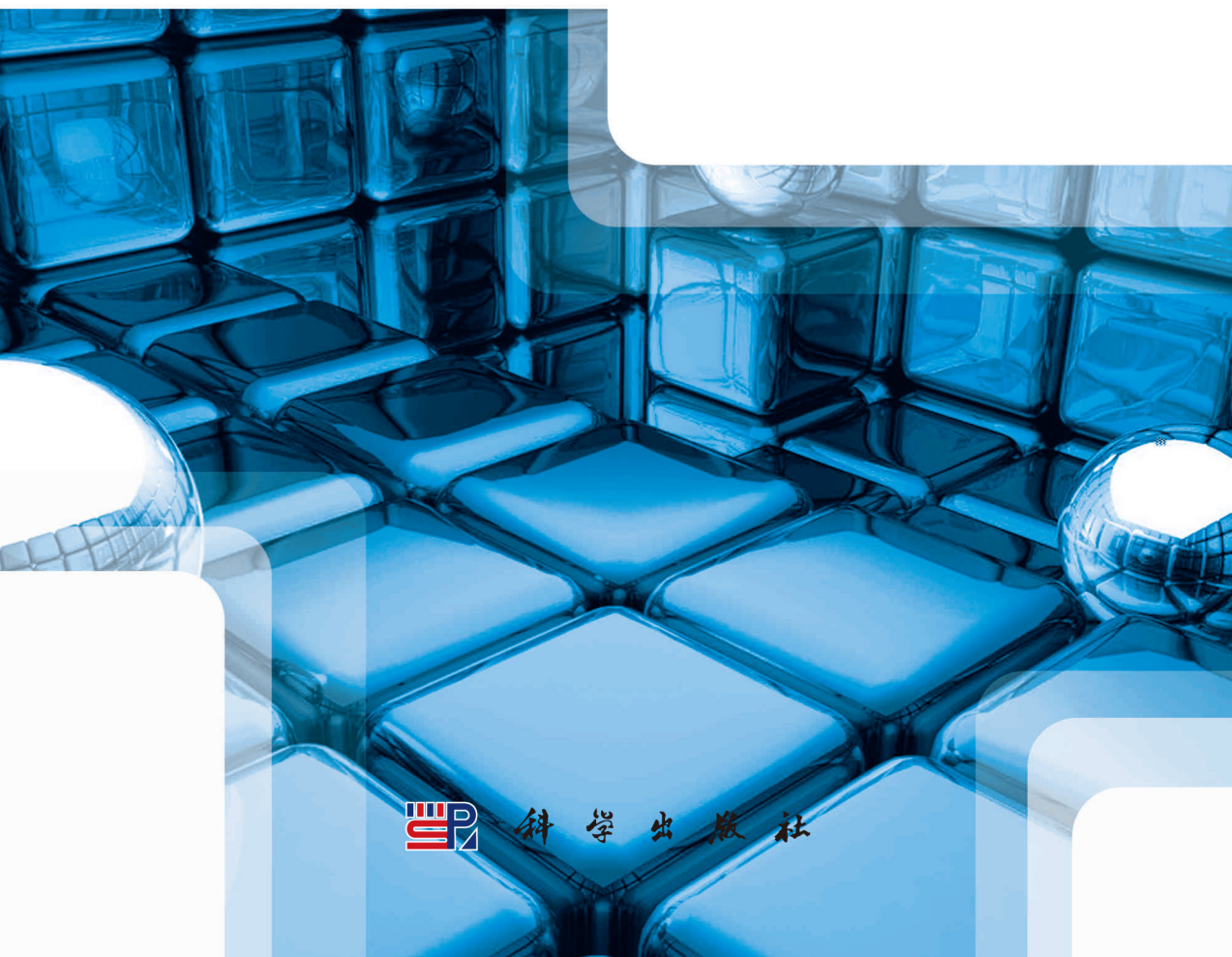


过程工业故障诊断

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

内 容 简 介

本书针对过程工业变量多、耦合强的特点,侧重介绍多元统计类方法在过程工业故障诊断中的应用,详细介绍主元分析法、Fisher 判据分析、部分最小二乘法、独立元分析等分析方法之间的区别和联系;针对一般多元统计方法难以解决非线性问题的缺点,对其进行核化处理,揭示几种核化多元统计方法之间的关系和本质;提出故障特征的选择以及小样本问题的解决方法,并给出不同方法的模式稳定性比较,为选择算法参数提供参考依据;最后介绍基于解析模型和基于信号处理的方法在故障诊断中的应用。

本书可作为过程工业及其自动化、控制理论与控制工程等相关专业研究生课程的参考书,也可供从事过程工业故障检测与诊断的研究人员和工程技术人员参考。

图书在版编目(CIP)数据

过程工业故障诊断 / 吴斌,于春梅,李强著. —北京:科学出版社,2011

ISBN 978-7-03-032585-3

I. 过… II. ①吴…②于…③李… III. ①过程工业-故障诊断 IV. ①T

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2011)第 214476 号

责任编辑:张海娜 / 责任校对:张怡君

责任印制:赵 博 / 封面设计:耕者设计工作室

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>

中国科学院印刷厂 印刷

科学出版社出版 各地新华书店经销

*

2012 年 1 月第 一 版 开本:B5(720×1000)

2012 年 1 月第一次印刷 印张:15 1/2

字数:297 000

定价:52.00 元

(如有印装质量问题,我社负责调换)

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 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 $\phi 400\text{mm}$ 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。

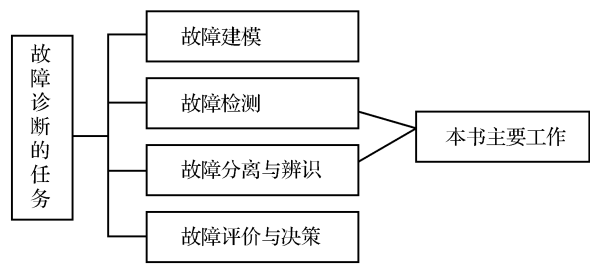


图 1.1 故障诊断的任务

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。

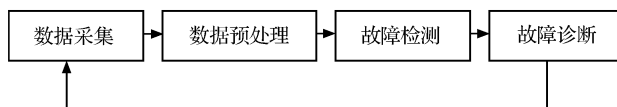


图 1.2 故障诊断系统的实现过程

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)。

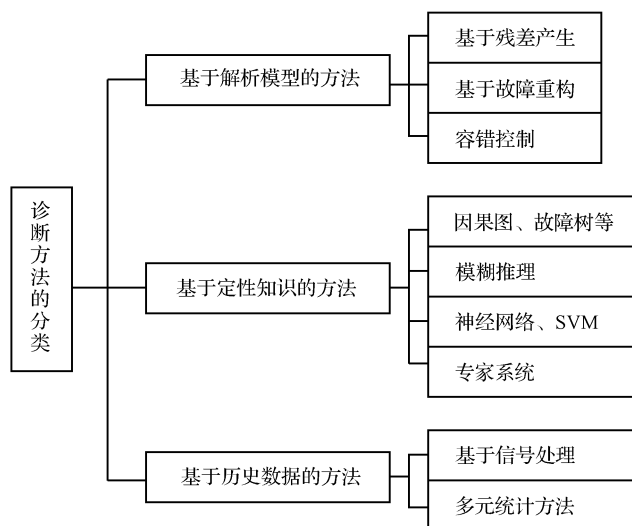


图 1.3 故障诊断方法的分类

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

识^[47]。Polycarpou 提出基于神经网络的容错控制,首先自动检测和辨识故障的发生,再用基于神经网络的容错控制器补偿故障的影响^[48]。

1.4 基于历史数据的方法

基于历史数据的方法不依赖于过程数学模型,其思路是从历史数据中提取特征,作为关于系统的先验知识;根据所得到的先验知识和采集的过程数据来确定是否有故障发生,并进一步确定故障的类型、大小和原因。这种方法以基于信号处理的方法和多元统计方法为主。

1.4.1 基于信号处理的方法

基于信号处理方法的基本思想是,当系统发生故障时,相关的信号幅值、相位、频率等将会发生种种异常。例如,当机械系统尤其是旋转机械系统发生故障时,其振动信号包括频率、幅值或相位通常会发生明显异常,由此即可判断故障的发生、严重程度等。但这种方法在干扰、噪声等不确定因素影响下,会造成判断失误。传统的基于平稳、高斯分布信号的频谱分析法、相关法、傅里叶特征提取等,在设备状态监测与故障诊断中发挥着巨大作用,仍是目前最常用的故障特征提取方法之一。近 20 年来发展迅猛的适于非平稳、非高斯信号的小波分析、Hilbert-Huang 变换、盲信号分析、混沌、分形等也已成为研究的热点,取得了许多有价值的研究成果,并有不少成功应用的实例^[49~52]。小波分析方法克服了短时傅里叶变化的固定分辨率的问题,通过多分辨率分析方式来获得信号的时频信息。Hilbert-Huang 变换于 1998 年由美国宇航局 Norden E. Huang 等提出,该方法利用经验模态分解实现复杂信号的平稳化处理,再进行 Hilbert 变换获取信号的瞬时频率等信息,克服了小波变换中的小波母函数选择问题,被认为是对傅里叶变换为基础的线性和稳态谱分析的重大突破。与以往的分析方法不同,Hilbert-Huang 变换没有固定的先验基底,而是自适应的。其优良性质已经注定其在工程振动信号分析处理中广泛的应用前景。盲源分离(blind source separation, BSS)技术是在多个源信号及其混合方式未知的情况下,仅通过传感器信号分析来获取隐含在其中的源信息,在单一振动源提取上具有明显的优势。在机械设备振动信号分析与状态监测中,传感器获得的测量信号可能是由多个设备振动信号混合而成的,采用传统分析方法难以准确获取单一设备的振动信息,而 BSS 技术则可有效解决这个问题,通过 BSS 技术可以从测量信号中分离出独立源信息,从而实现单一设备振动信号的提取。需要说明,独立元分析法(independent component analysis, ICA)是一种常用的 BSS 方法,在本书中我们更多地将其归于多元统计方法中,并对其进行核化处理。

1.4.2 多元统计方法

多元统计方法将多变量高维数据空间投影到相对独立的低维空间,以降低分析难度。这些方法不需要精确的数学模型,可用于处理高维相关数据的情况。而过程工业系统正具有数据量大、数据之间相关性强的特点,且模型很难建立,所以采用多元统计方法来进行故障检测与诊断是比较合适的。这其中包括主元分析法(principal component analysis, PCA)、部分最小二乘法(partial least-squares, PLS)、因子分析法(factor analysis, FA)及后来提出的规范变量分解法(canonical variate analysis, CVA)、Fisher 判据分析法(Fisher discriminant analysis, FDA)等^[8,53,54]及 ICA。PCA 最初由 Pearson 提出,1947 年 Hotelling 对 PCA 进行了改进,成为目前被广泛应用的方法。PLS 最早由 Wold 等提出,后来 Wold 和他的同事对其进行了系列改进。1936 年, Fisher 的著名论文提出了线性可分的方法,也就是著名的 FDA,其思路是寻找一个子空间,在这个子空间中各类别能较好地分开。这是最早使用模式识别中的分类思想对故障进行分类的文献^[53]。ICA 最初用来处理鸡尾酒会问题,由于非高斯性的缘故,ICA 较晚得到广泛应用。目前 PCA、PLS、FDA、典型相关分析法(CCA)和 ICA 已被广泛采用。

PCA 使用单一数据矩阵(一般为过程变量 X)来分析,它的基本思想是将数据依次投影到方差最大的方向、次大的方向,直到方差最小的方向,取其中方差较大的部分作为主要成分(主元)而忽略其他部分以达到降低维数的目的。主元可通过对数据矩阵的方差阵进行奇异值分解(SVD)来获得。有时(如产品质量控制)可能还有另外的数据组(如产品质量 Y),希望能由 X 来预测和检测 Y 的变化,这时就可采用 PLS 进行。PLS 在对输入输出数据进行低维空间投影的同时考虑输入与输出之间的关系,投影后输入输出数据的协方差最大^[55]。投影完成后则采用 Hotelling T^2 统计量和平方预测误差 Q 统计量(或称 SPE 统计量),对过程进行统计监测和故障诊断。由于在故障诊断系统中,一般不存在所谓的输出矩阵 Y ,因而在 PLS 用于故障诊断领域时,通常 Y 由 1 和 0 组成,其中,1 代表类内成员,0 代表非类成员。CCA 最早也是由 Hotelling 提出,它是利用变量对之间的相关关系来反映数据之间的整体相关性的已知方法。与 PCA 相似,CCA 也是通过构造原变量的适当线性组合提取不同信息,其基本思想是分别对不同组别数据进行组合,使组合后的数据之间相关性最大;不同点在于 PCA 着眼于考虑变量的“分散性”信息,而 CCA 则立足于识别和量化变量之间的统计相关性。ICA 与 PCA 一样,属于典型的非因果关系方法:一方面,ICA 不需要变换后的独立成分满足正交条件;另一方面,ICA 不仅去除了变量之间的相关性而且还包含了高阶统计特性。再者,ICA 得到的独立元满足统计意义上的独立性特点。因而,ICA 比传统的统计控制方法包含了更多有用的信息。ICA 在盲源信号分离、生物医学信号处理、混

合语音信号分离等方面已得到较好的应用,近年来不少研究人员将其用于故障诊断领域,也取得了较好的效果。现有的多元统计方法,如 PCA、FDA、PLS 和 ICA 及其各种改进方法均在各个领域有广泛应用。

1.4.3 多元统计方法与模式识别方法的关系

表面看来,故障诊断技术、模式识别方法及多元统计方法三者似乎没有太多必然联系。故障诊断的首要任务是依据压缩后的过程信息或借助直接从测量数据中提取的反映过程异常变化或系统故障特征的信息,判断系统运行过程是否发生了异常变化,并确定异常变化或系统故障发生的时间。模式识别是一门以应用数学为理论基础,利用计算机应用技术解决实际分类及识别问题(识别源自同一类别属性或模式)的学问。而多元统计方法则将高维数据空间投影到相对独立的低维空间,再对数据进行分类或者应用各种统计量来判别系统(数据)是否发生异常。多元统计方法是一种常用的故障诊断方法,也是常用的模式识别方法。

解决模式识别问题的步骤可分为数据采集、特征选择或特征提取、模式分类。而从本质上来说,故障诊断可看成是从数据中识别有价值的知识的方法。这里的数据指的是任何观测和测量;这里的知识指数据之间的关系和数据内部的模式等抽象概念,这类知识能使我们对新数据作出预测或对数据中内在的关系作出推断。可以看出,从数据中识别有价值的知识本质上讲就是特征提取;对新数据作出预测或对数据中内在的关系作出推断实际上就是进行模式分类。因此,故障诊断与模式识别二者有本质的相似性,实现步骤也基本相同。

再从模式识别方法和多元统计方法两者的适用领域看。模式识别因其明确的问题定义、严格的数学基础、坚实的理论框架和广泛的应用价值,获得越来越多的重视,并成为人工智能、机器学习、计算机视觉等学科的中心研究内容之一。模式识别的实际应用已遍及生物身份验证、DNA 序列分析、图像理解、语音识别、信息检索、数据挖掘和信号处理等领域。而多元统计方法最早与化学计量学的发展密切相关。由于其依赖于过程数据而不是过程的精确解析模型,所获的理论成果和方法能较快地应用于实际工业过程,因而多元统计方法也成为解决工业过程尤其是大规模工业过程监控问题最为广泛的方法。

在模式识别的文献中,一般将多元统计方法作为统计模式识别的方法来介绍;而有关过程监测的文献则将其作为一种数据驱动的方法来介绍,对模式识别方法鲜有提及。这可能是由于工业过程监控与模式识别或者机器学习等实际应用领域的不同或者两个领域的研究人员之间缺乏沟通而造成的。

通过以上分析得出结论:多元统计方法可以统一到统计模式识别的框架中;采用模式分类进行故障诊断的方法可以从另一个角度看成是模式识别方法在故障诊断中的应用体现,三者的关系如图 1.4 所示。

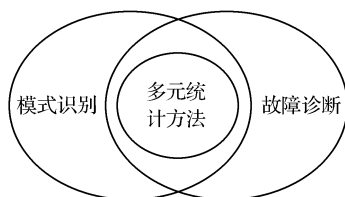


图 1.4 多元统计方法与模式识别方法的关系

本书侧重于采用多元统计方法在故障检测、诊断中的应用,也可以看成是模式识别方法在故障诊断领域的应用。

1.5 过程工业故障诊断研究进展

过程工业物流和能量流连续生产过程往往伴随着物理化学反应、生化反应、相变过程及不确定性和突变性等因素,因而是一个十分复杂的工业大系统。其特点表现在以下几个方面。

(1) 多变量、强耦合。过程工业的测量系统中都包含较多的过程变量,而且过程变量之间相互关联、相互耦合,任何一个变量的变化都可能会引起其他变量的变化,从而使因果关系错综复杂。这就增加了过程故障诊断的困难程度和复杂程度。

(2) 非线性。严格地讲,所有工业过程都存在非线性。对于非线性程度较弱的系统,在一定的范围内可以当做线性系统来处理,对于非线性程度较强的系统,采用线性化的处理方法时常会产生很大的偏差,甚至会得出完全错误的结论。

(3) 对象不确定性。在过程工业生产过程中,往往同时进行着物理、化学、生物反应,过程的内部机理十分复杂,难以用常规的工具建立精确的数学模型。即使可以建立数学模型,通常也十分复杂,很难求解。

因而在过程工业故障诊断中多元统计方法得到了广泛应用。当然,正如 1.2 节所述,当系统模型可以得到时,基于模型的方法总能给出最佳的结果。基于信号处理的方法已经在旋转机械、液压系统及机械制造的质量控制等方面取得较好的应用效果。而随着人工智能/计算机技术等相关领域的发展,基于知识的方法也在各行各业取得了骄人的成绩,但近 20 年发展起来的神经网络、SVM 等与多元统计方法均可归为模式识别方法类。因此,本书将专门对基于解析模型的方法和基于信号处理的方法作简要回顾,以使读者对故障诊断的各种方法的优缺点有一个更清晰的认识。这里,我们主要针对多元统计方法进行论述^[56]。

1.5.1 多元统计方法应用于非线性问题

如上所述,由于多元统计方法不需要精确的数学模型就可以处理高维相关数据的情况,因而在过程工业故障诊断中应用十分广泛。但是一般多元统计方法如 PCA、FDA,对工程中出现的非线性问题往往不能得到满意的结果。因为在非线性情况下,“小成分”也可能包含重要信息^[57]。基于此,不少学者提出了解决方案,这些方法大致可分为三类:一为基于神经网络的方法;二为基于核的方法;三为综合方法。

Kramer 是较早采用神经网络解决非线性 PCA 问题的学者之一,他于 1992 年提出采用基于神经网络的非线性主元分析法(nonlinear PCA, NLPCA)。该网络共五层,分别为输入层、投影层、瓶颈层、重构层和输出层,瓶颈层的输出代表非线性主元^[58]。但这种方法训练困难,投影层、瓶颈层、重构层节点数量难以确定。一般认为,Dong 和 McAvoy 提出的基于主曲线和神经网络的 NLPCA 是一种较好的解决方案。他们以 Hastie 和 Stuetzle 在 1989 年提出的主曲线为基础,应用两个三层神经网络分别实现主元提取和重构^[59]。David 等先用线性 PCA 去除数据冗余,再用自联想神经网络(auto-associative neural network, AANN)辨识 NLPCA^[60]。其优点是 AANN 使用更少的变量,且变量独立,主元预处理有利于神经网络的训练。Fourie 和 Vaal 则提出了一种基于小波分解和输入训练神经网络的在线非线性多尺度主元分析方法,对过程进行监测和故障检测^[61]。

基于核的方法也是一种比较新的方法,它首先由一个非线性影射函数将输入空间投影到高维特征空间,再在特征空间应用线性 PCA、FDA 等算法。该方法由 Schölkopf 等提出^[62]。Lee 等将基于核化主元分析(kernel PCA, KPCA)的故障检测和辨识方法与以往的方法比较,得出易于理解和实现的结论^[63],并且,还基于能量逼近概念提出一种新的故障检测指标,并基于鲁棒重构误差计算得到新的故障辨识方法^[63];随后,该小组又对其故障辨识方法进行了改进^[65],并提出了基于动态 KPCA(dynamic KPCA, DKPCA)的非线性动态过程监测方案^[66],但是该小组的工作侧重于故障的检测,对故障诊断涉及很少。

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

基于核的方法首先由一个非线性影射函数将输入空间投影到高维特征空间,再在特征空间应用线性算法。核多元统计方法可以适应过程工业变量多、维数高、耦合强、非线性、模型不易获取等特点;但在进行故障诊断时,有以下几个关键问题必须解决:

(1) 核化方法的计算复杂度远远高于线性方法,如何降低算法运行时间、提高诊断的快速性?

- (2) 与线性算法相比,核化方法的稳定性降低了,如何衡量并保证?
- (3) 核化方法会产生更为严重的小样本问题,如何解决?
- (4) 核参数的选择如何进行?

这些问题实际上是核化方法的共性问题,只是在过程工业的故障诊断中显得更为突出。

1. 计算复杂度问题

核化算法计算有一个关键步骤,也就是核矩阵计算,构造核矩阵 $\mathbf{K}$ 所需的计算复杂度为 $O(nl^2)$ (l 为样本数量, n 为过程变量数)。由于过程工业数据变量数 n 一般都很大,因此计算量很大。如果能在算法执行之前先降低训练样本的维数 n ,显然可以降低核矩阵 $\mathbf{K}$ 的计算时间,提高故障诊断的效率。特征选择方法从原始空间选择子集,保留的是原始特征变量的组合。合理使用特征选择方法,不仅可以降低数据维数,减少计算量,还可以去除冗余信息,使分类结果更可靠。一直以来,众多学者对此问题进行了大量研究,提出了许多行之有效的方法^[67,68]。

特征选择的两个主要因素一是选择准则(主要影响精度),二是搜索算法(主要影响速度)。对于选择准则,一般采用可分性准则或基于时频分析的方法。如 Hu、Li、Gonzalez 等将时频分析方法应用于故障诊断及分类,有效改善了系统故障诊断效果^[69~71]。Guo 等基于可分性测度,来测试所选特征对分类的有效性,也取得了较好的结果^[72]。

搜索算法可分为穷尽搜索、顺序搜索和随机搜索,三者各有优缺点。穷尽搜索能得到问题的最优解,但相当耗时,不是所有问题都适合;顺序搜索和随机搜索一般不能得到最优解,但计算时间可大幅缩短^[73]。Nakariyakul 等结合顺序前向浮点选择(sequential forward floating selection, SFFS)和顺序后向浮点选择(sequential backward floating selection, SBFS)策略,并增加了劣解替代策略,以消除“嵌套效应”^[73]。Ververidis 等以 Bayes 分类器(假设特征满足多元高斯分布)的正确分类率为准则,提出一个快速的 SFFS 变量,搜索计算时间大为减少^[74]。这些文献或者提出了新的准则,或者采用了新的搜索方法,有效降低了计算复杂度,但是也存在问题:一是对特征数量,一般都是预先设定,这在实际系统中难以确定;二是从结构上来说都没有考虑对候选群的初步筛选,增加了搜索复杂度;三是搜索方法中没有考虑前后向增加或减少数量的一般确定规则,很难推广到实际系统。

2. 算法稳定性问题

算法稳定性或模式稳定性是衡量算法好坏的重要指标。如果算法对具体的训练数据不敏感,而只对数据的分布敏感,那么这种算法在统计性质上是稳定的,或

者说识别的模式是稳定的。一个稳定的模式分析算法可以从具体的训练样本中学习数据源的基本特性或共有特性;当学习的模式能对将来的观测作出正确预测时,则表示算法的泛化性能及模式适用性良好。从这个角度看,算法的模式稳定性和算法的泛化能力之间有很强的相关性。作为一种衡量尺度,最著名的当属 Vapnik-Chervonenkis 维数,简称 VC 维。Mansour、Rokach 等用 VC 维估算决策树和 oblivious 决策树(oblivious decision trees, ODTs)的泛化误差的界,Fröhlich 等提出用 VC 维在 SVM 中指导基于特征集划分的遗传算法(GA)特征选择^[75~77]。Rokach 提出 GA,每个划分均用 VC 维估算^[78]。然而,VC 维在特征空间为无穷维时通常为无穷大,这个界就失去了意义^[79]。而如何计算或估计 VC 维,目前尚无特别有效的方法。为了克服这些问题,不少学者提出了一些其他的复杂性度量^[79,80]。Bartlett 等提出了 Rademacher 复杂性的概念^[81],并依此度量学习模型的复杂性,得到了一些学习问题风险的界。但这些界都是基于线性分类器的核方法的界,当采用 Bayes 分类器时,情况将如何变化,目前相关的研究结果很少。我们将研究 Bayes 分类函数类模式稳定的界,并提出衡量算法稳定性的直观指标。

3. 离散度矩阵的病态问题

正则化是解决矩阵病态问题的一种有效途径。对于正则化 FDA 的核化,典型的方法是转化为广义特征值问题的求解^[82,83],但这种方法对 FDA 的改进方法不适用。我们将推导其他的正则化算法的核化方案,使得 FDA 的各种改进算法可方便地推广到核化算法。我们还将建立正则化 FDA 的核化与 SVM 方法之间的关系,并给出正则化参数选取的一些原则。

4. 核参数的选择问题

目前,大多采用交叉检验和网格搜索方法来确定核参数,最近,也有采用特征空间的类内距离来确定核参数的方法,使计算时间大大减少^[84]。但这些方法大多没有考虑算法稳定性指标。我们将把关于模式稳定性的研究结果融合到核参数的选择过程。

5. 多故障诊断问题

目前的多类分类算法可以分为两类:一类是构造和结合多个两类分类问题进行多类分类;另一类是在所有的训练样本上同时将多类分开。前者又分为 1 对 1 方法(1-against-1)、1 对多(1-against-rest)方法、二叉树方法等。后者主要是针对 SVM 进行的,除了理论分析上的困难外,由于计算能力的限制,只进行了有限的实验比较^[85~87]。其指导思想看起来简单,但由于它的最优化问题求解过程太复杂,计算量太大,尤其当类别数目较多时,该方法的训练速度很低,时间太长,实现起来

比较困难,分类精度也不占优势,因此尚未被广泛应用。

目前,文献中很少有专门针对核多元统计方法的多类分类问题的研究,其中原因可能是大家一般都认为其适合检测而不适合诊断或分类。对于核 Fisher 判别分析法(KFDA)多类分类的研究文献一般都起源于离散度矩阵的奇异性引起的数值计算问题。这其中,一类是用矩阵奇异值分解方法求解向量^[88, 89];一类直接对指标作改进。Song 等提出最大散度差准则,与 Fisher 准则不同的是,最大散度差准则采用广义散度差——类间离散度减去类内离散度乘以一个系数,作为投影后数据的可分性度量,而不再沿用广义 Rayleigh 商^[90, 91]。而无论采用何种改进方法,都只影响判别向量的计算,至于分类器的设计,则仍然采用已有的方案,如最近邻法、二叉树法等^[88, 92, 93]。

Chiang 等对多元统计方法在过程工业中的应用进行了深入的研究^[8, 54, 94, 95],他们提出的多故障诊断方案^[8]利用不同类的信息构成降维矩阵,直接进行多故障的诊断,方法值得借鉴,但目前尚没有将其推广到核空间。

1.6 本书内容安排

本书着重研究多元统计方法及其改进算法在过程工业故障诊断中的应用,具体的内容安排如下。

第1章:绪论。概述过程工业故障诊断的研究意义及研究进展,简要介绍不同故障诊断方法及其适用领域,重点对多元统计方法在过程工业故障诊断中的国内外研究现状进行综述,指出核多元统计方法在应用中的一些关键问题即本书的主要研究内容。

第2章:过程工业故障检测与诊断的多元统计方法。介绍 PCA、FDA、PLS、CCA、ICA 等多元统计方法的基本原理,并针对分类问题,对 CCA 方法作变形以适应故障诊断问题;比较几种方法的异同;给出用 T^2 和 Q 统计量进行故障检测的方法以及利用 Bayes 分类器进行故障诊断的原理和具体实施步骤;研究 Bayes 函数分类效果优于线性分类函数的原因,为后续各章采用 Bayes 分类函数作为分类器提供理论依据;指出由于过程工业一般都存在较强的非线性,通常 PCA、FDA、PLS 和 CCA 效果均不理想。

第3章:过程工业故障诊断的核化多元统计方法。给出算法可以核化的条件以及 PCA、FDA、PLS、CCA 和 ICA 的核化算法 KPCA、KFDA、核部分最小二乘法(KPLS)、核典型相关分析法(KCCA)和 ICA 的两种核化方法 KCOCO 和 KMI。其中,KCCA 和 KCOCO 还给出适合分类的形式,推导出这些核化方法之间的关系;为适应核算法,推导基于核的 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;将该方法与常用的 1 对 1 方法进行仿真比较。

第4章:过程工业故障诊断的特征选取方法。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,对KPCA、KFDA、KPLS、KCCA、KCOCO和KMI等核化多元统计方法进行不提取特征、小波包提取特征和本书的特征提取方法几种情形下的仿真比较研究。

第5章:过程工业故障诊断的小样本问题。研究正则化FDA、PLS和CCA的核化以解决小样本问题,推导几种不同的正则化KFDA方法以及正则化KPLS和KCCA方法,指出几种方法的不同点及各自的优缺点,并给出几种核化算法之间的关系;比较正则化前后的故障诊断效果,并与SVM方法进行比较。

第6章:算法的模式稳定性。研究几种算法的模式稳定性,证明Bayes和核Bayes函数作为分类函数的算法稳定性的上界,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:基于解析模型的故障诊断。介绍传感器故障、执行器故障、状态故障等的故障模型,并以此为基础,对状态估计法、参数估计法、等价空间法等进行较为详细的介绍;针对双水箱系统的故障,从诊断时间、抗干扰能力等方面比较不同方法的优缺点。

第8章:基于信号处理的故障诊断。介绍时域分析、频域分析、时-频分析、盲源信号分离等方法,包括傅里叶方法、小波变换方法、Hilbert-Huang变换方法以及几种盲源信号分离方法,并针对典型机械故障给出仿真算例。

第9章:总结与展望。描述本书的总体结构框架,总结本书的主要研究内容;指出需要进一步深入研究工作。

参 考 文 献

- [1] 褚健,孙优贤. 流程工业综合自动化技术发展的思考. <http://www.mie.org.cn/download/qk/no-6.htm>, 2002.
- [2] 石希. 震惊世界的印度博帕尔毒气泄漏惨案. <http://pic.people.com.cn/GB/tupian/247/7610/7611/5918517.html>.1984.
- [3] 孙长飞. 旋转机械状态监测与故障诊断系统的开发. 西安:西安建筑科技大学硕士学位论文,2005.
- [4] 陈克兴,李川奇. 设备状态监测与故障诊断技术. 北京:科学技术文献出版社,1991.
- [5] 何清波. 多元统计分析在设备状态监测诊断中的应用研究.合肥:中国科技大学博士学位论文,2007.
- [6] 柴天佑. 中国的流程工业从大国走向强国. http://industry.ccidnet.com/art/883/20050723/293145_3.html, 2005.
- [7] Isermann R, Ballé P. Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical processes. *Control Engineering Practice*, 1997, 5(5):709-719.
- [8] Chiang L H. Fault Detection and Diagnosis for Large-scale Systems. Urbana: University of Illinois at Urbana-champaign .Ph. D. Thesis, 2001.
- [9] Frank P M. Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundant—a sur-

- vey and some new results .Automatic, 1990,26(3): 459-747.
- [10] Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Yin K, et al. A review of process fault detection and diagnosis part I: Quantitative model-based methods. Computers and Chemical Engineering, 2003, 27 (1): 293-311.
- [11] 蒋丽英. 基于 FDADPLS 方法的流程工业故障诊断研究 .杭州:浙江大学博士学位论文,2005.
- [12] 于春梅,张洪才. 工业过程故障诊断方法的研究进展 .合肥工业大学学报(自然科学版),2008, 31 (1): 13-16.
- [13] Frank P M, Ding X, Marcu T. Model-based fault diagnosis in technical processes. Transactions of the Institution of Measurement and Control, 2000,22 (1):57-101.
- [14] Chen J, Patton R J. Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems. Boston, Dordrecht, London;Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [15] 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.
- [16] Patton R, Chen J. A review of parity space approaches to fault diagnosis for aerospace systems. Journal of Guidance Control and Dynamics, 1994,(17):278-285.
- [17] Edwards C, Spurgeon S K, Patton R J. Sliding mode observers for fault detection and isolation .Automatica,2000,36 (4):541-553.
- [18] Kabore P, Wang H. Design of fault diagnosis filters and fault-tolerant control for a class of nonlinear systems. IEEE Transactions on Automatic Control, 2001,46(11):1805-1810.
- [19] Jiang B, Staroswiecki M, Cocquempot V. Fault estimation in nonlinear uncertain systems using robust / sliding-mode observers. IEE Process Control Theory Application, 2004,151(1):29-37.
- [20] Polycarpou M M. Fault accommodation of a class of multivariable nonlinear dynamical systems using a learning approach. IEEE Transactions on Automatic Control, 2001,46(5):736-742.
- [21] Trunov A B, Polycarpou M M. Automated fault diagnosis in nonlinear multivariable systems using a learning methodology. IEEE Transactions on Neural Networks, 2000, 11(1):91-101.
- [22] Zhang X, Polycarpou M M, Parisini T. A robust detection and isolation scheme for abrupt and incipient faults in nonlinear systems. IEEE Transactions on Automatic Control, 2002,47(4):576-593.
- [23] Niederlinski A. A heuristic approach to the design of interacting multivariable systems. Automatica, 1971,7(4):691-701.
- [24] Siljak D D. Reliable control using multiple control systems. International Journal of Control, 1980, 31: 303-329.
- [25] Mohammed O, Mohammed C, Ahmed H. Robust observer-based fault-tolerant control for vehicle lateral dynamics. International Journal of Vehicle Design, 2008, 48(3/4):173-189.
- [26] Benosman M, Lum K Y. Passive actuators' fault-tolerant control for affine nonlinear systems. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2010,18(1):152-163.
- [27] Qu Z, Ihlefeld C M, Jin Y, et al. Robust fault-tolerant self-recovering control of nonlinear uncertain systems. Automatica, 2003,39(10):1763-1771.
- [28] Claudio B, Alberto I, Lorenzo M, et al. Implicit fault-tolerant control: Application to induction motors. Automatica, 2004,40(3):355-371
- [29] Zhang X, Parisini T, Polycarpou M M. Adaptive fault-tolerant control of nonlinear uncertain systems: An information-based diagnostic approach. IEEE Transactions on Automatic Control, 2004,49(8):

- 1259-1273.
- [30] Iri M, Aoki K, O'Shima E, et al. An algorithm for diagnosis of system failures in the chemical process. *Computers and Chemical Engineering*, 1979, 3 (1/4): 489-493.
- [31] Umeda T, Kuriyama T, O'shima, E, et al. A graphical approach to cause and effect analysis of chemical processing systems. *Chemical Engineering Science*, 1980, 35 (12): 2379-2388.
- [32] Shiozaki J, Matsuyama H, O'Shima E, et al. An improved algorithm for diagnosis of system failures in the chemical process. *Computers and Chemical Engineering*, 1985, 9 (3): 285-293.
- [33] Shiozaki J, Matsuyama H, Tano K, et al. Fault diagnosis of chemical processes by the use of signed, directed graphs: Extension to five-range patterns of abnormality. *International Chemical Engineering*, 1985, 25 (4): 651-659.
- [34] Kramer M A, Palowitch B L. A rule based approach to fault diagnosis using the signed directed graph. *American Institute of Chemical Engineers Journal*, 1987, 33 (7): 1067-1078.
- [35] Chang C C, Yu C C. Online fault diagnosis using the signed directed graph. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 1990, 29 (7): 1290-1299.
- [36] Vaidhyathan R, Venkatasubramanian V. Experience with an expert system for automated HAZOP analysis. *Computers and Chemical Engineering*, 1996, 20 (Suppl.): 1589-1594.
- [37] Venkatasubramanian V, Zhao J, Viswanathan S. Intelligent systems for HAZOP Analysis of complex process plants. *Computers and Chemical Engineering*, 2000, 24 (9): 2291-2302.
- [38] Mylaraswamy D, Venkatasubramanian V. A hybrid framework for large scale process fault diagnosis. *Computers and Chemical Engineering*, 1997, 21 (Suppl.): 935-940.
- [39] Dash S, Venkatasubramanian V. Challenges in the industrial applications of fault diagnostic systems. *Computers and Chemical Engineering*, 2000, 24 (2): 785-791.
- [40] Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Yin K, et al. A review of process fault detection and diagnosis, part II: Qualitative models and search strategies. *Computers and Chemical Engineering*, 2003, 27 (2): 313-326.
- [41] Polycarpou M M, Trunov A B. Learning approach to nonlinear fault diagnosis: Detectability analysis. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2000, 45 (4): 806-812.
- [42] Ballé P, Isermann R. Fault detection and isolation for nonlinear processes based on local linear fuzzy models and parameter estimation. *Proceedings of the American Control Conference, Pennsylvania*, 1998: 1605-1609.
- [43] Wu H N. Reliable LQ fuzzy control for continuous-time nonlinear systems with actuator faults. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics—Part B: Cybernetics*, 2004, 34 (4): 1743-1752.
- [44] Annamária R, Várkonyi K, Péter B, et al. Anytime fuzzy modeling approach for fault detection systems. *Instrumentation and Measurement Technology Conference*. Vail, CO, USA, 2003: 1611-1616.
- [45] Chen C Z, Mo C T. A method for intelligent fault diagnosis of rotating machinery. *Digital Signal Processing*, 2004, 14 (3): 203-217.
- [46] Guo H, Jack L B, Nandi A K. Feature generation using genetic programming with application to fault classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics—Part B: Cybernetics*, 2005, 35 (1): 89-99.
- [47] Lv G, Cheng H, Zhai H, et al. Fault diagnosis of power transformer based on multi-layer SVM classifier. *Electric Power Systems Research*, 2005, 74 (1): 1-7.

- [48] Polycarpou M, Zhang X, Xu R, et al. A neural network based approach to adaptive fault tolerant flight control. Proceedings of the 2004 IEEE International Symposium on Intelligent Control System, Taipei, 2004, 61-66.
- [49] Guan H, Zhang Y, Han J, et al. Auto-identifying diagnostic symptom of nonlinear vibration. International Journal of Plant Engineering and Management, 2003, 8(1): 25-27.
- [50] Capdessus C, Sidahmed M, Lacoume J L. Cyclostationary process: Application in gear faults early diagnosis. Mechanical Systems and Signal Processing, 2000, 14 (3): 371-385.
- [51] 蒋东翔, 黄文虎, 徐世昌. 分形几何及其在旋转机械故障诊断中的应用. 哈尔滨工业大学学报, 1996, 28(2): 27-31.
- [52] 何学文. 基于支持向量机的故障智能诊断理论与方法研究. 长沙: 中南大学博士学位论文, 2004.
- [53] Fisher R A. The use of multiple measurements in taxonomic problems. Annals of Eugenics, Part II, 1936, 7(2): 179-188.
- [54] Russell E L, Chiang L H, Braatz R D. Data-Driven Techniques for Fault Detection and Diagnosis in Chemical Processes. London: Springer Verlag, 2000.
- [55] 王惠文. 偏最小二乘回归方法及其应用. 北京: 国防工业出版社, 1999.
- [56] 于春梅, 杨胜波, 陈馨, 等. 多元统计方法在故障诊断中的应用综述. 计算机工程与应用, 2007, 43(8): 205-208.
- [57] Xu L, Oja E, Suen C Y. Modified hebbian learning for curve and surface fitting. Neural Networks, 1992, 5(3): 441-457.
- [58] Kramer M A. Autoassociative neural networks. Computers and Chemical Engineering, 1992, 16(4): 313-328.
- [59] Dong D, McAvoy T J. Nonlinear principal component analysis—based on principal curves and neural networks. Computers and Chemical Engineering, 1996, 2(1): 65-78.
- [60] Antory D, Kruger U, Irwin G W, et al. Industrial process monitoring using nonlinear principal component models. Second IEEE International Conference on Intelligent Systems, Kine, 2004: 293-298.
- [61] Fourie S H, Vaal P D. Advanced process monitoring using an on-line non-linear multiscale principal component analysis methodology. Computers and Chemical Engineering, 2000, 24(2-7): 755-760.
- [62] Schölkopf B, Smola A, Müller K. Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem. Neural Computation, 1998, 10 (5): 1299-1399.
- [63] Lee J M, Yoo C K, Choi S W, et al. Nonlinear process monitoring using kernel principal component analysis. Chemical Engineering Science, 2004, 59(1): 223-234.
- [64] Choi S W, Lee C, Lee J M, et al. Fault detection and identification of nonlinear processes based on kernel PCA. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2005, 75(1): 55-67.
- [65] Cho J H, Lee J M, Choi S W, et al. Fault identification for process monitoring using kernel principal component analysis. Chemical Engineering Science, 2005, 60(1): 279-288.
- [66] Choi S W, Lee I B. Nonlinear dynamic process monitoring based on dynamic kernel PCA. Chemical Engineering Science, 2004, 59(24): 5897-5908.
- [67] Huang C L, Wang C J. A GA-based feature selection and parameters optimization for support vector machines. Expert Systems with Applications, 2006, 31(2): 231-240.
- [68] Chen S M, Shie J D. A new method for feature subset selection for handling classification problems. The 2005 IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Reno, 2005: 183-188.