



基于数据的流程工业 故障诊断方法研究

于春梅 吴 斌 著



中国工信出版集团



电子工业出版社
PUBLISHING HOUSE OF ELECTRONICS INDUSTRY
<http://www.phei.com.cn>

基于数据的流程工业 故障诊断方法研究

于春梅 吴 斌 著

電子工業出版社

Publishing House of Electronics Industry

北京 · BEIJING

内 容 简 介

本书采用 DPCA 方法解决过程动态的影响,采用局部投影方法与 PCA 方法结合,使样本的内在特征得以体现,采用核方法处理非线性问题,并针对核方法的计算复杂问题提出基于特征子空间投影的改进算法及基于分块的方法。本书还对神经网络及其应用进行研究,包括学习矢量量化神经网络、概率神经网络、神经网络集成等。最后,针对大数据问题与流程工业的数据建模问题之间的关系进行探讨。

本书可作为自动化、控制工程、检测技术等相关领域研究生课程的参考书,也可以作为从事流程工业故障检测与诊断的研究人员和工程技术人员的参考书。

未经许可,不得以任何方式复制或抄袭本书之部分或全部内容。

版权所有,侵权必究。

图书在版编目 (CIP) 数据

基于数据的流程工业故障诊断方法研究 / 于春梅, 吴斌著. —北京: 电子工业出版社, 2018.6

ISBN 978-7-121-33781-9

I. ①基… II. ①于… ②吴… III. ①工业—生产过程—故障诊断—方法研究 IV. ①TB114.2

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2018) 第 038913 号

策划编辑: 王晓庆

责任编辑: 王晓庆

印 刷: 北京京师印务有限公司

装 订: 北京京师印务有限公司

出版发行: 电子工业出版社

北京市海淀区万寿路 173 信箱 邮编: 100036

开 本: 787×1 092 1/16 印张: 10.5 字数: 269 千字

版 次: 2018 年 6 月第 1 版

印 次: 2018 年 6 月第 1 次印刷

定 价: 59.00 元

凡所购买电子工业出版社图书有缺损问题, 请向购买书店调换。若书店售缺, 请与本社发行部联系, 联系及邮购电话: (010) 88254888, 88258888。

质量投诉请发邮件至 zltz@phei.com.cn, 盗版侵权举报请发邮件至 dbqq@phei.com.cn。

本书咨询联系方式: (010) 88254113, wangxq@phei.com.cn。

前 言

流程工业是指加工一些过程性产品的工业,它的主要特点是用不间断的方式进行生产,以处理连续或间歇物料流为主。流程工业在我国的国民经济中占有十分重要的地位,约占国民生产总值的一半,其发展状况直接影响国家的经济基础。流程工业生产各个环节的联系非常紧密,相互之间的影响更加复杂,如果发生故障,必定会影响生产的正常进行,有时甚至造成巨大的财产损失和人身伤害。故障诊断技术就是为适应工程需要而形成和发展起来的。本书针对实际流程工业过程中存在的变量多、耦合强、非线性、过程动态、多模态、数据分布复杂等问题,对流程工业故障诊断方法进行研究。

本书针对流程工业非线性、过程动态、多模态、数据分布复杂等特点,介绍多元统计方法,尤其是 PCA 方法和神经网络方法在流程工业故障诊断中的应用。本书引入近几年迅速发展的核方法来解决非线性问题,将局部投影方法与 PCA 方法结合提取样本的内在特征,并针对核方法的计算复杂问题提出基于特征子空间投影的改进算法及基于分块的方法。最后探讨流程工业的数据建模问题与大数据问题的关系。

全书共 10 章。第 1 章为绪论,主要介绍故障诊断的基本概念和常用方法。第 2 章详细介绍主元分析法、Fisher 判据分析法、偏最小二乘法、独立变量分析法等之间的区别和联系。第 3~4 章采用一种局部整体结构保持投影(LGSPP)算法,在对数据进行标准化处理时引入局部近邻标准化策略,使传统主元分析方法在数据降维中可考虑数据全局结构的问题,并去除多模态数据的多分布特征。第 5~6 章针对非线性问题采用核化算法,并对计算量问题和参数时变问题进行研究。第 7~9 章介绍神经网络在故障诊断中的应用,包括学习矢量量化神经网络、概率神经网络、神经网络集成等。第 10 章针对大数据问题与流程工业的数据建模问题之间的关系进行探讨。

本书由于春梅、吴斌著,本书中的大多数仿真程序由作者的研究生刘琴、谭莉、刘春燕完成。

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。

作 者

2018 年 5 月

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 概述	1
1.1.1 流程工业故障诊断研究意义	1
1.1.2 故障诊断的任务	2
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	4
1.3 基于历史数据的方法	6
1.3.1 基于信号处理的方法	6
1.3.2 多元统计方法	7
1.3.3 神经网络和专家系统	8
1.3.4 基于数据的方法与模式识别方法的关系	8
1.4 流程工业故障诊断研究进展	9
1.4.1 多元统计方法	10
1.4.2 基于神经网络的方法	11
1.5 本书内容安排	14
参考文献	16
第 2 章 流程工业故障检测与诊断的多元统计方法	22
2.1 引言	22
2.2 多元统计方法	22
2.2.1 主元分析法	22
2.2.2 Fisher 判据分析法	25
2.2.3 部分最小二乘法	27
2.2.4 典型相关分析	29
2.2.5 独立元分析法	31
2.2.6 几种多元统计方法在瑞利商下的统一	32
2.3 故障的检测和辨识	33
2.3.1 基于 T^2 和 Q 统计量的故障检测	33
2.3.2 基于 I^2 统计量的故障检测	35
2.3.3 基于 Bayes 分类器的故障辨识	36

2.4	仿真算例	37
2.4.1	仿真数据介绍	37
2.4.2	故障检测和诊断步骤	40
2.5	小结	41
	参考文献	42
第3章	基于 LGSPP 的故障检测与辨识	44
3.1	引言	44
3.2	LGSPP 算法	44
3.2.1	LPP 算法描述	44
3.2.2	LGSP 算法描述	45
3.3	基于 LGSPP 的故障检测与辨识	45
3.3.1	T^2 和 SPE 统计量构造	45
3.3.2	基于 Bayes 分类器的故障检测与辨识	46
3.4	基于 DLGSPP 的故障检测	49
3.4.1	DLGSPP 的基本原理	49
3.4.2	基于 DLGSPP 的故障检测	49
3.5	仿真研究	50
3.5.1	基于 LGSPP 的故障检测仿真研究	50
3.5.2	基于 DLGSPP 的故障检测仿真研究	54
3.6	小结	56
	参考文献	56
第4章	基于 LNS-LGSPP 的多模态过程故障检测	58
4.1	引言	58
4.2	局部近邻标准化策略	58
4.2.1	z-score 标准化法	58
4.2.2	局部近邻标准化处理	61
4.2.3	局部近邻标准化分析	62
4.3	基于 LNS-LGSPP 算法的故障检测	63
4.4	仿真分析	64
4.4.1	数值仿真	65
4.4.2	TE 过程	71
4.5	小结	74
	参考文献	75
第5章	基于 DKPCA 及其改进算法的故障检测研究	76
5.1	引言	76

5.2	KPCA 原理	76
5.3	基于 DKPCA 的故障检测	78
5.3.1	动态数据矩阵	78
5.3.2	核函数及核参的选取	78
5.3.3	基于 DKPCA 的故障检测步骤	80
5.4	基于 EFS-DKPCA 的故障检测	81
5.4.1	正交基的构造	81
5.4.2	输入空间到特征子空间的映射	82
5.4.3	基于 EFS-DKPCA 的故障检测步骤	83
5.5	仿真研究	83
5.5.1	基于 DKPCA 的故障检测仿真分析	84
5.5.2	基于 EFS-DKPCA 的故障检测仿真分析	87
5.6	小结	90
	参考文献	90
第 6 章	基于 BDKPCA 及其改进算法的故障检测研究	92
6.1	引言	92
6.2	基于 BDKPCA 的故障检测	92
6.2.1	移动时间窗	92
6.2.2	BDKPCA 基本原理	93
6.2.3	基于 BDKPCA 的故障检测步骤	93
6.3	基于小波去噪与 EFS-BDKPCA 的故障检测	94
6.3.1	小波去噪简介	94
6.3.2	基于小波去噪与 EFS-BDKPCA 的故障检测步骤	96
6.4	仿真研究	96
6.4.1	基于 BDKPCA 的故障检测仿真分析	97
6.4.2	基于小波与 EFS-BDKPCA 的故障检测仿真分析	97
6.5	小结	102
	参考文献	102
第 7 章	学习矢量量化神经网络	103
7.1	引言	103
7.2	神经网络简介	103
7.2.1	人工神经元模型	103
7.2.2	多层前馈神经网络模型	104
7.3	LVQ 神经网络	105
7.3.1	LVQ 神经网络结构	105

7.3.2	LVQ 神经网络实现规则	106
7.4	PCA-LVQ 神经网络	107
7.4.1	基于 PCA-LVQ 的故障检测仿真分析	108
7.4.2	基于 PCA-LVQ 的故障诊断仿真分析	111
7.5	小结	112
	参考文献	112
第 8 章	基于 IIWPSO-PNN 的故障诊断	113
8.1	引言	113
8.2	PNN 简介	113
8.2.1	模式识别 Bayes 判决理论	113
8.2.2	PNN 网络结构	114
8.2.3	PNN 算法	115
8.3	IIWPSO 算法	118
8.3.1	PSO 的基本形式	118
8.3.2	PSO 控制参数	119
8.3.3	IIWPSO 算法	120
8.4	IIWPSO-PNN 训练过程	121
8.5	仿真分析	123
8.5.1	数值仿真	123
8.5.2	基于 IIWPSO-PNN 的故障检测仿真分析	125
8.5.3	基于 IIWPSO-PNN 的故障诊断仿真分析	128
8.6	小结	129
	参考文献	129
第 9 章	基于神经网络集成的故障诊断	131
9.1	引言	131
9.2	集成神经网络	131
9.2.1	神经网络集成的机理研究	131
9.2.2	个体生成方式研究	133
9.2.3	结论生成方式研究	134
9.3	IIWPSO-PNN 集成算法	135
9.4	仿真分析	136
9.4.1	UCI 标准机器学习库	136
9.4.2	基于 IIWPSO-PNN 集成的故障检测仿真分析	136
9.4.3	基于 IIWPSO-PNN 集成的故障诊断仿真分析	138
9.5	小结	139

参考文献	139
第 10 章 流程工业数据建模方法与大数据建模	140
10.1 引言	140
10.2 大数据概述	140
10.2.1 大数据的定义	140
10.2.2 我国的大数据发展	141
10.2.3 大数据的研究意义	142
10.2.4 大数据发展趋势	143
10.3 大数据的特点与研究领域	145
10.3.1 大数据的特点从 3V 到 6V 大数据定义演变	145
10.3.2 大数据的研究领域	146
10.3.3 流程工业大数据的特点	147
10.4 数据建模方法	149
10.4.1 流程工业数据建模方法	149
10.4.2 互联网公司大数据建模方法	149
10.4.3 流程工业大数据建模	150
10.5 流程工业大数据的挑战和机遇	150
10.5.1 流程工业大数据特点给传统数据建模方法带来的挑战	150
10.5.2 计算机学科大数据最新进展带来的机遇	151
10.6 流程工业大数据建模最新进展与研究展望	151
10.6.1 多层面潜结构建模	151
10.6.2 多时空时间序列数据建模	152
10.6.3 含有不真实数据的鲁棒建模	153
10.6.4 支持实时建模的大容量数据计算架构与方法	154
10.7 结论	154
参考文献	155

第1章 绪 论

1.1 概 述

1.1.1 流程工业故障诊断研究意义

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。其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^[1]。

流程工业在全球的经济地位十分重要。根据《财富》2017年世界500强排名，流程工业企业70余家，约占1/7。其中10强企业，流程工业企业有4家，中国石油化工集团公司从2009年的第13位上升到2017年的第3位，中国石油天然气集团公司从2009年的第14位上升到2017年的第4位。进入世界500强的中国央企48家，其中15家为流程工业企业，约占1/3。中国68家特大型国有企业中，除15家金融企业外，约1/3为流程工业企业^[2]。可见，流程工业是我国的重要支柱产业，其发展状况直接影响国家的经济基础。

一个基本的事实是，对流程工业而言，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中，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毒气泄漏事件，仅两天内就有2500余人丧生，另有60万人受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，该事件成为世界工业史上最大的恶性事故^[3]。

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”等都带给我们惨痛的教训。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，2008年8月发生的广西宜州化工厂爆炸事故，2011年11月山东省某化工厂油冷凝器泄漏引起的重大爆燃事故，2012年2月河北克尔因反应釜底部放料阀处导热油泄漏着火引起的爆炸事故，不仅造成了严重的经济损失和人员伤亡，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年美国工业设备维修费用为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^[4]。

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。用自动故障诊断来替代操作员的判断,可增加设备运行的安全性,保证产品质量并减少成本,尤其是能尽可能避免严重的过程颠覆事故。另一方面,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^[4,5]。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^[6]。

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,流程工业控制中出现了多学科间的相互渗透与交叉,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^[2,7]。国外大型流程工业企业,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3层: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计划(Enterprise Resource Planning, ERP)为代表的企业生产经营优化层。

一般而言,流程工业企业对综合自动化技术的需求主要关注4个问题,即安全、低成本、高效率和提高竞争力。在所有这些问题中,安全始终是根本前提。

然而流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。也正是因为这些原因,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关注的热点问题,并且正在蓬勃发展。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

故障诊断的任务包括建立故障模型、故障检测、故障分离与辨识(故障诊断)、故障评价与决策这4个方面内容^[8],如图1-1所示。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,包括故障分离与辨识两部分。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。

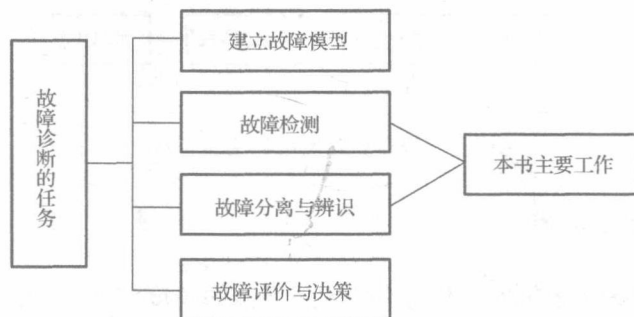


图 1-1 故障诊断的任务

虽然上述几个方面内容可以在一个故障诊断任务中实施，但这并非总是必需的，也没有必要把这 4 部分工作全部自动化。例如，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做出等。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、故障诊断 4 部分组成^[9]。

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的各相关变量，对于动态系统而言，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。采样周期越小，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。

数据预处理过程有 3 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，归一化是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，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。

为了表述方便，除非特别申明，本书使用的数据都假设已做了预处理。

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。

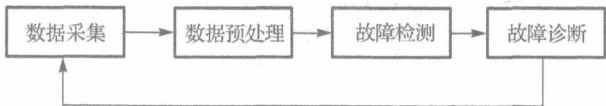


图 1-2 故障诊断系统的实现过程

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^[10]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^[10]。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。蒋丽英^[11]在 Frank 的基础上，考虑近年来诊断技术的发展，将过程监控方法分成 4 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。Venkatasubramanian V 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^[12]。其分类中，将一直以来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，虽看起来不太符合科研人员的常规理解，但作者觉得更为合理。本书对故障诊断的分类方法不做深入研究，而是借鉴上述各种文献，并考虑基于信号处理的方法、基于神经网络的方法和基于历史数据的方法的相似性，将故障诊断方法分为基于解析模型的方法、基于定性模型的方法和基于历史数据的方法，如图 1-3 所示。

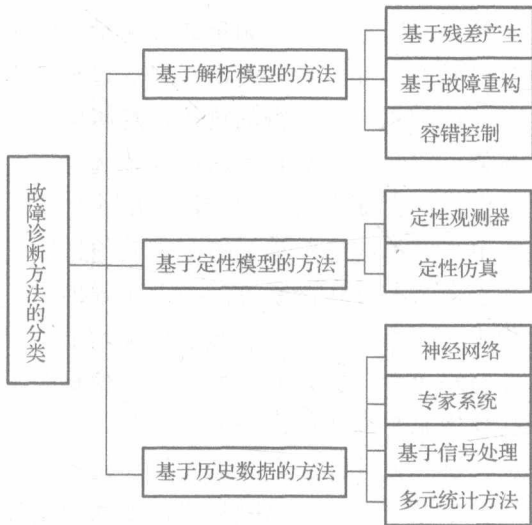


图 1-3 故障诊断方法的分类

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，流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，不同故障诊断方法之间存在着广泛的交叉和联系^[25]。

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,又可将其分为基于观测器(龙伯格 Luenberger 观测器)或滤波器(如 Kalman Filter)的方法、等价空间法和参数估计法这3种^[10]。

基于观测器的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。在确定性系统或没有干扰的条件下,龙伯格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了一定的限制。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。这种方法特别适用于维数较低而冗余测量信号较多的过程,可提高可靠性。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残差产生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。参数估计法根据参数的变化构成残差来检测故障,也可以说参数估计法直接根据参数的变化检测故障,无须构造残差序列。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得广泛的原因。

近几年的一个较新的思路是直接重构故障信号,而不像以往的方法通过残差来检测故障。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。基于对不确定性不同的假设得到滑模(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,其随着基于解析冗余的故障诊断技术的发展而发展起来。当执行器、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,称此控制系统为容错控制系统。容错控制的思想

起源于 Niederlinski 提出的完整性控制^[23]。后来随着容错控制技术的发展,一般将其分为主动容错控制和被动容错控制两大类。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。从很大程度上讲,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分成可靠镇定、完整性与联立镇定 3 种类型。使用多个补偿器进行可靠镇定的概念是由 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 年开始研究。被动容错控制的优点是无须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^[26~29]。

1.3 基于历史数据的方法

基于历史数据的方法不依赖过程数学模型,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、多元统计方法和基于神经网络的方法为主。

1.3.1 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,相关信号的幅值、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、噪声等不确定因素的影响下,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了巨大作用,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、浑沌、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,并有不少成功应用实例^[30~33]。小波分析方法克服了短时傅里叶变化的固定分辨率问题,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,

采用传统分析方法就难以准确获取单一设备的振动信息,而 BSS 技术可有效解决这个问题,通过 BSS 技术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(Independent Component Analysis, ICA)是一种常用的 BSS 方法,本书更多地将其归于多元统计方法,并对其进行核化处理。

1.3.2 多元统计方法^[34]

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。而流程工业系统具有数据量大、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^[9,34,35]及独立元分析法(Independent Component Analysis, ICA)。PCA 方法最初由 Pearson 于 1901 年提出,1947 年 Hotelling 对 PCA 方法进行了改进,成为目前被广泛应用的方法。PLS 最早由 Wold 等于 1983 年提出,后来 Wold 和他的同事们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 Fisher 判据分析法,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^[34],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。独立元分析(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、CCA 和 ICA 方法已被广泛采用。

PCA 方法使用单一数据矩阵(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 方法。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^[36]。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 提出的,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的,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的相关性最大。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 方法与 PCA 一样,属于典型的非因果关系方法。一方面,其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,而且还包含高阶统计特性。再者,ICA 方法得到的独立元满足统计意义上的独立性特点。因此,独立元分析比传统的统计控制方法包含更多有用的信息。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,取得了较好的效果。现有的多元统计方法中,PCA、FDA、PLS 和 ICA 及其各种改进方法均在各个领域有广泛应用。

1.3.3 神经网络和专家系统

专家系统是指利用领域专家的知识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。它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^[37]。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的,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,如结构内部特定的约束关系或具有明确科学依据的知识。但这种方法推理速度慢,且由于需要诊断对象每个环节的输入输出关系,因此,对于复杂大系统而言,很难开发深知识故障诊断专家系统。Kramer 等^[38]将深浅知识结合起来,把深层知识通过 SDG 转化成产生式规则来有效诊断故障。

Polycarpou 等对基于知识的非线性故障诊断方法进行研究,对故障的可检测性进行分析,得到可检测故障的范围,计算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^[39]。

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来产生残差,还有将神经网络用于故障决策部分等。近十年蓬勃发展的支持向量机(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,将神经网络故障分类,并采用一种新的学习方法简化学习过程^[40]。Guo 用进化计算的方法提取特征,作为神经网络分类器和支持向量机的输入来识别 6 种齿轮工作状态,分类精度鲁棒性均得到显著提高^[41]。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 5 种故障气体进行预处理,提取 6 个故障特征,作为 SVM 的输入,训练后对 4 种类型故障进行辨识^[42]。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^[43]。

1.3.4 基于数据的方法与模式识别方法的关系

模式识别方法与故障诊断方法,尤其是多元统计方法,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,