

复合故障诊断技术综述

张可^{1,2†}, 周东华², 柴毅¹

(1. 重庆大学 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室; 自动化学院, 重庆 400030;

2. 清华大学 自动化系, 北京 100084)

摘要: 复合故障诊断是故障诊断技术中的难点问题, 因为实际工程和复杂系统中多个故障经常存在. 本文对复合故障的故障机理、表现形式、诊断思路进行了概述. 将故障模式识别存在多输出可能性的求解问题定义为复合故障诊断的科学问题. 分析了复合故障诊断的难点, 讨论了复合故障的研究现状, 按照基于解析模型、基于定性经验、数据驱动的分类方式分别对现有的典型诊断方法和相关技术进行了综述, 指出了这些方法的适用范围和优缺点, 并探讨了复合故障诊断技术的发展方向.

关键词: 故障诊断; 复合故障; 故障分离; 复杂系统; 系统安全

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Review of multiple fault diagnosis methods

ZHANG Ke^{1,2†}, ZHOU Dong-hua², CHAI Yi¹

(1. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology;

College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400030, China;

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

Abstract: Multiple fault diagnosis (MFD) is a key issue in fault diagnosis technology, because multiple fault commonly exists in engineering and complex systems. We give a survey on fault mechanism, manifestation of symptoms, and approach thinking for MFD. Problem-solving on possible multiple output in fault mode identification is defined as a scientific problem of MFD. Difficulties for MFD is analyzed, and the research status of MFD is discussed. Meanwhile, all typical diagnosis methods and relevant technologies in the discussion are classified into three categories, i.e., analytical model-based approaches, qualitative knowledge-based approaches, and data-driven-based approaches. Advantages, disadvantages, and scopes of these methods and technologies are separately listed; research directions for MFD are mentioned.

Key words: fault diagnosis; multiple fault; fault isolation; complex systems; system security

1 引言(Introduction)

复杂系统是具有多数量组成单元(“agents”, 或称为“作用者”, 包括子系统、分系统、功能模块等)的系统. 其规模庞大, 结构和层次较一般系统复杂得多^[1]. 受此影响, 反映复杂系统运行机理和状态的参数数据量巨大, 兼备整体性、开放性、动态性、涌现性、自组织性, 体现出几个明显的特点:

1) 系统的组成单元之间相互关联和影响, 整个系统具有强烈的不确定和非线性特征;

2) 大量影响系统可靠性的因素并非单独完整的出现, 并可能相互强烈耦合;

3) 检测、定位、隔离系统故障难度较传统系统高;

4) 表征系统运行模态的参数表现种类繁多、高维稀疏不易量化且难以区分.

在复杂系统中, 故障概率和故障严重程度较简单系统和随机系统高. 故障的出现具备随机性、继发性、并发性、爆发性、隐蔽性等性质^[2], 多个故障发生或存在的情况成为常态. 不同故障组成因素对故障特征的影响方式和程度不同, 各种故障的敏感特征参数可能不相关^[3]; 表征不同故障的参数相互耦合、故障特征多样化; 或存在组成不确定、复杂相关等情况; 可能的故障模式数量呈指数级增长^[4]; 故障特征与故障模式类别之间的对应关系不明了, 机理模型难以建立^[5]; 传统的故障诊断方法难以发现其中的线性函数关系^[6]; 误诊漏诊的概率增大, 可能导致重大安全事故的发生.

以2009年6月1日法国航空公司447号航班失事为例, 因飞机皮托静压系统故障、大气资料惯性基准系

统故障等导致自动驾驶系统以及自动节流阀关闭,飞行员随之判断出现差错,操作失误,造成228人遇难的重大空难^[7];又如我国于2006年发射的鑫诺2号卫星,在定点过程中,因太阳能帆板展开故障和通信天线展开故障,无法按照预期提供通信广播服务,致使其完全失效,后被废弃.此次事故直接经济损失人民币20亿元以上,并为其他航天器运行带来极大隐患.

实际上,即便一个部件的故障发生率极为微小,也会因为复杂系统的规模效应,使系统的整体正常概率下降和多个故障并发概率上升^[8].因此,如何完整诊断出系统中所存在的故障,提升系统可靠性,成为了保障复杂系统安全运行的非常重要的课题.

本文在分析和总结近年来国内外的相关研究现状的基础上,对复合故障(multiple fault)的定义、特点和复合故障诊断(multiple fault diagnosis, MFD)的技术难点、主流技术方法、存在的问题等内容进行系统的阐述.希望藉此为提升智能故障诊断方法的准确性和适用性、更新和扩充智能故障诊断技术的适用范围、具备传承性和可持续性发展等方面作出贡献.

2 复合故障概述(Study on MFD)

目前可见较早系统描述复合故障的文献出自于Schertz和Metze于1971年发表的《On the Design of Multiple Fault Diagnosable Networks》^[4].该文献认为,大规模数字电路受冗余电路的影响,其中复合故障出现概率大,数量多.如一条具有 k 行的电路,单一故障的可能数量为 $2k$,但加上复合故障则数量最大值可达到 $3^k - 1$,为准确诊断带来相当的麻烦.因此,作者使用启发式程序构造了检测多个故障的组合网络,将整个组合网络划分成多个子网络直到每个子网络至多只有一个故障发生,再逐一与故障测试集相比较,得到诊断结果.

早期的复合故障诊断多以这样的思路展开^[6,9-11],故障形式通常为二值化表现.在诊断时需要将故障模式进行细分,隔离成多个独立的单一故障模式.此时,故障间的耦合主要是针对整个系统的运行模式而言(而不体现在征兆表现上),构成复合故障的独立故障通常边界清晰且易于区分.

然而,随着系统的规模不断增大、功能结构日趋复杂、部件之间关联更为紧密,系统中检测到具有多个故障的情况也更加多样化.根据不少文献的描述^[12-14],主要有4种表现形式:

- 1) 同一个系统中同时发生多种故障;
- 2) 系统中某个组成成分的多个或多组序贯性继发性故障;
- 3) 属于不同子系统发生的多类故障(如执行器和观测器的故障耦合);
- 4) 同时具有时空特性的多个故障的叠加.

这4种故障从机理上和成因上均存在较大的差别,难以描述成一种通用的模式.但是均具有一个明显的共通性,即用于诊断的实际运行数据(如过程数据、连续的工况续信号、离散的判别指标、二值化的症状描述等)中包含了多个故障特征,这些故障特征集成于一个向量之中(可能存在不完整和耦合的情况).受组成不确定性的影响,在对该类故障进行诊断时,事前并不能明确包含故障的数量和种类,因此必须考虑诊断方法对于单一故障和多个故障的适应性,其理想的诊断输出应该是包含了若干个故障模式的故障.

除了形式上的差异,这类故障也具有不同的称谓:

在中文中,有“复合故障”、“多故障”、“多重故障”、“并发故障”、“混合故障”等;在英文中,有“multi-fault”,“multiple fault”,“composite fault”,“compound fault”,“combined fault”,“mixed fault”,“concurrent fault”,“combination faults”等.

不一致的命名表现了这类故障的复杂程度.相对而言,英文中的“multiple fault”、中文中的“复合故障”和“多重故障”占据了大量比重.根据该类故障的含义和表现形式,并结合相关文献中术语的使用,按照全国科学技术名词审定委员会给出的解释,笔者认为:“复合故障”和“多重故障”描述的是同一种类型的故障,前者侧重于内在机理,后者侧重于外在表象.本文将使用“复合故障”和“multiple fault”.

当前,不少复合故障诊断文献主要针对具体的工程问题展开研究,具有较好的学术理论价值和实践工程意义.与命名称谓类似,尚缺乏对该类故障和诊断方法的通行性表述和一致性定义.

文[9]认为多重故障是多个单一故障并发,最优的多重故障辨识和诊断是NP-complete(计算复杂度完全类)问题;

文[14]认为多个单一故障并发时,故障特征离散.多故障的特征是多个单一故障的特征的并集,这样容易在对某特定故障的判定时屏蔽其他故障(包含了组成其他故障的特征),或呈现全新的故障特征组合,在已有故障样本集中没有对应;

文[15]指出并发故障在设备运行过程中很常见.认为从集合运算的角度使用多个单故障的交集来描述并发故障更为合理(而非普遍认为的并集),这样能够避免对于故障辨识框架中元素必须互斥的约束;

文[16]认为在缺乏物理模型的情况下,任何征兆都可能组合起来表征某种故障(包括复合故障);但是每种征兆又会指示出诊断过程中有悖现实的假设,因此使用了复杂的集合逻辑关系来描述复合故障;

文[17]认为并发故障样本的本质是多维输入输出的数据集,通过寻找故障征兆集合和系统状态集之间的映射关系能够判别并发故障中单一故障的组成;

文[18]将多故障定义为单一故障的组合,而单一故障又可以看成是质量特征的组合.并认为故障之间的相同特征虽不能作为诊断标准,但能缩小诊断范围;

文[19]提出由于多个故障发生的随机性,难以一劳永逸将不同情况下的故障传播现象分析清楚;讨论了多重故障的可检测性和可分辨性,认为若 n 重故障均可分辨,则低于 n 重的故障一定可分辨;

文[20]关注的多故障是在执行器和传感器下的多个故障并发(或并存),认为针对单一类型故障设计的容错控制器并不一定能稳定多类别故障并发系统;

文[21]认为复合故障是系统中同时发生两个或多个互相关联、交叉影响的故障.这些故障同时或级联出现,其信号表现为故障特征的相互耦合.

不难看出,虽然不同文献对于该类故障的定义各自具有独到见解,但存在着明显的共同点:

1) 构成复合故障的多个故障具备在时空上相互交叉的特性;

2) 复合故障与独立的单一故障之间密切相关;

3) 复合故障产生机理复杂难以解释或描述;

4) 复合故障的诊断是计算多输出的求解问题.

从物理形式的角度来看,复合故障是系统中存在两个或多个独立故障的表现,会造成其中任何一个故障单独所不能产生的后果.发生复合故障时,不同故障对故障模式特征影响方式和程度不同,各种故障的各敏感特征参数也可能不相关.

从数学形式的角度来看,表征复合故障的特征集合来源于多个确定的独立故障,但其故障模式和故障特征通常较独立故障具有更多的表现,绝大多数情况下不与任何独立故障相同,往往也与作为其构成部分的独立故障之间不存在线性关系.

从故障诊断的角度来看,若将诊断过程视作黑箱,那么传统针对单一故障的方法输出仅有一个,而复合故障诊断的输出则有多个.

由此可以认为,复合故障与构成其的独立故障之间存在着一对多(或多对多)的映射关系,此时故障现象包含了一组或多组故障特征,对应到多个独立故障之上.如何选择合理的诊断方法准确识别待诊断数据中含有的多个独立故障是复合故障诊断的关键.

综合上述分析,本文将故障模式识别存在多输出可能性的求解问题定义为复合故障诊断的科学问题,就此展开研究综述.

3 复合故障诊断的研究现状(Research status of MFD)

在文[22]中,故障被定义为是至少1个系统的重要变量或特性偏离了正常范围,理解为系统的任何异常现象.推广至复合故障,即是至少2个或更多的系统变量或特性偏离了正常范围.但是在系统的异常表现上,

复合故障并不能在故障分离之前与单一故障准确区分.换言之,在故障检测时无法判定当前的异常到底是单一故障或复合故障.因此,对复合故障特征的分离和复合故障模式的识别是复合故障诊断中非常值得重视的研究内容.

在当前的研究中,不少复合故障诊断技术来自于对单一故障诊断方法的扩展:如将待诊断故障的征兆与已知单一故障样本逐一比对(如针对某单一故障设计过滤器,使其仅对该故障敏感,对其他故障均不敏感),发现其构成的所有单一故障;或是采集含有故障的工况信息,将检测到的信息数据预处理成可被诊断推理方法识别的待诊断数据(集),去除噪声和冗余等无关因素,突出故障特征信息,进行诊断推理.

但是,使用一般的线性变换方法无法实现复合故障在征兆和独立故障间一一映射的统一,而且不同故障特征相互混杂、部分特征缺失或相互掩盖,难以准确的数学模型加以描述,也难以完全依靠确定性判据进行故障诊断.同时,复合故障样本的缺失,使学习型非线性变换方法在诊断结果上与实际故障存在着较大的差异.因此,采用适用于单一故障诊断的传统故障诊断方法难以将复合故障特征(空间)和故障模式(实体)之间用线性函数关系进行描述.

同时,针对单一故障的诊断已经形成了相对完备的理论和体系.而由于复合故障的特征耦合方式种类复杂,早期国际上对于复合故障诊断的应用对象多集中在规模较小系统和过程当中,一直以来未建立起相对完整的理论体系,也无法仅使用一种方法实现通用的分离耦合故障和提取故障特征.

随着系统的结构、组成、功能的从简单向复杂的综合变化,当前复杂系统的复合故障在故障机理、故障特征、耦合方式、故障现象、以及在诊断思路方面发生了巨大变化.近年来,针对具体的复杂系统或对象涌现了一定的新技术新方法.

20世纪90年代开始,国内不少专家学者对复合故障展开研究,关注不同的对象,采用不同的思路,探讨不同的问题,成果各具特色.

清华大学的周东华团队在复杂动态系统的故障诊断、预报、容错控制与预测维护技术方面做出了具有国际领先水平的研究成果^[5,22-24];

南京航空航天大学的姜斌团队关注故障诊断和容错控制及在航空航天中的应用,对多故障诊断方法的可靠性、鲁棒性、准确性等方面进行了深入研究^[8,12,25-27];

杭州电子科技大学的文成林团队关注复杂系统和设备的故障诊断,著有多篇数据驱动的信息融合方法及在并发故障诊断中应用的论述^[15,28-29];

广东石油化工学院的张清华团队主要研究基于证据理论、人工免疫系统的复合故障诊断^[21,30-32];

重庆大学的柴毅团队关注基于人工智能方法在多故障诊断中的应用^[33-35];

宇航动力学国家重点实验室的胡绍林等关注航天器在轨诊断^[36]等;

此外,萧德云^[19,37]、叶银忠^[38-39]、胡昌华^[17]等知名专家学者也在各自的成果中体现了对于复合故障的重视和研究。

4 复合故障诊断技术(MFD methods)

在较早的研究中,复合故障诊断技术的应用对象多为数字逻辑电路、电网、小型系统等。其中复合故障是一个由多个独立故障形成的集合,由离散形式形成的故障特征相互之间以并集的关系进行关联,而且可以存在任意组合,此时故障的特征的组成多是离散的、低维度的、二值化的矢量。通过一些相对简单的定量分析或定性方法对其进行构成复合故障的单一故障判别,实现诊断。

以文[40]为例,其指出基于结构、性能和功能的诊断方法主要针对单一故障,并不适用于多个故障的情况。就此提出了一种多故障诊断的形式化方案,将系统定义为二元组,包含了组成该系统的子系统的有限集合以及子系统间关系。文献将多故障诊断分为同时诊断和序贯诊断两种,通过判断系统的熵是否小于门限值来求出最小诊断解。作为早期的典型复合故障诊断方法,其思路为集合诊断求解,一定意义上确定了复合故障和多个单一故障模式的组合关系。

随着系统复杂性的大幅提升,故障特征随之呈现高维、混杂、稀疏等特性,复合故障和独立故障之间难以用简单的线性组合关系准确描述。针对各类复杂系统的复合故障,各种传统和新兴的诊断技术不断的被应用到其中。

从能获取到文献来看,数据驱动方法是当前复合故障诊断技术中的研究主流;而基于解析模型的方法在能够精确建立对象的定量数学模型的情况下,也有不少的研究成果;而基于定性经验知识的方法相对较少。从一方面反映了存在复合故障的对象的复杂性。

必须要注意的是,多种不同类型方法的融合,更是成为当前研究的热点方向。一个成功可被验证的复合故障诊断方法,往往集合了多种技术方法的优点,因而难以将其具体归类于某一种诊断方法之中。不失一般性,本文将按照不同诊断方法^[5,24,37]在复合故障诊断中的应用进行归类阐述。

4.1 基于解析模型的复合故障诊断(Analytical model based MFD)

基于解析模型的故障诊断是一种用于探寻对象运行规律、通过研究故障状态下动力学参数与响应征兆的内在联系^[41]、获取运行正常与异常关联信息的方法。这类方法适合于具备过程精确的定量数学模型,

有足够数量传感器的系统,通过建立精确物理模型和数学模型进行故障模式识别。典型的基于解析模型的方法包括状态估计法、参数估计法、等价空间法、分析冗余法等^[5]。

复合故障的对象大多属于复杂的非线性模型,通常情况下,基于解析模型的复合故障诊断对复杂系统中某个特定功能模块或是某些特定的故障进行建模,采用基于参数估计和状态估计的故障诊断方法。

文[42]认为系统中需要诊断的故障数目较多时,扩展故障参数后的状态空间将变得不可观测。在分析了基于故障参数与状态联合估计的故障诊断方法基础上,根据多个故障诊断模型之间存在的内在关系,通过状态空间扩展故障参数,设计出若干个对特定故障敏感的诊断模型。该模型思路为逐一故障检测,方便且易于理解,但缺点在于要建的故障参数模型数量会受整个故障体系规模的影响。

对于具有多组件和多传感器的情况,文[21]提出基于模型的最优化的一致性法则来检测故障,并可对故障扰动引起的振幅进行量化。

文[43]对基于热经济性(thermoeconomic)的空调故障诊断方法进行了改进。该方法建立了集成4种故障的模型,不需要过多的实际数据或测试数据就能够评估热力学数据分别在正常和故障时的条件,从而发现空调系统中存在的单个或多个故障,并能量化其对能源消耗的影响。

文[44]针对一般的静态故障诊断模型无法描述状态随时间变化的系统这一问题,采用隐马尔可夫模型对动态变化的系统状态进行建模。利用模型的原始信息,将原始动态多故障诊断问题分解为若干个子问题,使用动态规划算法优化目标函数分别求得优化解,给出了动态多故障诊断问题的形式化描述。

文[45]指出,在当监测诊断系统中断或故障发生时,可以使用观测器来为决策生成残差,避免复合故障规模过大的问题;与此形成对比,文[46]并不利用未知输入观测器设计相应的残差,而是直接通过未知输入观测器对复合故障进行估计分析,由故障评价系统实现故障诊断。该方法根据基于观测器的故障诊断系统鲁棒性的特点,强调通过增加观测器自身的鲁棒性来提高线性不确定系统的故障诊断鲁棒性,并认为利用复合故障估计器可按一定精度实现对系统状态和复合故障的渐近估计。

文[20]针对线性系统的多故障构造了一组奇偶方程,其产生的残差仅对一个传感器故障和一个执行器故障敏感。通过将传感器和执行器故障模型表示成刻度因子和偏差的形式,应用卡尔曼滤波对各故障模型参数进行估计。

文[47]提出一种基于滑模观测器的分散主动容错控制方法,利用误差信息及观测状态实时重构不同类

型的传感器故障及执行器故障. 在观测器稳定的前提下, 用观测器输出代替故障传感器输出, 并在控制律中前向抵消执行器故障, 使得多故障同发时在不改变控制器结构及参数的前提下实现容错控制; 文[48]将具有多故障的卫星控制系统看作是含有匹配和不匹配的不确定性的离散多输入多输出系统, 设计了一种包含离散积分滑模控制律、控制分配和健康因子辨识的容错控制方法. 使故障诊断在不确定的情况下, 也能保证被控对象的正常运行. 这两种方法都是在借助滑模观测器来减小或抵消多个故障存在时对被控对象的影响, 虽然并未直接实现故障辨识和分离, 但能在复合故障的诊断及恢复方面发挥作用.

基于解析模型的复合故障诊断的对象建模需要清晰理解系统的运行机理, 在具备合适数学模型的前提下, 才能实现良好的诊断效果. 但由于复杂系统本身的规模效应, 难以准确建立整个系统的机理模型, 因此在当前对于复合故障的诊断中, 纯粹基于解析模型的案例相对不多.

4.2 基于定性经验的复合故障诊断(Qualitative knowledge based MFD)

基于定性经验的故障诊断是一种使用定性模型进行推理的方法, 核心在于利用不完备的先验知识, 对系统的功能结构进行描述, 建立起定性模型实现推理. 并依据模型预测系统的行为, 通过与实际系统行为进行比较, 检测系统是否发生故障. 基于定性经验的方法通常包括专家系统、图搜索、故障树分析等.

对于复合故障诊断, 由于故障数量和组合不可预计, 因此, 构造定性模型的工作量相对繁重. 特别是对于复杂系统, 不可预计的故障组合将使得模型规模呈指数级的增长. 因此此类方法在应用时, 多针对某些特定的复合故障进行展开分析.

文[49]改进了以故障树分析为基础的故障诊断方法, 将故障树转化为一个二元决策图, 首先确定每条路径所包含割集的哈夫曼码, 然后从具有最高结构重要度的割集组开始, 计算组内的割集概率, 并按照割集概率由大到小的顺序逐个测试每个割集包含的底事件, 查找故障源. 若未找到, 则再计算下一组割集的概率, 重复上述步骤, 直到找到故障源为止.

文[50]提出了一种基于故障元等效树(fault-tuple equivalence tree, FTET)的多重故障诊断方法, 该方法通过为每个错误的测试样本构建FTET, 探寻潜在故障位置和隐蔽复合故障的之间的关系.

文[51]针对组合电路的复合故障情况, 结合故障测试组和使用二元决策图解布尔差分方程的方式测试多种故障, 通过分层分布诊断的方式发现所有故障.

文[52]利用符号有向图(signed directed graph, SDG)可以描述大型复杂系统及变量间的因果关系的

特性, 提出一种基于SDG实现逆向推理的多故障诊断方法; 类似的方法也表现在文[19]中, 所不同的是考虑SDG在描述故障传递关系时无法表示动态传播规律, 因此在SDG支路上引入时间参数, 用于近似描述变量的变化在系统中的传递时间. 并以一个泵系统为例, 探讨了其中的故障传播过程及多重故障情况下的故障可分辨性.

文[53]针对离散事件系统, 提出了基于Petri网对多个事件和状态故障实现在线故障的通用方法.

文[54]针对液压挖掘机的机械、电气、液压、控制子系统之间存在强的交互和耦合, 使用专家系统来诊断复合故障. 其中专家知识需要通过工程师的练习得到, 并在应用中改进和提升, 这是一种类似于半监督学习机制的方法.

需要说明的是, 专家系统(expert systems, ES)是一种含有领域知识与经验的智能计算机程序系统, 能够充分利用这些知识和经验模拟专家决策来解决问题. 通过对知识库和推理机的构建和优化, 专家系统对于单一故障的诊断具有很高的准确性和适应性, 在大量的实际工程中广泛使用.

但是, 专家系统事先需要积累的大量领域专家知识, 受限于复合故障先验知识样本不足(甚至相当缺乏), 分析近年来的研究成果可以发现, 专家系统在复合故障诊断中的成功应用并不多. 除此之外, 对于复合故障诊断的推理机也更难建立, 因此, 目前主要的研究集中在从知识处理角度建立基于人工智能方法(如人工神经网络)的专家系统, 希望借助对不确定性问题的推理能力来弥补专家知识不足的缺陷.

总的来说, 基于定性经验的方法在复合故障诊断中受故障规模大和历史经验知识缺乏的影响, 其应用较基于解析模型的方法更受限制. 但是文[55]提出了一个值得关注的概念, 认为作为一种定性分析的故障诊断方法, 基于一致性的诊断(consistency-based diagnosis, CBD)能适应多故障的诊断需求, 但存在着在决策步骤中的鲁棒性不高、难以获取精确的定性模型等缺点. 另一方面, 基于定量分析的故障检测和隔离方法使用残差来进行在线诊断, 其性能取决于模型的准确性. 针对此, 给出了一个称为符号键合图(signed bond graph, SBG)的图形化模型的形式化描述. 该模型能够利用定性和定量的结构属性来生成多个行为预测. 该方法已在欧洲的一个智能自主车辆牵引系统中应用.

从这个案例可以看出, 若将基于定性经验知识的方法与定量分析的方法密切结合, 将会为复合故障诊断提供一种行之有效的思路.

4.3 数据驱动复合故障诊断(Data-driven based MFD)

数据驱动故障诊断方法是当前的热点研究方向,

在不需要了解系统的解析模型情况下,仅利用可测得信号分析并提取特征信息,或是根据大量的采样数据和历史数据直接推理^[56],就能实现故障诊断。

由于复杂系统通常无法建立起精确的机理模型,因此现有大多数的复合故障诊断方法均是以数据驱动方法为基础。其中的主流思想是在组成故障模式未知的情况下,对采样数据先行解耦,再与已知故障进行对比,逐一隔离和判别出可能的故障模式。

根据文[5,24,37,56]的研究,本文对数据驱动复合故障诊断技术按统计分析方法、信号处理方法、基于定量的人工智能方法分别进行叙述。

4.3.1 统计分析方法(Statistical analysis methods)

用于复合故障诊断的统计分析方法主要包括主成分分析、贝叶斯理论等。

主成分分析 主成分分析(principal component analysis, PCA),又称为主元分析,是一种多变量统计方法,主要用于掌握事物主要矛盾的统计分析,利用降低维度把多指标转化为少数几个综合指标,从多元事物中解析出主要影响因素。作为基于多元统计过程控制的故障诊断技术的核心,PCA在复合故障诊断中主要用于故障模式辨识和故障分离(如贡献图方法)。

针对不同诊断需求,不少与PCA相关的方法也被广泛应用,包括指定元分析(designated component analysis, DCA)、形态分量分析(morphological component analysis, MCA)、核主元分析(kernel principal component analysis, KPCA)等。

文[57]针对变流量系统中分布在不同位置上的多个同时发生故障,建立了多层次的PCA模型,并与联合角度分析相结合,将故障进行分离;文[58]针对多站装配过程,提出一种结合多元统计分析和工程模型的复合故障诊断方法,其中PCA被用于测量预先确定的故障模式。

但是,PCA在模式复合效应的影响下,对具有高维故障特征的故障辨识存在困难,不少文献使用DCA来降低过多运算量对诊断效能的影响。如文[28]介绍了一种逐步DCA多故障诊断方法,通过空间投影框架,把异常检测问题转化为将观测数据向故障子空间投影后投影能量的显著性检测问题。在确定系统存在异常的情况下,再将观测数据向故障子空间中各故障模式方向分别进行投影,根据投影能量的显著性实现多故障诊断。类似的方法还出现在文[59]中,其应用DCA来对加工过程中的设备变化进行判断。

除此之外,PCA还多与其他方法相结合。文[60]针对组合式空调机组提出一种基于PCA和Fisher判别分析的数据驱动方法对这些问题进行复合故障诊断,其中Fisher用于判定确诊前后的故障源,PCA用于发现与预诊断时在不同位置上的故障;文[61]针对抽油杆

泵井使用Freeman链码表示指定的故障模式,在将不完全正交的模式通过指定模式分为完全正交的子集模式后,DCA通过观测数据投射到每个指定模式上的情况,实现故障检测。

从这些方法来看,PCA方法在复合故障诊断中主要的作用是从较高维度的数据中通过较低维度来发现历史数据的变化方向和趋势,获取不同故障间的核心差异。但是,其受模式复合效应、非线性结构数据、数据特征非高斯分布、强噪声等不利影响,该类方法必须要与其他方法相结合,方能发挥其效用。

贝叶斯理论 贝叶斯理论(Bayesian theory)是一种统计模型决策方法,是在信息不完全的情况下,对部分未知的状态用主观概率估计,然后用贝叶斯公式对发生的概率进行修正,最后再利用期望值和修正概率做出最优决策。在复合故障诊断中,贝叶斯理论多用于概率推算。

文[62]针对复杂系统的在线监测模型的动态复合故障诊断,将其分为一系列不相关的子问题,研究了一种快速,高质量的确定性模拟方法。在这其中,使用了近似贝叶斯修正目标函数;文[63]关注基于模型的离散时间线性高斯系统中附加故障的隔离和估计问题。将隔离问题表示为在系统无故障运行时通过卡尔曼滤波获取的多个复合假设测试序列,再进行故障隔离。在其中,使用贝叶斯理论来修正假定故障概率与已知故障概率之间的差异。文[64]提出了一种基于自主逻辑选择方法来诊断复杂系统中的复合故障,包括由生成观测信号以及检测信号两个阶段。其中在自主逻辑选择中嵌入了动态贝叶斯网络,用于故障检测。

由于贝叶斯理论需要故障概率作为支持,对于缺乏概率描述的对象难以发挥其效用。

另外,还有一些相关的统计分析方法技术值得注意,如文[65]使用有限元分析(finite element analysis, FEA)对二极同步发电机的多个初始故障进行了预测;文[66]研究了多故障情况下基于简单二进制诊断矩阵诊断模型的局限性,以因果分析为基础提出了几种基于规则系统的诊断矩阵,并对其可能性和理论性进行了解释,将基本的单层矩阵拓展到双层矩阵;文[67]针对多故障提出了一种基于定量关系的动态偏最小二乘法(partial least squares, PLS)故障诊断方法,建立了针对故障预测目标的因果关系有向图。这是一种基于定性模型和定量分析相结合的方法;文[68]通过推广策略概率因果模型(rollout strategy-based probabilistic causal model, RSPCM)收集故障发生时显著的系统表现来推断可能的故障组合。

4.3.2 信号处理方法(Signal processing methods)

用于复合故障诊断的信号处理方法有经验模态分解、小波变换、希尔伯特变换等。

经验模态分解 经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)是一种基于信号分析的方法. 用于自适应信号时频处理, 依据数据自身的时间尺度特征来进行信号分解, 无须预先设定任何基函数. 理论上EMD可以应用于任何类型的信号的分解, 有效的突出故障特征信息, 抑制背景噪声, 为有效分离耦合故障和提取故障特征提供基础.

当前EMD在对于控制系统中的复合故障诊断应用相当缺乏. 而由于机械设备的故障机理清晰, 特征信号提取发现方法体系相对完备, 因此EMD多见于机械的复合故障诊断应用.

如文[69]针对单通道情况下滚动轴承复合故障难以分离问题, 对单通道采集的轴承复合故障信号进行EMD分解, 得到多个基本模式分量函数(intrinsic mode function, IMF), 然后依据峭度指标及相关系数值, 选取有效的IMF分量与原观测信号组成新的观测信号, 对其进行独立成分分析(independent component analysis, ICA)处理, 进而实现轴承复合故障的分离. 类似的方法也体现在文[70]中, 其针对滚动轴承的复合故障诊断问题, 提出了一种基于EMD选择适当的IMF进行包络分析的全新概念.

为了解决EMD中的模态混叠问题, 学术界提出了一些对应的改进方法, 如整体经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)和极值域均值模式分解(extremum field mean mode decomposition, EEMD)等.

如文[71]针对转子振动信号具有非平稳非线性的特征, 使用多小波包作为预调器, 并根据信号的振动特征, 适当增加了EEMD的噪声振幅, 提升分解结果的有效性与准确性.

文[72]针对转子不平衡故障和滚动轴承微弱损伤性故障的复合故障诊断问题, 应用第2代小波对原始信号实现分解与重构, 然后进行频谱分析提取低频非调制故障特征; 针对高频共振调制信号进行基于EMMD的解调分析, 以准确提取调制故障特征.

将EMD用于复合故障诊断的核心思想在于使用故障信号的局部时变特征来进行自适应时频分解, 将含有多个故障特征的时序信号分解为不同尺度的IMF, 由于每个IMF只含有一个组分, 没有其他频率组分的叠加, 因而可以实现多个故障特征的分离. 若能将该思想用于控制系统中有关故障信号特征的分离和提取, 或有助于形成一种行之有效的复合故障诊断方法体系.

但需要注意的是, EMD本身存在模式混淆、端点效应等缺点, 使得对故障对象的针对性较窄.

小波变换 小波变换(wavelet transform), 又称小波分析(wavelet analysis), 是一种信号处理方法. 方法使用有限长或快速衰减的、称为母小波(mother

wavelet)的振荡波形来表示信号, 该波形通过缩放和平移来匹配输入的信号. 由于小波变换在时域和频域上同时具有良好的局限性, 反映瞬态信号特征, 其多分辨率分析能力能使不同频率的信号通过相应的频带通道分离, 可以用于分析具有复合故障中的非稳态信号. 基于此, 近年来出现了不少基于小波变换的复合故障诊断方法, 主要作用是故障特征的提取^[73].

文[74]使用小波系数融合对自主式水下机器人多传感器故障并发时的故障特征进行了提取; 文[39]对信号进行多尺度的小波分解, 并根据突变故障信号的小波系数模值与噪声小波系数模值的差异, 采用软阈值方法, 对信号高频分量小波系数进行故障特征提取, 并根据小波系数模值在不同尺度下的分布和变化特征进行电网信号的并发故障区分; 文[38]提出一种用Mallat金字塔算法的小波多分辨率分析技术对系统进行多故障诊断的方法. 利用小波变换对系统的状态信号进行多尺度分解, 然后根据其在不同尺度下的高频分量的小波系数模极大值和不同尺度的模极大值所在小波系数序列的对应关系进行多故障诊断.

第2代小波是一种新的使用提升算法(lifting scheme)来构造小波的方法. 与第1代小波相比, 除继承优点之外, 其所有运算均在时域进行, 且其变换后系数为整数. 在这方面, 也有不少相关的复合故障诊断方法^[72].

文[75]提出了一种希尔伯特变换和小波变换改进的组合算法, 来识别早期的故障特征; 在使用优化小波变换方法方面, 文[76]中也使用了双树复小波变换, 用于识别在矢量控制感应电机驱动器中的多个故障, 同时还与连续小波变换进行了比较.

从这些方法来看, 小波变换在复合故障特征的提取中具有较为突出的表现, 但是, 对于不同的故障对象, 要达到理想的分离效果, 其小波基的选择仍然是一个需要解决的问题.

除此之外, 尚有不少典型的基于信号处理方法的复合故障诊断应用: 如文[77]针对卫星姿态控制, 提出了一种基于交互式多模型方法和无迹卡尔曼滤波的故障诊断和容错控制方案; 文[78]将通过分析自动变速操纵系统非平稳信号特性以及信号之间的冗余关系, 提出故障检测和诊断策略设计的指导思想(不可信原则、多故障兼容原则和概率原则), 根据故障诊断结果的准确性和有效性特点将故障诊断结果划分为一级、二级、三级3种类型, 针对多重故障出现的情况, 将多重故障拆分为多个一级故障, 可根据不同故障危害性进行优先诊断; 文[79]提出了一种基于非线性奇偶校验的故障检测和诊断方法;

值得注意的是, 基于信号分析的复合故障诊断方法多是分析含有故障的信号, 从中发现构成复合故障的独立故障. 而对于这些故障信号的认识, 往往缺乏

先验知识(甚至完全不具备),事先不知道具体的组成.而由于多个独立故障的混叠,直接判别信号具有极高的难度,显然,若能将其逐个分离再进行辨识,会提升诊断的准确性和效率.

对于这类问题,近年来兴起的盲信号处理(blind signal processing, BSP)技术具有较为显著的效果. BSP是一种源信号在不能被观测或耦合方式未知,又无法获取传输信道特性、输入信息未知或仅有少量先验知识的情况下,从系统的输出信号中分离或估计源信号的波形的的方法.由于BSP能从混合信号分离多个源信号的特性,为复合故障的诊断提供了可能性.

广义上,盲信号处理包括多个研究方向,如盲源分离(blind source separation, BSS)、盲辨识(blind identification)、盲信号提取(blind source separation, BSS)、盲反卷积(blind deconvolution)、盲均衡(blind equalization, BE)等.其中盲源分离是对源信号的最佳估计进行求解;盲辨识是求取传输通道混合矩阵;盲信号提取是只对感兴趣的部分源信号提取有效信息;盲反卷积是对卷积混迭信号进行盲分离;盲均衡是利用接收序列本身的先验信息均衡信道特性,使均衡器的输出序列接近发送序列(相当于是对发送序列的还原).

近年来,各种基于盲信号处理的机械复合故障诊断方法逐渐成为研究热点^[80-81],而与EMD类似, BSP在控制系统中的应用潜力尚有待挖掘.

作为BSP的一个典型应用,ICA是一种常用且有效的盲源分离方法,有不少基于盲源分离的复合故障诊断都使用了ICA^[82-83].

BSP因其可以解决复合故障诊断一直以来的解耦难题,可以认为是一种新兴且颇为有效基于信号分析处理的复合故障诊断技术,其理论和应用值得进一步的深入研究.

4.3.3 基于定量的人工智能方法(Artificial intelligent methods based on quantitative)

基于定量的人工智能方法是当前复合故障诊断方法的重要组成部分,包括支持向量机、人工神经网络、模糊数学、证据理论、人工免疫系统、遗传算法、群体智能算法等.

支持向量机 支持向量机(support vector machine, SVM)是一种基于定量的人工智能方法,也是一种有监督学习模型.具备将在低维空间中的非线性样本映射到高维特征空间中使其线性可分或回归的能力,基于结构风险最小化理论在高维特征空间中构建出最优分割超平面,使得学习机全局最优化.

SVM的特点在于能对小训练样本数据情况下实现分类.对于复合故障诊断,不少研究认为其可以化成一个分类问题,希望通过运算将组成复合故障的多个单一故障和其他故障区分成不同的类群.而SVM正是

由于具有强大的分类能力,目前在故障诊断(包括复合故障诊断)中广泛应用.

如文[84]提出了一种系统潜在的多相关联故障进行诊断的框架.其中SVM使用了位置信号和发动机的扭矩(二者间存在非线性的映射关系)作为训练样本,通过分类来判定故障是否发生以及发生状态.

SVM也存在较为明显的弱点:按照其工作机制只能实现二分类,而对于复合故障诊断必须要考虑多分类的问题(非组成复合故障的其他故障往往很难形成一个类群,而此时并不能判定是否是待诊断故障的组成).因此,无论是对单一故障还是复合故障,通常都需要进行多分类的扩展.

SVM在用于复合故障诊断时,一般是将待诊断故障从结构组成上看作与已知单一故障等等的特定故障模式,通过建立多个二分类器,采用逐步区分的方法,两两组合进行推理决策,即在已实现二分类中再次分类.但该方法会造成运算量大、存在划分盲区、可能因为正负样本量不对称导致过拟合等缺陷^[27].

针对此,文[27]提出了一种根据故障数据的空间分布来优化结点排布的方法,该方法使用基于结点优化的决策导向无环图(decision directed acyclic graph, DDAG)多分类扩展策略,有效地保证了SVM的诊断准确率.该文献并未验证在复合故障诊断中的有效性,但基于对多分类问题的准确性,将有助于改善SVM在复合故障诊断上的效能.

最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)是一种SVM算法的改进版本,通过选用不同的损失函数来避免求解二次规划问题.其只需求解一组线性方程,提升了运算速度,因此在复合故障的诊断中也有应用.文[17]针对无法建立精确数学模型,多变量、非线性耦合的复杂系统中存在具有相关性的多重故障,提出了一种基于多重回归LSSVM模型的并发故障诊断方法.类似的应用还体现在文[85]中,其使用LSSVM来对模拟电路进行诊断,将低维的故障特征重新组织,使其可以被区分.

总的来说, SVM的小样本线性分类特征使其在复合故障诊断中能够起到很好的分类辨识的作用,但通常在诊断复合故障时必须为每个故障单独建立诊断模型,而容易忽略掉故障间的联系;同时SVM在处理过多样本时,会因规模效应而使运算效率下降;再者,在多分类这个问题上,现有的多分类算法的性能与分类器的结构有很大关系,使其适用性受到限制.

人工神经网络 人工神经网络(artificial neural networks, ANN)是一种基于定量的人工智能方法.其用于故障诊断主要是通过大量的已知的故障数据样本进行训练,通过学习建立起故障特征和故障模式之间的映射关系,再将待诊断故障送入已训练好的网络

进行判别, 整个过程较好的成功的模拟了人类的思维模式. 从已有的方法来看, 人工神经网络可作为动态预测模型进行复合故障预测、或是对含有多个故障的数据进行分类、以及建立专家系统等^[35-36].

在文[86]中, 通过高灵敏度的溶解气体分析检测电力变压器的复合故障, 给出了一种基于多层感知器神经网络 (multi-layer perceptron neural network, MLPNN) 的多诊断分类方法. 文[87]针对带有动态负载变化的电力系统, 使用了两种神经网络来针对复合故障, 其中概率神经网络用于训练在系统运行正常期间的电压数据特征值; 而自适应神经模糊推理系统 (adaptive neuro-fuzzy inference systems, ANFIS) 用于实际数据的诊断. 文[88]则针对电力系统检测的难点进行了讨论, 提出了一种可以定位多重故障网络节点并能分析故障类型和发生时间的诊断框架, 类似于文[84], 概率神经网络也被用于电压特征值的训练; 文[13]描述了一个针对序贯型复合故障的实时智能多故障诊断系统, 该系统基于阶层式人工神经网络 (strata hierarchical artificial neural network, SHANN) 并行处理技术, 在诊断一个故障时, 如果另外的故障出现, 可以立即触发相应的诊断模块, 以体现复合故障诊断的实时化处理.

动态神经网络 (dynamic neural network, DNN) 是一类对 ANN 的改进, 其将网络模型输出的延迟量反馈至输入端, 并与实际的激励共同构成模型的输入量, 使处理方式更加符合人类的思考模式. 该改进提升了 ANN 的学习能力, 理论上能够逼近任意非线性函数.

文[89]针对高度非线性动力学的飞机喷气发动机提出了基于 DNN 的故障检测和隔离方案, 其中使用多层感知器网络来建立, 使用无限脉冲滤波器生成神经元之间的输入和输出. 该方案包括多个这样结构的 DNN, 根据观测残差在通过不同网络时的输出来确定故障的组成; 文[90]则针对飞机喷气发动机的故障检测和隔离提出了基于多模型和 DNN 相结合的方法.

同时, ANN 也为其他复合故障诊断方法提供支持, 例如在文[23]中提出的混杂系统传感器与执行器故障的半定性诊断方法中, 使用了混杂串级神经网络来跟踪子系统的状态变化, 而本诊断方法的核心是混杂连接图和时间因果图的建模; 而在文[34]中, 提出了基于量子神经网络和小波分析实现模拟电路多故障诊断的模型, 其中采用该 Hofield 网络联想记忆机制来解释量子激发态 (多故障) 随时间演化的概率分布. 即, 复合故障发生的概率被描述为各个预先标定的单故障 (量子基态) 按照特定概率幅叠加而得.

与传统针对单一故障的诊断不同, 若要使用单纯的 ANN 来实现复合故障诊断是一件相当困难甚至不可能的事情, 但是对于其中含有不完全、不精确信息

的求解问题时, 则可以发挥其独到的非线性优化求解的能力. 同时, ANN 通常需要大量的典型数据样本和先验知识, 在故障样本缺乏情况下, 难以取得良好的诊断效果.

模糊数学 模糊数学 (fuzzy mathematics) 是用于处理模糊性现象的理论和方法, 是一种基于定量的人工智能方法. 该方法用于处理界限不分明甚至是无法准确描述的不确定性数学问题. 其核心在于使用边界不清晰的集合来表示一个相对确切的概念, 其中隶属度函数 (membership function) 则是用以判别这个对象于该概念并非是绝对的“可能性”. 对于像复合故障诊断这类具备不确定性求解的问题, 模糊数学中的不少方法能够起到一定效果.

文[15]提出了一种基于随机集理论的信息融合方法, 通过构造包含并发故障的论域, 并在此论域的超幂集上定义扩展型随机集. 基于该随机集和广义集值映射给出证据组合规则的随机集模型, 用其构造故障诊断的组合规则. 根据传感器提供的故障信息构造故障样板模式与待检模式的模糊隶属度函数, 利用模糊集的随机集表示以及随机集似然测度, 获得两种模式匹配的程度作为待融合的诊断证据.

文[91]使用组件层级模型生成的数据建立了表示喷气式发动机的模糊系统, 用于抵消由于制造工艺的差异以及在运行期间引擎的退化水平不同造成的误差; 文[87]中的使用自适应神经模糊推理系统也用模糊逻辑来判定实际数据诊断结果的可能性; 文[92]将神经网络输出的故障识别结果与决策模型的输出结果使用模糊满意度来进行评判, 作为算法调整的依据, 以提升诊断的准确率; 文[93]针对传感器在复杂系统中的可靠性与安全性, 设计并开发一种数据驱动的多传感器故障诊断与隔离算法 (MSFDI), 其方案是基于一个进化的多 Takagi-Sugeno 模糊模型根据可用的输入/输出量来估计每个传感器的输出.

在使用模糊聚类分析方面, 文[83]提出了能够缩小复合故障诊断搜索范围, 加快质量诊断速度的两阶段聚类框架. 其中使用了核模糊聚类分析来区分不同的单一故障.

总之, 模糊数学在复合故障诊断中主要是用于描述某个故障对于待诊断故障的可能性, 或是用于诊断过程中的比较, 模仿了人们对于不确定事件的猜测行为. 但由于不能给出精准的答案, 用于判定的隶属度函数尚需要人为干预.

证据理论 证据理论 (dempster-shafer theory, D-S 或 DST) 是一种不精确推理理论, 具有处理不确定信息的能力. 它用置信区间代替概率, 用集合表示事件, 用证据组合规则代替贝叶斯公式来更新置信函数, 可以直接表达“不确定”和“不知道”. 在复合故障诊断的应用中, D-S 证据理论通过对同一识别框架上的各

证据体进行融合推理,形成决策结果。

文[30]针对大型旋转设备机组并发故障诊断的复杂性,首先利用免疫系统“自己-非己”识别机理衍生的阴性选择算法进行数据的分析处理,得到时域信号中5个无量纲指标的诊断能力因子,把每个指标对故障的诊断能力因子作为概率分配函数值,再结合证据理论的信息融合规则,得到最终的诊断结果。

但是,目前大量基于证据理论的故障诊断方法主要针对单一故障的诊断,要求辨识框架中的元素相互存在排斥关系(即“非彼即此”),而对于复合故障,这样的设定存在根本性的局限。为了使其能够拓展在复合故障中的有效性,可以使用辨识框架中元素的交集来表示并发和复合故障的扩展证据理论(Dezert-Smarandache theory, DSMT)被提出。以文[29]为例,其给出了能够涵盖单一故障和复合故障的辨识框架,对于不同的故障对证据设置了相关度,在得到不同相关度的证据组后,将每组中的每个证据分解为独立和相关两种证据,利用DSMT组合规则将多条相互独立的证据融合,由此推断不同独立源证据的不确定度,从而因此实现复合故障的辨识。

从应用来看,证据理论多与其他方法融合,着重以置信度来解释故障的可能性。

人工免疫系统 人工免疫系统(artificial immune systems, AIS)是以生物免疫系统的机理、特征、原理为基础的仿生人工智能方法。该方法具有的识别“自己”和“非己”的机制,并消灭和清除“非己”,突出“自己”的显著性。在复合故障诊断的应用中,AIS多与无量纲指标(dimensionless parameter)相结合用于获取故障信号的时域指标,处理非线性的、随机的不可遍历的信息,为故障特征时域提取带来便利。

文[31]提出了一种基于免疫检测器和证据理论相集成的机组复合故障诊断方法。通过构建对故障比较敏感的无量纲指标免疫检测器,进行特征分类,获取具有最佳识别能力的特征指标,再利用证据理论组合规则对多类免疫检测器进行集成诊断。

在具体的应用当中,人工免疫系统还与其他技术相结合,如人工神经网络、专家系统、小波变换、遗传算法等。但是人工免疫系统在复合故障诊断时,仍存在着一定的缺陷,如直接从各个单一故障的无量纲指标值诊断复合故障时,各指标对无量纲指标影响明显程度不一。为确保诊断正确率,文[30]建议将复合故障和单一故障统一进行独有故障特征的提取。

遗传算法 遗传算法(genetic algorithm, GA)是模拟达尔文生物进化论的自然选择和遗传学机理的生物进化过程的计算模型,也是一种仿生人工智能方法,多用于搜索最优解。具体是产生多代种群,按照适者生存和优胜劣汰的原理,借助于自然遗传学的遗传算子进行组合交叉和变异,产生出代表新的解集的种

群,逐代演化产生出更优的近似解,经解码后,末代种群中的最优个体可以作为问题近似最优解。复合故障诊断可以被看作是近似最优解的求解问题,近年来也有一些遗传算法对复合故障诊断的应用。

文[10]通过工程调节遗传算法(engineered conditioning genetic algorithm)来提高启发式多故障诊断的可靠性,使其可以发现同时出现障碍的集合;由于多故障诊断和测试在超大规模集成电路(VLSI)中的重要性,文[94]主要研究用遗传算法进行多故障诊断和能耗减少测试。

同时,继承了遗传算法基本思想的遗传编程(genetic programming, GP)可通过对原始故障参数的重新组合优化,形成新的复合参数,并通过分类能力评判复合参数的优劣,实现对故障特征的选择与提取。

相对而言,遗传算法的渐进逼近能力对于复合故障的优势并不突出,因为其全局搜索特性致使在大规模数据量计算中易陷入“早熟”困境,而这正是复合故障的通常所具有的特征。

蚁群算法 蚁群算法(ant colony optimization, ACO),是一种仿生优化算法,是群体智能算法中的典型。该方法不需要任何的经验知识,模拟蚂蚁觅食路径中的随机搜索,根据多个蚂蚁的信息素数量进而对整体蚁群对路径选择产生影响,由此在判定目标路径中寻找最优结果。蚁群算法在复合故障诊断中的应用,正是将故障识别问题转化为求解带约束的最优聚类问题的过程。

在单一故障诊断中,蚁群算法多用于求解最优路径。而在具有多个诊断结果的应用中,最初的思路是逐一寻找较优解,但是,如何定义“最优”和“次优”以及不同故障之间的影响,成为了难以确定的问题。在文[95]中,使用了小道强度修正(likelihood-based trail intensity modification)来改进蚁群算法,使该算法降低了对启发式搜索策略的依赖,在蚂蚁搜寻路径的过程中,设置了多个小道的顶点(与特定的故障相关联),而每个故障的发生不会影响其他故障的发生概率,因此,蚂蚁是否选择下一个路径顶点与其他的顶点无关,只选取合适的概率函数,即可探寻出所有的故障模式。

由于单一的蚁群算法对于复合故障的诊断会受存在多个“次优”解而导致结果不确定的情况,因此,该方法通常多用于诊断方法中的某个优化过程,其效果较遗传算法相对优秀。

云理论 云理论(cloud theory)是一种新兴的不确定性人工智能方法,由中国工程院院士李德毅提出,使用正态云来刻画模糊概念。云理论把模糊性和随机性完全集成到一起,构成定性和定量相互间的映射,为定性与定量相结合的信息处理提供了有效途径。

文[96]针对变压器多重故障同时发生的情况,在

变压器油色谱分析时引入云理论并进行相应改进. 利用云变换算法将故障变压器油色谱数据转换成符合人认知的多个定性云概念, 并提出发掘油中气体云概念与故障类型间关系的云推理机制. 基于分析油中气体单个检修周期内的变化规律, 利用云理论对短期内油中气体变化的期望值进行预测, 然后利用改进的云推理预测组合规则发生器推理得到一系列有稳定倾向的故障预测结果.

目前来看, 该理论用于复合故障诊断的应用很少, 其有效性尚有待验证. 但由于其不确定性的特征明显, 值得进一步研究.

此外, 还有不少基于定量的人工智能方法在复合故障诊断上有较好的应用, 如文[97]提出一种检测和隔离开关和变速驱动器故障的方法, 该方法基于有监督学习的分类方法, 以定子电流的信息作为依据, 对不同类型的故障进行隔离; 文[98]提出了一个基于多个故障模拟粒子群优化环境的框架来分析多个故障, 为模拟电路中同时注入多个故障, 使用因果分析来发现可能的故障.

基于上述分析, 可见现有的数据驱动复合故障的方法各具优势和特色, 其中不少方法均考虑了单一故障的发生概率和故障对象的数理模型, 而不少方法又已有数据驱动故障诊断思路. 大量的应用案例都着眼于发挥多种技术方法的优势, 这种多技术融合的方式有助于拓展复合故障诊断的深度(准确性)和广度(适用性).

4.4 其他方法(Other methods)

尚有其他多种复合故障诊断案例未包含在上述, 其中不乏优秀的应用, 在此一并叙述.

文[99]以飞机液压活活塞泵中同时出现的多故障为对象, 针对5种主要类型的故障, 提出一种基于统计平均相对功率差多层聚类的多故障诊断算法. 其中第1层用于判别阀片的磨损和进气口压力不足, 第2层用于诊断转动轴轴承磨损, 第3层用于判定活塞与滑动块之间空隙的增大情况和选择斜盘偏心, 这样即可将耦合的故障分离出来.

文[14]为提高航天器的故障自诊断的准确性和效率, 研究了一个基于一阶逻辑公式和布尔代数工具的故障诊断框架, 用应对多个故障的诊断问题, 其中使用最小碰集来隔离故障. 该方法被法国国家航空航天局和欧洲太空局用于火星采样返回任务的模拟当中, 并验证了其可行性和效率.

文[100]针对多故障的诊断提出了动态集合覆盖(dynamic set-covering, DSC)问题, 其中包括了耦合的集合覆盖问题. 其中, 故障存在间歇可能性和时变的特性, 而故障测试也必须要遵守一个约束(即通过测试的组成部分不能被怀疑存在错误, 至少其中的一个组

成部分必须要通过测试), 而且有可能在观测测试结果时出现延迟. 解决DSC问题的目标用来是在较差的集合中推断故障源中最有可能性的时域, 并对观测到的结果进行解释. 在该文献中, 使用拉格朗日乘子来对DSC进行解耦, 可以分解为多个独立的子问题(即各个故障).

文[101]将支持向量机、粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)与人工神经网络相结合, 来诊断卫星姿态控制系统中反作用轮的故障; 其中PSO用于优化分类器的参数, 是一种近年来常见基于进化机制探索全局最优解的方法.

文[102]针对多个序贯型故障发生的情况, 提出了一种基于可能性分析的故障诊断算法, 并结合西班牙巴塞罗那下水道系统中的雨量计传感器网络中进行了应用.

文[103]针对多个执行机构故障的检测和隔离问题, 提出了一种在多故障情况下检测滤波器的设计方法, 并以某型号飞机作为应用对象, 通过输出残差的方向区分执行机构故障和参数不确定性对系统的影响, 讨论了检测滤波器在单故障和双故障时的输出结果, 以及参数不确定时系统对于模型误差的鲁棒性.

4.5 小结(Brief summary)

总的来说, 当前复合故障诊断的方法种类林立、各有侧重、在优点突出的同时也存在较为明显的不足. 从现有大量诊断复合故障诊断的方法来看, 其基本思想是故障特征解耦与传统针对单一故障诊断方法的扩充, 鲜有针对故障产生和耦合机理展开研究的文献; 有不少方法只能在理想环境或是仅具备观测数据的情况下实现; 也有不少方法未考虑在干扰和噪声过大时的有效性; 还有不少方法事先设定过多假设而与实际严重脱节; 同时, 在确保诊断方法对于特定对象针对性的同时, 也使得其普适性难以得到保证.

笔者认为, 目前需要进一步的探索研究复合故障的形成机制、诊断方法的理论体系、以及二者之间所蕴含的科学问题.

5 总结和展望(Summary and prospect)

本文关注“故障模式识别存在多输出可能性”, 按照定性和定量的区分对当前主流的一些复合诊断方法以及相关的技术进行了综述. 并认识到, 没有一类单独的技术和一种绝对的方法可以解决所有的复合故障诊断问题. 随着复杂系统的规模日趋庞杂, 针对不同的对象灵活而合理选取多种理论技术相结合的信息融合方法来实现复合故障诊断(如将定性方法和定量方法有机结合), 将逐渐成为未来的热点方向.

同时, 尚存在许多值得关注的问题:

复合故障诊断方法中, 基于解析模型的偏少, 由于不能描述对象的精确机理, 使得诊断结果可信度受到

影响;而在基于数据驱动的方法中,若能准确描述故障特征和故障模式之间的映射关系、以及复合故障与单一故障之间的关联和差异、使其尽可能的符合系统的运行机制,将会对诊断的依据提供基础。但这一一直是复合故障诊断中非常难以确定的问题。

由于事前并不能对系统是否存在多种故障进行确切性的判断,因此针对复合故障的诊断方法应该是“向下兼容”的,即能够准确诊断单一故障。而按照目前的诊断思路来看,绝大多数的方法并未就该问题进行专门的研究。而且在复合故障中,“故障覆盖”的情况并不罕见,在故障特征近似的情况下,是单一故障还是多个故障的组合的判定尚缺乏有效的方法。

复合故障诊断是一个不确定性问题,因此诊断中多采用“穷尽可能性”的策略。但在可获知的系统运行状况欠定时,如何保证诊断结果的完备性?由于遍历式的分离和辨识过程将不可避免将带来“过诊断”的情况,过大的冗余必然会影响诊断的效率;尤其是超定时,选用哪些适合先验知识作为诊断的依据,以规避运算规模极大的情况;而如果仅针对某些特定故障进行定点式的辨识,又可能存在“欠诊断”的情况,使得诊断的准确性无法得到保证。因此,“适当的诊断范围”将非常难以量化。

受限于机理及诊断技术的差异,不同类型的复合故障诊断效果参差不齐。大量方法均针对具体对象,而鲜有对于可归纳为某一类科学问题的解决方案。目前就具体故障问题开展故障特点的研究不多,具有普遍意义的复合故障诊断方法体系相对缺乏。

闭环系统故障、动态系统间歇故障、微弱故障等是当前智能故障诊断技术研究中的难点方向,由于系统运行特性和结构机理复杂的影响,包括复合故障在内的多类故障诊断将是复杂系统中不可回避的问题。

故障预测与健康管理是当前系统运行安全性评估的重点研究方向。由于隐蔽性和危害性远甚于单一故障,对于实际需求而言,在实现诊断的前提下,复合故障的预测和隐患排除或将是更深层次的研究方向。

参考文献(References):

- [1] 张嗣瀛. 复杂系统与复杂性科学简介 [J]. 青岛大学学报, 2001, 16(4): 25 – 28.
(ZHANG Siying. A brief introduction to complex systems and complexity science [J]. *Journal of Qingdao University*, 2001, 16(4): 25 – 28.)
- [2] 桂卫华, 刘晓颖. 基于人工智能方法的复杂过程故障诊断技术 [J]. 控制工程, 2002, 9(4): 1 – 6.
(GUI Weihua, LIU Xiaoying. Fault diagnosis technologies based on artificial intelligence for complex process [J]. *Control Engineering of China*, 2002, 9(4): 1 – 6.)
- [3] ODINTSOVA N, RISH I, MA S. Multi-fault diagnosis in dynamic systems [C] // *Proceedings of the 9th IFIP/IEEE International Symposium on Integrated Network Management*. Nice: IEEE, 2005, (Poster-CD).
- [4] SCHERTZ D R, METZE G. On the design of multiple fault diagnosable networks [J]. *IEEE Transaction on Computers*, 1971, 20(11): 1361 – 1364.
- [5] ZHOU D H, YE Y Z. *Modern Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Control* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000.
- [6] FENTON W G, MCGINNITY T M, MAGUIRE L P. Fault diagnosis of electronic systems using intelligent techniques: a review [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, 2001, 31(3): 269 – 281.
- [7] SCHULIAR Y, CHAPENOIRE S, MIRAS A, et al. A new tool for coding and interpreting injuries in fatal airplane crashes: the crash injury pattern assessment tool application to the air france flight AF447 disaster (Rio de Janeiro-Paris), 1st of June 2009 [J]. *Journal of Forensic Sciences*, 2014, 59(5): 1263 – 1270.
- [8] CHEN F, JIANG B, TAO G. Fault self-repairing flight control of a small helicopter via fuzzy feed forward and quantum control techniques [J]. *Cognitive Computation*, 2012, 4(4): 543 – 548.
- [9] WASHIO T, SAKUMA M, KITAMURA M. A new approach to quantitative and credible diagnosis for multiple faults of components and sensors [J]. *Artificial Intelligence*, 1997, 91(1): 103 – 130.
- [10] POTTER W D, MILLER J A, TONN B E, et al. Improving the reliability of heuristic multiple fault diagnosis via the EC-based genetic algorithm [J]. *Applied Intelligence*, 1992, 2(1): 5 – 23.
- [11] FININ T, MORRIS G. Abductive reasoning in multiple fault diagnosis [J]. *Artificial Intelligence Review*, 1989, 3(2/3): 129 – 158.
- [12] 祁海铭, 程月华, 姜斌, 等. 功能模块故障下的卫星姿态控制系统硬件可重构性 [J]. 航天控制, 2014, 32(4): 62 – 68.
(QI Haiming, CHENG Yuehua, JIANG Bin, et al. Hardware reconfigurability of satellite attitude control system with function module faults [J]. *Aerospace Control*, 2014, 32(4): 62 – 68.)
- [13] BAE Y H, LEE S H, KIM H C, et al. A real-time intelligent multiple fault diagnostic system [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2006, 29(5): 590 – 597.
- [14] ISSURY I, HENRY D, CHARBONNEL C, et al. A boolean algebraic-based solution for multiple fault diagnosis: application to a spatial mission [J]. *Aerospace Science and Technology*, 2013, 28(1): 214 – 226.
- [15] 徐晓滨, 文成林, 蒋海娜, 等. 基于随机集理论的并发故障诊断信息融合方法 [J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(2): 335 – 361.
(XU Xiaobin, WEN Chenglin, JIANG Haina, et al. Information fusion method of simultaneous fault diagnosis based on random set theory [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2010, 31(2): 335 – 361.)
- [16] KLEER J D, WILLIAMS B C. Diagnosing multiple faults [J]. *Artificial Intelligence*, 1987, 32(1): 97 – 130. (corrected in Oct 24, 2006)
- [17] 胡昌华, 蔡艳宁, 张琪. 基于多重回归LSSVM的并发故障诊断 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2009, 37(S1): 1 – 5.
(HU Changhua, CAI Yanning, ZHANG Qi. Simultaneous fault diagnosis based on multi-regression LSSVM [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2009, 37(S1): 1 – 5.)
- [18] 李天恩, 何桢. 复杂产品多故障诊断中的核模糊聚类方法 [J]. 系统工程理论与实践, 2013, 33(1): 181 – 186.
(LI Tianen, HE Zhen. Kernel-based fuzzy clustering algorithm for multi-faults diagnosis of complex products [J]. *Systems Engineering-Theory and Practice*, 2013, 33(1): 181 – 186.)
- [19] 杨帆, 萧德云. 大型复杂系统的动态SDG模型及传感器布置问题 [J]. 控制理论与应用, 2008, 25(2): 181 – 186.
(YANG Fan, XIAO Deyun. Dynamic SDG model and sensor location problem for large-scale complex systems [J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(2): 181 – 186.)

- [20] 宋华, 张洪钺. 多故障的奇偶方程-参数估计诊断方法 [J]. 控制与决策, 2003, 18(4): 413 – 417.
(SONG Hua, ZHANG Hongyue. Approach for multiple faults diagnosis based on parity equation and parameter estimation [J]. *Control and Decision*, 2003, 18(4): 413 – 417.)
- [21] CEN J. *Research of machine unit complex fault diagnosis technology based on artificial immune system* [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2010.
- [22] 张萍, 王桂增, 周东华. 动态系统的故障诊断方法 [J]. 控制理论与应用, 2000, 17(2): 153 – 158.
(ZHANG Ping, WANG Guizeng, ZHOU Donghua. Fault diagnosis methods for dynamic systems [J]. *Control Theory & Applications*, 2000, 17(2): 153 – 158.)
- [23] 彭昭, 王文辉, 周东华. 一类混杂系统多重故障的半定性诊断方法 [J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2004, 22(4): 378 – 383.
(PENG Zhao, WANG Wenhui, ZHOU Donghua. Multiple fault diagnosis of hybrid systems based on semi-qualitative method [J]. *Journal of Jilin University (Information Science Edition)*, 2004, 22(4): 378 – 383.)
- [24] 李娟, 周东华, 司小胜, 等. 微小故障诊断方法综述 [J]. 控制理论与应用, 2012, 29(12): 1517 – 1529.
(LI Juan, ZHOU Donghua, SI Xiaosheng, et al. Review of incipient fault diagnosis methods [J]. *Control Theory & Applications*, 2012, 29(12): 1517 – 1529.)
- [25] CHEN F, JIANG B, TAO G. An intelligent self-repairing control for nonlinear MIMO systems via adaptive sliding mode control technology [J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2014, 351(1): 399 – 411.
- [26] 刘春生, 姜斌. 一类非线性系统的H2容错控制器的设计及其在空间飞行器的应用 [J]. 自动化学报, 2013, 39(2): 188 – 196.
(LIU Chunsheng, JIANG Bin. H2 fault tolerant controller design for a class of nonlinear systems with a spacecraft control application [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(2): 188 – 196.)
- [27] 易辉, 宋晓峰, 姜斌, 等. 基于结点优化的决策导向无环图支持向量机及其在故障诊断中的应用 [J]. 自动化学报, 2010, 36(3): 427 – 432.
(YI Hui, SONG Xiaofeng, JIANG Bin, et al. Support vector machine based on nodes refined decision directed acyclic graph and its application to fault diagnosis [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2010, 36(3): 427 – 432.)
- [28] 周福娜, 文成林, 汤天浩, 等. 基于指定元分析的多故障诊断方法 [J]. 自动化学报, 2009, 35(7): 972 – 983.
(ZHOU Funan, WEN Chenglin, TANG Tianhao, et al. DCA based multiple faults diagnosis method [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, 35(7): 972 – 983.)
- [29] 蒋海娜, 文成林, 徐晓滨, 等. 证据相关下的并发故障诊断方法 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2009, 37(SI): 94 – 98.
(JIANG Haina, WEN Chenglin, XU Xiaobin, et al. Simultaneous faults diagnosis under dependent evidence [J]. *Journal of Huangzhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2009, 37(SI): 94 – 98.)
- [30] 张清华, 朱月君, 赵红霞. 证据理论的免疫检测器在并发故障中的应用 [J]. 电子设计工程, 2010, 18(9): 130 – 133.
(ZHANG Qinghua, ZHU Yuejun, ZHAO Hongxia. Application of Immune detector in concurrent fault based on evidential theory [J]. *Electronic Design Engineering*, 2010, 18(9): 130 – 133.)
- [31] 岑健, 胥布工, 张清华, 等. 免疫检测器证据理论集成的机组复合故障诊断 [J]. 控制与决策, 2011, 26(8): 1248 – 1253.
(CEN Jian, XU Bugong, ZHANG Qinghua, et al. Complex fault diagnosis of machine unit based on evidence theory and immune detector integrated [J]. *Control and Decision*, 2011, 26(8): 1248 – 1253.)
- [32] 张清华, 钱宇, 胥布工, 等. 基于人工免疫系统的复合故障诊断技术研究 [J]. 噪声与振动控制, 2008, 28(3): 56 – 59.
(ZHANG Qinghua, QIAN Yu, XU Bugong, et al. Study on complex fault diagnosis technology based on artificial immune system [J]. *Noise and Vibration Control*, 2008, 28(3): 56 – 59.)
- [33] ZHANG K. *Research and applications on intelligent multi-fault diagnosis methods based on symptom analysis* [D]. Chongqing: Chongqing University, 2009.
- [34] LI P, CHAI Y, CEN M, et al. Multiple fault diagnosis of analog circuit using quantum hopfield neural network [C] // *The 25th Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*. Hefei: IEEE, 2013, 8: 4238 – 4243.
- [35] ZHANG K, CHAI Y, YANG S X. Self-organizing feature map for cluster analysis in multi-disease diagnosis [J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 37(9): 6359 – 6367.
- [36] 胡绍林, 陈如山, 黄刘生. 航天故障检测、诊断与容错处理技术研究 [J]. 系统工程与电子技术, 2006, 28(9): 1360 – 1365.
(HU Shaolin, CHEN Rushan, HUANG Liusheng. Research on FDD and fault-tolerant processing for aerospace system [J]. *System Engineering and Electronics*, 2006, 28(9): 1360 – 1365.)
- [37] 李晗, 萧德云. 基于数据驱动的故障诊断方法综述 [J]. 控制与决策, 2011, 26(1): 1 – 10.
(LI Han, XIAO Deyun. Survey on data driven fault diagnosis methods [J]. *Control and Decision*, 2011, 26(1): 1 – 10.)
- [38] 周小勇, 叶银忠. 基于Mallat塔式算法小波变换的多故障诊断方法 [J]. 控制与决策, 2004, 19(5): 592 – 594.
(ZHOU Xiaoyong, YE Yinzhong. Multi-fault diagnosis method on mallat pyramidal algorithm wavelet analysis [J]. *Control and Decision*, 2004, 19(5): 592 – 594.)
- [39] 周小勇, 叶银忠. 基于小波多分辨率系数模值的并发故障检测方法 [J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2006, 32(7): 832 – 835.
(ZHOU Xiaoyong, YE Yinzhong. Composite fault detection method based on wavelet multi-resolution analysis coefficient modules [J]. *Journal of East China University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2006, 32(7): 832 – 835.)
- [40] 郑小军, 杨叔子, 师汉民. 基于深知识的多故障两步诊断推理 [J]. 计算机学报, 1991, 14(3): 206 – 212.
(ZHENG Xiaojun, YANG Shuzi, SHI Hanmin. Deep knowledge-based two-step diagnostic reasoning for multiple faults [J]. *Chinese Journal of Computer*, 1991, 14(3): 206 – 212.)
- [41] BOUCHACHIA A. Adaptive computational intelligence for dynamical systems [M] // *Intelligence for Nonlinear Dynamics and Synchronization*. France, Atlantis: Atlantis Press, 2010: 3 – 20.
- [42] 丁艳军, 吴占松, 张衍国. 一种基于故障参数与状态联合估计的多故障诊断方法 [J]. 清华大学学报(自然科学版), 2001, 41(12): 29 – 32.
(DING Yanjun, WU Zhansong, ZHANG Yanguo. Multi-fault diagnosis method based on a joint estimation of states and fault parameters [J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology Edition)*, 2001, 41(12): 29 – 32.)
- [43] PIACENTINO A, TALAMO M. Innovative thermoeconomic diagnosis of multiple faults in air conditioning units: Methodological improvements and increased reliability of results [J]. *International Journal of Refrigeration*, 2013, 36(8): 2343 – 2365.
- [44] 刘晓芹, 黄考利, 连光耀, 等. 针对动态系统的多故障诊断模型与优化算法 [J]. 计算机测量与控制, 2010, 18(2): 249 – 252.
(LIU Xiaoqin, HUANG Kaoli, LIAN Guangyao, et al. Research on dynamic multiple fault diagnosis model and diagnosis algorithm in dynamic system [J]. *Computer Measurement and Control*, 2010, 18(2): 249 – 252.)
- [45] MHAMDI L, DHOUBI H, LIOUANE N, et al. Multiple fault diagnosis using mathematical models [C] // *The 9th Asian Control Conference (ASCC)*. Turkey, Istanbul: IEEE, 2013: 1 – 6.
- [46] 赵瑾, 顾幸生, 申忠宇. 基于观测器的故障诊断技术的鲁棒性 [J]. 控制与决策, 2005, 20(8): 939 – 942.
(ZHAO Jin, GU Xingsheng, SHEN Zhongyu. Robustness of

- observer-based fault diagnosis technology [J]. *Control and Decision*, 2005, 20(8): 939 – 942.)
- [47] 杜艳丽, 李元春. 考虑多故障同发的可重构机械臂分散主动容错控制 [J]. 中南大学学报(自然科学版), 2014, 45(3): 727 – 733.
(DU Yanli, LI Yuanchun. Decentralized active fault-tolerant control for reconfigurable manipulator with simultaneous faults [J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2014, 45(3): 727 – 733.)
- [48] 段文杰, 王大秩, 刘成瑞. 卫星控制系统离散积分滑模容错控制 [J]. 控制理论与应用, 2015, 32(2): 133 – 141.
(DUAN Wenjie, WANG Dazhi, LIU Chengrui. Discrete-time integral sliding-mode fault-tolerant controller for satellite control system [J]. *Control Theory & Applications*, 2015, 32(2): 133 – 141.)
- [49] 袁侃, 胡寿松. 一种用于多故障诊断的改进二元决策图算法 [J]. 控制与决策, 2010, 25(7): 1117 – 1120.
(YUAN Kan, HU Shousong. Enhanced BDD algorithm for multiple-fault diagnosis [J]. *Control and Decision*, 2010, 25(7): 1117 – 1120.)
- [50] TANG X, CHENG W T, GUO R, et al. Diagnosis of multiple faults based on fault-tuple equivalence tree [C] // *IEEE International Symposium on Defect and Fault Tolerance in VLSI and Nanotechnology Systems (DFT)*. Vancouver: IEEE, 2011: 217 – 225.
- [51] UBAR R, RAIK J, KOSTIN S, et al. Multiple fault diagnosis with BDD based boolean differential equations [C] // *The 13th Biennial Baltic Electronics Conference (BEC)*. Estonia, Tallinn: IEEE, 2012: 77 – 80.
- [52] ZHANG Z, WU C, ZHANG B, et al. SDG multiple fault diagnosis by real-time inverse inference [J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2005, 87(2): 173 – 189.
- [53] FLISS I, TAGINA M. Multiple fault diagnosis of discrete event systems using Petri Nets [C] // *2011 International Conference on Communications, Computing and Control Applications (CCCA)*. Hong Kong: IEEE, 2011: 1 – 6.
- [54] YIN J, MEI L. Fault diagnosis of excavator hydraulic system based on expert system [M] // *Advances in Automation and Robotics, Vol.1*. Berlin: Springer, 2012: 87 – 92.
- [55] NIZAR C, BELKACEM O B, ANNE LISE G, et al. Signed bond graph for multiple faults diagnosis [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2014, 36(11): 134 – 147.
- [56] 刘强, 柴天佑, 秦泗钊, 等. 基于数据和知识的工业过程监视及故障诊断综述 [J]. 控制与决策, 2010, 25(6): 801 – 808.
(LIU Qiang, CHAI Tianyou, QIN S Joe, et al. Progress of data-driven and knowledge-driven process monitoring and fault diagnosis for industry process [J]. *Control and Decision*, 2010, 25(6): 801 – 808.)
- [57] DU Z, JIN X. Detection and diagnosis for multiple faults in VAV systems [J]. *Energy and Buildings*, 2007, 39(8): 923 – 934.
- [58] KONG Z, CEGLAREK D, HUANG W. Multiple fault diagnosis method in multistation assembly processes using orthogonal diagonalization analysis [J]. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 2008, 130(1): 011 – 014.
- [59] CAMELIO J, HU S J, ZHONG W. Diagnosis of multiple fixture faults in machining processes using designated component analysis [J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2004, 23(4): 309 – 315.
- [60] DU Z, JIN X. Multiple faults diagnosis for sensors in air handling unit using Fisher discriminant analysis [J]. *Energy Conversion and Management*, 2008, 49(12): 3654 – 3665.
- [61] LI K, GAO X, YANG W, et al. Multiple fault diagnosis of down-hole conditions of sucker-rod pumping wells based on Freeman chain code and DCA [J]. *Petroleum Science*, 2013, 10(3): 347 – 360.
- [62] RUAN S, ZHOU Y, YU F, et al. Dynamic multiple-fault diagnosis with imperfect tests [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 2009, 39(6): 1224 – 1236.
- [63] DOS SANTOS D A, YONEYAMA T. A Bayesian solution to the multiple composite hypothesis testing for fault diagnosis in dynamic systems [J]. *Automatica*, 2011, 47(1): 158 – 163.
- [64] GARZA L E, CANTÚF, ACEVEDO S. A methodology for multiple-fault diagnosis based on the Independent choice logic [M] // *Advances in Artificial Intelligence*. Berlin: Springer, 2000: 417 – 426.
- [65] DOORSAMY W, CRONJE W A, MEYER A S. Multiple fault diagnosis on a synchronous 2 pole generator using shaft and flux probe signals [C] // *2013 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)*. Cape Town: IEEE, 2013: 362 – 367.
- [66] LIGZA A, KOSCIELNY J M. A new approach to multiple fault diagnosis: a combination of diagnostic matrices, graphs, algebraic and rule-based models. The case of two-layer models [J]. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 2008, 18(4): 465 – 476.
- [67] LEE G, YOON E S. Multiple-fault diagnosis using dynamic PLS built on qualitative relations [J]. *Computer Aided Chemical Engineering*, 2003, 14(3): 443 – 448.
- [68] MISHRA N, KUMAR C A, TIWARI M K, et al. Rollout strategy-based probabilistic causal model approach for the multiple fault diagnosis [J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2010, 26(4): 325 – 332.
- [69] 崔玲丽, 吴春光, 郭娜. 基于EMD与ICA的滚动轴承复合故障诊断 [J]. 北京工业大学学报, 2014, 40(10): 1459 – 1464.
(CUI Lingli, WU Chunguang, WU Na. Composite fault diagnosis of rolling bearings based on EMD and ICA algorithm [J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2014, 40(10): 1459 – 1464.)
- [70] PAN M C, TSAO W C. Using appropriate IMFs for envelope analysis in multiple fault diagnosis of ball bearings [J]. *International Journal of Mechanical Sciences*, 2013, 69(4): 114 – 124.
- [71] JIANG H, LI C, LI H. An improved EEMD with multiwavelet packet for rotating machinery multi-fault diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 36(2): 225 – 239.
- [72] 张超, 陈建军, 郭迅. 基于第2代小波和EMMD的转子系统复合故障诊断 [J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(1): 98 – 104.
(ZHANG Chao, CHEN Jianjun, GUO Xun. Complex fault diagnosis for rotor systems using the second generation wavelet and extremum field mean mode decomposition [J]. *Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis*, 2011, 31(1): 98 – 104.)
- [73] HUANG C, ZHAO J, TAO G, et al. Data-based inverter multiple fault diagnosis for vector control induction motor drives [C] // *The 25th Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*. Hefei: IEEE, 2013: 3544 – 3549.
- [74] 张铭钧, 吴娟, 王玉甲. 水下机器人多传感器并发故障检测方法 [J]. 机器人, 2010, 32(2): 298 – 305.
(ZHANG Mingjun, WU Juan, WANG Yujia. A method of multi-sensor simultaneous faults detection for autonomous underwater vehicle [J]. *Robot*, 2010, 32(2): 298 – 305.)
- [75] WANG D, MIAO Q, FAN X, et al. Rolling element bearing fault detection using an improved combination of Hilbert and wavelet transforms [J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2009, 23(12): 3292 – 3301.
- [76] SESHADRINATH J, SINGH B, PANIGRAHI B K. Investigation of vibration signatures for multiple fault diagnosis in variable frequency drives using complex wavelets [J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2014, 29(2): 936 – 945.
- [77] GAO C, DUAN G. Fault diagnosis and fault tolerant control for nonlinear satellite attitude control systems [J]. *Aerospace Science and Technology*, 2014, 33(1): 9 – 15.
- [78] 王滨, 刘海鸥, 彭建鑫, 等. 自动变速操纵系统稳态工况下非平稳随机信号的故障诊断技术研究 [J]. 兵工学报, 2013, 34(11): 1366 – 1372.

- (WANG Bin, LIU Haiou, PENG Jianxin, et al. Research on fault diagnosis of non-stationary random signals under ASCS's steady state condition [J]. *Acta Armamentarii*, 2013, 34(11): 1366 – 1372.)
- [79] ZAKHAROV A, TIKKALA V M, JAMS-JOUNELA S L. Fault detection and diagnosis approach based on nonlinear parity equations and its application to leakages and blockages in the drying section of a board machine [J]. *Journal of Process Control*, 2013, 23(9): 1380 – 1393.
- [80] JING J, MENG G. A novel method for multi-fault diagnosis of rotor system [J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2009, 44(4): 697 – 709.
- [81] ZHOU B, CHEN C, GOU Y, et al. Application of the stress waves to extract multi-fault features of the low-speed machinery based on blind source separation [M] // *Advanced Intelligent Computing Theories and Applications with Aspects of Contemporary Intelligent Computing Techniques*. Heidelberg, Berlin; Springer, 2007: 579 – 587.
- [82] HE Q, SU S, DU R. Separating mixed multi-component signal with an application in mechanical watch movement [J]. *Digital Signal Processing*, 2008, 18(6): 1013 – 1028.
- [83] WANG H, LI R, TANG G, et al. A Compound fault diagnosis for rolling bearings method based on blind source separation and ensemble empirical mode decomposition [J]. *PLoS ONE*, 2014, 9(10): 109 – 166.
- [84] XIAO J, WANG H, YANG X, et al. Multiple faults diagnosis in motion system based on SVM [J]. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 2012, 3(1): 77 – 82.
- [85] LONG B, TIAN S, WANG H. Feature vector selection method using Mahalanobis distance for diagnostics of analog circuits based on LS-SVM [J]. *Journal of Electronic Testing*, 2012, 28(5): 745 – 755.
- [86] SOUAHLIA S, BACHA K, CHAARI A. MLP Neural network-based decision for power transformers fault diagnosis using an improved combination of rogers and doernenburg ratios DGA [J]. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 2012, 43(1): 1346 – 1353.
- [87] GONZÁLEZ J P N. Multiple fault diagnosis in electrical power systems with dynamic load changes using soft computing [M]. *Advances in Computational Intelligence*. Berlin: Springer, 2013: 317 – 328.
- [88] PROBABILÍSTICAS D U R N. Multiple fault diagnosis in electrical power systems with dynamic load changes using probabilistic neural networks [J]. *Computación y Sistemas*, 2010, 14(1): 17 – 30.
- [89] TAYARANI-BATHAIE S S, VANINI Z N S, KHORASANI K. Dynamic neural network-based fault diagnosis of gas turbine engines [J]. *Neurocomputing*, 2014, 125(11): 153 – 165.
- [90] SADOUGH VANINI Z N, KHORASANI K, MESKIN N. Fault detection and isolation of a dual spool gas turbine engine using dynamic neural networks and multiple model approach [J]. *Information Sciences*, 2014, 259(2): 234 – 251.
- [91] DIAO Y, M PASSINO K. Fault diagnosis for a turbine engine [J]. *Control Engineering Practice*, 2004, 12(9): 1151 – 1165.
- [92] HAN X, JIANG X. Fault Diagnosis of pulverizing system based on fuzzy decision-making fusion method [M] // *Fuzzy Information and Engineering, Volume 2*. Berlin: Springer, 2009: 1045 – 1056.
- [93] EL-KOUJOK M, BENAMMAR M, MESKIN N, et al. Multiple sensor fault diagnosis by evolving data-driven approach [J]. *Information Sciences*, 2014, 259(2): 346 – 358.
- [94] ANITA J P, VANATHI P T. Multiple fault diagnosis and test power reduction using genetic algorithms [M] // *Eco-friendly Computing and Communication Systems*. Berlin: Springer, 2012: 84 – 92.
- [95] ARPAIA P, MANNA C, MONTENERO G. Ant-search strategy based on likelihood trail intensity modification for multiple-fault diagnosis in sensor networks [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2013, 13(1): 148 – 158.
- [96] 周凉, 孙超, 廖瑞金, 等. 基于云理论的变压器多重故障诊断及短期预测方法 [J]. *高电压技术*, 2014, 40(5): 1453 – 1460. (ZHOU Quan, SUN Chao, LIAO Ruijin, et al. Multiple fault diagnosis and short-term forecast of transformer based on cloud theory [J]. *High Voltage Engineering*, 2014, 40(5): 1453 – 1460.)
- [97] PECINA S J A, CAMPOS D D U, ESPINOZA T D R. Multiple fault diagnosis in variable speed drives through current measurements [C] // *The 8th International Conference on Electrical Engineering Computing Science and Automatic Control (CCE)*. Merida City: IEEE, 2011: 1 – 6.
- [98] KUNDU S, CHATTOPADHYAY S, SENGUPTA I, et al. Multiple fault diagnosis based on multiple fault simulation using particle swarm optimization [C] // *The 24th International Conference on VLSI Design (VLSI Design)*. Chennai: IEEE, 2011: 364 – 369.
- [99] DU J, WANG S, ZHANG H. Layered clustering multi-fault diagnosis for hydraulic piston pump [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 36(2): 487 – 504.
- [100] KODALI A, SINGH S, PATTIPATI K. Dynamic set-covering for real-time multiple fault diagnosis with delayed test outcomes [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2013, 43(3): 547 – 562.
- [101] HU D, DONG Y, SAROSH A. An improved PSO-SVM approach for multi-faults diagnosis of satellite reaction wheel [M] // *Artificial Intelligence and Computational Intelligence*. Berlin: Springer, 2010: 114 – 123.
- [102] FIGUERAS J, PUIG V, QUEVEDO J. Multiple fault diagnosis system design using reliability analysis: application to barcelona rain-gauge network [C] // *Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes*. Beijing: IEEE, 2006, 6(1): 1324 – 1329.
- [103] 孙振陆, 王炎生, 王醒华, 等. 多故障鲁棒检测滤波器设计 [J]. *控制理论与应用*, 2001, 18(1): 31 – 35. (SUN Zhenlu, WANG Yansheng, WANG Xinghua, et al. Robust multiple fault detection filter design [J]. *Control Theory & Applications*, 2001, 18(1): 31 – 35.)

作者简介:

张可 (1979-), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为智能控制和故障诊断、先进智能信息系统等, E-mail: smeta@163.com;

周东华 (1963-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 中国自动化学会技术过程故障诊断与安全性专业委员会主任, *J. Process Control*等3个国际刊物编委, 研究方向是动态系统的故障诊断与容错控制、故障预测与最优维护技术等, E-mail: zdh@mail.tsinghua.edu.cn;

柴毅 (1962-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为信息融合、系统检测、故障诊断等, E-mail: chaiyi@cqu.edu.cn.