



数据驱动的非预期故障 诊断理论及应用

何章鸣 王炯琦 周海银 邢 琰 王大轶 著



科学出版社

国防科技大学

列教材

数据驱动的非预期故障诊断 理论及应用

何章鸣 王炯琦 周海银 邢 琰 王大轶 著

科学出版社

北 京

内 容 简 介

本书介绍了数据驱动的故障诊断理论,内容涉及故障诊断方法的数学基础、理论分析和应用集成,涵盖了经典的数据驱动故障诊断方法和部分较新的非预期故障诊断方法.数学基础包括:矩阵分析、数理统计、故障诊断基本方法.理论分析包括:非预期故障诊断的通用过程模型、基于平滑预处理的非预期故障诊断方法、基于时序建模的故障检测方法、静态模型故障检测方法评估、动态模型非预期故障诊断与可视化.应用集成包括:非预期故障诊断工具箱设计.

数据驱动和非预期故障诊断是本书的特色,另外本书有大量翔实的应用案例可供参考.本书可作为应用数学、系统科学和自动控制专业高年级本科生与研究生的教学参考书,同时对从事数据处理、状态监控的科技人员也具有一定的参考价值.

图书在版编目(CIP)数据

数据驱动的非预期故障诊断理论及应用/何章鸣等著. —北京:科学出版社, 2017. 5

ISBN 978-7-03-051902-3

I. ①数… II. ①何… III. ①故障诊断—理论—研究生—教材 IV. ①TB4

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2017) 第 038293 号

责任编辑: 李 欣 赵彦超 / 责任校对: 张凤琴

责任印制: 张 伟 / 封面设计: 耕者工作室

科学出版社 出版

北京东黄城根北街 16 号

邮政编码: 100717

<http://www.sciencep.com>

北京教图印创有限公司印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2017 年 5 月第 一 版 开本: 720 × 1000 B5

2017 年 5 月第一次印刷 印张: 14 3/4

字数: 284 000

定价: 78.00 元

(如有印装质量问题, 我社负责调换)

前 言

当系统发生故障时,为了避免人力、物力和财力的巨大损失,故障诊断系统必须及时地完成故障诊断的各项任务,包括故障检测和故障隔离,前者主要判断故障是否发生,后者主要判断故障发生的位置和类型。

对于高可靠系统来说,已有对策的预期故障往往很少发生,而发生的故障很多都是暂时没有对策的非预期故障。例如卫星姿态控制系统,由于承担的任务艰巨且造价昂贵,在航天器上天之前,技术人员就通过机理分析、数学仿真、物理试验等手段建立了比较完备的故障模式库并提出了相应的故障处理方法。但是,航天器在轨运行时仍然会发生未知的故障,如姿态控制系统在调姿时的未知故障。由于已知故障模式库中没有这种故障的历史数据、特征描述、维修方法和预防措施,只能通过逐个排查、专家会诊、猜测分析和仿真模拟等手段才最终完成故障诊断任务。

非预期故障检测与隔离是健康管理不可或缺的部分,若能够快速检测和精确隔离非预期故障,必将大大降低故障处理和系统维护的成本。非预期故障诊断是传统故障诊断任务的升级,能够完善故障模式库和数据库,提供非预期故障的容错方法和维修方案,从而提高系统可靠性,延长系统的寿命。

诊断方法的性能评价是方法选择的重要依据,评价中常用到两个常用指标,即误报率和漏报率,当引入一种新的故障诊断方法时有必要从理论证明和仿真验证两个角度对方法进行评估,而前者的结果更加稳定和迫切。但是,与基于模型的故障诊断方法和基于知识的故障诊断方法相比,数据驱动故障诊断方法有典型的“拿来主义”特点,很多时候只是从“试错”“直观定性”和“仿真验证”的角度直接将各种数据处理方法应用于故障诊断,很少从理论角度论证不同诊断方法的效果差异。比如,数据降维方法和故障诊断中都有主元分析、偏最小二乘和典型相关分析。一个自然的问题是:为什么必须要用这些方法?在什么条件下哪种方法占优?什么时候这些方法会相互转化?怎样才能降低故障诊断算法的算法浮点数?动态方法和静态方法到底有什么关联?本书将回答这些问题。

近年来,作者在国家“973”计划项目、国家自然科学基金、总装备部预先研究项目、国家重点实验室开发基金项目、国防科技大学科研计划项目的资助下,较为深入地开展了非预期故障诊断理论与方法的研究,取得的相关理论研究和应用成果构成了本书的主体内容。

本书以非预期故障诊断为背景,以系统科学理论与应用数学技术为指导,针对复杂系统可能存在的非预期故障,用“基于模型故障诊断的数据驱动设计思想”统

揽全局, 将非预期故障问题转化为趋势提取、参数估计、数据降维、统计判别和性能优化等问题。针对不同的数据特点和模型结构, 采取不同的诊断方法, 并评价了不同方法的性能指标, 部分研究成果已经直接应用于复杂系统的故障诊断中。

本书的读者对象主要是数据处理、状态监控、故障诊断、系统工程、应用数学等专业和有关工程领域的高年级本科生、研究生, 本书也可供其他领域从事信息处理与优化的技术或管理人员参考, 以及卫星控制系统及相关试验系统的研制单位、鉴定部门、应用单位的工程技术人员参考。

本书分为概述、数学基础、理论分析和应用集成四个部分, 遵循“从基础到核心, 从框架到方法, 从平稳到非平稳, 从多批次到单批次, 从全数据到半数据, 从静态到动态, 从理论到应用”的顺序。全书由何章鸣统稿和定稿。

本书引用了许多学者的工作(见参考文献), 在此, 特别对有关作者和出版单位表示衷心感谢。为使本书内容完整, 书中引用了作者在有关刊物上发表的一些文章, 作者特别对这些刊物及其出版单位表示诚挚的谢意。

在本书的撰写出版过程中, 作者得到了北京控制工程研究所王大铁研究员等专家的关心和帮助, 课题组的研究生李书兴、周萱影、尹晨、侯博文、孙博文、张琨、魏居辉、李鑫、任韬等为本书提供了许多有价值的素材, 认真阅读了书稿, 并参加了本书的校对和修改工作。作者一并向他们表示衷心的感谢。

由于作者理论水平有限, 以及研究工作的局限性, 疏漏和不当之处难免, 恳请读者批评指正, 希望通过交流和学习共同促进故障诊断理论和应用的发展, 交流邮箱为 hzmnudt@sina.com。

何章鸣

2016 年 12 月于长沙

目 录

前言	
第 1 章 非预期故障诊断概述	1
1.1 背景与意义	1
1.1.1 背景	1
1.1.2 意义	2
1.2 国内外研究现状	3
1.2.1 非预期故障诊断的方法	3
1.2.2 非预期故障诊断的应用	6
1.3 全书概况	8
1.3.1 问题引出	8
1.3.2 章节安排	8
第 2 章 矩阵分析	11
2.1 矩阵和运算	11
2.1.1 矩阵	11
2.1.2 矩阵的运算	12
2.1.3 矩阵的数值特征	12
2.1.4 矩阵表示方程	13
2.2 正交矩阵	14
2.2.1 反射	15
2.2.2 旋转	16
2.3 矩阵分解	17
2.3.1 QR 分解	17
2.3.2 奇异值分解	18
2.3.3 广义特征值分解	22
2.4 线性方程组的解	25
2.4.1 广义逆	25
2.4.2 线性方程的解	26
2.4.3 条件数和方程解的稳定性	27
2.5 分块矩阵的逆	29
2.5.1 分块初等矩阵	29

2.5.2	分块矩阵的逆	29
2.5.3	分块矩阵的广义逆	31
2.5.4	分块矩阵的行列式	31
2.6	算法浮点数	32
2.6.1	矩阵乘法	32
2.6.2	QR 分解	32
2.6.3	奇异值分解	33
2.6.4	广义逆	33
2.7	投影矩阵	34
2.7.1	正交投影	34
2.7.2	斜投影	35
2.7.3	投影递归公式	37
2.8	矩阵的迹	43
2.8.1	迹的微分公式	43
2.8.2	迹的不等式	44
第 3 章	数理统计	46
3.1	数值特征	46
3.1.1	随机向量	46
3.1.2	样本矩阵	49
3.1.3	递归公式	51
3.2	正态分布的导出分布	51
3.2.1	正态分布	51
3.2.2	随机矩阵	53
3.2.3	四种常用的导出分布	55
3.2.4	假设检验	59
3.3	参数估计性能评估	61
3.3.1	G-M 定理	61
3.3.2	原模型和潜模型	63
3.3.3	有偏估计的性能评估	64
3.3.4	融合估计的性能评估	67
3.4	状态估计性能评估	69
3.4.1	单信息最优估计	69
3.4.2	多信息最优估计	72
3.4.3	Kalman 滤波公式	74

第 4 章 故障诊断基本方法	77
4.1 变化及其类型	78
4.1.1 确定型变化和随机型变化	78
4.1.2 微小变化和巨大变化	78
4.1.3 单变量变化和多变量变化	79
4.1.4 输入变化和输出变化	79
4.1.5 加性变化和乘性变化	79
4.2 故障和故障诊断	79
4.2.1 故障和故障类型	79
4.2.2 故障诊断	80
4.2.3 故障诊断性能评估	81
4.3 单变量故障检测的基本方法	82
4.3.1 休哈特检测法	82
4.3.2 累积和检测法	85
4.3.3 指数加权平均检测法	87
4.3.4 未知参数下的检测方法	89
4.3.5 随机故障检测方法	92
4.4 多变量故障检测的基本方法	94
4.4.1 数值特征已知	94
4.4.2 数值特征未知	95
4.4.3 多变量空间分解检测方法	96
4.5 故障隔离的基本方法	98
4.5.1 基于距离的隔离方法	99
4.5.2 基于夹角的隔离方法	101
4.6 基于贡献的故障隔离方法	102
第 5 章 非预期故障诊断的通用过程模型	105
5.1 非预期故障诊断的数学描述	105
5.2 四层结构通用过程模型	106
5.3 基于单类多元统计分析的非预期故障诊断流程	109
5.4 仿真验证及结果分析	114
5.4.1 诊断对象及数据说明	114
5.4.2 诊断结果及分析	116
5.5 结论	119

第 6 章 基于平滑预处理的非预期故障诊断方法	120
6.1 引言	120
6.2 非平稳数据的平滑预处理	120
6.2.1 趋势和残差	120
6.2.2 边界处理技术	122
6.2.3 平滑预处理对故障诊断的影响	122
6.3 基于平滑预处理的非预期故障诊断流程	124
6.3.1 预期故障检测	125
6.3.2 预期故障隔离	125
6.3.3 非预期故障检测	126
6.3.4 非预期故障隔离	128
6.4 仿真验证及结果分析	129
6.4.1 诊断对象及数据说明	129
6.4.2 平滑预处理	130
6.4.3 诊断结果及分析	132
6.5 结论	136
第 7 章 基于时序建模的故障检测方法	138
7.1 引言	138
7.2 基于时序建模的改进检测统计量	139
7.2.1 标准检测统计量	139
7.2.2 改进检测统计量	140
7.2.3 结构比较	142
7.2.4 改进检测统计量的性能分析	143
7.3 改进检测统计量的增量/减量算法	144
7.3.1 暴力算法	145
7.3.2 减量算法	145
7.3.3 算法的复杂度对比分析	149
7.4 仿真验证及结果分析	149
7.4.1 案例 1: 单输入单输出 (SISO)	149
7.4.2 案例 2: 卫星姿态控制系统 (SACS)	152
7.5 结论	153
第 8 章 静态模型故障检测方法评估	155
8.1 引言	155
8.2 静态模型检测基本方法	156
8.2.1 模型已知	156

8.2.2	模型未知	157
8.3	潜变量回归与检测的权框架	159
8.3.1	潜变量提取	160
8.3.2	潜变量回归	160
8.3.3	潜变量检测	162
8.3.4	故障诊断性能评估	163
8.3.5	小结	163
8.4	潜变量的提取和权矩阵的计算	165
8.4.1	主元分析和主元回归	165
8.4.2	典型相关分析和典型相关回归	165
8.4.3	偏最小二乘和偏最小二乘回归	167
8.4.4	降秩回归	168
8.4.5	小结	169
8.5	潜变量回归与检测的性能分析与评估	170
8.5.1	参数定理	170
8.5.2	校正定理	172
8.5.3	检测定理	174
8.6	仿真验证及结果分析	175
8.6.1	案例 1: 多输入单输出 (MISO)	176
8.6.2	案例 2: 多输入多输出 (MIMO)	180
8.6.3	案例 3: 田纳西-伊斯曼过程 (TEP)	181
8.6.4	案例 4: 近红外反射 (NIR)	184
8.7	结论	186
第 9 章	动态模型非预期故障诊断与可视化	187
9.1	引言	187
9.2	动态模型检测基本方法	187
9.2.1	模型已知	190
9.2.2	模型未知	190
9.3	动态系统的非预期故障诊断	193
9.3.1	预期故障隔离	193
9.3.2	非预期故障检测	195
9.3.3	非预期故障隔离	196
9.4	故障的最优可视化算法	196
9.5	仿真验证及结果分析	199
9.5.1	诊断对象和数据说明	199

9.5.2 非预期故障诊断流程	199
9.5.3 故障的最优可视化	202
9.6 结论	203
第 10 章 非预期故障诊断工具箱设计	204
10.1 引言	204
10.2 工具箱的特点与理念	204
10.2.1 非预期故障诊断功能和可视化	204
10.2.2 基于模型故障诊断的数据驱动设计方法	205
10.2.3 残差生成的稳定核表示	205
10.2.4 丰富的标称数据和验证模型	208
10.3 工具箱的设计与实现	208
10.3.1 方法选择和参数设置	209
10.3.2 数据导入和预处理	209
10.3.3 故障诊断和可视化	210
10.3.4 工具箱常用的 MATLAB 命令	210
10.4 工具箱的演示	212
10.5 结论	214
参考文献	215
索引	224

第1章 非预期故障诊断概述

1.1 背景与意义

1.1.1 背景

国际自动控制联合会 (IFAC, International Federation of Automatic Control) 约定^[10]: 当系统的某个特征参数发生了不可接受的偏移时, 称系统发生了故障; 故障检测就是判断系统是否发生故障; 故障隔离就是判断故障的类型和硬件位置; 故障辨识就是进一步判断故障的幅值和时变特性等; 过程恢复则是故障处理和系统维修的过程。

美国机械故障预防小组 (Machinery Fault Prevention Group) 于 1967 年成立, 这标志着现代故障诊断技术的诞生。半个世纪以来, 故障诊断技术得到了长足发展, 其内涵和技术理念不断升级^[7,9,13-16]: 由依据监测与诊断为途径的被动感知转变为以状态与寿命预测为手段的主动防御; 由以确定健康状态为目标的状态监测转变为以根据监测、诊断和预测结果确定应对措施为目标的健康管理; 由对故障多发关键部件的聚焦转变为对分系统, 甚至全系统全寿命周期的全面综合考虑; 由对传统的已知类型的预期故障诊断转变为对当前的未知类型的非预期故障诊断。

非预期故障诊断的相关概念 故障可以分为两类: 一类是预期故障 (AF, Anticipated Fault), 就是在故障模式库中存在的故障; 另一类是非预期故障 (UF Unanticipated Fault), 这类故障客观存在, 但是故障模式库中没有记录。前者往往存在对应的监控记录、特征描述和处理方法等先验信息, 而后者则缺乏对应的先验信息, 一般只有少量的测试数据 (Test Data), 没有对应的训练数据 (Training Data)。

自二十世纪八十年代以来, 出现了很多与非预期故障相关的概念: 1991 年, Jagota^[17] 提到了新异类 (Novelty) 检测等概念, 提出新异类检测的目标是识别训练阶段未感应到的新的数据。2003 年, Hofbaur^[18] 提出了检测未知模式 (Unknown Modes) 的混合模型。2006 年, 段琢华^[19] 提出的粒子滤波模型能够检测未知故障 (Unknown Fault)。同年, 栾家辉^[20] 提出了解决无对策故障 (Un-presupposed Fault) 的需求。2007 年, Patcha^[14] 总结了异类 (Anomaly) 检测系统和用于计算机网络攻击混合检测系统的相关技术。2008 年, Zhang Bin^[21] 提到了非预期故障, 并认为新异类检测方法可以解决非预期故障检测问题。2010 年, 徐克俊^[22] 在航天发射故障诊断技术领域介绍了潜在电路分析法, 并用以解决航天器的非预期功能故障 (Unexpected

Functional Fault). 同年, Bartkowiak^[23]总结了异类、新异类和单类分类器 (OCC, One-Class Classifier) 的联系, 指明野点 (Outlier) 处理、异常检测和新异类检测的实质就是单类分类问题, 即基于正常数据检测异常问题. 2011 年, 北京控制研究所提出了针对军用卫星的非预期故障检测与诊断的方法研究问题. 另外, 数据库软件领域也存在解决非预期事务故障 (Unexpected Transactional Fault)^[24]的需求.

综上所述, 不同领域都有非预期故障检测和隔离的需求. 尽管各领域的术语有差异, 但是非预期故障、非预期功能故障、非预期事务故障、新异类、未知模式、未知故障、无对策故障等术语的内涵是一致的. 正因如此, 本书用“非预期故障”统一上述概念和术语.

非预期故障的原因 困扰工程人员的一个问题是: 对于高可靠系统来说, 如卫星姿态控制系统 (SACS, Satellite Attitude Control System), 已有对策的预期故障往往很少发生, 而发生的故障很多都是暂时没有对策的非预期故障. 例如, 卫星作为航天器中的一个重要类型, 是一个大系统, 具有结构复杂、传感器多、数据非平稳、非线性等特征^[25, 26]. 由于任务艰巨且自身非常昂贵, 所以在上天之前, 技术人员就通过机理分析、物理仿真等手段建立了比较完备的故障模式库和对应的故障处理方法. 但是, 在轨卫星仍然会发生难以预料故障, 如“宇流”故障——在某型号卫星姿态调整过程中, 喷气执行机构通过喷气发动机产生高压气体向星体外喷射, 气体对卫星太阳能帆板产生了冲击, 导致该卫星姿态大角度翻转. 在此之前, 卫星控制系统技术人员对“宇流”引起的帆板故障没有相应的经验, 也从来没有预见过这种故障.

非预期故障的原因主要包括: 第一, 系统仍处于设计和实验阶段, 全物理故障仿真难以穷举, 缺乏对应的观测数据和先验知识. 第二, 设备昂贵, 无法开展故障植入试验, 因此通过试验手段构建故障仿真数据也存在困难. 另外, 昂贵设备在发生故障的时候一般会停机保护, 因而采集不到足够的故障数据. 第三, 系统发生故障时, 来不及采集数据就可能已经发生重大事故. 第四, 系统所处的环境发生了前所未有的变化, 导致难以判断系统所处的状态. 第五, 高可靠系统的关键部件不易发生故障, 即使安装了在线监测系统, 实际采集到的数据主要是正常模式数据, 故障模式数据仍然只是少量, 使得故障模式库不仅不完备, 而且不同模式的数据容量也不对称.

在先验知识缺乏, 故障样本稀缺, 故障模式不完备的情况下, 如何及时地检测, 甚至隔离和处理非预期故障, 是控制系统故障诊断的一大难点, 对故障诊断技术也是一个重大挑战.

1.1.2 意义

与预期故障不同, 非预期故障具有多重不确定性, 如故障模式不确定、故障时

间不确定、故障硬件不确定和故障处理方法不确定。这些不确定性导致的结果是：要么无法检测非预期故障；要么可以检测但难以隔离；要么可以隔离，但是故障导致灾难的速度远远快于故障处理进度。非预期故障诊断方法的研究，试图避免非预期故障引起的重大事故，并避免造成人力、物力和财力的巨大损失，这决定了非预期故障诊断方法的研究具有重大的理论研究意义与迫切的工程应用意义。

在理论研究方面，研究非预期故障诊断的过程策略和具体方法，可以突破传统故障诊断方法的局限，在一定程度上解决非线性、非平稳和动态系统的故障诊断问题。探索各种非预期故障诊断方法，本书重点研究数据驱动的诊断方法。充分利用系统的传感器、控制器等各部件的数据，同时结合系统结构与功能的深层原理，研究数据驱动方法在非预期故障诊断中的适用性，完善故障诊断理论，提高故障隔离的正确率，为系统进行状态监控和健康管理提供一定理论依据，进而实现系统的自主诊断。

在工程应用方面，健康管理需要依据监控、检测、诊断或预测信息，结合可用资源和使用需求，对维护活动做出适当决策^[15, 27]。非预期故障检测与隔离是健康管理不可或缺的部分，若能够快速检测和精确隔离非预期故障，必将大大降低故障处理和系统维护的成本。非预期故障诊断是传统故障诊断任务的升级，能够完善故障模式库和数据库，提供非预期故障的容错方法和维修方案，从而提高系统可靠性，延长系统的寿命。依此，非预期故障诊断对提高系统健康管理的层次和性能具有重要意义。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 非预期故障诊断的方法

非预期故障诊断的任务是预期故障诊断任务的扩展，有两种思路解决非预期故障诊断问题。其一，改进传统的预期故障诊断方法，使其具有非预期故障检测甚至是隔离的功能；其二，探索全新的能够有效诊断非预期故障的方法。显然前者更具有继承性，也更容易实施，也是本书的主要思路。

从二十世纪七十年代起，涌现出大量的故障诊断方法。大部分的方法都假定故障模式库是完备的，即发生的故障都是预期故障。这些方法大体分为三类：基于模型 (Model-based) 的故障诊断方法、基于知识 (Knowledge-based) 的故障诊断方法和数据驱动 (Data-driven) 的故障诊断方法。

注解 1.1 故障诊断方法有不同的称谓：

(1) 基于模型的方法的关键信息是模型的结构 (Structure) 和模型的参数 (Parameter)，因此也称为全模型方法；数据驱动方法的关键信息是训练数据，因此

也称为全数据方法. 应用中可能要利用基于模型和数据驱动的混合方法, 我们称这类混合方法为半模型半数据方法. 一方面, 通过状态监控, 能够获得一部分训练数据, 但是数据的品质可能不高, 比如数据容量有限或者数据可能被噪声污染. 另一方面, 通过机理分析, 能够获得系统的模型结构, 该结构描述了输入/输出变量所满足的数学模型, 但是模型的参数可能是未知的.

(2) 由于混合方法同时考虑了被监控对象的模型和数据两方面的信息, 因此该方法的诊断性能应该更高, 而且应用也更广泛, 应用中经常遇到“半数据半模型”的故障诊断问题. 见本书第 8 章和第 9 章.

基于模型 基于模型的故障诊断方法所需要的先验信息全部来源于已知的模型结构和模型参数. 它假设输入/输出 (I/O, Input/Output) 数据符合某种模型结构, 比如状态空间模型结构, 而且模型的参数是已知的. 具体的方法有故障检测滤波器 (FDF, Fault Detection Filter)^[28-30]、诊断观测器 (DO, Diagnostic Observer)^[31, 32]、对偶空间法 (PS, Parity Space)^[33, 34] 等. 基于模型故障诊断的相关理论, 尤其是线性系统理论, 已经非常成熟, 也得到了大量应用. 然而, 这些方法有一定的局限性: 很难应用于复杂系统, 因为此时精确的动态模型要么获取代价太高, 要么根本无法获得. 另外, 系统模型的不确定性和干扰的不确定性导致基于模型故障诊断方法的鲁棒性设计也变得相对复杂, 如未知输入观测器 (UIO, Unknown Input Observer)^[10, 35].

传统的基于模型的方法可以直接用于检测非预期故障, 但是无法隔离非预期故障, 因为基于模型的诊断方法大多认为所有的故障都是预期的, 即, 要么是与输入信号相关的执行器故障, 要么是与输出信号相关的传感器故障. 正因为如此, 文献 [36] 断言“在基于模型的框架下, 非预期故障可以检测但是不可以隔离”.

基于知识 基于知识的故障诊断方法所需要的先验信息全部来源于知识规则库. 它假设能够获得比较完善的知识规则库和对应的数据库. 具体的方法有专家系统 (ES, Expert Systems)^[37, 38]、人工神经网络 (ANN, Artificial Neural Networks)^[39-41]和有向图 (SDG, Signed Directed Graph)^[42-44]等. 这些方法不需要诊断对象的精确动态模型, 其核心思想就是将工程师、操作者以及维修人员所掌握的知识转换成监控诊断的规则, 并且研制出故障诊断的在线集成化专家系统. 其难点在于知识库的构建, 比如, 在专家系统中, 如何将专家知识转化成计算机可以执行的形如“if→then”的符号规则.

传统的基于知识的方法经过扩展也可以实现非预期故障的检测. 若新的故障数据与预期知识库所有规则都不匹配, 则认为发生了非预期故障. 但是基于知识的方法无法直接隔离非预期故障, 因此需要相关的工程师干预和专家的会诊. 近些年出现一些新的基于知识推理的方法,

例如, 2007 年, 德国莱比锡计算机研究院的 Petra 提出了基于案例推理 (CBR,

Casebased Reasoning) 的新异类检测和处理系统的框架^[45]。又如, 2009 年, 田玉玲提出了一种结合层次分解模型和人工免疫的新方法^[46]。层次分解的方法能够显著减少计算量, 提高故障诊断推理效率, 同时, 人工免疫新方法也为复杂系统的非预期故障检测与隔离开辟了新的技术途径^[47-49]。

数据驱动 数据驱动的故障诊断方法所需要的先验信息全部来源于离线训练数据。它假设数据的输入/输出模型的结构和参数是未知的, 但是能够获得用于训练的正常数据。具体的方法包括多元统计分析 (MSA, Multivariate Statistical Analysis)、主元分析 (PCA, Principal Component Analysis)^[7, 50]、典型相关分析 (CCA, Canonical Correlation Analysis)^[51]、偏最小二乘 (PLS, Partial Least Square Regression)^[52] 等。这些方法直接以监控数据为基础, 利用数据处理、多元统计和模式识别的技术进行故障诊断。

随着大数据时代的到来, 数据驱动方法在这几年重新受到重视。传感器技术的发展使得监控数据的获取变得容易且冗余, 数据库技术的发展使得数据的存取变得快捷稳定, 数据处理技术的发展使得数据驱动故障诊断方法变得丰富。与基于模型和基于知识的故障诊断方法不同, 数据驱动方法不仅可以实现非预期故障的检测, 而且可以自动对故障进行数据分析, 从而获得对故障隔离有用的信息。利用计算机和可视化技术, 还可以实现视觉观察非预期故障信息。例如, 基于主元特征提取, 利用单类支持向量机 (OCSVM, One-Class Support Vector Machine)^[53] 机器学习方法建立分类器, 实现预期故障隔离和非预期故障检测。基于扩展指定元分析 (EDCA, Extended Designated Component Analysis)^[54, 55] 将基于数据的统计建模和系统运行经验相结合, 将观测数据在指定元空间 (预期故障模式空间) 进行投影, 据此进行故障隔离, 从而有望解决微小故障和非预期故障隔离问题。该方法是一种知识导引的数据驱动方法, 可以避免主元分析贡献率的“故障掩饰”(FS, Fault Smearing)^[56] 效应, 从而能够用于多变量故障等非预期故障诊断。

综上所述, 基于模型和基于知识的故障诊断方法只能部分解决非预期故障检测问题, 但几乎无法解决非预期故障隔离问题。然而, 随着传感器、数据库、计算机和数据处理技术的发展, 数据驱动方法逐渐成为当前的热点, 并且这些技术为非预期故障的检测和隔离提供了最重要的信息源。与基于模型和基于知识的方法相比, 数据驱动方法更适合解决非预期故障诊断问题。学者们对非预期故障的数据驱动诊断方法兴趣渐浓, 但成熟的研究成果并不多见。

数据驱动诊断方法的可用信息 对于数据驱动诊断方法来说, 下列四个方面的数据信息是非预期故障检测与隔离的重要信息支撑。

第一, 数据的位置分布信息。如果正常模式数据和各种故障模式数据都是平稳的, 那么基于数据的位置分布信息就可以有效地隔离故障, 该类方法简单实用。这类方法把与当前故障数据距离最小的故障模式判断为当前故障数据的模式^[7, 57, 58]。

然而, 该类方法可能遇到三个瓶颈: 其一, 正常数据可能是非平稳的, 故障可能被宽幅正常信号所覆盖, 导致故障检测率很低; 其二, 即使是相同模式的两个故障数据, 由于故障幅值不同, 它们的空间位置分布也是相互远离的, 所以在多幅值故障情况下, 该方法可能会把相同故障模式判断为不同故障模式; 其三, 该方法需要所有故障模式的训练数据, 然而故障状态下系统可能停机, 导致故障模式训练数据非常缺乏。

第二, 数据的方向分布信息. 相对数据的位置信息来说, 数据的方向信息是更可靠的故障隔离信息^[10, 59, 60]. 由于故障的方向对故障的幅值不敏感, 所以该类方法可以防止将不同幅值的预期故障判断为非预期故障. 基于方向故障隔离方法认为: 相同故障模式的数据在方向分布上相互靠近, 不同故障模式的数据在方向分布上相互远离, 并且把与当前故障方向夹角最小的故障模式判断为当前故障模式。

第三, 数据对检测统计量的贡献信息. 基于贡献图的故障隔离方法也常常出现在工业应用领域中^[7, 61-64]. 故障贡献图把对检测统计量贡献最大的变量判断为故障变量^[64]. 与基于位置信息故障隔离方法不同, 贡献图不需要故障模式的训练数据. 但是大多数贡献图方法都可能遭遇“故障掩饰”效应, 也称为“复合效应”^[54], 即故障变量的贡献率可能比非故障变量的贡献率更小^[63-65].

第四, 高维数据的低维可视化信息. 数据可视化是一个集计算机科学、心理学和统计学为一体的交叉学科问题^[58]. 最优可视化可以给用户带来最大化的视觉信息, 高维信息的低维表示实现了从“可想象”到“可看见”的跨越. 故障诊断技术人员可以依据可视化算法寻找最优的视角获得视觉感官, 结合领域知识, 实现非预期故障的诊断。

后面正是利用上述的数据信息, 展开了非预期故障的数据驱动诊断方法研究. 研究过程中, 针对不同的数据条件和系统条件, 提出了不同的数据驱动诊断方法, 以期实现非预期故障的检测与隔离。

1.2.2 非预期故障诊断的应用

众多领域都存在非预期故障, 因而非预期故障诊断的应用需求非常迫切。

2001 年, Tom Brotherton^[66] 在 IEEE 宇航会议提出用神经网络的方法对现代军用飞机的非预期故障进行检测, 然而该方法实质是单类神经网络分类器. 经过正常数据的训练, 该分类器能够检测到任意故障, 但是该方法不能判断某种被检测到的故障到底是预期故障还是非预期故障。

2004 年, Iverson^[67] 在对哥伦比亚航天飞机飞行数据的故障检测中使用了归纳监测系统 (IMS, Inductive Monitoring System). IMS 是一种用于故障检测的无监督学习系统, 它使用聚类算法对正常数据聚类, 当新数据不能与已有聚类匹配时, 则指示出现了异类. 哥伦比亚航天飞机 STS-07 失事后, Iverson 使用该航天飞机的前