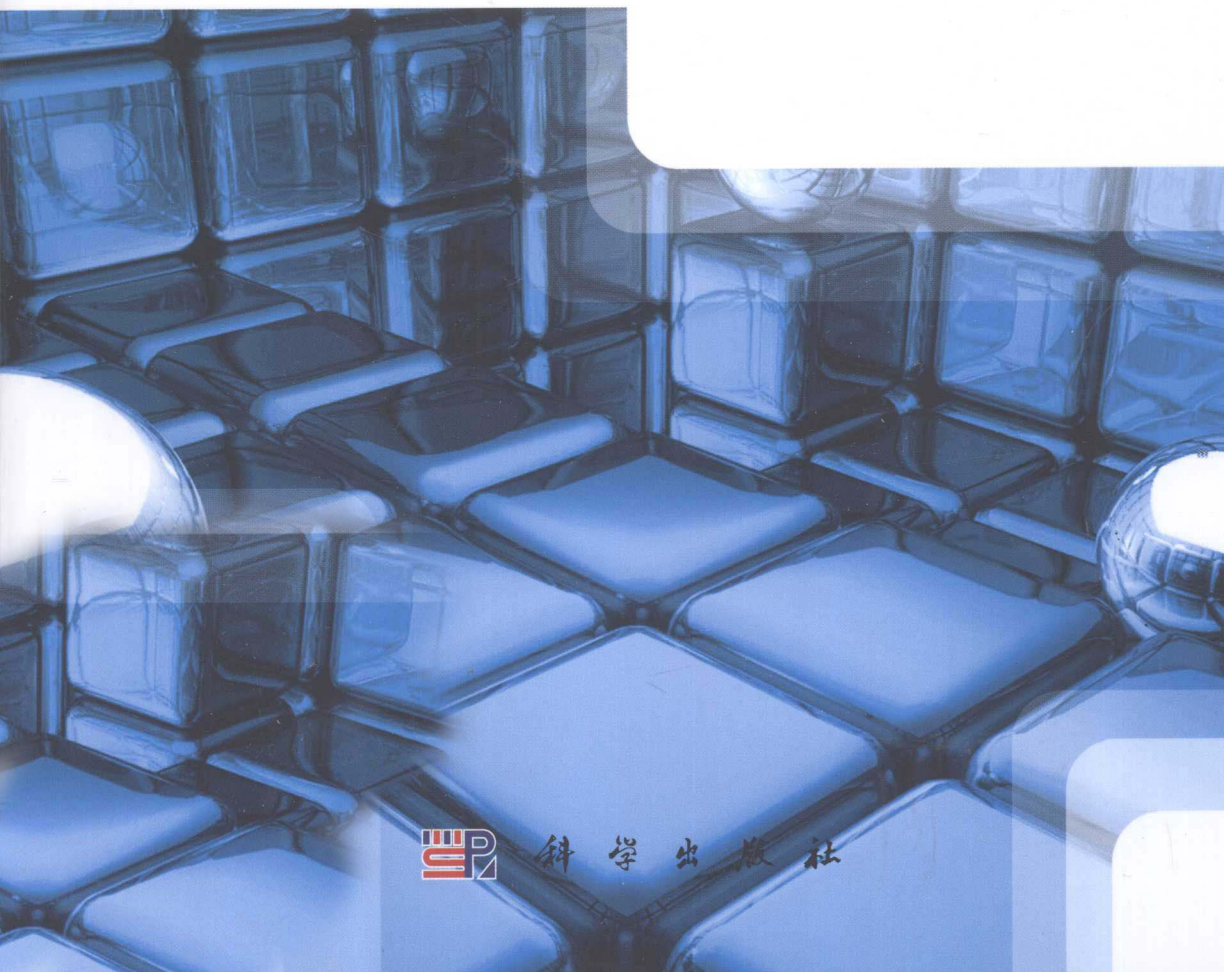


过程工业故障诊断

吴 斌 于春梅 李 强 著



科学出版社

过程工业故障诊断

吴 斌 于春梅 李 强 著

科学出版社

北 京

前 言

过程工业是国民经济发展的重要支柱产业之一,为了保障设备的安全运行,提高生产效率,改善产品质量,特别是尽可能避免灾难性事故的发生,对其进行故障诊断十分必要。对故障诊断而言,常用的方法有基于解析模型的方法、基于定性知识的方法和基于历史数据的方法(包括基于信号处理方法和多元统计类方法)三种。其中,基于解析模型的方法是由控制理论发展而来,理论体系已经非常完善,但其需要已知对象的解析模型,这在实际工业过程中很难办到。利用定性知识进行故障诊断时,定性知识的组合数会随着系统规模的扩大发生级数爆炸,从而影响其在复杂系统中的实用性。基于历史数据的方法中,基于信号处理的方法在旋转机械设备的故障诊断中取得了较好的应用效果,但并不适用于过程工业。多元统计类方法是通过对过程测量数据的分析和解释,判断过程所处的运行状态。由于不需要数学模型,且适合处理变量多、耦合强的情况,因而特别适用于过程工业的故障诊断;而近几年发展起来的核方法又为其处理非线性问题提供了可行的解决方案。

本书主要介绍多元统计类方法及其核化算法在过程工业故障诊断中的应用,揭示几种多元统计方法和核化多元统计方法直接的关系,并针对基于核的分类器设计、核参数的优化问题、核化后产生的小样本问题、算法稳定性问题等进行研究讨论。为完整性起见,本书还将简要介绍基于解析模型的方法和基于信号处理的方法。

本书共分9章。第1章为绪论,概述过程工业故障诊断的研究意义及研究进展。第2章介绍主元分析法、Fisher 判据分析法、部分最小二乘法、典型相关分析法、独立元分析法等多元统计方法。第3章给出算法可以核化的条件以及各种多元统计方法的核化算法,并且推导这些核化方法之间的关系;为适应核算法,推导出基于核的 Bayes 决策函数以用于核化算法的故障诊断并直接用于多故障诊断问题。第4章研究将特征选取方法应用于过程工业故障诊断以降低计算复杂度、提高诊断效果的方法,提出一种基于显著性检验和优化准则结合的双向可增删特征选取方法。第5章研究正则化多元统计方法的核化以解决小样本问题,做出正则化前后的故障诊断效果比较,并与 SVM 方法进行比较。第6章研究几种算法的模式稳定性,证明 Bayes 函数和核 Bayes 函数作为分类函数算法稳定性的上界,并提出衡量算法稳定性的实用指标,得出算法稳定性与正则化参数、主元数量以及样

本长度的一些关系。第 7 章和第 8 章分别介绍基于解析模型的方法和基于信号处理的方法。第 9 章总结本书的主要研究内容并指出需要进一步深入研究工作。

由于作者水平有限,书中难免存在疏漏和不妥之处,热忱希望各位专家和广大读者批评指正。

目 录

前言

第 1 章 绪论	1
1.1 概述	1
1.1.1 研究意义	1
1.1.2 故障诊断的任务	3
1.1.3 故障诊断的实现过程	3
1.1.4 故障诊断方法分类	4
1.2 基于解析模型的方法	5
1.3 基于定性知识的方法	7
1.4 基于历史数据的方法	9
1.4.1 基于信号处理的方法	9
1.4.2 多元统计方法	10
1.4.3 多元统计方法与模式识别方法的关系	11
1.5 过程工业故障诊断研究进展	12
1.5.1 多元统计方法应用于非线性问题	13
1.5.2 核多元统计方法在过程工业应用中的几个关键问题	13
1.6 本书内容安排	16
参考文献	17
第 2 章 过程工业故障检测与诊断的多元统计方法	23
2.1 引言	23
2.2 多元统计方法	23
2.2.1 PCA	23
2.2.2 FDA	25
2.2.3 PLS	28
2.2.4 CCA	30
2.2.5 ICA	32
2.3 多元统计方法之间关系的统一框架	34
2.3.1 几种多元统计方法的关系	34
2.3.2 瑞利商下的统一	37
2.3.3 优化问题的转化	37

2.4 故障的检测和辨识	38
2.4.1 基于 T^2 统计量和 Q 统计量的故障检测	38
2.4.2 基于 F^2 统计量的故障检测	39
2.4.3 基于 Bayes 分类器的故障辨识	40
2.4.4 线性分类器与 Bayes 分类器的关系	42
2.5 仿真算例	42
2.5.1 仿真数据介绍	42
2.5.2 故障检测和诊断步骤	45
2.5.3 仿真结果与分析	47
2.6 小结	53
参考文献	53
第3章 过程工业故障诊断的核化多元统计方法	56
3.1 引言	56
3.2 核空间的定义与性质	56
3.3 核空间上的一些运算	58
3.4 算法可以核化的条件	59
3.4.1 特征向量的对偶表示形式	59
3.4.2 算法核化的条件	59
3.5 多元统计方法的核化算法	60
3.5.1 KPCA	60
3.5.2 KFDA	61
3.5.3 KPLS	62
3.5.4 KCCA	65
3.5.5 KICA	66
3.5.6 对 KCCA 和 KICA 的变形和一些关系	68
3.5.7 核化算法的正则化	70
3.5.8 几种核化算法的联系	70
3.6 核参数的确定	75
3.7 多故障诊断问题	76
3.7.1 引言	76
3.7.2 基于核的 Bayes 决策函数	77
3.7.3 KPCA 和 KFDA 的故障诊断流程	78
3.8 仿真结果及分析	79
3.9 小结	82
参考文献	82

第 4 章 过程工业故障诊断的特征选取方法	86
4.1 引言	86
4.2 基于能量差异的小波包特征选取	86
4.2.1 算法思路	88
4.2.2 算法实现	89
4.3 基于组合测度的特征选取	90
4.3.1 基于 B 距离的特征选取	90
4.3.2 组合测度特征选取步骤	90
4.4 基于显著性检验和优化准则结合的双向可增删特征搜索	92
4.4.1 t -检验	92
4.4.2 具体实现步骤	92
4.5 仿真结果	94
4.5.1 特征选取结果	95
4.5.2 在线故障诊断结果比较	103
4.6 小结	135
参考文献	135
第 5 章 过程工业故障诊断的小样本问题	137
5.1 引言	137
5.2 几种正则化 KFDA 算法及其比较	137
5.2.1 算法一——广义特征值方法	137
5.2.2 算法二——解方程组方法	138
5.2.3 算法三——凸优化解法	140
5.3 其他核算法的正则化	142
5.3.1 RKCCA	142
5.3.2 RKPLS	143
5.4 SVM 方法	144
5.4.1 硬间隔分类器	144
5.4.2 1 范数软间隔分类器	145
5.4.3 2 范数软间隔分类器	146
5.5 算法仿真	146
5.6 小结	151
参考文献	152
第 6 章 算法的模式稳定性	153
6.1 引言	153
6.2 模式稳定性概述	153

6.3	分类器的模式稳定性	156
6.3.1	线性分类函数的模式稳定性	156
6.3.2	Bayes 分类函数的模式稳定性	158
6.3.3	正则化 FDA 模式稳定性的变化	160
6.4	核 Bayes 分类函数的模式稳定性	160
6.4.1	线性函数类的模式稳定性	160
6.4.2	基于核的 Bayes 函数类的模式稳定性	162
6.4.3	算法模式稳定性分析	163
6.5	模式稳定性指标	164
6.5.1	误分差和百分比	165
6.5.2	误分均值偏离度	165
6.6	算法模式稳定性仿真分析	165
6.6.1	KPCA 与 KFDA 算法的模式稳定性	165
6.6.2	正则化 KFDA 算法的模式稳定性	170
6.7	核化算法参数的优化	172
6.8	小结	173
	参考文献	173
第 7 章	基于解析模型的故障诊断	175
7.1	引言	175
7.2	故障描述	176
7.2.1	传感器故障模型	176
7.2.2	执行器故障模型	177
7.2.3	系统状态故障模型	178
7.2.4	未知输入系统故障模型	178
7.2.5	双水箱系统描述	178
7.3	状态估计法	181
7.3.1	观测器方法	181
7.3.2	滤波器方法	186
7.3.3	基于未知输入观测器的方法	190
7.4	参数估计法	193
7.5	等价空间法	199
7.6	鲁棒残差产生问题	201
7.7	小结	202
	参考文献	202

第 8 章 基于信号处理的故障诊断	203
8.1 引言	203
8.2 时域分析方法	203
8.3 傅里叶分析方法	204
8.4 小波分析方法	206
8.4.1 短时傅里叶变换	206
8.4.2 小波变换	206
8.5 Hilbert-Huang 变换方法	208
8.5.1 经验模态分解	209
8.5.2 经验模态分解的特性	210
8.5.3 Hilbert 谱	212
8.5.4 端点效应问题	213
8.5.5 Hilbert-Huang 分析示例	213
8.6 BSS 分析方法	215
8.6.1 ICA	217
8.6.2 基于二阶统计量的 BSS 算法	218
8.6.3 特征矩阵联合近似对角化算法	222
8.6.4 基于时频分析的 BSS 算法	223
8.6.5 卷积混合 BSS 方法	225
8.6.6 BSS 分析示例	226
8.7 小结	228
参考文献	229
第 9 章 总结与展望	231
9.1 全书总结	231
9.2 展望	235
参考文献	235

第 1 章 绪 论

1.1 概 述

1.1.1 研究意义

过程工业也称流程工业,是指加工制造流程性物质产品的现代制造业,其特点是以处理连续或间歇物料流、能量流为主,产品多以大批量的形式生产。生产和加工方法主要有化学反应、分离、混合等,涉及石化、炼油、化工、冶金、制药、食品、造纸等行业,是制造业的重要组成部分。

据估计,2008 年全球过程工业的年产值超过 10 万亿美元,其中,仅化工产业就超过 2.6 万亿美元。根据《2008 年中国统计年鉴》,2007 年按行业分,国有及国有控股企业工业总产值 119 685.65 亿元,工业增加值 39 970.46 亿元。其中,过程工业总产值共计 83 057.96 亿元,占总产值的 69.40%,工业增加值 28 252.14 亿元,占总量的 70.68%。

过程工业在我国国民经济中的地位亦十分重要。从我国 2007 年工业统计数据来看,工业总产值、工业增加值等主要经济指标,石油和化学工业均居全国第 1 位,其实现利润占全国工业利润的 23%。在我国 22 家骨干企业中,过程工业企业约占 1/3;在 71 家重点企业中,过程工业企业约占 1/2^[1]。在 2009 年全球 500 强的企业中,中国石油化工集团公司居第 9 位、中国石油天然气集团公司居第 13 位。由此可见,过程工业是国家的重要支柱产业、国家财税收入的主要来源,其发展状况直接影响国家的经济基础。

一个基本的事实是,对过程工业而言,其生产环境往往十分复杂,尤其是化工、石油、冶金等行业,通常处于高温高压或低温真空的环境,甚至有爆炸、毒气泄漏的危险。一旦发生事故不仅会造成重大的经济损失,还会造成人员伤亡。例如,1984 年 12 月位于印度博帕尔市的美国碳化物公司农药厂发生的毒气泄漏事件,仅 2 天就造成 2500 余人丧生,另有 60 万人受到毒气不同程度的伤害,到 1994 年死亡人数已达 6495 人,还有 4 万人濒临死亡,成为世界工业史上最大的恶性事故^[2]。

在我国,相关的恶性事故也时有发生,如“南京炼油厂万吨汽油罐火灾爆炸事故”、“河北省迁安化肥厂 $\phi 1400\text{mm}$ 尿素合成塔爆炸事故”、“陕西兴化集团硝铵装置特别重大爆炸事故”等都给了我们惨痛的教训;尤其是 2005 年 11 月 14 日发生的“吉林双苯厂苯胺装置硝化单元着火爆炸事故”以及 2008 年 8 月发生的“广西宜

州化工厂爆炸事故”,不仅造成了严重的经济损失和人员伤亡,同时对周边环境也造成了难以弥补的伤害。根据美国国家统计局提供的资料,1980年美国工业设备的维修费用达2460亿美元,其中约750亿美元是由于过剩维修而造成的浪费,约占当年美国税收的十分之一^[3]。

故障自动诊断技术就是为适应工程需要而形成和发展起来的。它根据传感器所获得的系统信息,结合系统的先验知识,对已经发生或者可能发生的故障进行分析预报,并确定故障的类别、部位、程度和原因。以自动故障诊断来代替操作员的判断可增加设备运行的安全性,保证产品质量并降低成本,尤其是可以最大限度地避免严重的过程颠覆事故。另外,广泛推行故障诊断技术有利于从根本上改变我国现行的“定期维修”体制,并逐步走向科学的“视情维修”体制。据调查,日本应用故障诊断技术后,事故发生率减少了70%,维修费用降低了25%~50%;英国对2000个大型企业的调查表明,采用状态监测和故障诊断技术后,每年大约可以节省维修费用3亿英镑,而故障诊断系统的成本仅为0.5亿英镑;美国Pekrul发电厂的经济效益分析表明,实施状态监测和故障诊断技术的投入产出比高达1:36^[3,4]。可见,故障诊断技术在现代工业过程中发挥着越来越重要的作用^[5]。

20世纪80年代后期,随着计算机技术和网络技术的迅速发展,过程工业控制中出现了多学科的相互渗透与交叉,信号处理技术、计算机技术、通信技术及计算机网络与自动控制技术的结合使过程控制开始突破自动化孤岛模式,出现了集控制、优化、调度、管理、经营于一体的综合自动化新模式。20世纪90年代,随着计算机技术的日新月异,计算机集成生产系统(computer integrated manufacturing system, CIMS)的研究已成为自动化领域的一个前沿课题。我国著名学者褚健、孙优贤、柴天佑等对此表示了极大关注^[1,6]。国外大型过程企业、特别是石油化工企业均十分重视信息集成技术的应用,纷纷以极大的热情和精力,构架工厂级、公司级甚至超公司级的信息集成系统。综合自动化的总体结构可以分成三层结构:以过程控制系统(process control system, PCS)为代表的基础自动化层、以生产过程制造执行系统(manufacturing execution system, MES)为代表的生产过程运行优化层及以企业资源管理(enterprise resource planning, ERP)为代表的企业生产经营优化层。

一般而言,过程工业企业对综合自动化技术的需求主要关注四个问题,即安全、低成本、高效率以及提高竞争力。在所有这些问题中,安全始终是根本前提。然而过程工业的多样性和复杂性增大了对其进行故障诊断的难度,使得过程监测及故障诊断成为控制领域最具挑战性的研究方向之一。近十多年来,故障检测和诊断已经成为众多学者和研究人员研究的热点问题,并且正在蓬勃发展。能否有效地监测过程运行的状态、快速检测过程中发生的故障,并做出准确的诊断是大家努力的目标。

1.1.2 故障诊断的任务

故障诊断的任务(图 1.1)包括故障建模、故障检测、故障分离与辨识(故障诊断)、故障的评价与决策四个方面内容^[7]。故障建模就是根据先验信息和输入输出关系,建立系统故障的数学模型。故障检测就是判断系统是否发生了故障,并确定故障发生的时间。故障诊断就是在检测故障后,进一步判断故障类型、大小、故障发生的位置和时间,包括故障分离和辨识两部分。故障的评价与决策就是判断故障的严重程度,以及故障对系统的影响和发展趋势。评价一个故障诊断系统的性能指标主要有故障检测的快速性、故障的误报率和漏报率、故障诊断的准确性、检测和诊断的鲁棒性等。

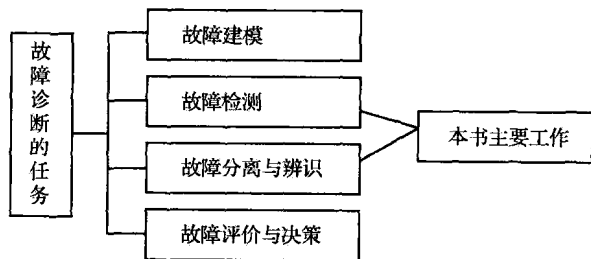


图 1.1 故障诊断的任务

虽然上述几个方面内容可以在一个过程故障诊断任务中实施,但这并非总是必需,也没有必要把这四个部分工作全部自动化。比如并不是对所有系统都需要建立故障的模型,故障评价与决策可以由工作人员根据情况人工作出等。本书主要针对故障检测和故障诊断进行。

1.1.3 故障诊断的实现过程

故障检测和诊断系统的实现过程主要由数据采集、数据预处理、故障检测和故障诊断四个部分组成^[8]。

数据采集的主要手段是利用传感器或其他测量装置测量系统中各相关变量,对于动态系统,测量数据通常以等间隔离散形式给出。采集过程中采样间隔的选择,是系统设计中的一个关键因素。采样周期越短,获得的过程信息越多,但采样周期过短,将增加不必要的计算负担。因此应依据实际情况综合考虑,合理选择。

数据处理过程有三个任务:去除变量、标准化、剔除野点。

去除变量即去除训练集中与过程信息不相关的变量或预先知道的不适当的变量。

标准化的目的是避免个别变量在过程诊断方法中占主导地位。标准化包括两

个步骤:均值中心化和归一化。均值中心化即对每个变量减去样本均值,归一化将均值中心化处理后的数据除以其方差,即将每个变量标定到单位方差,以使每个变量被赋予相等的权重。新的过程数据的标准化同样使用来自训练集的均值和方差。

野点即不正确的测量值。这些值可能会严重影响诊断结果。明显的野点可通过绘图直接目测来去除,也有一些更精确的方法可以剔除野点,如基于统计阈值的方法等。

故障检测首先从测量数据中提取能反映系统异常变化或故障特征的信息,判断系统是否发生了故障,并确定故障发生的时间。依据处理方式的不同,通常将故障检测分为在线检测和离线检测两大类。在线检测是对过程运行状态进行实时的检测。

故障诊断是在故障检测的基础上,进一步确定故障类型和导致故障的原因。

在没有特殊说明的情况下,本书的工作是在已经进行了数据处理的基础上进行的。

故障诊断系统的实现过程如图 1.2 所示。

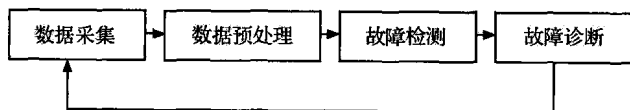


图 1.2 故障诊断系统的实现过程

1.1.4 故障诊断方法分类

目前,已有很多故障诊断方法,不同的学者从不同的角度将故障诊断方法进行了不同的分类。Frank 将故障诊断分为基于解析模型的方法、基于信号处理的方法和基于知识的方法^[9]。随着多元统计方法在故障检测和诊断中的广泛应用,这种分类方法已显得不够全面。Venkatasubramanian 等总结了大量文献,将故障诊断方法分为基于定量模型的方法、基于定性模型的方法和基于历史数据的方法^[10]。这种分类将以往一贯归于基于知识的神经网络、专家系统等方法划为基于历史数据的方法,虽有其合理性,但不太符合科研人员的常规理解。蒋丽英^[11]在 Frank^[9]的基础上,考虑到近年来诊断技术的发展,将故障诊断方法分成四类,即基于解析模型的方法、基于知识的方法、基于信号处理的方法和基于数据驱动的方法。本书对故障诊断的分类方法不作深入研究,而是借鉴上述各种文献,并考虑到基于信号处理的方法和基于历史数据方法的相似性,将故障诊断方法分为基于解析模型的方法、基于定性知识的方法和基于历史数据的方法^[12](图 1.3)。

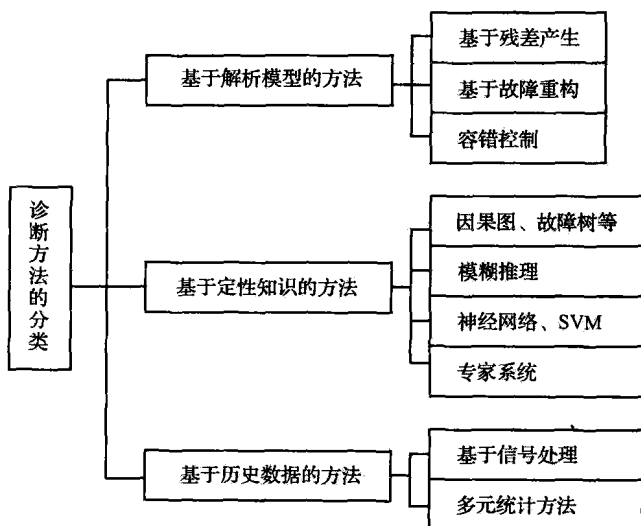


图 1.3 故障诊断方法的分类

随着非线性理论、先进算法、信号处理、人工智能及模式识别等技术的进步,过程工业的故障诊断技术已有了很大的发展,并且由于不同学科之间的相互交叉和联系,实际上不同故障诊断方法之间存在着广泛的交叉和联系。

1.2 基于解析模型的方法

基于解析模型的故障诊断方法主要包括两部分:一是残差的产生;二是残差评价或者决策,这部分一般采用统计决策方法^[13,14]。根据产生残差的方法不同,又将其分为基于观测器或滤波器的方法、等价空间法和参数估计法三种^[9]。

基于观测器方法的基本思想是首先重构被控过程的状态,并与实际系统的可测状态比较产生残差,然后采用适当的检验方法从残差中检测故障。在确定性系统或者没有干扰的条件下,龙伯格(Luenberger)观测器可以较好地估计出受控系统的实际状态。当系统存在随机干扰时,著名的卡尔曼滤波器(Kalman filter, KF)设计方法可以得到状态的较好估计,若系统为非线性,则可以采用扩展卡尔曼滤波器(extended Kalman filter, EKF)来实现状态估计。但 KF 和 EKF 均需要已知干扰的统计特性。由于扰动的特性在实际中不易得到,上述观测器和滤波器的应用受到一定的限制。进一步研究当系统存在不确定性或未知输入或干扰时,采取适当措施以避免误判,这就是鲁棒故障检测问题或未知输入观测器问题^[14,15]。

等价空间法的主要思想是通过系统的真实测量检查分析冗余关系的等价性。一旦超出预先设定的误差界限,就说明系统中已经发生了故障。这种方法特别适

于维数较低的冗余测量信号较多的过程,以提高可靠性。等价空间法一般只适用于线性系统,也有学者将其推广到非线性不强的系统。Patton 和 Chen 已经证明等价空间法和基于观测器的方法在一定条件下是等价的^[16]。

基于参数估计的故障诊断方法的基本思想是:过程的故障通常可以反映为过程中某些物理参数的变化,通过模型参数与过程参数之间的关系,对过程数学模型中参数进行估计来检测所发生的故障。这种方法对于微小和缓变的故障通常十分有效。参数估计方法根据参数的变化构成残差检测故障;也可以说参数估计方法直接根据参数的变化检测故障,不需构造残差序列。参数估计法对参数变化型故障有效,但是,大多数情况下,模型参数和物理参数之间的关系很难求解,甚至不可能求解,这可能是参数估计法不如基于观测器的方法应用广泛的原因。

近几年的一个较新的思路是直接重构故障信号,而不像以往通过残差的方法来检测故障。这些方法不仅可检测故障,同时可实现故障辨识。例如,Patton 及其研究小组应用等价输出映射概念重构故障信号,而非通过残差信号来检测故障的发生^[17]。Kabore 等用非线性观测器技术设计诊断滤波器,系统通过一个非线性变换解耦,观测器用来产生残差信号。对观测器引入一个额外输入,当残差由额外输入控制为 0 时,就得到时变故障的直接估计。利用估计出的故障向量,可得到容错控制器保证闭环系统的稳定性^[18]。Jiang 等将非线性系统通过状态变换成为两个子系统,其中一个不受故障影响,对此可以设计出稳定的观测器进行状态估计;而另一个子系统受故障影响,且其状态可测。对第一个系统设计观测器,则可从第二个子系统得到故障的估计。基于对不确定性的不同假设可以得到滑模(鲁棒)观测器并给出了决策逻辑^[19]。

Polycarpou 及其研究小组将故障表示为状态、输入、输出的非线性函数,取得了一系列研究成果^[20~22]。

容错控制(fault tolerant control, FTC)是系统对故障的容忍技术,是随着解析冗余的故障诊断技术的发展而发展起来的。如果执行器、传感器或元部件发生故障时,控制系统仍然是稳定的,并具有可接受的特性,就称此控制系统为容错控制系统。容错控制的思想起源于^[22]Niederlinski 提出的完整性控制^[23]。后来随着容错控制技术的发展,一般将其分为被动容错控制和主动容错控制两大类。主动容错控制即对发生的故障进行主动处理,在故障发生后通过重新调整控制器参数,或者改变控制器的结构,实现对故障的容错功能。多数主动容错控制需要故障检测与诊断(fault detection and diagnosis, FDD)子系统,少部分虽不需 FDD 子系统,但需要已知各种故障的先验知识。很大程度上,主动容错控制系统的性能取决于 FDD 子系统的性能。被动容错控制是指在设计控制器时,考虑已知故障的影响。被动容错控制大致可以分成可靠镇定、完整性镇定与联立镇定三种类型。使用多个补偿器进行可靠镇定的概念是 Siljak^[24]于 1980 年最先提出的,随后一些学

者又对其进行了深入研究。联立镇定问题于1982年开始被研究。被动容错控制的优点是不需增加额外设备和故障诊断环节,没有故障反映时间;缺点是其只对已知故障有效,且设计的控制器比较保守。近几年来,鲁棒容错控制和非线性系统的容错控制已经成为研究热点^[25~29]。

1.3 基于定性知识的方法

基于定性知识的方法主要有有向图法、故障树法以及专家系统、模糊系统、神经网络等。由于不需要系统的精确数学模型,且随着人工智能技术的发展和计算机计算能力的飞速提高,这些方法的应用受到了广泛的关注。

有向图(signed digraph, SDG)提供了图形化表示定性模型的有效方法,SDG既能有效地表达复杂系统的故障知识,又具有灵活的推理方式和有效的推理算法,因而得到了较为广泛的应用。典型的SDG有三种类型的节点:一为只有输出弧的节点,它们代表可独立变化的故障变量;二为既有输入又有输出的节点,通常称为过程变量;三为只有输入弧的节点,通常称为输出变量,它们不影响其他变量。SDG既可以从数学模型而来,也可以根据操作数据或者经验获得。1979年,Iri等^[30]首先将SDG用于故障诊断并从中得到了因果图。1980年,Umeda等^[31]给出由过程的微分方程得到SDG的方法,但应用较为复杂。1985年,Shiozaki等^[32]提出了条件弧问题并延伸了有向弧的概念^[33],从传统的三级模式延伸到五级模式,即节点的状态由原来的三种增加到五种,这使得即使不知道具体的定量信息也可以应用SDG,而在三级模式下定量信息至关重要。1987年,Kramer等^[34]提出基于规则的SDG并应用于故障诊断。之后,不断有针对SDG的改进算法出现,Chang等^[35]提出了从几个方面简化SDG模型的原则以提高故障诊断的分辨率。到20世纪90年代后期,基于SDG的大型诊断系统开始出现。由美国Honeywell公司联合包括七大石油公司、两家著名软件公司和两所著名大学,在美国国家标准和技术院资助下,开展了“非正常事件指导和信息系统”的开发计划;该系统的分析结果能够在Amoco公司催化裂化(FCCU)流程动态仿真试验平台上加以验证。它是国际上第一个实时的大型工业过程的诊断系统^[36,37]。Vanderbilt大学的Pdaalkar、大阪石油公司开发的PICS,以及麻省理工学院的Oyelyee等使用因果推理的图论模型开发的MIDAS系统,也都在实际应用中取得了很好的效果^[38,39]。

专家系统是指利用领域专家的知识去解决专业实际问题的智能系统。其基本组成部分包括知识库/推理机和人/专家系统界面。故障诊断专家系统作为专家系统中的一个分支,是人们根据长期的实践经验或者关于系统的先验信息等设计出的用于解决系统故障诊断问题的系统。该系统主要包括基于浅知识的故障诊断专

家系统和基于深知识的故障诊断专家系统^[40]。基于浅知识的故障诊断专家系统是以启发式经验知识为基础,直接将症状与诊断结论对应。该方法灵活、直观、推理速度快,但不能对知识库中没有的情况进行判断。基于深知识的故障诊断专家系统是建立在某个模型基础之上的,比如结构内部特定的约束关系或者具有明确科学依据的知识。但这种方法推理速度慢,且需要诊断对象每个环节的输入输出关系,因而对于复杂大系统很难开发深知识故障诊断专家系统。Kramer 等^[34]将深浅知识结合起来,把深层知识通过 SDG 转化成产生式规则以有效诊断故障。

Polycarpou 等对基于知识的非线性故障诊断方法进行了研究,对故障的可检测性进行了分析,得到可检测故障的范围,计算了缓变和突变故障检测时间的上界,得出该上界随某些设计参数的增大而单调减小的结论^[41]。

将模糊概念用于故障诊断的最基本应用是建立故障与征兆的模糊规则库,再根据测试数据进行模糊推理,这个规则库类似于专家系统中的知识库。还有一些则从其他角度着手。Ballé 等利用 T-S 模糊模型得到标称过程的特征参数,与由递推参数估计所得的结果比较得到代表系统状态的重要特征^[42]。Wu 针对连续非线性系统的执行器故障,基于 T-S 模糊模型,采用改进的线性矩阵不等式(linear matrix inequality, LMI)方法设计次优线性二次型(linear quadratic, LQ)模糊控制器,使闭环模糊控制系统在正常工况和执行器故障下均保持稳定性^[43]。

近年来对模糊模型的研究还有不少是针对降低模糊规则复杂度的,如Patton等采用高阶奇异值分解降低 T-S 模型的复杂度,并将其用于某糖厂的执行器故障诊断^[44]。

神经网络以其高度的并行分布式处理、自组织、自学习能力和极强的非线性映射能力,在系统辨识、模式识别、信号处理、图像识别等众多领域取得了令人鼓舞的进展,在故障诊断领域也毫无例外地得到了广泛应用。一种典型的应用是以神经网络逼近故障征兆样本集或故障数据样本集与故障类别之间的非线性映射关系,再将训练好的网络用于测试数据的故障诊断;也有的应用是直接将神经网络在系统辨识中的应用照搬过来,将神经网络作为系统正常运行时的解析模型,以产生残差;还有的应用是将神经网络用于故障决策部分等。近十年蓬勃发展起来的支持向量机(support vector machine, SVM)也在故障诊断领域崭露头角。而神经网络、SVM 与其他方法的结合也是近几年的研究热点。Chen 等提出了一种可用来检测旋转机械系统缓变故障的智能方法。该方法用小波变换技术结合函数逼近模型来提取故障特征、神经网络故障分类,并采用一种新的学习方法简化学习过程^[45]。Guo 用进化计算的方法提取特征,作为神经网络分类器和 SVM 的输入来识别六种齿轮工作状态,分类精度、鲁棒性均得到显著提高^[46]。Lv 等将多层 SVM 分类器用于电力变压器的故障诊断,该方法首先对油中的五种故障气体进行预处理,提取六个故障特征,作为 SVM 的输入,训练后对四种类型故障进行辨