平衡负载和绕组故障, 文[50]通过对带载激励电流扩展Park矢量模的交流成分进行频谱分析, 从而诊断出三相电力变压器绕组的匝间短路早期故障. 由于Duffing振子的相变对于和参考信号有微小角

频率差别的周期性弱信号很敏感, 故间歇混沌弱信号检测方法被用于早期故障检测, 但其中的一个重要问题是如何确定故障的特征频率. 为此, 文[51]提出混沌振子阵列法检测往复阀的早期故障. 但是如果混沌振子阵列法得到的频带很宽, 大量的混沌振子会被包括, 从而使得计算更为复杂, 因而文[52]应用倒谱分析法确定微弱故障信号的特征频率, 通过这个特征频率计算参考信号的角频率, 然后通过引入一个Lyapunov指数实现了对液压管测试仪中的往复阀的早期故障的检测.

由于故障会引起频谱表现出不同的特征, 故谱分析法被广泛地用于检测早期故障. 但是传统谱分析方法是以前傅里叶变换为核心的, 因此提取平稳信号特征效果较好, 但实际系统发生故障后的测量信号往往是非平稳的, 即使使用短时傅里叶变换将非平稳信号分为短的伪平稳段, 基于傅里叶变换的方法也不适合复杂时频特性的分析, 这些都是用谱分析方法进行微小故障诊断时需要考虑的问题.

3.2.2 统计分析方法(Statistical analysis method)

统计分析方法是一种将历史数据加以统计分析的方法, 目前主要分为多元统计分析法、时间序列分析法和灰色理论法3种.

多元统计分析法 基于多元分析的微小故障诊断方法的基本思想是: 根据过程变量的历史数据, 利用多元投影方法将多变量样本空间分解, 并在子空间中构造能够反映空间变化的统计量, 利用计算出的统计量指标以检测设备运行过程中缓慢变化的微小故障. 基于多元统计分析的微小故障诊断方法主要有主元分析法(PCA)^[53]和指定元分析法(designated component analysis, DCA)^[54].

由于PCA方法能检测出缓变的信号, 文[53]利用PCA方法检测焚烧炉的早期故障, 并设计出一个软件包, 专门用于检测都市固体废物焚烧炉(municipal solid waste incinerators, MSWIs)中的3种早期故障——局部烧穿、局部焦化和排渣故障, 并已将其用于实际生产. 为了解决过程变量之间具有相关性的微小故障的诊断, 文[55]用传统PCA结合单变量指数加权滑动平均(exponent weighted moving average, EWMA)构成多变量EWMA-PCA(exponent weighted moving average-principal component analysis)方法, 详细分析了化工生成过程中各个统计量的统计性能指标及其影响因素, 从而检测出化工生产过程中的进料温度阶跃变化和冷却水阀的粘阻这两个微小故障. 与单纯的PCA方法相比, 该方法对微小故

障有较好的检测性能. 考虑到过程中普遍存在非高斯信息, 文[56]把传统的单变量累计和控制图(cumulative sum, CUSUM)扩展为多变量的形式, 并与PCA和独立元分析(independent component analysis, ICA)相结合, 利用独立元分析—主元分析(independent component analysis-principal component analysis, ICA-PCA)完整提取了生产过程中的非高斯和高斯信息, 重构了统计量并建立了对应的统计限, 实现了微小故障的检测, 并在TE平台上进行了验证. 针对过程测量是动态的、多元的且有限的情况, 文[57]提出了多向主元分析法(multiway principal component analysis, MPCA), 实现了实时检测工业连续铝电解过程中的早期故障—阳极长包和阳极效应. 为了实现系统中的多个耦合微小故障的诊断, 文[58]首先利用小波变换实现对齿轮振动信号的消噪, 然后利用自回归模型(autoregressive, AR)提取故障特征集, 最后用PCA进一步将提取的特征集融合成一个特征以作为分类依据, 实现对多个齿轮故障的诊断. 由于传统的PCA是一种线性映射的方法, 难于抽取过程变量的非线性特征, 故基于核主元分析法(kernel principal component analysis, KPCA)的故障诊断方法应运而生. 文[59]针对间歇过程, 提出了一种基于卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)和多向KPCA的在线故障检测方法. 其中: KF用于估计间歇过程中目前批次的运行轨迹, KPCA用于提取常规间歇过程的非线性特性, 这使得该方法不但能检测缓变的微小故障, 而且有更低的误报率和更短的检测时延. 为了加快计算速度、减少被选择的样本数, 文[60]提出基于Gaussian核积分算子和PCA的KPCA方法以诊断齿轮箱中的齿轮齿裂早期故障. 文中首先通过Gaussian核积分算子将齿轮箱的振动特征原输入空间非线性映射到高维空间, 然后利用PCA进行早期故障诊断. 为了避免PCA的模式复合效应所带来的对多级微小故障辨识诊断失效的问题, 文[54]在基于DCA的投影框架下对多变量系统进行多级微小故障的诊断. 文中首先将观测数据矩阵关于多数显著变化模式进行DCA分析, 并剔除这些模式得到残差. 然后针对不显著变化模式, 对残差进行DCA分析, 并计算这些不显著故障模式的显著性以决定系统中是否发生微小故障.

多元统计分析的故障诊断方法基于系统运行过程中的测量数据, 不需要对系统结构深入了解, 而且算法简单. 目前该类诊断方法主要用于诊断工业过程中的缓变微小故障. 但由于该类方法诊

断出来的故障难于解释以及实际系统的复杂性, 还有很多问题有待研究, 如目前该方法还不能用于突变故障和缓变故障同时存在等情况下的微小故障诊断.

时间序列分析法 基于时间序列分析法的基本思想是: 将监测到的预测对象的历史数据按照一定时间间隔进行排列, 组成一个随时间变化的统计序列, 建立相应的数据随时间变化的动态模型, 进而利用该模型进行早期微小故障的检测^[61].

由于慢时标异常行为的早期检测可通过观测系统运行的快时标时间序列数据获得, 于是文[62]利用基于符号时间序列分析的异常检测算法检测螺旋伞齿轮箱中的齿轮或轴承早期故障. 考虑到液压泵的早期故障信号是一个含有随机噪声的周期性弱信号, 文[61]提出了基于间歇混沌滑动窗符号序列统计分析的微小故障诊断方法. 该文利用Duffing振子的相变换对与振子的参考信号有微小角频率不同的周期性弱信号敏感而对随机噪声不敏感的特点, 检测出液压泵单个活塞松脱的早期故障. 针对感应电机定子绕组早期故障难以检测的问题, 文[63]使用时间序列的变化点检测技术实现了微小故障的检测. 该文首先进行模糊聚类, 将任意分布的初始数据变换为能用beta分布近似的时间序列, 模糊聚类的中心由Kohonen神经网络确定. 在此基础上, 该文把早期故障作为变化点, 应用Metropolis-Hastings算法检测出新时间序列上变化点发生的概率, 从而实现了对异步电机定子绕组早期微小故障的诊断. 由于隐马尔可夫模型(hidden markov models, HMM)是一种具有较强的模式分类能力的时间序列统计模型, 文[64]基于HMM对涡轮发动机发生在启动和加速暂态下的早期故障进行检测和诊断, 并将诊断结果和神经网络法、结合神经网络的主元分析法进行了比较.

时间序列分析法所需历史数据少、工作量少, 但它的前提是影响预测对象的各因素不发生突变^[65]. 此外, 由于经典的时间序列方法是用线性模型来拟合数据序列, 故其不适合非线性系统的故障诊断和预报.

灰色理论法 基于灰色理论诊断微小故障的基本思想是: 基于灰色理论, 通过微分拟合建立数学模型, 依靠一定的算法将杂乱无章的原始数据规律化, 从而预测出对象所存在的微小故障. 实际上, 这种方法是一种预测方法, 但由于微小故障的诊断也是对系统发生较大故障的一种预测, 在此将其归为微小故障诊断方法^[66].

文[66]基于物元模型和可拓理论提出了灰色

可拓故障预测方法,通过可拓关联函数的隶属度的高低预测电力变压器中的热故障、局部放电等早期故障.由于用一次拟合参数的灰色预测模型GM(1,1),存在着从离散形式到连续形式的直接跳变,从而影响预测稳定性,使得预测效果有时并不理想,故文[67]通过对比分析指出:用离散灰色模型DGM(1,1)可以解决GM(1,1)模型预测时从离散形式到连续形式的直接跳变问题,可有效地提高预测油浸电力设备中早期故障的精度,且具有较好的稳定性.针对用溶解气体分析的方法进行油浸式电力变压器中的溶解气体预测和故障诊断需要长时间溶解全部关键气体的现状,文[68]提出了灰色预测聚类分析法进行油浸变压器的溶解气体预测和故障诊断.该法用灰色预测GM(1,2)模型预测可燃气体和非可燃气体的变化趋势,用灰色聚类分析有效地诊断出油浸式电力变压器内部的早期故障-热故障、电气故障以及包含纤维素降解等的故障.

基于灰色理论的方法在建模时无需大量的样本数据,且具有原理简单和运算方便的特点.但一旦预测对象较多或者预测对象呈非线性增长时,该方法的预测结果会出现较大的偏差,此时需要结合或使用其他的方法进行预测^[69].

3.2.3 人工智能定量诊断方法(Artificial intelligent quantitative diagnosis method)

人工智能定量诊断微小故障法是一种依赖于定量分析的智能诊断方法,主要包括神经网络、支持向量机和粗糙集3种诊断方法.

神经网络法 用神经网络(artificial neural network, ANN)进行微小故障诊断的基本思想是:根据大量历史样本数据建立故障识别和分类的映射,通过网络训练得到网络权值,并将此用于发现观测数据样本异常行为,实现对故障的诊断与隔离^[70].

文[71]最早提出用ANN法诊断直流电机中的早期故障.经过几十年的发展,各种ANN方法被应用于微小故障的诊断领域.文[72]提出用两阶段多层ANN诊断化工过程中由于组件性能退化产生的早期故障,其中:第1阶段用于辨识当系统的反馈信号含有测量噪声情况下的故障原因;一旦故障被识别出,第2阶段将估计故障的程度.文[73]提出一种用ANN在线检测单相鼠笼式异步电动机中早期故障的方法,其在线的故障检测分为两部分:1)用噪声/干扰滤波神经网络(disturbance and noise filter artificial neural network, DNF-ANN)滤除测量瞬态值的同时保持测量稳态值;2)基于从电机中

采集来的数据,利用高阶ANN在线检测单相鼠笼式异步电动机的匝间定子绝缘故障和轴承磨损这两种常见早期微小故障.考虑到ANN不能提供关于电机或者故障检测过程中的启发式知识,文[74]提出使用混合模糊/ANN方法检测单相感应电机早期轴承故障.该方法利用ANN的学习能力检测电机是否发生早期微小故障,通过使用模糊规则和模糊隶属函数获得对启发式知识更好的理解.为了提高微小故障诊断的快速性和准确性,文[75]将可拓理论和ANN相结合,提出了用可拓神经网络方法(extension neural network, ENN)诊断微小故障.该方法减少了训练时间、提高了映射能力和容错能力,快速而准确地诊断出变压器中几种常见的早期故障.当训练样本和输入信息维数过大时,ANN通常不能简化输入信息维数,这将会导致ANN的结构复杂、训练时间长.针对这一问题,文[70]提出将粗糙集和模糊小波神经网络(fuzzy wavelet neural network, FWNN)、最小二乘(least square, LS)加权融合算法相结合的诊断方法.该方法利用粗糙集的知识简约能力简化小波神经网络输入,利用FWNN良好的分类诊断能力并结合LS加权融合算法诊断出电力变压器中的早期热故障和放电故障.考虑到采集的信号受到噪声污染以及不同运行时段信号可能有不同的稳态值,文[76]针对磨煤机的早期故障提出基于自组织映射ANN的故障检测方法.该方法首先对磨煤机的动量和转速等实时数据进行预处理,训练和使用自组织映射ANN检测火电厂磨煤机中由于输入仓煤堵塞所导致的输出燃料混合物下降的早期故障.

由于ANN具有强的非线性拟合能力、自学习能力、自组织能力和容错能力,故在微小故障诊断中得到了广泛的应用.但用ANN建模需要大量的样本数据,样本的完备性和准确性对建模有直接的影响,从而影响故障诊断的效果.另外,ANN建模对偏差很敏感,任何微小的偏差或扰动都会导致拟合精度的下降甚至使之完全丧失拟合能力^[77],这些都会影响到微小故障的诊断效果.此外,ANN对学习和诊断结果的可解释性相对较差.因此,出现了将ANN与定性方法融合/结合的微小故障诊断方法,这方面的介绍主要见“半定性半定量诊断方法”部分.

支持向量机法 支持向量机(support vector machines, SVM)是20世纪90年代中期发展起来的基于统计学习的机器学习方法.SVM诊断微小故障的基本思想是:利用SVM的解决分类和函数回

归问题的能力,以及具有强大的处理少样本高维非线性问题的能力,对故障特征进行分类,实现微小故障被识别的目的^[78]。

为了提高单一的SVM的分类能力,文[79]提出了结合ANN的SVM法以诊断变压器中的早期故障。该法运用克隆选择算法选择最优的输入特征和径向基函数(radial basis function, RBF)内核函数,有效地提高了利用SVM和ANN进行故障诊断的速度和精度。为了克服由于核参数和样本特征数选择不当而产生的欠学习或过学习现象,文[78]提出基于提升小波包变换和集成支持向量机的早期故障智能诊断方法。该方法首先用提升小波包变换提取信号敏感频带特征,进而通过对敏感带中的小波包系数进行包络解调分析检测出故障特征频率,然后通过距离评估技术选取最优特征集,最后将最优特征输入到SVM进行故障诊断。该方法提高了故障诊断的准确率,并将其用于滚动轴承内外圈早期微小故障的诊断。为了避免人为选择SVM参数的盲目性,提高利用SVM进行分类和故障诊断的能力,文[4]针对齿轮轻微磨损故障的早期诊断,提出基于小波包和进化SVM故障诊断方法。该文充分利用小波包优良的时频局部化特性进行特征提取,利用遗传算法的全局优化能力来优化SVM的参数,从而提高了诊断精度、缩短了运算时间。针对机械故障诊断中缺乏大量故障样本进行训练的问题,文[80]提出了基于图论和直推式SVM相结合的方法以诊断齿轮齿面轻微剥落的微小故障。该方法首先对振动信号进行分析并提取时域特征指标,然后用主元分析对提取的特征进行选择,用图论方法对选择后的特征数据进行处理,最后用梯度下降法训练直推式SVM,实现故障检测和分类。

SVM是解决高维非线性问题强有力的工具,且SVM更适用于少样本情况下的微小故障诊断和检测。但SVM参数以及样本的完备性和代表性对故障分类的性能有很大的影响,且单一的SVM容易产生由于核参数和样本特征数选择不当而引起的欠学习或过学习现象,故SVM在进行微小故障诊断时通常和其他的方法相结合来提高诊断的准确率。

粗糙集法 由于传统的Pawlak粗糙集(RS)是基于非空有限集的,其对象的属性值是离散的。而在大多数问题中,对象的属性值在确定论域内是连续的,且其中的一些属性值是模糊的。于是模糊RS被用于微小故障的诊断。文[81]用模糊RS的方法诊断变压器中的早期微小故障,所提出的方

法不仅能处理不完全信息输入和规则简约,而且能对其连续属性阈值进行模糊化,从而有效地诊断出变压器早期故障的类型及故障程度。考虑到重叠故障模式可能表示一类早期故障或者是一类多故障的样本子集,文[82]提出一种新的改进的RS与一对一多类SVM方法。利用RS描述分类中的重叠区域的能力以及SVM的泛化能力,诊断出水轮发电机组的早期故障。

基于RS的微小故障诊断方法能发现数据间的潜在规律,并且能够处理不完备的数据信息以及对象的属性值在确定论域内是连续的情况,具有较强的数据分析能力。但由于微小故障具有幅值小的特点,因而在诊断微小故障时,一般是将该方法和其他方法相结合从而取长补短。

4 半定性半定量诊断方法(Semi-qualitative semi-quantitative diagnosis method)

单一的定性或定量的微小故障诊断方法往往会存在一定的缺陷或局限性。为了提高诊断的准确性,多种微小故障诊断技术融合/结合的方法被提出。半定性半定量诊断方法是将定性的诊断方法和定量的诊断方法相融合/结合的一种方法。目前主要是ANN和专家系统的融合/结合。

专家系统能运用专家的知识与经验进行推理、判断和决策,具有启发性、透明性、灵活性等特性,但其具有学习能力差、知识获取困难的缺点。而ANN具有自学习、自组织和容错能力,因此两种方法的融合/结合能够改善故障诊断的效果。为了实现早期故障的实时、自动检测,文[7]通过ANN和专家系统的结合,设计出一套用于对配电系统进行早期故障检测和预测维护的系统,该系统不仅能检测系统的早期故障,而且能对故障进行分类和定位。考虑到许多故障信息是相互影响的,文[83]提出了基于ANN和专家系统相融合的集成智能化诊断方法,其中,专家系统通过逻辑推理进行逻辑思维,ANN通过模型匹配进行形象思维。该方法通过基于信息的集成检测设备、多层次上共享的信息数据库、融合的故障诊断算法,实现了对变压器早期故障的诊断。为了得到变压器内部更加详细的信息而提高诊断的准确性,文[84]在基于ANN和专家系统的基础上,进一步利用模糊逻辑进行早期微小故障的诊断。该文通过模糊专家系统进行变压器中早期微小故障的诊断,而利用ANN自动地从新的数据样本中获取知识。

和单独的定性或定量的故障诊断方法相比,半定性半定量的故障诊断方法在一定程度上起到了扬长避短的作用,提高了故障诊断的准确率。但复

杂度和计算量增加,而且诊断的准确程度在不同的程度上依然依赖于先验知识、知识库的大小和知识水平的高低。

5 总结与展望(Summary and prospect)

本文提出了微小故障诊断方法的分类框架,将现有的微小故障的故障诊断方法分为定性诊断方法、定量诊断方法和半定性半定量诊断方法3大类。和具有显著故障特征的故障诊断方法相比,目前国内外微小故障诊断技术的研究成果还很少,而且已有的成果主要是针对特定的一些研究对象而进行的,如电力变压器、机械中的齿轮和电机等。

总的来说,与征兆显著故障的基于解析模型的诊断方法相比,基于解析模型的微小故障诊断的方法种类较少。这是因为尽管在微小故障诊断中,基于解析模型的方法仍是使用较多的一种方法,但由于系统模型不可避免地存在着不确定性或干扰,这些因素处理不妥就会直接影响基于解析模型的微小故障的诊断准确性,故该方法适用于系统中的干扰不大或者能够进行滤波处理,且能够进行数学建模的过程、设备或系统中,如机器人、非线性化学过程等。由于定性诊断方法是根据先验知识、对象性质进行分析的,而微小故障由于其幅值小、征兆不显著而导致了对其定性的行为描述的知识较少,因此目前的基于定性知识的诊断方法在微小故障的诊断中应用较少。目前这类方法主要被用于因果关系明确,并对故障的特征等有先验知识或经验的微小故障的诊断,如水泵系统、机器人手臂等。相对于微小故障诊断的其他方法而言,基于信号处理的微小故障的诊断方法发展较快,且种类较多。这是因为基于信号处理的方法是提取有关微小故障的信号的特征用于故障诊断,不需要精确的系统模型。因此对微小故障诊断时,一些传统的的信号处理方法(如小波变换法、谱分析法等)应用较多,如:应用于变压器、电机、机械等。另外,微小故障难于诊断的一个重要原因是其故障特征微弱、难于提取,因此提取微弱信号的信号处理方法(如形态信号处理法)在微小故障中也得到了应用。由于基于信号处理的故障诊断方法可以提取故障的频域特征,从而避免了从故障的幅值去诊断微小故障的困难,因而对于微小故障的诊断具有独特的优势。同时,由于基于人工智能的故障诊断方法无需精确的系统模型,该方法发展较快。但由于单一的智能故障诊断方法存在一定的适用范围和不足,如基于ANN的故障诊断方法需要大量的样本,且诊断准确性依

赖于样本的选择,因此在微小故障诊断中,很多情况下将两种智能方法相结合使用,以取长补短从而提高诊断的准确率。目前这类方法主要用于电机、变压器等设备的常见微小故障的诊断中。相信随着智能技术的发展,基于人工智能的故障诊断方法将在微小故障诊断中发挥其更大的作用。

尽管目前微小故障已经取得了一些很好的研究成果,但仍然存在一些亟待解决的问题:

1) 微小故障的定义和衡量指标问题。微小故障至今只有定性的描述,目前还没有一个确切的或量化的定义。尤其是微小故障应该从哪个角度去定义、用什么指标来衡量一个故障是否属于微小故障的范畴,是微小故障诊断亟待解决的首要问题之一。

2) 大干扰下的微小故障的诊断。目前考虑的干扰/噪声基本上都是随机白噪声或有色噪声,但许多干扰并非随机干扰,且当系统中存在的干扰或噪声的幅值远远超过微小故障的幅值时,微小故障的特征很难被有效地提取。因此在大扰动存在下,如何准确且及时的诊断出系统中的微小故障是亟待解决的问题之一。

3) 多微小故障的诊断。目前的大部分研究仅是局限了是否能检测出微小故障,而对于进行多故障的检测的研究较少^[85]。事实上,在复杂的系统中,多处微小故障的存在是可能的,尤其是多故障相互影响、相互耦合的情况下,使得微小故障的检测和诊断更加困难。

4) 闭环系统中微小故障的诊断。目前的故障诊断的研究绝大多数是针对开环系统而进行的。而在闭环控制系统中,由于反馈控制的补偿效果使得闭环系统自身具有一定的容错能力,因而闭环系统的故障诊断本身就是故障诊断领域的难点问题。而微小故障会因为闭环系统自身的容错能力而更加难于检测和诊断。

5) 间歇微小故障的诊断。由于间歇微小故障具有间歇发生的特点,使之非常容易被视为干扰,或者和干扰相混淆。再加上微小故障本身具有幅值小的特点,更加大了间歇性微小故障诊断的难度。

6) 系统中含不同类型时滞情况下的微小故障诊断。当系统中含有不同类型的时滞,尤其是时变时滞时,由于时滞的存在使得故障特性的提取更加困难。

7) 故障预测。当微小故障还未表现出症状时,就根据监控的数据通过数据的挖掘分析,提前预测出其将发生。这也是目前一个很有前景的发展方向。

参考文献(References):

- [1] 周东华, 胡艳艳. 动态系统的故障诊断技术 [J]. 自动化学报, 2009, 35(6): 748 – 758.
(ZHOU Donghua, HU Yanyan. Fault diagnosis techniques for dynamic systems [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, 35(6): 748 – 758.)
- [2] 赵琦, 周东华. 闭环系统的小故障检测与分离方法 [C] //第19届中国过程控制会议论文集. 香港, 中国: 化学工业出版社, 2000: 636 – 641.
(ZHAO Qi, ZHOU Donghua. Incipient fault detection and isolation in closed-loop systems [C] //Proceeding of the 19th Chinese Process Control Conference. Hong Kong, China: Chemical Industry Press, 2000: 636 – 641.)
- [3] DEMETRION M A, POLYCARPOU M M. Incipient fault diagnosis of dynamical systems using online approximators [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1998, 43(11): 1612 – 1617.
- [4] 肖成勇, 石博强, 王文莉, 等. 基于小波包和进化支持向量机的齿轮早期诊断研究 [J]. 振动与冲击, 2007, 26(7): 10 – 12, 26.
(XIAO Chengyong, SHI Boqiang, WANG Wenli, et al. Gear incipient diagnosing based on wavelet packet and genetic-support vector machine [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2007, 26(7): 10 – 12, 26.)
- [5] NADERI M S, GHAREHPETIAN G B, ABEDI M, et al. Modeling and detection of transformer internal incipient fault during impulse test [J]. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 2008, 15(1): 284 – 291.
- [6] CORRECHER A, GARCÍA E, MORANT F, et al. Diagnosis of intermittent fault dynamics [C] //Proceedings of the 13th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation. Hamburg, Germany: IEEE, 2008: 559 – 566.
- [7] BUTLER K L. An expert system based framework for an incipient failure detection and predictive maintenance system [C] //Intelligent Systems Applications to Power Systems. Orlando, FL: IEEE, 1996: 321 – 326.
- [8] SIDHU T S, XU Z H. Detection of incipient faults in distribution underground cables [J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2010, 25(3): 1363 – 1371.
- [9] LI J, TANG G Y. Fault diagnosis for networked control systems with delayed measurements and inputs [J]. *IET Control Theory & Applications*, 2010, 4(6): 1047 – 1054.
- [10] HWANG I, SUNGWAN K, YODAN K, et al. A survey of fault detection, isolation, and reconfiguration methods [J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2010, 18(3): 636 – 653.
- [11] YANG J B, LIU J, XU D L, et al. Optimization models for training belief-rule-based systems [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 2007, 37(4): 569 – 85.
- [12] XU Z B, XUAN J P, SHI T L, et al. Application of a modified fuzzy ARTMAP with feature-weight learning for the fault diagnosis of bearing [J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(6): 9961 – 9968.
- [13] 李娟, 赵友刚, 于洋, 等. 含大时滞和噪声的网络化控制系统的最优故障诊断 [J]. 自动化学报, 2012, 38(5): 858 – 864.
(LI Juan, ZHAO Yougang, YU Yang, et al. Optimal fault diagnosis for networked control systems with large time-delays [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(5): 858 – 864.)
- [14] 周东华, 李钢, 李元. 数据驱动的工业过程故障诊断技术——基于主元分析与偏最小二乘的方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2011.
(ZHOU Donghua, LI Gang, LI Yuan. *Fault Diagnosis Technology of Data-driven for Industrial Processes-Approaches Based on Principal Component Analysis and Partial Least Square* [M]. Beijing: Science Press, 2011.)
- [15] 韩晓娟, 杨锡运, 刘东明, 等. 基于键合图理论的故障诊断方法及在锅炉给水泵上的应用 [J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(23): 75 – 79.
(HAN Xiaojuan, YANG Xiyun, LIU Dongming, et al. Research on bond graph fault diagnosis approach and application in boiler feed water pump [J]. *Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering*, 2007, 27(23): 75 – 79.)
- [16] MADDEN M G M, NOLAN P J. Monitoring and diagnosis of multiple incipient faults using fault tree induction [J]. *IEEE Proceedings: Control Theory and Applications*, 1999, 146(2): 204 – 212.
- [17] CHANG S Y, LIN C R, CHANG C T. A fuzzy diagnosis approach using dynamic fault trees [J]. *Chemical Engineering Science*, 2002, 57(15): 2971 – 2985.
- [18] MAURYA M R, RENGASWAMY R, VENKATASUBRAMANIAN V. A signed directed graph and qualitative trend analysis-based framework for incipient fault diagnosis [J]. *Chemical Engineering Research and Design*, 2007, 85(A10): 1407 – 1422.
- [19] VEDAM H, VENKATASUBRAMANIAN V. PCA-SDG based process monitoring and fault diagnosis [J]. *Control Engineering Practice*, 1999, 7(7): 903 – 917.
- [20] MAURYA M R, RENGASWAMY R, VENKATASUBRAMANIAN V. A signed directed graph-based systematic framework for steady-state malfunction diagnosis inside control loops [J]. *Chemical Engineering Science*, 2006, 61(6): 1790 – 1810.
- [21] BHADURI P, GHOSH D, DASGUPTA D. Expert system for condition monitoring of power transformers using DGA [J]. *Advance in Modeling and Analysis B*, 1999, 41(1): 2.27 – 2.37.
- [22] CHEN W, CHOWDHURY F N. A synthesized design of sliding-mode and Luenberger observers for early detection of incipient faults [J]. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2010, 24(12): 1021 – 1035.
- [23] 董选明, 谭民, 裘丽华, 等. 基于干扰补偿和自适应阈值的鲁棒故障检测 [J]. 控制理论与应用, 2000, 17(2): 235 – 239.
(DONG Xuanming, TAN Min, QIU Lihua, et al. Robust fault detection for hydraulic servo system using disturbance compensation and adaptive threshold [J]. *Control Theory & Applications*, 2000, 17(2): 235 – 239.)
- [24] VENKATESWARLU C, GANGIAH K, RAO M B. Two-level methods for incipient fault-diagnosis in nonlinear chemical processes [J]. *Computers & Chemical Engineering*, 1992, 16(5): 463 – 476.
- [25] 何静, 张昌凡. 基于滑模观测器的缓变故障鲁棒诊断方法研究 [C] //第八届智能控制与自动化世界大会. 济南, 中国: IEEE, 2010: 5587 – 5591.
(HE Jing, ZHANG Changfan. Robust Diagnosis of incipient faults based on sliding mode observer [C] //Proceeding of the 8th World Congress on Intelligent Control and Automation. Jinan, China: IEEE, 2010: 5587 – 5591.)
- [26] CHEN W, CHOWDHURY F N. Analysis and detection of incipient faults in post-fault systems subject to adaptive fault-tolerant control [J]. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2008, 22(9): 815 – 832.
- [27] ZHANG Y M, JIANG J. Design of proportional-integral reconfigurable control systems via eigenstructure assignment [C] //American Control Conference. Chicago, IL: IEEE, 2000: 3732 – 3736.
- [28] HSHIAO T, WENG M C. A hierarchical multiple-model approach for detection and isolation of robotic actuator faults [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2012, 60(2): 154 – 166.
- [29] 于洋, 李娟, 李胜多. 单输入双线性系统的微小故障的诊断 [C] //第31届中国控制会议论文集. 上海: 上海系统科学出版社, 2012: 5363 – 5367.
(YU Yang, LI Juan, LI Shengduo. Tiny fault diagnosis for bilinear systems with single input [C] //Proceedings of the 31st Chinese Control Conference. Shanghai: Shanghai System Science Press, 2012: 5363 – 5367.)

- [30] 陈敏泽, 周东华. 动态系统的故障预报技术 [J]. 控制理论与应用, 2003, 20(6): 819 – 824.
(CHEN Minze, ZHOU Donghua. Fault prediction techniques for dynamic systems [J]. *Control Theory & Applications*, 2003, 20(6): 819 – 824.)
- [31] POLYCARPOU M M, HELMICKI A J. Automated fault detection and accommodation: a learning systems approach [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1995, 25(11): 1447 – 1458.
- [32] WANG Y Q, ZHOU D H, GAO F R. Robust fault-tolerant control of a class of non-minimum phase nonlinear processes [J]. *Journal of Process Control*, 2007, 17(6): 523 – 537.
- [33] YANG Q M, SUN Y X. Automated fault accommodation for discrete-time systems using online approximators [C] // *Proceedings of the 30th Chinese Control Conference*. Shanghai: Shanghai System Science Press, 2011: 4264 – 4269.
- [34] 李令莱, 周东华. 基于解析模型的非线性系统鲁棒故障诊断方法综述 [J]. 信息与控制, 2004, 33(4): 452 – 456.
(LI Linglai, ZHOU Donghua. Robust fault diagnosis of nonlinear system based on analytical models: a survey [J]. *Information and Control*, 2004, 33(4): 452 – 456.)
- [35] CARNEIRO A L G, DA SILVA A A, UPADHYAYA B R. Incipient fault detection of motor-operated valves using wavelet transform analysis [J]. *Nuclear Engineering and Design*, 2008, 238(9): 2453 – 2459.
- [36] BEHJAT V, VAHEDI A. A DWT-based approach for detection of interturn faults in power transformers [J]. *The International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering*, 2011, 30(2): 483 – 504.
- [37] OZGONENEL O, KILIC E, KHAN M A, et al. A new method for fault detection and identification of incipient faults in power transformers [J]. *Electric Power Components and Systems*, 2008, 36(11): 1226 – 1244.
- [38] GRITLI Y, STEFANI A, ROSSI C, et al. Experimental validation of doubly fed induction machine electrical faults diagnosis under time-varying conditions [J]. *Electric Power Systems Research*, 2011, 81(3): 751 – 766.
- [39] 鞠萍华, 秦树人, 秦毅, 等. 多分辨EMD方法与频域平均在齿轮早期故障诊断中的研究 [J]. 振动与冲击, 2009, 28(5): 97 – 101.
(JU Pinghua, QIN Shuren, QIN Yi, et al. Research on earlier fault diagnosis of gear by method of multi-resolution empirical mode decomposition and frequency domain averaging [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2009, 28(5): 97 – 101.)
- [40] 魏巍, 韩振南. 基于小波变换的滚动轴承故障诊断 [J]. 科技情报开发与经济, 2010, 20(6): 155 – 156.
(WEI Wei, HAN Zhennan. Talking about the fault diagnosis of rolling bearings based on wavelet transform [J]. *SCI-Tech Information Development & Economy*, 2010, 20(6): 155 – 156.)
- [41] 窦东阳, 赵英凯. 集合经验模式分解在旋转机械故障诊断中的应用 [J]. 农业工程学报, 2010, 26(2): 190 – 196.
(DOU Dongyang, ZHAO Yingkai. Application of ensemble empirical mode decomposition in failure analysis of rotating machinery [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2010, 26(2): 190 – 196.)
- [42] 罗忠辉, 薛晓宁, 王筱珍, 等. 小波变换及经验模式分解方法在电机轴承早期故障诊断中的应用 [J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(14): 125 – 129.
(LUO Zhonghui, XUE Xiaoning, WANG Xiaozhen, et al. Study on the method of incipient motor bearing fault diagnosis based on wavelet transform and EMD [J]. *Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering*, 2005, 25(14): 125 – 129.)
- [43] YANG W X, RICHARD C, TAVNER P J, et al. Bivariate empirical mode decomposition and its contribution to wind turbine condition monitoring [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2011, 330(15): 3766 – 3782.
- [44] HE W, JIANG Z N, QIN Q. A joint adaptive wavelet filter and morphological signal processing method for weak mechanical impulse extraction [J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2010, 24 (8): 1709 – 1716.
- [45] GARCÍA-ESCUADERO L A, DUQUE-PEREZ O, MORINIGO-SOTELO D, et al. Robust condition monitoring for early detection of broken rotor bars in induction motors [J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(3): 2653 – 2660.
- [46] 刘雪霞, 张琦, 谭业发. 高阶谱分析技术在轴承故障信号特征提取中的应用 [J]. 机床与液压, 2008, 36(7): 155 – 160.
(LIU Xuexia, ZHANG Qi, TAN Yefa. Application of higher-order spectrum analysis in extraction of the fault features of bearings [J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2008, 36(7): 155 – 160.)
- [47] DRAGO R J. Incipient failure detection [J]. *Power Transmission Design*, 1979, 21(2): 40 – 45.
- [48] JAE-EUNG O, WOO-TAEK K, HYOUN-JIN S, et al. Advanced multidimensional spectral analysis and its application for early fault detection [J]. *Journal of Automobile Engineering*, 2006, 220(4): 435 – 444.
- [49] GAZZANA D S, PEREIRA L A, FERNANDES D. A system for incipient fault detection and fault diagnosis based on MCSA [C] // *Transmission and Distribution Conference and Exposition*. New Orleans, LA: IEEE, 2010: 1 – 6.
- [50] OLIVEIRA L M R, CARDOSO A J M, CRUZ S M A. Power transformers winding fault diagnosis by the on-load exciting current Extended Park's vector approach [J]. *Electric Power Systems Research*, 2011, 81(6): 1206 – 1214.
- [51] XIONG G, LV M, TANG B. Direct sequence spread spectrum signal detection based on chaos theory [C] // *IEEE International Conference of Communications, Circuits and Systems*. Kokura, Japan: IEEE, 2007: 727 – 730.
- [52] ZHAO Z, WANG F L, JIA M X, et al. Intermittent chaos and cepstrum analysis based early fault detection on shuttle valve of hydraulic tube tester [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2009, 56(7): 2764 – 2770.
- [53] ZHAO J S, HUANG J C, SUN W. On-line early fault detection and diagnosis of municipal solid waste incinerators [J]. *Waste Management*, 2008, 28(11): 2406 – 2414.
- [54] ZHOU F N, TANG T H. DCA based multi-level small fault diagnosis [C] // *The 11th IEEE International Conference on Communication Technology proceedings*. Hangzhou, China: IEEE, 2008: 486 – 489.
- [55] 葛志强, 杨春节, 宋执环. 基于MEWMA-PCA的微小故障检测方法研究及其应用 [J]. 信息与控制, 2007, 36(5): 650 – 656.
(GE Zhiqiang, YANG Chunjie, SONG Zhihuan. Research and application of small shifts detection method based on MEWMA-PCA [J]. *Information and Control*, 2007, 36(5): 650 – 656.)
- [56] 葛志强, 宋执环, 杨春节. 基于MCUSUM-ICA-PCA的微小故障检测 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2008, 42(3): 373 – 411.
(GE Zhiqiang, SONG Zhihuan, YANG Chunjie. Small shift detection based on MCUSUM-ICA-PCA [J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2008, 42(3): 373 – 411.)
- [57] NAZATUL A A M, TAYLOR P M, CHEN J J J, et al. Aluminium process fault detection by multiway principal component analysis [J]. *Control Engineering Practice*, 2011, 19(4): 367 – 379.
- [58] LI Z X, YAN X P, YUAN C Q, et al. Virtual prototype and experimental research on gear multi-fault diagnosis using wavelet-autoregressive model and principal component analysis method [J]. *Mechatronic Systems and Signal Processing*, 2011, 25(7): 2589 – 2607.
- [59] QI Y S, WANG P, FAN S J, et al. Enhanced batch process monitoring using Kalman filter and multiway kernel principal component analysis [C] // *2009 Chinese Control and Decision Conference*. Guilin, China: IEEE, 2009: 5289 – 5294.

- [60] LI W H, XU Y B. Gearbox incipient fault diagnosis using feature sample selection and principal component analysis [J]. *International Journal of Modelling, Identification and Control*, 2010, 10(3/4): 246 – 254.
- [61] ZHAO Z, JIA M X, WANG F L, et al. Intermittent chaos and sliding window symbol sequence statistics-based early fault diagnosis for hydraulic pump on hydraulic tube tester [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, 23(5): 1573 – 1585.
- [62] BHATNAGAR S, RAJAGOPALAN V, RAY A. Incipient fault detection in mechanical power transmission systems [C] // *The 2005 American Control Conference*. Portland, OR: IEEE, 2005: 472 – 477.
- [63] D'ANGELO M F S V, PALHARES R M, TAKAHASHI R H C, et al. Incipient fault detection in induction machine stator-winding using a fuzzy-Bayesian change point detection approach [J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(1): 179 – 192.
- [64] MENON S, ULUYOL Ö, KYUSUNG K, et al. Incipient fault detection and diagnosis in turbine engines using hidden markov models [C] // *Proceedings of American Society of Mechanical Engineers Turbo Expo*. Arlington: American Society of Mechanical Engineers Press, 2003: 493 – 500.
- [65] KJOLLE G H, GJERDE O, HJARTSJO B T, et al. Protection system faults: a comparative review of fault statistics [C] // *International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems*. Stockholm: IEEE, 2006: 1 – 7.
- [66] WANG M H. Grey-extension method for incipient fault forecasting of oil-immersed power transformer [J]. *Electric Power Components and Systems*, 2004, 32(10): 959 – 975.
- [67] 孙丽萍, 杨江天. 基于离散灰色模型的变压器油中溶解气体浓度预测 [J]. *电力自动化设备*, 2006, 26(9): 58 – 60. (SUN Liping, YANG Jiangtian. Prediction of gas dissolved in transformer oil using discrete grey model [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2006, 26(9): 58 – 60.)
- [68] LIN C H, CHEN J L, HUANG P Z. Dissolved gases forecast to enhance oil-immersed transformer fault diagnosis with grey prediction-clustering analysis [J]. *Expert Systems*, 2011, 28(2): 123 – 137.
- [69] 雒宝鹏, 王仲生. 一种改进的灰色网络算法在早期故障预测中的应用 [J]. *机电一体化*, 2009, 14(8): 32 – 36. (LUO Baopeng, WANG Zhongsheng. An improved gray network algorithm in early failure prediction [J]. *Mechatronics*, 2009, 14(8): 32 – 36.)
- [70] DONG L X, XIAO D M, LIANG Y S, et al. Rough set and fuzzy wavelet neural network integrated with least square weighted fusion algorithm based fault diagnosis research for power transformer [J]. *Electric Power Systems Research*, 2008, 78(1): 129 – 136.
- [71] CHOW M Y, MANGUM P, THOMAS R J. Incipient fault detection in DC machines using a neural network [C] // *Proceedings of the 22nd Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*. San Jose: IEEE, 1988: 706 – 709.
- [72] WATANABE K, MATSUURA I, ABE M, et al. Incipient fault diagnosis of chemical processes via artificial neural networks [J]. *American Institute of Chemical Engineers Journal*, 1989, 35(11): 1803 – 1812.
- [73] CHOW M Y, YEE S O. Methodology for on-line incipient fault detection in single-phase squirrel-cage induction motors using artificial neural networks [J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 1991, 6(3): 536 – 546.
- [74] GOODE P V, CHOW M Y. A hybrid fuzzy/neural system used to extract heuristic knowledge from a fault detection problem [C] // *IEEE World Congress on Computational Intelligence*. Orlando, FL: IEEE, 1994: 1731 – 1736.
- [75] WANG M H. Extension neural network for power transformer incipient fault diagnosis [J]. *IEEE Proceedings Generation Transmission and Distribution*, 2003, 150(6): 679 – 685.
- [76] RAKIĆ A Z. Early fault detection and isolation in coal mills based on self-organizing maps [C] // *The 10th Symposium on Neural Network Applications in Electrical Engineering*. Belgrade: IEEE, 2010: 45 – 48.
- [77] 张正道, 胡寿松. 基于神经网络免疫集成的非线性时间序列故障预报 [J]. *东南大学学报*, 2004, 34(增刊): 15 – 19. (ZHANG Zhengdao, HU Shousong. Neural network immune ensemble based fault prediction for nonlinear time series [J]. *Journal of Southeast University (Natural Science Edition)*, 2004, 34(Suppl): 15 – 19.)
- [78] 胡桥, 何正嘉, 张周锁, 等. 基于提升小波包变换和集成支持向量机的早期故障智能诊断 [J]. *机械工程学报*, 2006, 42(8): 16 – 22. (HU Qiao, HE Zhengjia, ZHANG Zhouso, et al. Intelligent diagnosis for incipient fault based on lifting wavelet package transform and support vector machines ensemble [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2006, 42(8): 16 – 22.)
- [79] LEE T F, CHO M Y, SHIEH C S, et al. Diagnosis of incipient fault of power transformers using SVM with clonal selection algorithms optimization [C] // *The 16th International Symposium on Methodologies for Intelligent Systems*. Bari, Italy: Springer Verlag, 2006: 580 – 590.
- [80] 李巍华, 刘雯. 基于图论和直推式支持向量机的齿轮早期故障诊断 [J]. *机械工程学报*, 2010, 46(23): 82 – 88. (LI Weihua, LIU Wen. Gear incipient fault diagnosis using graph theory and transductive support vector machine [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2010, 46(23): 82 – 88.)
- [81] XIONG H, LI W G, CHANG G H, et al. An improved power transformer diagnosis system for incipient fault based on fuzzy rough set theory [C] // *International Conference on Power System Technology*. Chongqing, China: IEEE, 2006: 1 – 8.
- [82] ZHANG X Y, ZHOU J Z, GUO J, et al. Vibrant fault diagnosis for hydroelectric generator units with a new combination of rough sets and support vector machine [J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(3): 2621 – 2628.
- [83] ZHOU J H, HU M Q, TANG G Q. Hologamous integrating strategies for incipient fault diagnosis of transformer [J]. *Journal of Southeast University (English Edition)*, 2004, 20(4): 503 – 507.
- [84] NÉMETH B, LABONCZ S, KISS I, et al. Transformer condition analyzing expert system using fuzzy neural system [C] // *Conference Proceeding of IEEE International Symposium on Electrical Insulation*. San Diego, CA: IEEE, 2010: 1 – 5.
- [85] YU M, WANG D W, LUO M, et al. Prognosis of hybrid systems with multiple incipient faults: augmented global analytical redundancy relations approach [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 2011, 41(3): 540 – 551.

作者简介:

李娟 (1969–), 女, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为故障预测、故障诊断与容错控制、智能检测和控制、时滞和非线性系统的分析和综合等, E-mail: lijuan291@sina.com;

周东华 (1963–), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为故障诊断、故障预测、可靠性预测和预测维护, E-mail: zdh@mail.tsinghua.edu.cn;

司小胜 (1984–), 男, 博士研究生, 主要研究方向为剩余生命估计、故障预测、维修与可靠性工程, E-mail: sxs09@mails.tsinghua.edu.cn;

陈茂根 (1975–), 男, 副教授, 主要研究方向为混沌控制与同步、故障诊断与容错控制, E-mail: mychen@mail.tsinghua.edu.cn;

徐春红 (1988–), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为故障诊断, E-mail: xuchunhonghappy03@163.com.