

动态系统的故障诊断技术

周东华^{1,2} 胡艳艳^{1,2}

摘 要 提出了一种全新的分类框架, 将故障诊断方法整体分为两大类, 即定性分析的方法和定量分析的方法. 对现有的方法在此框架下进行了划分, 并详细介绍了每种方法的基本思想、研究进展和典型应用, 其中重点讨论了数据驱动的方法. 最后, 简述了故障预测的研究现状, 并探讨了故障诊断研究存在的问题和未来的发展方向.

关键词 动态系统, 故障诊断, 故障预测, 数据驱动

中图分类号 TP277

Fault Diagnosis Techniques for Dynamic Systems

ZHOU Dong-Hua^{1,2} HU Yan-Yan^{1,2}

Abstract A novel classification framework is proposed, which divides fault diagnosis approaches into two classes: qualitative analysis approaches and quantitative analysis approaches. The basic idea, main research progresses, and typical applications of each method are discussed in detail, with emphasis on the data-driven approaches. The state-of-the-art of fault prediction is also outlined. Finally, some problems and development trends of the research on fault diagnosis are pointed out.

Key words Dynamic systems, fault diagnosis, fault prediction, data-driven

随着科学的发展和技术的进步, 系统的能力和现代化水平日益提高. 与此同时, 系统的投资和规模也越来越大, 复杂性越来越高. 这类复杂大系统一旦发生事故, 便会造成巨大的财产损失和人员伤亡. 因此, 复杂系统的可靠性和安全性迫切 need 提高, 以减少重大事故的发生. 动态系统的故障诊断 (Fault diagnosis) 技术是提高系统可靠性和降低事故风险的重要方法. 故障诊断主要研究如何对系统中出现的故障进行检测、分离和辨识, 即判断故障是否发生, 定位故障发生的部位和种类, 以及确定故障的大小和发生的时间等. 过去的几十年中, 故障诊断问题得到了国内外学者的广泛关注, 取得了丰硕的研究成果^[1-11].

传统的分类思想一般将故障诊断方法划分为基于数学模型的方法、基于知识的方法和基于信号处理的方法三大类^[5,8]. 然而近年来随着理论研究的深入和相关领域的发展, 各种新的诊断方法层出不穷, 传统的分类方法已经不再适用. 本文从一个全新的

角度对现有的故障诊断方法进行了重新分类, 将其整体上分为定性分析的方法和定量分析的方法两大类, 如图 1 (见下页) 所示. 其中, 定量分析方法又分为基于解析模型的方法和数据驱动的方法, 后者又进一步包括机器学习类方法、多元统计分析类方法、信号处理类方法、信息融合类方法和粗糙集方法等. 本文对每类方法的基本思想和研究进展等进行了详细论述, 其中重点讨论了数据驱动的方法. 最后, 本文还介绍了故障诊断的扩展领域——故障预测 (Fault prediction) 的研究现状, 并指出了故障诊断研究存在的问题和未来的发展方向.

1 定性分析的方法

1.1 图论方法

基于图论的故障诊断方法主要包括符号有向图 (Signed directed graph, SDG) 方法和故障树 (Fault tree) 方法.

SDG 是一种被广泛采用的描述系统因果关系的图形化模型. 在 SDG 中, 事件或者变量用节点表示, 变量之间的因果关系用从原因节点指向结果节点的有方向的边表示. 在系统正常时, SDG 中的节点都处于正常状态, 发生故障时故障节点的状态将会偏离正常值并发生报警, 根据 SDG 给出的节点变化间的因果关系, 并结合一定的搜索策略就可以分析出故障所有可能的传播路径, 判明故障发生的原因, 并且得到故障在过程内部的发展演变过程. Iri 等首先将 SDG 模型用于过程故障诊断^[12]; 文献 [13]

收稿日期 2008-12-11 收修改稿日期 2009-02-20
Received December 11, 2008; in revised form February 20, 2009
国家重点基础研究发展计划 (973 计划) (2009CB320602), 国家自然科学基金 (60721003, 60736026) 资助
Supported by National Basic Research Program of China (973 Program) (2009CB320602) and National Natural Science Foundation of China (60721003, 60736026)
1. 清华大学自动化系 北京 100084 2. 清华信息科学与技术国家实验室 北京 100084
1. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084 2. Tsinghua National Laboratory for Information Science and Technology, Beijing 100084
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.00748

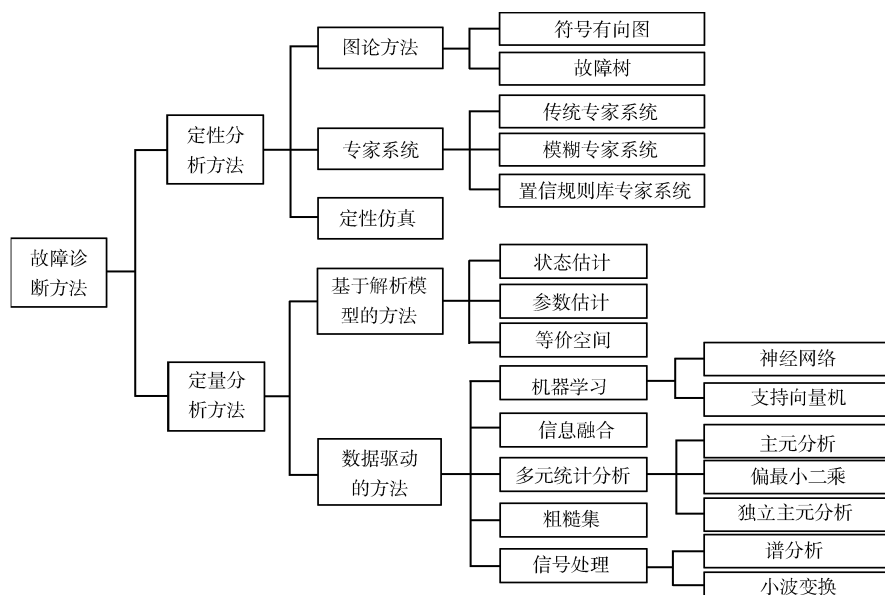


图 1 故障诊断方法分类示意图

Fig. 1 A classification diagram for fault diagnosis approaches

提出用因果图来简化 SDG 方法中的图建立过程和搜索逻辑; 文献 [14] 基于混杂键图和改进的时间因果图研究了混杂系统的传感器与执行器故障诊断. 传统基于 SDG 的故障诊断方法是完全定性的, 文献 [15] 利用模糊集合理论将节点间的因果关系模糊化为隶属度函数; 文献 [16] 则提出了一种概率符号有向图方法, 利用条件概率描述节点间的因果关系. 在定性 SDG 模型中引入定量描述, 可以更好地利用系统的信息, 减少对故障发展路径的错误理解, 从而提高故障诊断的准确性. 文献 [17] 研究了基于 SDG 模型的大型化工过程的故障诊断问题, 并将所提出的方法用于多级闪式海水淡化过程.

故障树是一种特殊的逻辑图. 基于故障树的诊断方法是一种由果到因的分析过程, 它从系统的故障状态出发, 逐级进行推理分析, 最终确定故障发生的基本原因、影响程度和发生概率. Caceres 等最早研究了基于故障树的故障诊断问题, 提出了由系统结构框图建立故障树的方法^[18]. 文献 [19] 提出了时间故障树模型来描述动态系统中故障与原因事件在时间上的动态关系, 并给出了基于时间故障树的分析方法. 近年来这方面的主要研究是将故障树方法和其他方法相结合. 文献 [20] 将故障树与模糊推理相结合用于动态系统的故障诊断; 文献 [21] 利用粗糙集讨论了故障树方法中基本事件的排序问题; 文献 [22] 研究了基于故障树的模糊专家系统.

基于图论的故障诊断方法具有建模简单、结果易于理解和应用范围广等特点. 但是, 当系统比较复杂时, 这类方法的搜索过程会变得非常复杂, 而且诊断正确率不高, 可能给出无效的故障诊断结果.

1.2 专家系统

基于专家系统 (Expert system) 的故障诊断方法是利用领域专家在长期实践中积累起来的经验建立知识库, 并设计一套计算机程序模拟人类专家的推理和决策过程进行故障诊断. 专家系统主要由知识库、推理机、综合数据库、人机接口及解释模块等部分构成.

知识库和推理机是专家系统的核心, 传统专家系统中, 专家知识常用确定性的 IF-THEN 规则表示. 文献 [23] 最早利用专家系统对沸水反应器的故障进行了诊断; 文献 [24] 提出了对专家知识进行结构化处理的层次分类方法, 适用于对复杂大系统建立专家系统; 文献 [25] 研究了基于任务框架建立知识专家系统的方法; 文献 [26] 将专家系统应用于化学搅拌过程的故障诊断, 所提出的方法首先判断故障是由误操作、系统干扰还是设备故障引起的, 然后利用专家系统给出将过程修复到正常状态的方案.

通常专家知识不可避免地具有不确定性. 模糊专家系统在专家知识的表示中引入了模糊隶属度的概念, 并利用模糊逻辑进行推理, 能够很好地处理专家知识中的不确定性. 文献 [27] 将语言表达中的模糊性利用模糊集合进行描述, 并将语言条件关系转化为模糊集合之间的模糊关系, 建立了对核电厂蒸汽泄露故障进行早期检测的模糊专家系统; 文献 [28] 将模糊专家系统用于摩托车发动机的故障诊断.

模糊理论善于描述由于不精确所引起的不确定性, 证据理论则能够描述由于不知道所引起的不确定性. Yang 等在综合模糊理论、证据理论和决策

理论的基础上提出了基于置信规则库的证据推理专家系统方法^[29-30]。置信规则库是在传统规则库中 IF-THEN 规则的基础上加入了置信度的概念,从而能够表示具有不确定性的各类数据之间复杂的因果关系。置信规则库中大量参数需要专家根据经验给出,针对规则较多时专家难以给出最优参数值的问题,文献 [31] 提出了对依据专家经验给出的初始置信规则库中的参数进行优化的方法。文献 [32] 基于文献 [31] 中的方法建立了能够对石油管线漏油故障进行检测和估计的置信规则库专家系统。

基于专家系统的故障诊断方法能够利用专家丰富的经验知识,无需对系统进行数学建模并且诊断结果易于理解,因此得到了广泛的应用。但是,这类方法也存在不足,主要表现在:首先,知识的获取比较困难,这成为专家系统开发中的主要瓶颈;其次,诊断的准确程度依赖于知识库中专家经验的丰富程度和知识水平的高低;最后,当规则较多时,推理过程中存在匹配冲突、组合爆炸等问题,使得推理速度较慢、效率低下。

1.3 定性仿真

定性仿真 (Qualitative simulation) 是获得系统定性行为描述的一种方法,定性仿真得到的系统在正常和各种故障情况下的定性行为描述可以作为系统知识用于故障诊断。基于定性微分方程约束的定性仿真方法是定性仿真中研究最为成熟的方法之一。这种方法首先将系统描述成一个代表物理参数的符号集合以及反映这些物理参数之间相互关系的约束方程集合,然后从系统的初始状态出发,生成各种可能的后继状态,并用约束方程过滤掉那些不合理的状态,重复此过程直到没有新的状态出现为止。定性仿真的最大特点是能够对系统的动态行为进行推理。文献 [33] 最早提出了基于定性仿真的时变连续物理设备的多故障诊断方法;文献 [34] 利用定性仿真设计了能够对故障进行检测和分离的定性滤波器;文献 [35] 通过在定性仿真中加入定量信息,提出了综合利用系统定性和定量知识的故障诊断方法;文献 [36] 对两种基于定性仿真的在线监控系统进行了分析比较;文献 [37] 将定性仿真方法用于锅炉设备的过程监控和故障诊断。

2 定量分析的方法

2.1 基于解析模型的方法

基于解析模型的故障诊断方法利用系统精确的数学模型和可观测输入输出量构造残差信号来反映系统期望行为与实际运行模式之间的不一致,然后基于对残差信号的分析进行故障诊断。基于解析模型的故障诊断研究的相对较多,也较深入。文

献 [5,9] 分别对这类方法进行了详细的综述。总体来说,这类方法包括状态估计 (State estimation) 方法、参数估计 (Parameter estimation) 方法和等价空间 (Parity space) 方法。

基于状态估计的故障诊断方法主要包括滤波器方法和观测器方法。Mehra 等最早在故障诊断中利用卡尔曼滤波对系统状态进行估计^[2];文献 [38] 对所有故障模式同时进行卡尔曼滤波,基于滤波器产生的新息序列构造似然比,然后通过多元假设检验进行故障诊断;文献 [39] 对具有不确定性的非线性系统设计了对不确定性鲁棒对故障敏感的状态估计滤波器。文献 [40] 提出了奉献观测器故障诊断方法;文献 [41] 利用在线近似方法研究了非线性系统的鲁棒观测器设计;文献 [42] 在文献 [41] 的基础上,通过引入自适应法则和滑模观测器减少了故障的检测时间;文献 [43] 研究了非线性系统故障诊断的模糊观测器方法。虽然基于状态估计的故障诊断方法起步早、成果多,但依然是近年来的研究热点。文献 [44] 针对采样数据系统提出了故障检测和分离的频域方法;文献 [45] 研究了线性离散周期系统的最优故障检测器设计方法;文献 [46] 针对具有未知输入的混杂系统提出了鲁棒混杂观测器的设计方法;文献 [47] 利用信息融合技术对多传感器数据进行了融合,从而提高了状态估计的精度;文献 [48] 研究了具有多步时延和未知输入的网络化系统的故障检测问题。

基于参数估计的故障诊断认为故障会引起系统过程参数的变化,而过程参数的变化会进一步导致模型参数的变化,因此可以通过检测模型中的参数变化来进行故障诊断。文献 [49] 在核电厂故障诊断中最早提出了基于参数估计的方法。文献 [50] 利用扩展卡尔曼滤波器对非线性系统状态和故障参数进行在线估计,然后将参数估计值与正常条件下的阈值相比较进行故障诊断。针对扩展卡尔曼滤波器对时变参数跟踪性能较差的缺点,文献 [51] 提出了基于强跟踪滤波器的非线性系统参数偏差型故障的实时检测和诊断方法;文献 [52] 给出了文献 [51] 中非线性系统状态和故障参数联合估计问题的偏差分离估计算法。文献 [53] 将基于自适应卡尔曼滤波器的参数估计方法用于感应电机定子的故障诊断;文献 [54] 提出了基于极大似然参数估计的感应电机故障诊断方法。此外,还有一些将参数估计与其他方法相结合的诊断方法。文献 [55] 提出了将参数估计方法与观测器方法相结合的诊断算法;文献 [56] 提出了基于参数估计和神经网络的方法;文献 [57] 提出了将参数估计与等价空间和支持向量机相结合的方法。

基于等价空间的故障诊断方法利用系统的解析

数学模型建立系统输入输出变量之间的等价数学关系, 这种关系反映了输出变量之间静态的直接冗余和输入输出变量之间动态的解析冗余, 然后通过检验实际系统的输入输出值是否满足该等价关系, 达到检测和分离故障的目的. 文献 [58] 最早给出了由系统的动态空间描述得到这种等价关系的方法. 传统等价空间方法中选择低阶的等价向量意味着在线实现较为简单, 但是性能较差; 选择高阶的等价向量虽然性能较好, 但需要较大的计算量, 而且容易导致错误的诊断结果. 针对传统等价空间方法的不足, 文献 [59] 通过对残差信号进行稳态小波变换, 提出了一种在线实现简单并且具有满意的误检率和合适的响应速度的等价空间方法. 文献 [60] 考虑了系统输入输出非均匀采样的情况, 分别给出了适用于小采样间隔和大采样间隔的等价空间方法, 并使残差对干扰的敏感度最低. 以上研究都局限于线性动态系统, 文献 [61] 基于线性矩阵不等式研究了用模糊模型描述的非线性系统的等价空间方法. 文献 [62] 将等价空间方法用于核电厂蒸汽发动机故障的检测.

基于解析模型的故障诊断利用了对系统内部的深层认识, 具有很好的诊断效果. 但是这类方法依赖于被诊断对象精确的数学模型, 实际中对对象精确的数学模型往往难以建立, 此时基于解析模型的故障诊断方法便不再适用. 然而系统在运行过程中积累了大量的运行数据, 因此需要研究基于过程数据的故障诊断方法.

2.2 数据驱动的方法

数据驱动的故障诊断方法就是对过程运行数据进行分析处理, 从而在不需知道系统精确解析模型的情况下完成系统的故障诊断. 这类方法又可分为机器学习类方法、多元统计分析类方法、信号处理方法、信息融合类方法和粗糙集方法等.

2.2.1 机器学习

机器学习类故障诊断方法的基本思路是利用系统在正常和各种故障情况下的历史数据训练神经网络 (Neural network) 或者支持向量机 (Support vector machine) 等机器学习算法用于故障诊断.

在故障诊断中神经网络主要用来对提取出来的故障特征进行分类. 文献 [63] 最早利用神经网络对旋转机械的早期故障进行诊断. 单个神经网络由于自身的局限性往往难以得到满意的故障诊断结果, 文献 [64] 首先利用 Bootstrap 方法对原始数据进行重采样, 然后用得到的不同的数据子集分别训练不同的神经网络, 最后对所有网络的诊断结果进行综合, 从而提高了故障诊断的可靠性. 文献 [65] 将神经网络用于液化石油气罐装过程的故障诊断. 此外, 近年来还出现了很多将神经网络与其他方法相结合

的故障诊断方法. 文献 [66] 提出了基于模糊神经网络的故障检测和分类方法; 文献 [67] 将模糊神经网络与粗糙集、小波变换和最小二乘加权融合算法相结合提出了针对电力变压器故障的综合诊断方法; 文献 [68] 在辐射型配电系统的故障诊断中首先利用主元分析方法对测量数据进行处理, 然后利用神经网络和支持向量机实现了故障分类.

神经网络的训练需要大量对象的历史数据, 这对于有些系统是无法实现的. 与神经网络不同, 支持向量机更加适用于小样本的情况. 文献 [69] 最早将支持向量机用于小样本情况下轴承的故障检测, 并对神经网络方法和支持向量机方法进行了比较. 文献 [70] 首先利用线性和非线性主元分析以及独立主元分析从数据中提取故障的统计特征, 然后对提取出来的特征利用支持向量机进行故障检测和辨识.

基于机器学习的故障诊断方法以故障诊断正确率为学习目标, 并且适用范围广. 但是机器学习算法需要过程故障情况下的样本数据, 且精度与样本的完备性和代表性有很大关系, 因此难以用于那些无法获得大量故障数据的工业过程.

2.2.2 多元统计分析

基于多元统计分析的故障诊断方法是利用过程多个变量之间的相关性对过程进行故障诊断. 这类方法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成由主元变量张成的较低维的投影子空间和一个相应的残差子空间, 并分别在这两个空间中构造能够反映空间变化的统计量, 然后将观测向量分别向两个子空间进行投影, 并计算相应的统计量指标用于过程监控. 常用的监控统计量有投影空间中的 T^2 统计量、残差空间中的 Q 统计量、Hawkins 统计量和全局马氏距离等. Qin 等在文献 [71] 中给出了已有故障检测统计量的统一表达形式. 不同的多元投影方法所得到的子空间分解结构反映了过程变量之间不同的相关性, 常用的多元投影方法包括主元分析 (Principal component analysis, PCA)、偏最小二乘 (Partial least squares, PLS) 及独立主元分析 (Independent component analysis, ICA) 等.

PCA 是对过程变量的样本矩阵或样本方差矩阵进行分解, 所选取的主元变量之间是互不相关的, 并且可以由过程变量通过线性组合的形式得到. PCA 方法得到的投影子空间反映了过程变量的主要变化, 而残差空间则主要反映了过程的噪声和干扰等. Wise 等最早将 PCA 方法用于过程监控^[72]. 文献 [73] 提出了利用贡献图进行故障分离的方法, 贡献图反映了不同变量对故障检测统计量的贡献大小, 那些具有较大贡献的变量被认为是引起故障的

原因变量. 贡献图虽然简单易用, 但实际过程中贡献最大的变量并不一定就是引起故障的真实原因变量, 因此这种方法常会发生误报. 文献 [74] 提出了基于故障重构的诊断方法, 在给定指标下对故障在所有可能的方向上进行重构, 使得重构指标最小的故障被认为是当前真实发生的故障. 文献 [75] 研究了 T^2 和 Q 综合统计量指标下的故障重构和诊断问题. 传统的 PCA 模型均假设过程的采样值满足独立同分布条件, 本质上是一个静态模型, Ku 等通过在样本矩阵中加入过程变量的延时观测值, 提出了考虑过程变量时序相关性的动态 PCA 模型^[76]. 传统的 PCA 模型是时不变的, 然而工业过程一般都是慢时变的, 文献 [77] 提出了两种递归 PCA 算法用于自适应过程监控. 基本的 PCA 方法只能反映过程变量之间的线性相关关系, 文献 [78] 利用局部化方法提出了非线性 PCA 模型, 并用于汽车引擎的故障诊断. 当过程变量的个数较多时, 利用普通 PCA 模型进行分析不仅需要很大的计算量, 而且难于对故障进行辨识, 文献 [79] 针对这种情况提出了多块 PCA 模型. 当系统存在反馈时, 反馈控制使得闭环系统中的故障更难被检测和辨识, 文献 [80] 研究了闭环系统的 PCA 故障诊断方法.

基于 PCA 的故障诊断方法将子空间中的所有变化都当作过程故障, 而实际中人们往往最关心过程质量变量的变化, 因此只对那些能够导致质量变量发生变化的故障感兴趣. PLS 就是利用质量变量来引导过程变量样本空间的分解, 所得到的投影空间只反映过程变量中与质量变量相关的变化, 因此具有比 PCA 更强的对质量变量的解释能力. 如果质量变量能够实时在线测量, 则可以建立过程变量与质量变量之间的软测量模型, 将质量变量的预测值与实测值比较进行故障诊断. 但是质量变量通常无法在线获得, 这种情况下就只能利用 PLS 给出的过程变量的投影结构和实测值来对质量变量进行监控. 当 PLS 用于过程监控时, 更为贴切的名称是潜空间投影 (Projection to latent structures). Kresta 等最早将 PLS 方法用于工业过程的过程监控^[81]. 文献 [82] 针对可以分为若干个子模块的大型复杂过程, 将标准 PLS 结构扩展成多块 PLS, 并给出了相应的控制图和贡献图算法, 所提出的算法相比标准 PLS 能够更早地检测故障, 并且判断出故障发生的模块. 此外, 文献 [83] 研究了基于神经网络的非线性 PLS 模型; 文献 [84] 提出了针对间歇过程多阶段特点的 PLS 模型.

基于 PCA 的故障诊断方法假设过程变量服从多元正态分布, 然而有些情况下过程变量并不完全是正态分布的. 此时, PCA 所提取出来的主元变量只是不相关的, 并不是相互独立的. 针对具有非高斯

分布的多个过程变量, ICA 认为影响这些过程变量的少数本质变量是相互独立且非高斯的, 并且可以由过程变量的线性组合得到, 利用 ICA 算法可以提取出这些互相独立的主元变量. Kano 等首先提出了基于 ICA 的过程监控方法^[85]; 文献 [86] 研究了针对非线性过程的 ICA 故障诊断方法; 文献 [87] 提出了针对批处理过程的多向 ICA 故障诊断方法; 文献 [88] 提出了将 PCA 与 ICA 相结合的过程监控方法.

基于多元统计分析的故障诊断方法不需要对系统的结构和原理有深入的了解, 完全基于系统运行过程中传感器的测量数据, 而且算法简单, 易于实现. 但是, 这类方法诊断出来的故障物理意义不明确, 难于解释, 并且由于实际系统的复杂性, 这类方法中还有许多问题有待进一步的研究, 比如过程变量之间非线性, 以及过程的动态性和时变性等.

2.2.3 信号处理

这类方法是对测量信号利用各种信号处理方法进行分析处理, 提取与故障相关的信号的时域或频域特征用于故障诊断. 主要包括谱分析 (Spectrum analysis) 方法和小波变换 (Wavelet transform) 方法.

不同的故障会导致测量信号的频谱表现出不同的特征, 因此可以通过对信号的功率谱、倒频谱等进行谱分析的方法来进行故障诊断. 文献 [89] 最早将谱分析的方法用于旋转机械的早期故障诊断, 认为故障会引起振动信号产生给定频率的幅值调制, 因此包络检测信号的频谱会在故障频率上有大的峰值, 而在其他频率上则相对比较平缓. 文献 [90] 通过对感应电机定子的能量谱进行分析, 实现了电机中鼠笼式转子的故障诊断. 平稳信号的谱分析方法在机械系统的故障诊断中得到了广泛应用.

以傅里叶变换为核心的传统谱分析方法虽然在平稳信号的特征提取中发挥了重要作用, 但是实际系统发生故障后的测量信号往往是非平稳的, 而且傅里叶变换是一种全局变换, 不能反映信号在时频域上的局部特征. 而小波变换作为一种非平稳信号的时频域分析方法, 既能够反映信号的频率内容, 又能够反映该频率内容随时间变化的规律, 并且其分辨率是可变的, 即在低频部分具有较高的频率分辨率和较低的时间分辨率, 而在高频部分具有较高的时间分辨率和较低的频率分辨率. 小波变换在故障诊断中的应用主要有以下几种: 1) 利用小波变换对信号进行多尺度多分辨率分析, 从而提取信号在不同尺度上的特征用于故障诊断. 文献 [91] 最早研究了基于实时小波分析特征提取的故障检测和辨识方法. 2) 利用小波变换的模极大值可以检测出信号的

突变, 因此基于小波变换的奇异性检测可用于突变型故障的诊断. 文献 [92] 将小波变换的模极大值方法用于工作轴承振动信号的突变故障检测. 3) 根据实际系统中有用信号往往集中在低频部分且比较平稳, 而噪声主要表现为高频信号的特点, 小波变换还常用于对随机信号进行去噪. 小波分解与重构的去噪方法通过在小波分解信号中去除高频部分来达到去噪的目的. 文献 [93] 在模拟电路的故障诊断中首先利用这种方法对测量信号进行去噪, 然后提取信号不同分辨率上的特征信息并利用神经网络进行故障诊断. 此外, 近年来还出现了大量将小波变换与其他方法相结合的故障诊断方法. 文献 [94] 提出了基于小波变换和人工神经网络的旋转轴承故障诊断方法, 首先对旋转轴承的振动信号进行小波变换, 然后利用神经网络对从小波变换系数中提取的故障特征向量进行分类; 文献 [95] 研究了基于小波变换和支持向量机的故障诊断方法; 文献 [96] 将小波变换与模糊逻辑相结合用于电力传输线故障的诊断.

2.2.4 粗糙集

粗糙集 (Rough set) 是一种从数据中进行知识发现并揭示其潜在规律的新的数学工具. 与模糊理论使用隶属度函数和证据理论使用置信度不同, 粗糙集的最大特点就是不需要数据集之外的任何主观先验信息就能够对不确定性进行客观的描述和处理. 属性约简是粗糙集理论的核心内容, 它是在不影响系统决策的前提下, 通过删除不相关或者不重要的条件属性, 从而使得可以用最少的属性信息得到正确的分类结果. 因此, 在故障诊断中可以使用粗糙集来选择合理有效的故障特征集, 从而减小输入特征量的维数, 降低故障诊断系统的规模和复杂程度. 文献 [97] 是最早将粗糙集理论用于故障诊断的文献, 在电力系统故障诊断中利用粗糙集将必然会引起故障的有效报警信号和与故障无关的不必要的报警信号进行了区分. 文献 [98] 在汽车玻璃故障检测中, 利用粗糙集对从红外图像中提取的故障特征进行选取, 所构造的检测特征向量能够在减小计算复杂度的同时提高检测精度. 粗糙集作为一种有效故障特征的提取方法, 更多的还是和其他故障诊断方法结合使用. 文献 [99] 利用粗糙集方法解决了专家系统中知识获取的瓶颈问题, 提出了基于粗糙集的雷达设备故障诊断专家系统; 文献 [100] 将粗糙集与神经网络相结合用于电流接地系统的故障诊断, 利用粗糙集提取出来的有效故障特征训练神经网络, 可以减少网络的训练时间以及降低网络模型结构的复杂性等.

2.2.5 信息融合

信息融合技术是对多源信息加以自动分析和综

合以获得比单源信息更为可靠的结论. 信息融合按照融合时信息的抽象层次可分为数据层融合、特征层融合和决策层融合. 目前, 基于信息融合的故障诊断方法主要是决策层融合方法和特征层融合方法.

决策层融合诊断方法是对不同传感器数据得到的故障诊断结果或者相同数据经过不同方法得到的故障诊断结果利用决策层融合算法进行融合, 从而获得一致的更加准确的结论. 基于 DS 证据理论 (Dempster-Shafer evidence theory) 融合的方法是决策层融合故障诊断中研究最多的一类. DS 证据理论在处理具有不确定性的多属性判决问题时具有突出的优势, 它不但能够处理由于不精确引起的不确定性, 而且能够处理由于不知道所引起的不确定性. 文献 [101] 在航空发动机磨损故障诊断中, 对发动机油的多种分析数据利用神经网络分别进行故障诊断, 然后将诊断结果利用 DS 证据理论进行融合; 文献 [102] 通过引入模糊隶属度函数、重要性因子和冲突因子, 解决了传统 DS 证据理论中存在的证据冲突等问题, 并将其应用于齿轮箱系统的故障诊断; 文献 [103] 研究了不同识别框架下的证据组合规则并将其用于传感器网络系统的故障诊断. 其他基于决策融合的故障诊断方法还有基于检测融合的方法^[104]、基于模糊融合的方法^[105]、基于多智能体融合的方法^[106]、基于投票融合的方法^[107] 等.

特征层融合诊断方法主要是利用神经网络或支持向量机将多个故障特征进行融合, 得到融合后的故障特征用于诊断或者直接输出故障诊断结果. 故障特征既可以是从多个传感器数据中得到的, 也可以是从相同数据中抽象出来的不同特征. 文献 [108] 利用量子神经网络对从多个传感器数据中提取的故障特征进行了融合; 文献 [109] 利用神经网络融合小波包变换和能量谱分析方法得到的故障特征用于支撑座的早期松动故障诊断. 此外, 特征层融合诊断方法还包括基于状态估计融合的方法. 文献 [110] 利用多个传感器观测转子的电流信号, 将反映转子故障的电阻参数值作为分量扩展到系统状态向量中, 每个局部传感器利用强跟踪滤波器对系统状态和故障参数进行联合估计, 然后利用状态估计融合算法对局部估计结果进行融合, 最后基于融合后的故障参数利用改进的贝叶斯分类算法进行故障诊断.

基于信息融合的故障诊断方法利用了多个传感器的互补和冗余信息, 但是, 如何保证这些信息能够有效利用, 以达到提高故障诊断的准确性及减少虚报和漏报的目标还有待进一步的研究.

总之, 数据驱动的故障诊断方法不需要过程精确的解析模型, 完全从系统的历史数据出发, 因此在实际系统中更容易直接应用. 但是, 这类方法因为没有系统内部结构和机理的信息, 因此对于故障的分

析和解释相对比较困难. 最后需要说明的是, 虽然基于解析模型的方法和数据驱动的方法是两类完全不同的故障诊断方法, 但它们之间并不是完全孤立的. 文献 [111] 利用子空间辨识方法提出了基于系统噪声输入输出数据的动态 PCA 故障诊断方法, 并证明了在一定条件下该方法与基于模型的等价空间方法是等价的.

3 故障预测

随着对系统安全性和可靠性要求的进一步提高, 人们不仅希望在系统发生故障后能够对故障进行诊断, 更加希望在只有微小异常征兆出现时就能够对故障的发展进行预测, 即根据系统过去和现在的运行状态预测故障发生的时间或者判断未来的某个时刻系统是否会发生故障. 与故障诊断研究已经发生的确定性事件不同, 故障预测的研究对象是未来的不确定性事件. 因此, 相对于故障诊断, 故障预测更具有挑战性.

目前, 故障预测技术的研究还处于起步阶段, 相关的研究学者和成果都比较少. 文献 [112] 利用卡尔曼滤波对直流电机的转速进行了估计和多步外推, 并根据外推结果对其进行了故障预测; 文献 [113] 针对时变非线性系统, 提出了基于粒子滤波器的故障预测方法; 文献 [114] 对故障发生的时间建立时间序列模型, 并利用时间序列分析方法对下一次故障发生的时间进行了预报; 文献 [115] 利用灰色模型研究了电力系统关键部件电力变压器的故障预测问题; 文献 [116] 提出了基于模糊神经网络的机械系统故障预测方法; 文献 [117] 根据动态建模信息、在线传感器信息以及系统特性建立了对水压系统进行故障预测的实时专家系统; 文献 [118] 提出了基于回归树和时间序列分析的故障预测方法.

有效的故障预测使得人们能够在适当的时候采取措施阻止故障的进一步发展, 从而避免事故的发生. 同时, 以故障预测技术为基础的预测维修体制能够克服传统计划维修过剩的缺点, 提高设备的利用率, 减少维修费用, 从而降低生产成本, 提高企业的综合竞争力. 因此, 在如航天、核能及化工等复杂大系统中, 故障预测技术有很好的应用前景.

4 结论与展望

本文对动态系统故障诊断技术的发展进行了较全面的综述, 将现有的故障诊断方法定性分析的方法和定量分析的方法进行了讨论, 并对故障预测的研究现状进行了介绍. 虽然经过几十年的发展, 故障诊断研究已经取得了大量的成果, 但是已有成果中, 对故障检测问题的研究较多, 而对故障分离和辨识问题研究的较少; 对单故障的诊断问题研究的较

多, 而对多故障的诊断问题研究的较少. 此外, 对故障诊断的鲁棒性、自适应性等问题的研究和结论也较少, 这些都有待于进一步的研究.

下面给出故障诊断领域中一些未来的研究方向.

1) 数据驱动的复杂系统的故障诊断和预测. 复杂系统具有高维、强非线性、强耦合及大时延等特性, 这些都使得对于复杂系统很难建立精确的数学模型. 因此, 根据复杂系统的实际运行数据对其进行故障诊断和预测就成为保证复杂系统安全可靠运行的关键问题.

2) 基于定量数据和定性信息的故障诊断和预测. 系统知识既包括客观反映系统运行状态的定量测量数据, 也包括人们的主观定性认知和经验, 因此, 如何在故障诊断和预测中将这客观定量数据和主观定性信息进行综合利用是重要的研究方向.

3) 复杂系统的混合故障诊断和预测. 实际系统的复杂性以及各种故障诊断和预测方法的局限性, 使得单一的故障诊断和预测方法往往无法达到理想的效果. 因此, 如何有效地利用多种故障诊断和预测方法提高整个诊断系统的性能是具有重要现实意义的研究方向.

4) 特定系统的故障诊断和预测. 对混杂系统、奇异系统和网络化控制系统等进行处理时, 需要解决其特有的问题, 一般动态系统的故障诊断和预测方法很难适用, 因此必须研究针对这类系统结构和特点的故障诊断和预测方法.

References

- 1 Beard R V. Failure Accommodation in Linear Systems through Self-reorganization [Ph.D. dissertation], Department of Aeronautics and Astronautics, MIT, USA, 1971
- 2 Mehra R K, Peschon J. An innovation approach to fault detection and diagnosis in dynamics systems. *Automatica*, 1971, **7**(5): 637–640
- 3 Willsky A S. A survey of design methods for failure detection in dynamic systems. *Automatica*, 1976, **12**(6): 601–611
- 4 Himmelblau D M. *Fault Detection and Diagnosis in Chemical and Petrochemical Process*. Amsterdam: Elsevier Press, 1978
- 5 Frank P M. Fault diagnosis in dynamics systems using analytical and knowledge-based redundancy: a survey and some new results. *Automatica*, 1990, **26**(3): 459–474
- 6 Yoshimura M, Frank P M, Ding X. Survey of robust residual generation and evaluation methods in observer-based fault detection systems. *Journal of Process Control*, 1997, **7**(6): 403–424
- 7 Patton R J, Frank P M, Clark R N. *Issues of Fault Diagnosis for Dynamic Systems*. London: Springer-Verlag, 2000
- 8 Zhou Dong-Hua, Ye Yin-Zhong. *Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Control*. Beijing: Tsinghua University Press, 2000 (周东华, 叶银忠. 现代故障诊断与容错控制. 北京: 清华大学出版社, 2000)

- 9 Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Yin K, Kavuri S N. A review of process fault detection and diagnosis part I: quantitative model-based methods. *Computers and Chemical Engineering*, 2003, **27**(3): 293–311
- 10 Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Kavuri S N. A review of process fault detection and diagnosis part II: qualitative models and search strategies. *Computers and Chemical Engineering*, 2003, **27**(3): 313–326
- 11 Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Kavuri S N, Yin K. A review of process fault detection and diagnosis part III: process history based methods. *Computers and Chemical Engineering*, 2003, **27**(3): 327–346
- 12 Iri M, Aoki K, O'shima E, Matsuyama H. An algorithm for diagnosis of system failures in the chemical process. *Computers and Chemical Engineering*, 1979, **3**(1-4): 489–493
- 13 Wilcox N A, Himmelblau D M. The possible cause and effect graphs (PCEG) model for fault diagnosis—I: methodology. *Computers and Chemical Engineering*, 1994, **18**(2): 103–116
- 14 Peng Z, Wang W H, Zhou D H. Diagnosis of sensor and actuator faults of a class of hybrid systems based on semi-qualitative method. In: Proceedings of the 5th World Congress on Intelligent Control and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2004. 1771–1774
- 15 Yu C C, Lee C. Fault diagnosis based on qualitative/quantitative process knowledge. *American Institute Chemical Engineers Journal*, 1991, **37**(4): 617–628
- 16 Yang F, Xiao D Y. Model and fault inference with the framework of probabilistic SDG. In: Proceedings of the 9th International Conference on Control, Automation, Robotics, and Vision. Piscataway, USA: IEEE, 2006. 1–6
- 17 Tarifa E E, Scenna N J. Methodology for fault diagnosis in large chemical processes and an application to a multistage flash desalination process: part II. *Reliability Engineering and System Safety*, 1998, **60**(1): 41–51
- 18 Caceres S, Henley E J. Process failure analysis by block diagrams and fault trees. *Industrial and Engineering Chemistry, Fundamentals*, 1976, **15**(2): 128–134
- 19 Palshikar G K. Temporal fault trees. *Information and Software Technology*, 2002, **44**(3): 137–150
- 20 Chang S Y, Lin C R, Chang C T. A fuzzy diagnosis approach using dynamic fault trees. *Chemical Engineering Science*, 2002, **57**(15): 2971–2985
- 21 Khoo L P, Tor S B, Li J R. A rough set approach to the ordering of basic events in a fault tree for fault diagnosis. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2001, **17**(10): 769–774
- 22 Dokas I M, Karras D A, Panagiotakopoulos D C. Fault tree analysis and fuzzy expert systems: early warning and emergency response of landfill operations. *Environmental Modelling and Software*, 2008, **24**(1): 8–25
- 23 Bergman S, Astrom K J. Fault detection in boiling water reactors by noise analysis. In: Proceedings of the 5th Power Plant Dynamics, Control and Testing Symposium. Knoxville, USA: Univ of Tennessee at Knoxville, 1983. 1–20
- 24 Ramesh T S, Shum S K, Davis J F. A structured framework for efficient problem solving in diagnostic expert systems. *Computers and Chemical Engineering*, 1988, **12**(9-10): 891–902
- 25 Ramesh T S, Davis J F, Schwenzer G M. Knowledge-based diagnostic systems for continuous process operations based upon the task framework. *Computers and Chemical Engineering*, 1992, **16**(2): 109–127
- 26 Rich S H, Venkatasubramanian V, Nasrallah M, Matteo C. Development of a diagnostic expert system for a whipped toppings process. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 1989, **2**(3): 145–154
- 27 Sutton R, Parkins M J. Early detection of steam leaks in nuclear plant. In: Proceedings of International Conference on Control. London, UK: IEEE, 1991. 75–80
- 28 Wu J D, Wang Y H, Bai M R. Development of an expert system for fault diagnosis in scooter engine platform using fuzzy-logic inference. *Expert Systems with Applications: An International Journal*, 2007, **33**(4): 1063–1075
- 29 Yang J B, Liu J, Wang J, Sii H S, Wang H W. Belief rule-base inference methodology using the evidential reasoning approach—RIMER. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 2006, **36**(2): 266–285
- 30 Yang J B, Wang Y M, Xu D L, Chin K S. The evidential reasoning approach for MADA under both probabilistic and fuzzy uncertainties. *European Journal of Operational Research*, 2006, **171**(1): 309–343
- 31 Yang J B, Liu J, Xu D L, Wang J, Wang H W. Optimization models for training belief-rule-based systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 2007, **37**(4): 569–585
- 32 Xu D L, Liu J, Yang J B, Liu G P, Wang J, Jenkinson I. Inference and learning methodology of belief-rule-based expert system for pipeline leak detection. *Expert Systems with Applications*, 2007, **32**(1): 103–113
- 33 Ng H T. Model-based multiple fault diagnosis of time-varying continuous physical devices. In: Proceedings of the 6th Conference on Artificial Intelligence Applications. Santa Barbara, USA: IEEE, 1990. 16–22
- 34 Zhuang Z, Frank P M. Qualitative observer and its application to fault detection and isolation systems. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering*, 1997, **211**(4): 253–262
- 35 Shao Chen-Xi, Zhang Jun-Tao, Fan Jin-Feng, Bai Fang-Zhou. Fault diagnose based on integration of qualitative and quantitative knowledge. *Computer Engineering*, 2006, **32**(6): 189–192
(邵晨曦, 张俊涛, 范金锋, 白方周. 基于定性定量知识的故障诊断. 计算机工程, 2006, **32**(6): 189–192)
- 36 Vinson J M, Ungar L H. Dynamic process monitoring and fault diagnosis with qualitative models. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1995, **25**(1): 181–189
- 37 Wang Hong-Jiang, Sun Bao-Min, Tian Jin-Bu. The application of qualitative simulation to process monitoring and fault diagnosis of boiler. *Journal of Engineering Thermophysics*, 2007, **28**(1): 12–14
(王洪江, 孙保民, 田进步. 定性仿真在锅炉状态监控和故障诊断中的应用. 工程热物理学报, 2007, **28**(1): 12–14)
- 38 Montgomery R C, Caglayan A K. Failure accommodation in digital flight control systems by Bayesian decision theory. *Journal of Aircraft*, 1976, **13**(2): 69–75
- 39 Watanabe K, Himmelblau D M. Instrument fault detection in systems with uncertainties. *International Journal of Systems Science*, 1982, **13**(2): 137–158

- 40 Clark R N. The dedicated observer approach to instrument fault detection. In: Proceedings of the 18th IEEE Conference on Decision and Control Including the Symposium on Adaptive Processes. New York, USA: IEEE, 1979. 237–241
- 41 Demetriou M A, Polycarpou M M. Incipient fault diagnosis of dynamical systems using online approximators. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1998, **43**(11): 1612–1617
- 42 Li L L, Zhou D H. Fast and robust fault diagnosis for a class of nonlinear systems: detectability analysis. *Computers and Chemical Engineering*, 2004, **28**(12): 2635–2646
- 43 Chen J, Lopez-Toribio C L, Patton R J. Non-linear dynamic systems fault detection and isolation using fuzzy observers. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering*, 1999, **213**(6): 467–476
- 44 Zhang P, Ding S X, Wang G Z, Zhou D H. A frequency domain approach to fault detection in sampled-data systems. *Automatica*, 2003, **39**(7): 1303–1307
- 45 Zhang P, Ding S X, Wang G Z, Zhou D H. Fault detection of linear discrete-time periodic systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2005, **50**(2): 239–244
- 46 Wang W H, Zhou D H, Li Z X. Robust state estimation and fault diagnosis for uncertain hybrid systems. *Nonlinear Analysis*, 2006, **65**(12): 2193–2215
- 47 Mosallaei M, Salahshoor K, Bayat M R. Process fault detection and diagnosis by synchronous and asynchronous decentralized Kalman filtering using state-vector fusion technique. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information. Piscataway, USA: IEEE, 2007. 209–214
- 48 He X, Wang Z D, Ji Y D, Zhou D H. Network-based fault detection for discrete-time state-delay systems: a new measurement model. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2007, **22**(5): 510–528
- 49 Upadhyaya B R, Kitamura M, Kerlin T W. Signature monitoring of nuclear power plant dynamics EM dash stochastic modeling and case studies. In: Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control. Piscataway, USA: IEEE, 1980. 121–126
- 50 Park S, Himmelblau D M. Fault detection and diagnosis via parameter estimation in lumped dynamic systems. *Industrial and Engineering Chemistry, Process Design and Development*, 1983, **22**(3): 482–487
- 51 Zhou Dong-Hua, Xi Yu-Geng. Real-time detection and diagnostics of “parameter bias” faults for nonlinear systems. *Acta Automatica Sinica*, 1993, **19**(2): 184–189
(周东华, 席裕庚. 一类非线性系统参数偏差型故障的实时检测与诊断. 自动化学报, 1993, **19**(2): 184–189)
- 52 Zhou D H, Sun Y X, Xi Y G, Zhang Z J. Extension of Friedland’s separate-bias estimation to randomly time-varying bias of nonlinear systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1993, **38**(8): 1270–1273
- 53 Bagheri F, Khaloozadeh H, Abbaszadeh K. Stator fault detection in induction machines by parameter estimation, using adaptive Kalman filter. In: Proceedings of 2007 Mediterranean Conference on Control and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2007. 1–6
- 54 Blodt M, Chabert M, Regnier J, Faucher J. Maximum-likelihood parameter estimation for current-based mechanical fault detection in induction motors. In: Proceedings of 2006 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Piscataway, USA: IEEE, 2006. 269–272
- 55 Alcorta-Garcia E, Han Z, Frank P M. FDI based on parameter and output estimation: an integrated approach. In: Proceedings of the 5th European Control Conference. Karlsruhe, Germany: Springer, 1999. 1125–1137
- 56 Wang A P, Wang H. Fault diagnosis for nonlinear systems via neural networks and parameter estimation. In: Proceedings of the International Conference on Control and Automation. New York, USA: IEEE, 2005. 559–563
- 57 Luo J H, Namburu M, Pattipati K R, Qiao L, Chiquisa S. Integrated model-based and data-driven diagnostic strategies applied to an anti-lock brake system. In: Proceedings of IEEE Aerospace Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2005. 3702–3708
- 58 Chow E Y, Willsky A S. Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1984, **29**(7): 603–614
- 59 Ye H, Wang G Z, Ding S X. A new parity space approach for fault detection based on stationary wavelet transform. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2004, **49**(2): 281–287
- 60 Izadi I, Shah S L, Chen T W. Parity space fault detection based on irregularly sampled data. In: Proceedings of American Control Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2008. 2798–2803
- 61 Nguang S K, Zhang P, Ding S X. Parity relation based fault estimation for nonlinear systems: an LMI approach. *International Journal of Automation and Computing*, 2007, **4**(2): 164–168
- 62 Prock J. Mathematical modeling of a steam generator for sensor fault detection. *Applied Mathematical Modelling*, 1988, **12**(6): 581–592
- 63 Chow M Y, Mangum P, Thomas R J. Incipient fault detection in DC machines using a neural network. In: Proceedings of the 22nd Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers. San Jose, USA: IEEE, 1988. 706–709
- 64 Zhang J. Improved on-line process fault diagnosis through information fusion in multiple neural networks. *Computers and Chemical Engineering*, 2006, **30**(3): 558–571
- 65 Rajakarunakaran S, Venkat P, Devaraj D, Surya P R K. Artificial neural network approach for fault detection in LPG transfer system. *Applied Soft Computing*, 2008, **8**(1): 740–748
- 66 Quteishat A, Lim C P. A modified fuzzy min-max neural network with rule extraction and its application to fault detection and classification. *Applied Soft Computing*, 2008, **8**(2): 985–995
- 67 Dong L X, Xiao D M, Liang Y S, Liu Y L. Rough set and fuzzy wavelet neural network integrated with least square weighted fusion algorithm based fault diagnosis research for power transformers. *Electric Power Systems Research*, 2008, **78**(1): 129–136
- 68 Thukaram D, Khincha H P, Vijaynarasimha H P. Artificial neural network and support vector machine approach for locating faults in radial distribution systems. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2005, **20**(2): 710–721

- 69 Jack L B, Nandi A K. Support vector machines for detection and characterization of rolling element bearing faults. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 2001, **215**(9): 1065–1074
- 70 Castro D, Ranson A, Matheus J, Hernandez K. Fault detection and identification in chemical processes using multi-variable statistical techniques and SVM for classification. In: *Proceedings of ISA Monterrey 2002*. North Carolina, USA: ISA Services Inc, 2002. 165–175
- 71 Qin S J. Statistical process monitoring: basics and beyond. *Journal of Chemometrics*, 2003, **17**(8-9): 480–502
- 72 Wise B M, Ricker N L, Veltkamp D F, Kowalski B R. A theoretical basis for the use of principal component models for monitoring multivariate processes. *Process Control and Quality*, 1990, **1**(1): 41–51
- 73 Hopkins R W, Miller P, Swanson R E, Scheible J J. Method of Controlling a Manufacturing Process Using Multivariate Analysis, Technical Report U. S. Patent 5442562, Eastman Kodak Company, USA, 1995
- 74 Dunia R, Qin S J. Subspace approach to multidimensional fault identification and reconstruction. *American Institute Chemical Engineers Journal*, 2004, **44**(8): 1813–1831
- 75 Yue H H, Qin S J. Reconstruction based fault identification using a combined index. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2001, **40**(20): 4403–4414
- 76 Ku W F, Storer R H, Georgakis C. Disturbance detection and isolation by dynamic principal component analysis. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 1995, **30**(1): 179–196
- 77 Li W, Yue H H, Valle-Cervantes S, Qin S J. Recursive PCA for adaptive process monitoring. *Journal of Process Control*, 2000, **10**(5): 471–486
- 78 Wang X, Kruger U, Irwin G W, McCullough G, McDowell N. Nonlinear PCA with the local approach for diesel engine fault detection and diagnosis. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2008, **16**(1): 122–129
- 79 Cherry G A, Qin S J. Multiblock principal component analysis based on a combined index for semiconductor fault detection and diagnosis. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 2006, **19**(2): 159–172
- 80 McNabb C A, Qin S J. Fault diagnosis in the feedback-invariant subspace of closed-loop systems. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2005, **44**(8): 2359–2368
- 81 Kresta J V, Macgregor J F, Marlin T E. Multivariate statistical monitoring of process operating performance. *Canadian Journal of Chemical Engineering*, 1991, **69**(1): 35–47
- 82 Macgregor J F, Jaeckle C, Kiparissides C, Koutoudi M. Process monitoring and diagnosis by multiblock PLS methods. *American Institute Chemical Engineers Journal*, 1994, **40**(5): 826–838
- 83 Qin S J, McAvoy T J. Nonlinear PLS modeling using neural networks. *Computers and Chemical Engineering*, 1992, **16**(4): 379–391
- 84 Zhao S J, Zhang J, Xu Y M. Performance monitoring of processes with multiple operating modes through multiple PLS models. *Journal of Process Control*, 2006, **16**(7): 763–772
- 85 Kano M, Tanaka S, Hasebe S, Hashimoto I, Ohno H. Monitoring independent components for fault detection. *American Institute Chemical Engineers Journal*, 2003, **49**(4): 969–976
- 86 Zhang Y W, Qin S J. Fault detection of nonlinear processes using multiway kernel independent analysis. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2007, **46**(23): 7780–7787
- 87 Yoo C K, Lee J M, Vanrolleghem P A, Lee I B. On-line monitoring of batch processes using multiway independent component analysis. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2004, **71**(2): 151–163
- 88 Ge Z Q, Song Z H. Process monitoring based on independent component analysis-principal component analysis (ICA-PCA) and similarity factors. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2007, **46**(7): 2054–2063
- 89 Drago R J. Incipient failure detection. *Power Transmission Design*, 1979, **21**(2): 40–45
- 90 Drif M, Benouzza N, Kraloua B, Bendiabdelah A, Dente J A. Squirrel cage rotor faults detection in induction motor utilizing stator power spectrum approach. In: *Proceedings of International Conference on Power Electronics, Machines, and Drives*. London, UK: IEEE, 2002. 133–138
- 91 Lopez J E, Tenney R R, Deckert J C. Fault detection and identification using real-time wavelet feature extraction. In: *Proceedings of the IEEE-SP International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale Analysis*. Philadelphia, USA: IEEE, 1994. 217–220
- 92 Sun Q, Tang Y. Singularity analysis using continuous wavelet transform for bearing fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2002, **16**(6): 1025–1041
- 93 Tan Yang-Hong, Ye Jia-Zhuo. Wavelet method for fault diagnosis of analogue circuits. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2006, **28**(9): 1748–1751
(谭阳红, 叶佳卓. 模拟电路故障诊断的小波方法. *电子与信息学报*, 2006, **28**(9): 1748–1751)
- 94 Al-Raheem K F, Roy A, Ramachandran K P, Harrison D K, Grainger S. Application of the Laplace wavelet combined with ANN for rolling bearing fault diagnosis. *Journal of Vibration and Acoustics*, 2008, **130**(5): 60–68
- 95 Parikh U B, Das B, Maheshwari R P. Combined wavelet-SVM technique for fault zone detection in a series compensated transmission line. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2008, **23**(4): 1789–1794
- 96 Jayabharata R M, Mohanta D K. A wavelet-fuzzy combined approach for classification and location of transmission line faults. *Electrical Power and Energy Systems*, 2007, **29**(9): 669–678
- 97 Zhang Q, Han Z X, Wen F S. New approach for fault diagnosis in power systems based on rough set theory. In: *Proceedings of the 4th International Conference on Advances in Power System Control, Operation, and Management*. Hong Kong, China: IEEE, 1997. 597–602
- 98 Lee S, Vachtsevanos G. An application of rough set theory to defect detection of automotive glass. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2002, **60**(3-5): 225–231
- 99 Dai J P, Wei Z S, Wang C P, Zhang G Y. Expert system for radar equipment faults diagnosis based on rough set theory. In: *Proceedings of the 8th International Conference on Electronic Measurement and Instruments*. Piscataway, USA: IEEE, 2007. 3460–3464
- 100 Pang Q L. Rough set neural network based fault line detection for neutral non-effectively grounded system. In: *Proceedings of the 7th World Congress on Intelligent Control and Automation*. Piscataway, USA: IEEE, 2008. 6550–6554

- 101 Chen G, Yang Y W, Zuo H F. Intelligent fusion for aero-engine wear fault diagnosis. *Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, 2006, **23**(4): 297–303
- 102 Fan X F, Zuo M J. Fault diagnosis of machines based on D-S evidence theory, part 2: application of the improved D-S evidence theory in gearbox fault diagnosis. *Pattern Recognition Letters*, 2006, **27**(5): 377–385
- 103 Zhang J, Wang B S, Ma Y G, Zhang R H, Di J. Fault diagnosis of sensor network using information fusion defined on different reference sets. In: *Proceedings of CIE International Conference on Radar*. Piscataway, USA: IEEE, 2006. 1–5
- 104 Cheng Q, Varshney P K, Belcastro C M. Fault detection in dynamic systems via decision fusion. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, **44**(1): 227–242
- 105 Zhou L, Yan H M, Cao Y G. Power transformer fault diagnosis based on fuzzy integral fusion. In: *Proceedings of the 41st International Universities Power Engineering Conference*. Piscataway, USA: IEEE, 2006. 1087–1090
- 106 Niu G, Han T, Yang B S, Tan A C C. Multi-agent decision fusion for motor fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, **21**(3): 1285–1299
- 107 Niu G, Lee S S, Yang B S, Lee S J. Decision fusion system for fault diagnosis of elevator traction machine. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2008, **22**(1): 85–95
- 108 Zhu D Q, Chen E K, Yang Y Q. A quantum neural networks data fusion algorithm and its application for fault diagnosis. In: *Proceedings of International Conference on Intelligent Computing*. Hefei, China: Springer, 2005. 581–590
- 109 Sun Wei-Xiang, Chen Jin, Wu Xing, Dong Guang-Ming, Ning Zuo-Gui, Wang Dong-Sheng. Early loosening fault diagnosis of clamping support based on information fusion. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2006, **40**(2): 239–242
(孙卫祥, 陈进, 伍星, 董广明, 宁佐贵, 王东升. 基于信息融合的支撑座早期松动故障诊断. 上海交通大学学报, 2006, **40**(2): 239–242)
- 110 Lv F, Du H L, Diao Z J, Ju X Y. Rotor fault diagnosis based on fusion estimation of multi-circuit model of induction motor. In: *Proceedings of the 3rd International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. New York, USA: IEEE, 2004. 2157–2161
- 111 Li W H, Qin S J. Consistent dynamic PCA based on errors-in-variables subspace identification. *Journal of Process Control*, 2001, **11**(6): 661–678
- 112 Yang S K, Liu T S. State estimation for predictive maintenance using Kalman filter. *Reliability Engineering and System Safety*, 1999, **66**(1): 29–39
- 113 Chen M Z, Zhou D H, Liu G P. A new particle predictor for fault prediction of nonlinear time-varying systems. *Developments in Chemical Engineering and Mineral Processing*, 2005, **13**(3-4): 379–388
- 114 Ho S L, Xie M. The use of ARIMA models for reliability forecasting and analysis. *Computers and Industrial Engineering*, 1998, **35**(1-2): 213–216
- 115 Wang M H, Huang C P. Novel grey model for the prediction of trend of dissolved gases in oil-filled power apparatus. *Electric Power Systems Research*, 2003, **67**(1): 53–58
- 116 Wang W Q, Golnaraghi M F, Ismail F. Prognosis of machine health condition using neuro-fuzzy systems. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2004, **18**(4): 813–831
- 117 Angeli C, Chatzinikolaou A. Fault prediction and compensation functions in a diagnostic knowledge-based system for hydraulic systems. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 1999, **25**(2): 153–165
- 118 Tran V T, Yang B S, Oh M S, Tan A C C. Machine condition prognosis based on regression trees and one-step-ahead prediction. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2008, **22**(5): 1179–1193



周东华 清华大学自动化系教授. 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. 本文通信作者.

E-mail: zdh@mail.tsinghua.edu.cn

(ZHOU Dong-Hua Professor in the Department of Automation, Tsinghua University. His research interest covers fault diagnosis, fault prediction, reliability prediction, and predictive maintenance. Corresponding author of this paper.)



胡艳艳 清华大学自动化系博士研究生. 主要研究方向为故障诊断、故障预测和信息融合.

E-mail: huyy06@mails.tsinghua.edu.cn

(HU Yan-Yan Ph.D. candidate in the Department of Automation, Tsinghua University. Her research interest covers fault diagnosis, fault prediction, and information fusion.)