

基于数据的 复杂工业过程监测

JIYU SHUJU DE FUZA GONGYE GUOCHENG JIANCE

张颖伟 著



東北大學出版社
Northeastern University Press

基于数据的复杂工业过程监测

张颖伟 著

东北大学出版社
· 沈 阳 ·

© 张颖伟 2011

图书在版编目 (CIP) 数据

基于数据的复杂工业过程监测 / 张颖伟著. —沈阳: 东北大学出版社,
2011. 12

ISBN 978-7-5517-0084-9

I. ① 基… II. ① 张… III. ① 工业—生产过程—监测 IV. ① TB114.2

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2011) 第 263983 号

出 版 者: 东北大学出版社

地址: 沈阳市和平区文化路 3 号巷 11 号

邮编: 110004

电话: 024 - 83687331 (市场部) 83680267 (社务室)

传真: 024 - 83680180 (市场部) 83680265 (社务室)

E-mail: neuph@neupress.com

http: //www. neupress. com

印 刷 者: 沈阳市第二市政建设工程公司印刷厂

发 行 者: 东北大学出版社

幅面尺寸: 170mm × 240mm

印 张: 9.75

字 数: 202 千字

出版时间: 2011 年 12 月第 1 版

印刷时间: 2011 年 12 月第 1 次印刷

责任编辑: 刘乃义 潘佳宁

封面设计: 唯 美

责任校对: 叶 子

责任出版: 唐敏志

ISBN 978-7-5517-0084-9

定 价: 43.00 元

序

随着现代经济的快速发展和流程工业模型的不断扩大,工业过程的复杂性不断提高,对产品质量的需要越来越精益求精,生产安全问题已经受到越来越多的关注和重视,监测复杂工业过程的运行状态已经成为现代工业发展的焦点.许多学者和技术人员致力于研究有效的过程监控方法.本书对基于数据的复杂工业过程监测进行了深入的研究,提出有效的过程监测方法,对实际生产过程中提高产品质量、增加设备运行的可靠性是有益的.

本书共分6章.第1章综述了过程监测的步骤和发展现状.第2章提出了基于KPCA的过程监测方法.针对数据的异常点、非线性和多尺度特征,提出一种基于滑动中值滤波多尺度核主元分析算法(SMF-MSKPCA),同时提出一种基于滑动中值滤波动态核主元分析算法(SMF-MSDKPCA),并将算法运用于过程监测.第3章提出了多模式过程监控方法以及一种提取公共特性的多模式过程监控方法,同时将多变量指数加权平均(MEWMA)引入算法,改善算法的监测能力.另外,通过选择一种非线性方法对数据进行处理,将核函数引入多模式过程监控方法中,提出非线性核多模式过程监控方法.第4章提出了非高斯过程的过程监测方法,提出多块核独立元分析算法来解决大型工业过程的复杂性、变量的非线性和变量数量多的问题.同时提出了多模态核独立元分析算法(MBKICA).第5章提出了基于多尺度核偏最小二乘法的过程监测方法,针对非线性的工业过程提出一种双重更新策略的递推PLS的输出方法,并在此基础上涉及了一种新的在线测量系统.第6章介绍了工业过程的故障幅值估计,提出了二次型混合指标以及相应的幅值计算算法,并通过仿真实验验证所提出的估计算法.

本书第1章由张颖伟完成,第2章由张颖伟和胡志勇完成,第3章由张颖伟和李智明完成,第4章由张颖伟和马驰完成,第5章由张颖伟、张扬、滕永懂完成,第6章由张颖伟完成.

本书给出了过程监控的理论背景和实用技术,可作为硕士研究生和博士研究生的学习用书,也可作为工业界的企业工程师参考用书.

由于时间仓促,作者水平有限,难免疏漏,欢迎读者批评指教.

著 者
2011年10月

目 录

第 1 章 故障检测技术概述	1
1.1 引 言	1
1.2 多元统计过程监控简介	2
1.2.1 过程监控技术概述	2
1.2.2 工业过程监控方法的分类	3
1.2.3 监控技术的研究现状	5
1.3 本书概况	7
第 2 章 基于 KPCA 的过程监测方法	11
2.1 概 述	11
2.2 滑动中值滤波	12
2.2.1 工作原理	12
2.2.2 滑动中值滤波算法	12
2.3 核主元分析(KPCA)	13
2.3.1 核主元分析算法	13
2.3.2 基于 KPCA 的过程监控	14
2.4 动态核主元分析(DKPCA)算法	14
2.4.1 DKPCA 基本原理介绍	14
2.4.2 DKPCA 监控流程	15
2.5 基于 SMF-MSKPCA 过程监控算法	16
2.5.1 SMF-MSKPCA 模型建立过程	17
2.5.2 SMF-MSKPCA 故障检测过程	17
2.6 基于 SMF-MSKPCA 的仿真研究	18
2.6.1 非线性数学模型应用仿真	18
2.6.2 田纳西过程的应用仿真	21

2.6.3 青霉素发酵过程的应用仿真	25
2.7 基于 SMF-MSDKPCA 的过程监控方法	29
2.8 SMF-MSDKPCA 监控算法	30
2.9 仿真研究	30
2.9.1 动态非线性模型的应用仿真	30
2.9.2 田纳西过程的应用仿真	32
2.10 本章小结	34
第3章 多模式过程监控方法	36
3.1 概 述	36
3.2 主元分析	36
3.2.1 主元分析建模	37
3.2.2 基于主元分析的过程监控	39
3.3 多变量指数加权平均(MEWMA)	40
3.4 基于提取公共特性的多模式过程监控方法	40
3.5 提取公共特性的多模式过程监测方法	41
3.5.1 提取多模式公共基础信息建立模型	41
3.5.2 将 MEWMA 引入多模式过程监控方法	45
3.5.3 提取公共特性的多模式过程监控方法在线监测	46
3.6 仿真研究和结果分析	48
3.6.1 连续退火过程	48
3.6.2 仿真结果分析	49
3.7 非线性核多模式过程监控方法	55
3.7.1 非线性核多模式过程监控法离线建模	55
3.7.2 非线性核多模式方法与 MEWMA 结合	59
3.7.3 非线性核多模式过程监控方法在线监测	60
3.8 仿真研究和结果分析	62
3.8.1 电熔镁炉工作过程	62
3.8.2 仿真结果分析	64
3.9 本章小结	68

第 4 章 非高斯过程的过程监测方法	71
4.1 独立元分析方法	71
4.1.1 独立元分析的定义	72
4.1.2 数据预处理	73
4.1.3 独立元分析算法	74
4.2 核独立元分析算法	75
4.2.1 在特征空间中白化数据	76
4.2.2 利用改进的 ICA 提取非线性独立元	78
4.3 基于 MBKICA 的故障检测方法	79
4.3.1 核矩阵分块	79
4.3.2 利用 MBKPCA 算法求白化矩阵	80
4.3.3 用 ICA 算法进行故障检测	80
4.4 基于多模态 KICA 的故障检测方法	83
4.4.1 提取各个模态的全局主要向量	85
4.4.2 引入核方法提取各模态全局主要向量	87
4.4.3 多模态 KICA 算法的基本原理	90
4.5 仿真分析	93
4.5.1 冷轧连续退火机组的生产过程描述	93
4.5.2 对 MBKICA 方法的仿真分析	95
4.5.3 对多模态 KICA 方法的仿真分析	107
4.6 本章小结	114
第 5 章 基于多尺度核偏最小二乘法的过程监测方法研究	117
5.1 在线测量模型及相关算法研究	117
5.2 多尺度核偏最小二乘算法 (MSKPLS) 的研究	118
5.2.1 核偏最小二乘法	118
5.2.2 核偏最小二乘法的基本思想	119
5.2.3 核偏最小二乘算法建模机理	119
5.2.4 核函数的选择	120
5.2.5 MSKPLS 算法研究	121

5.3	过程监测与故障诊断中的应用规模和可变贡献	123
5.4	实验设计与结果分析	124
5.5	本章小结	129
第6章	工业过程的故障幅值估计	133
6.1	工业过程的故障幅值问题	133
6.2	故障幅值的估计	133
6.3	仿真研究	137
6.3.1	蒙特卡罗模拟	137
6.3.2	实验结果分析与比较	143
6.4	本章小结	145

第 1 章 故障检测技术概述

1.1 引言

近年来,随着现代工业及科学技术的迅速发展,特别是计算机技术的发展,过程工业系统的结构日益复杂,规模越来越大,投资也越来越高,如一套大型乙烯装置中就有成百上千的控制回路,整套装置的投资都在数十亿元人民币,一个大型的设备系统往往由大量的工作部件组成,不同的部件之间互相关联、紧密结合。一方面,这提高了系统的自动化水平,为工业生产带来了比较可观的经济效益;另一方面,影响系统运行的因素的增加,使系统产生故障或失效的潜在概率越来越大。一个部件的故障常常会引起链式反应,若某些微小的故障不能被及时排除,将导致整个系统甚至整个生产过程不能正常运行甚至瘫痪,轻则降低性能、影响生产,重则造成停机、停产、设备损坏,甚至发生机毁人亡的事故。多年来,国内外曾经发生的各种空难、海难、爆炸、断裂、倒塌、泄漏等恶性事故,不仅造成了巨大的人员伤亡和经济损失,而且造成了不良的社会影响。因此,生产过程中的关键设备的故障检测与诊断具有非常重要的社会效益和巨大的经济意义^[1-2]。

在工业生产过程中,对工业系统的故障检测是比较关键的步骤,因为它直接关系到生产能否正常运行和生产产品的质量。过程监控的目的是监视系统运行状态,检测工业生产过程中是否发生故障,并对故障系统的异常变化幅度进行定量分析,判断故障类型、发生时间、变化幅度、表现形式和影响程度,必要时,提出相应的维护与改进的措施,就会大大地减少企业生产过程的危险性,提高生产安全性和保障性。通常,任何的故障检测子系统都不可能百分之百地准确无误地检测出控制系统的各类故障,因此,如何提高故障的正确检测率(发生故障并能报警),降低故障的漏报率(发生故障没有报警)和误报率(未发生故障反而报警),一直是故障检测与诊断领域的研究热点之一,适用于工业过程工况监控的过程监测方法得到了广泛的关注和迅速的发展^[3-4]。

1.2 多元统计过程监控简介

1.2.1 过程监控技术概述

过程监控是以过程异常检测和动态系统故障检测与诊断技术为基础发展起来的一个新兴的研究领域^[5]。其主要研究对象包括过程的异常变化和动态系统功能性故障,研究内容包括过程故障检测、故障影响分析和针对不同类型的故障应该采取的处理措施或对策等。近年来,过程监控已成为过程自动化和过程控制领域的重要研究方向,并成为构成系统可靠性、安全性、维修性等学科的关键技术之一^[6]。

故障是指系统中至少一个特性或变量偏离了正常范围。从广义上讲,故障可以理解为系统的任何异常现象,使系统表现出人们不期望的特性。一般而言,控制系统中故障的发生部位、时间特性、发生形式呈现出多样化的特点。根据故障发生的部位,可以把生产过程系统中的故障分为元器件故障、传感器故障和执行器故障。根据故障的时间特性,可以把故障分为缓变故障和突变故障。根据故障的发生形式,可以把故障分为加性故障和乘性故障^[7]。

过程故障监控是一项复杂的系统工程,其主要由信号采集、信号处理、故障检测与诊断、故障决策4个阶段构成,如图1.1所示。其中,监控信号处理和过程故障检测与诊断(FDD)构成一个集成的整体,其相关理论和方法合称为过程监控技术性^[8]。下面介绍信号采集、信号处理、故障检测与诊断。

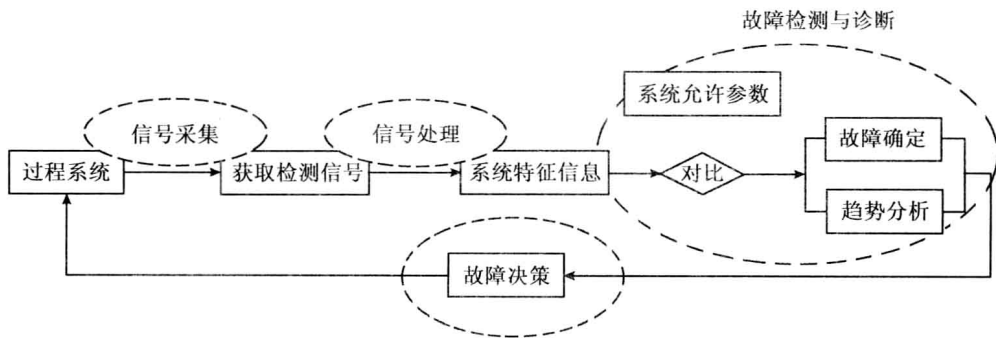


图 1.1 过程故障监控的一般步骤

① 信号采集。信号采集的主要工具是传感器。对动态系统运行过程而言,传感器或测量设备输出信号通常是以等间隔或不等间隔的采样时间序列的形式给出的。监控过程的数据采集必须同时兼顾到采集过程的工程可实现性和采样数据的有效性。此处,数据有效性是指采样的测量数据与过程系统故障之间必须有内在的关联性。

② 信号处理. 信号处理是一个运用数据处理与特征信息技术对过程系统采样时间序列进行信息压缩、提取系统特征信息的过程. 信号处理作为特征量的选择提取技术, 几乎包括现代所有的信息处理技术所能提供的手段, 如数字信号处理、信息理论、时间序列分析、图像识别和应用数学等.

③ 故障检测与诊断. 故障检测是指判断并指明系统是否发生了异常变化及异常变化发生的时间. 故障检测的首要任务是依据压缩之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, 来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. 当所关心的系统输出偏离了预定的目标范围, 或者影响系统输出的过程参数或过程特征量发生变化并超出设定的范围时, 系统应能及时检测出来. 但通常任何故障检测系统都不可能完全正确地检测出控制系统的各种故障, 因此提高故障的正确检测率, 降低故障的漏报率和误报率一直是故障检测领域的前沿课题^[9].

故障诊断是指通过测量设备(如传感器)观测到的数据信息、过程系统动力学模型、系统结构知识, 以及过程异常变化的征兆与过程系统故障之间内在的联系, 对系统的运行状况进行分析和判断, 查明故障发生的位置、时间、幅度和故障模式.

故障检测与诊断是过程监控的重要核心组成部分, 过程监控方法的研究主要是为了实现对过程故障的检测与诊断.

1.2.2 工业过程监控方法的分类

从不同角度出發, 过程监控方法的分类也不完全相同. Frank P M^[10]教授将过程监控方法划分成3类: 基于解析模型的方法, 基于信号处理的方法, 基于知识的方法. 但是, 随着基于数据的多变量统计方法在故障检测和诊断中不断得到应用, 基于统计分析模型的方法逐渐从基于信号处理的方法中分离出来. 文献[6, 11]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. 具体的分类方法如图1.2所示. 下面对各种方法的适用环境、优缺点及发展情况进行简单的评述.

(1) 基于解析模型的方法. 基于解析模型的方法是最早发展起来的, 当可以建立被控对象的较为精确的数学模型时, 首选基于解析模型的方法. 其优点是能深入系统本质的动态性质和实时诊断, 缺点是系统模型通常难以获得、不确定或具有非线性时不易实现. 尽管有许多学者在这方面作了很多研究, 例如, Frank P M^[10]提出了用解析冗余的概念进行故障诊断, Patton R 等^[12]总结了基于 Kalman 滤波原理的动态系统诊断方法, 国内学者周东华等^[13]和葛建华等^[14]的专著也分别对这一领域作了一定的研究, 但是在实际应用中, 基于解析模型的方法受到复杂过程精确数学模型难以建立的限制, 不能得到广泛的应用. 它主要有3种方法, 即参数估计方法、状态估计方法和等价空间方法.

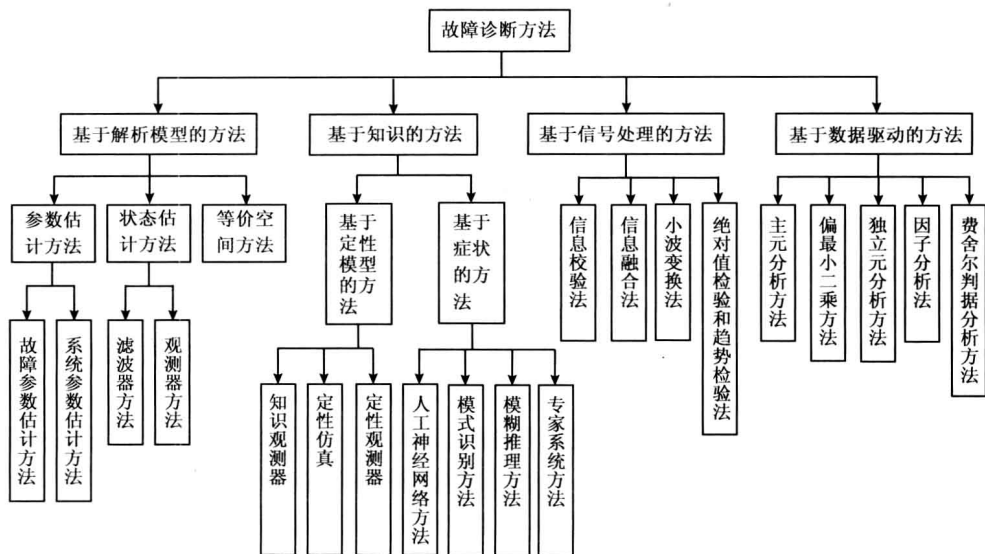


图 1.2 故障诊断方法的分类

参数估计方法是根据模型参数及相应的物理参数的变化量序列的统计特性来进行故障检测、分离和估计。与基于状态估计的方法相比，参数估计方法更易于定位故障和估计故障幅值。状态估计方法的基本思想是利用观测器/滤波器对系统的状态进行估计并构成残差序列，然后采取一定的措施增强残差序列所包含的故障信息，抑制模型误差等非故障信息，通过对残差序列的统计检验把故障检测出来。由于很难获得系统的精确数学模型，因此现阶段对于状态估计方法的研究主要集中在提高监测系统对于建模误差、扰动、噪声等未知输入的鲁棒性及系统对早期故障的灵敏度。等价空间方法主要检查系统数学方程与各种测量值是否一致。它是一种线性动态变换，把变换后的残差用于检测和分离故障。

(2) 基于知识的方法。基于知识的故障诊断方法不需要定量的数学模型，它通过系统的因果模型、专家知识、系统的详细描述或者故障症状举例来获得监控模型。它又可以分为基于症状的方法和基于定性模型的方法等。基于症状的方法包括人工神经网络方法、模糊推理方法、专家系统方法、模式识别方法等，基于定性模型的方法又可分为定性观测器、定性仿真和知识观测器等。

当很难建立被控对象的定量数学模型却能得到其定性数学模型时，可采用基于知识的方法。基于知识的方法有很多种类，目前比较热门的有基于专家系统的故障诊断方法^[15-16]、基于人工神经网络的故障诊断方法、基于定性模型的故障诊断方法和基于模糊的故障诊断方法^[17]，等等。基于知识的方法已经在欧美各国工业应用中得到了发展与改善。然而，面对复杂的工业过程，基于知识的方法由于存在着专家经验获取困难、难以处理非线性问题等缺点，因此制约着它的进

一步普遍应用。

(3) 基于信号处理的方法: 当很难建立被控对象的解析模型但可以得到被控过程的输入输出信号时, 可采用基于信号处理的方法^[18]。利用信号模型, 直接分析可测信号, 提取方差、均值、频谱等特征值。其中, 小波变换的方法是近年来发展起来的一种很有前途的方法。利用小波变换可以进行信号的随机消噪, 即以小波变换作为一种信号预处理方法用于故障特征的提取和信号消噪。适当地选取小波尺度, 在这些尺度的小波基上对信号进行重构, 去掉高频、工频噪声频段内的小波尺度, 可以保证重构的信号只包含系统运行信息及故障信息^[19]。近年来, 将小波分析与模糊理论、神经网络结合, 提出了模糊小波^[20]和小波网络^[21]等技术, 并用于非线性系统故障诊断中^[22]。

(4) 基于数据驱动的方法: 当很难建立被控对象的解析模型但可以得到被控过程的过程数据和质量数据时, 可采用基于数据驱动的方法。随着自动化、计算机网络及数据库技术的发展, 工厂可以直接从生产过程获得大量的实时运行数据。但是要从观测数据中实现对过程运行情况的评估, 已经超出了工程师或操作员的能力范围。数据驱动技术的优势在于, 能够将过程数据和质量数据从高维数据空间投影到低维特征空间, 提取特征空间信息, 摒除冗余信息, 可以大大减轻工作量。因此, 基于数据驱动的方法是一种比较实用的过程监控方法。在分析工业过程数据时, 除了考虑数据质量、数据大小、数据的共线性问题, 还需要克服数据的时变性、数据的多尺度性、数据的非线性、数据的动态特征等难题^[23]。

综上所述, 每种方法都有各自的适用环境和优缺点, 实际应用的过程监控方案通常是把多种统计量和方法结合起来, 共同应用到故障检测与诊断中。

1.2.3 监控技术的研究现状

统计过程控制包括单变量统计过程控制和多变量统计过程控制。传统的统计过程控制采用单变量统计分析方法, 只对生产过程中的少数几个重要指标单独进行统计过程控制, 例如, 为这些指标单独建立施瓦德图(Shewhart)、累积和图(CUSUM)、指数加权平均图(EWMA)等。但是, 单变量统计过程控制只考虑单一变量的变化幅度, 并没有考虑性能指标或变量之间的相关关系。在复杂的生产过程中, 相关变量数量多, 产品的性能指标也相应增多, 在这种情况下, 采用单变量统计分析方法, 往往导致生产中的异常变化不能被检测出来, 从而造成不必要的损失。另一方面, 测量技术、计算机系统、数据库系统的发展, 使工厂获得了相当丰富的生产数据资源, 单变量统计控制远远达不到对过程实施有效监测的目的。于是, 多变量统计过程控制(Multivariate Statistical Process Control, MSPC)的故障检测与诊断技术应运而生并得到迅猛发展。多变量统计过程控制通常称为多元统计过程控制, 其主要目标是利用多元统计方法对生产过程实施监测, 并非对其进行控制。因此, 准确地说, 应该称其为“多元统计过程监测”。但是由于

历史的原因,这一名称沿用至今并被广泛使用^[24].多元统计过程控制方法主要有主元分析^[25-26](Principal Component Analysis, PCA)、部分最小二乘^[27-28](Partial Least Squares, PLS)、费舍尔判别分析^[29-30](Fisher Discriminant Analysis, FDA)、规范变量分析^[31](Canonical Variate Analysis, CVA)、因子分析^[32](Factor Analysis, FA)、聚类分析(Clustering Analysis, CA)和独立成分分析^[33-34](Independent Component Analysis, ICA)等.它们的共同点是完全依赖数据来实现故障检测与诊断.多元统计过程控制技术最主要的特点是,不需要深入了解被控对象的运行机制,只要有足够的、合适的统计数据,就可以用多元统计过程监控技术建立统计数学模型,并根据该模型进行状态监测.

多元统计过程控制技术主要是通过对这些相关过程数据进行投影变换,在一个低维的投影空间里获得一组数目大为减少的、相互独立的新变量,这些新变量数目很少,但却能够概括整个工程系统的行为特性;然后用它们建立数学模型,通过比较模型和实际系统的统计行为来进行工程系统的综合状态监测与故障诊断.这样的投影变换主要有两个目的,一是数据降维,二是使数据正交.数据降维是多元统计技术的一个重要概念,它建立在如下的观察基础之上:在大多数工业过程中,虽然被监测的变量很多,但真正的所谓驱动因素(Driving Factors)的数目往往很少.简单举例来讲,如果将一个热敏电阻接入电路中并监测它的电流和功率,当温度变化时,电阻的电流和功率显然都会随着电阻值的变化而变化,但驱动因素只有一个,那就是温度的变化.由此可以看出,通过数据降维,可以去除数据中的冗余信息,找出驱动因素.在理想情况下,数据降维后所得数据与原数据相比,所包含的有用信息量几乎不变,但是数据量大大减少,从而极大地减轻了进一步深入分析的计算量.由于数据降维技术舍弃了冗余信息,而系统噪声在经过多元统计技术处理后,往往体现为冗余信息,所以数据降维技术通常还能在一定程度上起到降噪的作用.数据正交是指变换以后得到的新变量之间相互正交.多变量统计过程控制在生产实践中能够通过统计控制图发现产品质量的异常波动,常用的多变量统计控制图有平方预测误差图(SPE图,即 Q 图)、 T^2 图等.

前面提到的几种有代表性的多元统计方法大都是直接利用测量数据对过程进行监控的,但这些方法忽视了这些测量数据当中存在的不确定因素(如外界干扰及噪声等),从而影响了监控结果的精确度.

MacGregor J F 指出,在分析工业过程数据时,需要考虑如下几个问题^[35].

① 数据质量(Data Quality).工业过程中的测量变量往往会受到各种噪声源的影响.同时,若传感器发生故障或通讯网络发生问题,则容易造成数据丢失,导致数据不可靠.噪声和数据丢失的影响使得从数据中提取与解释信息变得更为困难.

② 数据大小(Data Size).由于计算机技术的应用,因此数据的维数很大.但实际生产过程只对少数几个关键变量进行监控,所以,其他数据所包含的信息都丢失了.

③ 数据的共线性. 过程中包含大量变量并不一定意味着过程本质上是高维的. 事实上, 大多数工业过程可以用更少的维数来描述, 这是因为过程往往是由几个主要的机理(如能量平衡、质量平衡、动量平衡、反应动力学等)所驱动的, 变量之间存在着相关性. 这使得传统的统计方法难以奏效, 因为它们假定变量之间都是相互独立的.

除了上述问题外, 在研究工业过程的故障检测算法时, 还需克服如下困难.

① 数据的时变性. 由于原料性质、市场需求等外部条件的变化, 工业生产过程要在多个稳态操作点进行生产, 并具有多个不同的生产负荷. 这些外部条件引起的数据变化应该认为是正常的, 监控系统应有能力区别外部条件与内部状态的变化^[36].

② 数据的非线性. 工业过程往往表现出非线性行为, 变量之间的关系用线性函数去近似有时不能得到很好的结果. 在这种情况下, 监控系统需要考虑过程的非线性特性^[37-38].

③ 数据的动态特征. 大多数动态过程的测量数据都是自相关的, 即当前时刻的测量与先前时刻的测量并不是独立的, 实际上它们构成了时间序列. 数据的动态特征对于统计量的统计特性有很大影响^[39-40].

④ 数据的多尺度性. Bakshi B R^[41]指出, 过程扰动实际上是发生在不同的时间尺度上的. 某些扰动对过程的影响可能是短时的, 有些扰动对过程的影响则可能是长时间的, 而有关扰动时间尺度的信息有助于对扰动的识别, 从而得出正确的校对信息^[42].

1.3 本书概况

本书主要介绍基于数据的故障检测方法, 重点放在基于 PCA、ICA 和 PLS 的方法. 主要是根据数据的不同特点, 将各种不同的方法进行有效的融合, 进而给故障诊断带来新的结果.

针对数据具有异常点、非线性和多尺度性, 为了弥补传统 MSPCA 的不足, 本书提出了一种基于滑动中值滤波多尺度核主元分析算法 (SMF-MSKPCA). 该方法用于基于非线性数学模型、田纳西过程和青霉素发酵过程的实验, 证明该方法有较好的在线监测性能. 考虑到生产过程测量数据的时序相关特性, 对 SMF-MSKPCA 进行改进, 将动态核主元分析引入 SMF-MSKPCA, 提出一种基于滑动中值滤波动态核主元分析算法 (SMF-MSDKPCA).

对于多模式工业过程监控中存在的问题, 提出一种提取公共特性的多模式过程监测方法, 通过对不同模式公共部分和特殊部分的组合对多模式问题进行故障检测. 该方法可以获得系统的动态特性. 另外, 通过选择一种非线性方法对数据进行处理, 将核函数引入多模式过程监控方法中, 并通过仿真实例来验证所提算

法的检测能力.

另外, 本书提出两种改进的核独立元分析算法: 多块核独立元分析算法 (MBKICA) 和多模态核独立元分析算法. 多块核独立元分析算法能够解决复杂工业过程监控问题, 多模态独立元分析算法用于解决多模态问题.

针对非线性的工业过程, 提出一种双重更新策略, 用整合后的递推 PLS 的输出方法取代了原始的方法, 开发了在线软测量系统. 双更新方法可以推广到来自不同的 PLS 所描述的其他应用程序组合得到的模型. 针对工业过程出现的故障问题, 书中讨论故障幅值的估计方法, 工业故障幅值可以近似地通过所提出的重构法获得.

本章参考文献

- [1] 褚健, 孙优贤. 流程工业综合自动化技术发展的思考[J]. 制造业信息化, 2002, 31(增刊): 24-28.
- [2] 俞金寿. 工业过程先进控制[M]. 北京: 中国石化出版社, 2002: 317-319.
- [3] 蒋浩天, E L 拉塞尔, R D 布拉茨. 工业系统的故障检测与诊断[M]. 段建民, 译. 北京: 机械工业出版社, 2003: 2-137.
- [4] Himmelblau D M. Fault detection and diagnosis in chemical and petrochemical processes[J]. The Chemical Engineering Journal, 1980, 20(1): 79.
- [5] 胡封, 孙国基. 过程监控与容错处理的现状及展望[J]. 测控技术, 1999, 18(12): 1-5.
- [6] 胡封, 孙国基. 过程监控技术及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001.
- [7] 孙娇华. 基于主元分析传感器故障检测、辨识与重构的研究[D]. 沈阳: 沈阳化工学院, 2003.
- [8] 温熙森. 模式识别与状态监控[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1997.
- [9] 唐凯. 基于多元统计过程控制的故障诊断技术[D]. 杭州: 浙江大学, 2004.
- [10] Frank P M. Fault diagnosis in the dynamic system using analytical acknowledge-based fault redundancy: A survey and some new results [J]. Automatica, 1990, 26(3): 459-474.
- [11] 蒋立英. 基于 FDA/DPLS 方法的流程工业故障诊断研究[D]. 北京: 清华大学, 2005.
- [12] Patton R, Frank P M, Clark R. Fault diagnosis in dynamic systems [M]. New Jersey: Englewood Cliffs, 1989: 166-189.
- [13] 周东华, 孙优贤. 控制系统的故障检测与诊断技术[M]. 北京: 清华大学

- 出版社, 1994.
- [14] 葛建华, 孙优贤. 容错控制系统的分析与综合[M]. 杭州: 浙江大学出版社, 1994.
- [15] 宋华, 张洪钺, 王行仁. 非线性系统多故障诊断方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2005, 31(11): 1198-1203.
- [16] Kourtí T, Lee J, MacGregor J F. Experiences with industrial applications of projection methods for multivariate statistical process control [J]. Comput. Chem. Eng. 1996, 20(supl): 745-750.
- [17] Qin S J, Cherry G, Good R, et al. Semiconductor manufacturing process control and monitoring: A fab-wide framework [J]. Process Control, 2006(16): 179-191.
- [18] 叶昊, 王桂增, 方崇智. 基于脉冲响应函数的正交小波变换系数的故障检测方法[J]. 控制理论与应用, 1999, 16(1): 6-9.
- [19] Ye H, Wang G Z, Fang C Z. Application of wavelet transform to leak detection and location in transport pipelines [J]. Engineering Simulation, 1996, 13(6): 1025-1032.
- [20] Muid M, George V. Automated fault detection and identification using a fuzzy-wavelet analysis technique [J]. IEEE Proc of Autotestcon, 1995: 169-175.
- [21] Zhao Z, Gu X, Jiang W. Fault detection based on wavearx neural network [C]. Proc. of 14th IFAC World Congress, Beijing, 1999: 145-150.
- [22] 张登峰. 动态系统的故障检测与诊断研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2003.
- [23] 郭明. 基于数据驱动的流程工业性能监控与故障诊断研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2004.
- [24] 方伦钢. 应用多元统计过程控制技术进行状态监测[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2004.
- [25] Pearson K. On lines and planes of closest fit to systems of point in space [J]. Philosophical Magazine, 1901, 6(2): 559-572.
- [26] Dunia R, Qin S J, Edgar T F, et al. Identification of faulty sensors using principal component analysis [J]. AIChE Journal, 1996, 42(10): 2797-2812.
- [27] Yingwei Zhang, Hong Zhou, S Joe Qin, et al. Decentralized fault diagnosis of large-scale processes using multiblock kernel partial least squares [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2010, 1(6): 3-12.
- [28] Yingwei Zhang, Yongdong Teng, Yang Zhang. Complex process quality prediction using modified kernel partial least squares [J]. Chemical Engineering Science, 2010, 65(5): 2153-2158.