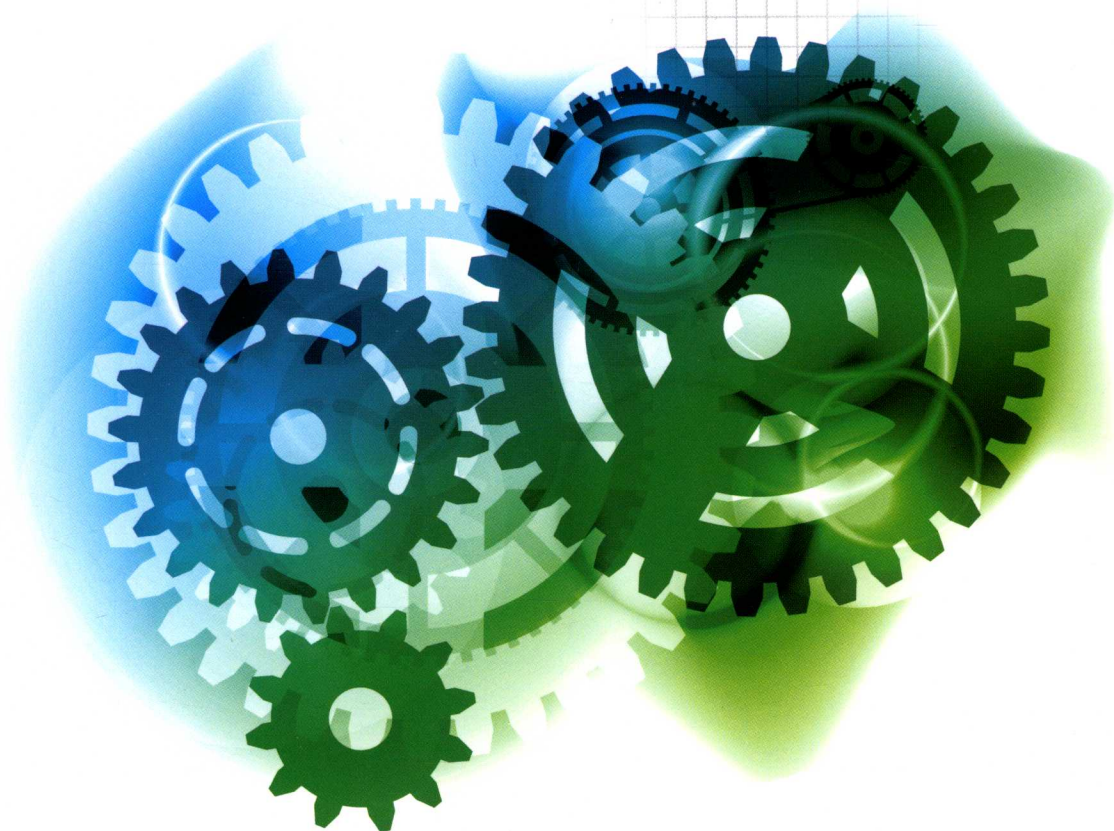
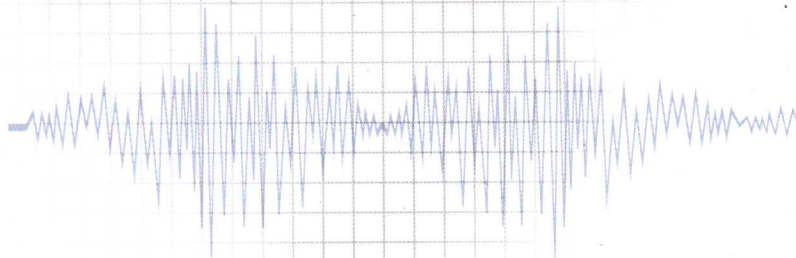


基于频谱数据驱动的 旋转机械设备负荷软测量

汤 健 田福庆 著
贾美英 李 东

著



国防工业出版社

National Defense Industry Press

基于频谱数据驱动的旋转 机械设备负荷软测量

汤 健 田福庆 贾美英 李 东 著

国防工业出版社

· 北京 ·

图书在版编目(CIP)数据

基于频谱数据驱动的旋转机械设备负荷软测量/汤健等著. —北京:国防工业出版社, 2015. 6

ISBN 978 - 7 - 118 - 10213 - 0

I. ①基... II. ①汤... III. ①转动机构 - 机械设备 - 载荷 - 测量 IV. ①TH133

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2015)第 130313 号

※

国防工业出版社 出版发行

(北京市海淀区紫竹院南路 23 号 邮政编码 100048)

天利华印刷装订有限公司印刷

新华书店经售

*

开本 787 × 1092 1/16 印张 14 字数 316 千字

2015 年 6 月第 1 版第 1 次印刷 印数 1—2000 册 定价 56.00 元

(本书如有印装错误,我社负责调换)

国防书店: (010)88540777

发行邮购: (010)88540776

发行传真: (010)88540755

发行业务: (010)88540717

序

原材料工业是社会经济发展中不可取代的基础工业。中国已经成为世界上门类最齐全、规模最庞大的原材料生产大国。为了充分利用资源,必须采用品质低、成分波动大的资源作为原材料工业生产的原料,这就使得一些工业过程具有动态特性变化、强非线性、强耦合、机理不清、难以建立数学模型、关键被控参数无法实现在线测量等综合复杂特性,对已有的过程控制与运行优化理论与技术提出了挑战。

现代过程工业的发展和日趋激烈的市场竞争,对过程控制提出了新的需求——过程控制不仅使被控过程的输出尽可能好地跟踪控制器设定值,而且要控制整个工业装置的运行,使反映产品在该装置加工过程中质量、效率与消耗等指标,即运行指标,控制在目标值范围内,尽可能提高质量与效率指标,尽可能降低消耗指标,即实现工业过程运行控制与优化。这就要求对反映产品在加工过程中的质量、效率及物耗、能耗密切相关的运行指标进行在线测量或预报。

我和我的团队以及学生近 20 年在国家 973、国家自然科学基金等项目的资助下,结合企业重大自动化工程项目,一直致力于进行复杂工业过程建模、控制与优化的研究。本书主要作者,我的学生汤健,从博士研究阶段至今一直从事磨机难以检测参数——磨机负荷的软测量方法的研究,取得了较系统的研究成果,部分成果已在 IEEE 汇刊和 IFAC 会刊等国际著名学术期刊发表 SCI 论文 7 篇,其博士论文获得 2013 年度“辽宁省优秀博士学位论文”。

本专著《基于频谱数据驱动的旋转机械设备负荷软测量》是对上述研究成果的总结与提升。该专著分析了磨矿过程磨机筒体振动、振声和磨机电流信号与负荷参数(料球比、磨矿浓度、充填率)之间的映射关系,介绍了针对这些信号与负荷参数间的机理不清导致难以构建机理模型的难点所提出的磨机负荷软测量方法,该软测量模型由筒体振动、振声和磨机电流信号与负荷参数间的数据驱动模型和负荷参数与磨机负荷间的机理模型组成;介绍了针对筒体振动、振声频谱特征难以提取与选择的难点所提出的基于组合优化策略的筒体振动频谱特征选择与提取方法;介绍了针对筒体振动、振声和磨机电流信号间的冗余性和互补性信息难以优化融合的难点所提出基于筒体振动频谱分频段和预测误差信息熵加权的集成模型、基于多源频谱特征子集选择性优化融合的选择性集成模型和基于经验模态分解与多尺度频谱特征的选择性集成模型;介绍了针对磨机负荷时变特性、难以获得足够的建模样本难点所提出的基于线性近似依靠条件和自适应加权融合的磨机负荷在线集成软测量方法。

本专著对于从事机理不清的复杂工业过程的建模研究的人员具有参考价值,对以实际工业为背景从事研究的博士生如何从实际需求提炼科学问题进行深入研究并撰写高水平学术论文具有参考价值,也为从事磨矿过程的建模、控制与优化的工程技术人员提供了参考书。

作为导师,我衷心为汤健博士出版他人生的第一部学术专著而倍感高兴和欣慰。在本书出版之际,谨为之作序,寄望于作者能够在此方向上进行持续研究,取得解决工业实际中的难题并具有高水平学术价值的成果。

中国工程院院士
国家自然科学基金委信息部主任
东北大学学术委员会主任



2015年4月于沈阳

前言

基于数据驱动的软测量建模技术在大数据挖掘、多源信息融合和目标识别,与复杂工业过程能耗、物耗、产品质量和产量及安全生产密切相关的难以检测过程参数的测量,以及复杂系统模拟仿真与探索性分析等方面具有广阔的应用前景。现代过程工业的发展和日趋激烈的国际市场竞争对过程控制的需求是将运行指标控制在目标值范围内的同时尽可能提高产品质量与生产效率指标,降低消耗指标,即实现工业过程运行优化控制。选矿过程是典型的具有大惯性、参数时变、非线性、边界条件波动大等综合特性的复杂工业过程。磨矿过程作为选矿流程中的关键工序,其作用是将破碎后的原矿通过大型旋转机械设备(球磨机)研磨成粒度合格的矿浆,为选别过程提供原料。准确检测与磨矿过程产品质量和产量,以及物耗和能耗密切相关的球磨机负荷是实现选矿过程全流程优化运行和优化控制的关键因素之一。

磨矿过程的旋转机械设备负荷(磨机负荷)是指球磨机内新给矿量、矿浆、水量及钢球装载量等组成的瞬时全部装载量。磨机过负荷会造成磨机“吐料”、出口粒度变粗,甚至导致磨机“堵磨”、“胀肚”,发生停产事故;反之,磨机欠负荷会造成磨机“空转”,导致能源浪费、钢耗增加,甚至设备损坏。因此,及时准确地检测磨机负荷对提高磨矿产品质量和磨矿生产率、降低磨机能耗和钢耗以及保证磨矿过程的安全运行意义重大。球磨机旋转、连续运行的工作特点使得在球磨机内部安装电极测量矿浆液面高度、安装嵌入数字脉冲传感器的耐磨聚亚安酯标准横梁测量矿浆位置等直接检测方法因维护困难、成本高等原因难以实施。

软测量技术有机地结合自动控制理论与生产过程知识,通过状态估计方法对难以在线测量的参数进行在线估计,以软件替代硬件实现间接检测。磨矿过程自身的综合复杂动态特性、外界干扰因素动态变化的不确定性等原因导致难以依据磨矿过程的物料和金属平衡建立基于机理的磨机负荷软测量模型。建立基于数据驱动的软测量模型不需要关注研究对象的内部规律,通过输入输出数据即可建立与所关注过程特性等价的数据驱动黑箱模型。常用的基于磨机电流(球磨机电机消耗功率)检测磨机负荷的方法难以保证磨矿过程长时间运行在优化状态。研究表明,球磨机运行过程中产生的强烈振动及振声信号频谱中蕴含着丰富的有价值信息。因此,研究频谱数据驱动的旋转机械设备负荷软测量模型具有重要的理论和现实意义。

磨机负荷与磨机内部的料球比、磨矿浓度和充填率等参数有关,而这些参数与筒体振动、振声和磨机电流信号间存在难以用精确数学模型描述的非线性关系。采用高维筒体振动/振声频谱数据建模导致模型的复杂度高、可解释性和泛化性差;而且单传感器信号

的不确定性和局限性、多传感器信号间的冗余性和互补性使得采用传统的单一模型和集成模型建模方法难以有效地检测磨机负荷;除此之外,物料属性波动、钢球磨损等因素导致球磨机系统的特性漂移进一步降低了离线建立的磨机负荷软测量模型的精度。现有的结合专家知识和规则推理估计磨机负荷状态的方法难以精确检测磨机负荷。目前常用的磨机电流信号只能反映部分磨机负荷信息,轴承振动及振声信号则主要反映料球比信息,导致现有的基于这三种信号的数据驱动软测量方法难以准确地实现磨机负荷的实时检测。

本书在“半自磨/球磨机负荷监测技术研究(2006AA060202)”国家高技术研究发展计划(863计划)课题项目的支持下,根据磨机负荷检测方法的研究现状和存在的问题,借鉴已有的磨机负荷软测量建模方法和思路,结合磨矿过程的研磨机理,以实验球磨机为基础,以磨机筒体振动、振声和磨机电流信号作为输入变量,研究磨矿过程磨机负荷的在线检测问题。主要内容归纳如下:

(1) 结合磨矿过程的研磨机理和工业现场实际情况,定义磨机内部的料球比、磨矿浓度和充填率为磨机负荷参数,并建立这些参数与磨机负荷间的数学模型。定性分析旋转机械设备(球磨机)筒体振动产生机理,确定建立以筒体振动、振声和磨机电流信号为输入,磨机负荷参数为输出的软测量模型。最终通过软测量模型和数学模型的串行组合,实现磨机负荷检测。

(2) 针对采用旋转机械设备筒体振动/振声的高维频谱数据建模会增加模型复杂度,降低模型泛化性,以及特征提取和特征选择方法各有其局限性等问题,描述了基于组合优化的频谱数据维数约简方法及其在磨机负荷参数软测量中的应用。

(3) 针对基于旋转机械设备频谱数据特征建立的单模型泛化性和可解释性差,以及简单集成磨机电流信号和筒体振动/振声频谱特征子集的集成模型难以有效地融合多源数据特征的问题,描述了基于集成筒体振动频谱分频段和基于选择性集成多传感器频谱特征的旋转机械设备负荷参数软测量方法;针对磨机筒体振动和振声信号的组成复杂难以解释、蕴含信息存在冗余性和互补性、与磨机负荷参数映射关系难以描述等问题,描述了基于经验模态分解和选择性集成学习算法分析筒体振动与振声信号组成并建立磨机负荷参数软测量模型的方法。

(4) 针对物料属性波动、研磨介质磨损等因素导致旋转机械设备系统具有时变特性,基于历史数据离线建立的选择性集成模型需要自适应更新的问题,描述了基于在线集成建模的旋转机械设备负荷参数软测量方法。该模型包括集成子模型更新和加权系数更新两部分,其中集成子模型更新部分依据新样本与建模样本间的近似线性依靠值判别是否进行子模型更新,加权系数更新部分采用了基于均值和方差递推更新的在线自适应加权算法。

面对磨矿过程磨机负荷检测这一难题,本书的主题思想是面对多源频谱数据特征,在机理知识难以清晰明确获得的情况下,基于选择性集成学习技术实现最优多源信息融合并对融合模型进行更新研究,即借助机器学习技术实现多传感器信息融合。本书采用实验球磨机的实际运行数据进行了仿真实验。本书所描述方法可应用于采用机械设备振

动/振声频谱数据等多源信息进行关键工业参数软测量和监视的冶金、建材、造纸等工业过程。

本书的研究为实现球磨机负荷的实时在线检测,进而提高磨矿过程的产品质量和磨矿生产率、降低能源消耗奠定了基础。本书所描述的磨矿过程磨机负荷软测量方法主要在实验球磨机进行,有如下几方面问题需要深入研究:

(1) 建立球磨机研磨机理数值仿真和筒体振动分析有限元模型,基于该模型深入分析磨矿过程湿式球磨机研磨机理和筒体振动、振声信号产生机理。这是利用筒体振动、振声信号检测磨机负荷的理论基础,涉及内容包括破碎力学、矿浆流变学、机械振动学、声学及机械磨损与化学腐蚀等多领域的综合知识。

(2) 磨机内物料和钢球粒径大小及分布的变化、钢球和磨机衬板磨损及腐蚀的不确定性、与钢球冲击破碎直接相关的矿浆黏度的复杂多变等因素导致磨机筒体受到大量不同强度、不同频率的冲击力,由此产生的筒体振动和振声信号具有较强的非线性和非平稳性。如何将它们有效分解和进行系统解释是目前基于这些信号进行磨机负荷参数软测量面临的挑战之一。

(3) 应该进一步进行接近工业现场磨矿条件的连续磨矿实验,通过基于磨机负荷参数的实验设计,进一步验证本书所提软测量方法。在此基础上进行工业磨机的实验,并结合现场分布式控制系统(DCS)采集存储的过程数据及领域专家知识进行智能磨机负荷软测量方法的研究。

(4) 研究如何结合球磨机研磨过程的数值仿真模拟和筒体振动的有限元分析、专家知识经验及离线化验数据对软测量模型进行有效的在线校正。

(5) 基于近似线性依靠条件的在线建模方法虽然保证了模型更新过程中建模样本库中只包含有价值样本,但样本库的容量会越来越大,而且某些旧的样本可能会恶化软测量模型性能。因此,如何确定建模样本库的样本容量、如何丢弃旧样本和如何采用块样本更新等问题需要深入研究。

本书是在柴天佑院士的悉心指导和亲切关怀下完成的。柴老师渊博的知识、严谨的治学精神、积极乐观的生活态度时时激励着我们,关键的时候给予我们人生启迪,不仅培养了我们的学术研究能力,也明白了许多人生的道理。在此谨向柴老师致以最诚挚的敬意和衷心的感谢!

本书得到了中国博士后基金(2013M432118, 201150M1504), 国家 863 计划项目(2015AA043803)、国家自然科学基金(61034008, 61273177, 61004051, 61203102, 61020106003, 61134006)、辽宁省教育厅科学研究一般项目(L2013272)和国家支撑计划(2012-BAF19G00)的支持。

感谢北方交通大学计算所对本书的出版给予的支持和帮助。

感谢墨西哥国立理工大学高级研究中心(CINVESTAV-IPN)的余文教授、澳大利亚拉筹伯大学的王殿辉副教授、沈阳化工大学的赵立杰教授以及美国南加州大学的秦泗钊教授给予作者在科研工作中的帮助和支持。

感谢北京矿冶研究总院的周俊武老师、清华大学的徐文立教授和王焕刚老师,无偿为

我们提供本项目实验的详细情况以及建设性的指导意见。

特别感谢工作单位的同事们。在外期间,是他们的支持和关怀给予了我们安心科研的坚强后盾。

感谢东北大学自动化研究中心的岳恒教授、周晓杰副教授、罗小川副教授、王良勇老师、丁进良老师、杨春雨老师、刘卓老师、孙秀芬老师、迟瑛老师、高继东老师,他们以饱满的工作热情和丰富的理论知识,在生活方面以及科研工作中给予我们关怀和帮助,给予我们前进的动力。感谢自动化研究中心的吴志伟、李玮韬、刘炜、余刚、刘业峰、张亚军、孙亮亮、王魏、丛秋梅、翟连飞、片锦香、王秀英、赵大勇、耿曾显、张立岩、孙鹏、周平、刘强、孔维健、石宇静、吴永建、王永刚、吴峰华、庞新富、黄辉、杨新等博士,在与他们交流和探讨过程中,解决了很多学术上的难题。

特别说明,本书目的是综合利用工业机理、专家知识、信息融合、信号处理、机器学习等多方面知识去尝试解决磨矿过程湿式球磨机负荷软测量这一难题,主要侧重于各种技术的有效与合理集成,对相关理论问题未做深入探讨。

参加本书编写和校对的还有余文、赵立杰、周晓杰、丁进良、刘卓、丛秋梅、王魏、片锦香、王秀英等人,在此一并表示感谢!

由于本书作者学识和水平有限,虽然尽力而为,但仍难免会有不妥和错误之处,敬请广大读者批评指正,并给予谅解。

作者

2015年3月

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 引言	1
1.2 软测量技术的研究现状	3
1.2.1 软测量技术简介	3
1.2.2 特征提取与特征选择	5
1.2.3 选择性集成建模	6
1.2.4 在线集成建模	8
1.3 旋转机械设备负荷检测方法的研究现状	10
1.3.1 研磨机理数值仿真与筒体振动分析	10
1.3.2 仪表检测方法	12
1.3.3 数据驱动软测量方法	17
1.3.4 存在问题	21
第 2 章 复杂工业过程旋转机械设备负荷特性分析	23
2.1 引言	23
2.2 复杂工业过程旋转机械设备负荷描述	23
2.2.1 工艺过程描述	23
2.2.2 负荷与负荷参数	25
2.2.3 负荷参数与工业过程生产率	27
2.3 旋转机械设备负荷的专家识别过程描述	28
2.4 旋转机械设备负荷的特性分析	29
2.4.1 工作机理	29
2.4.2 筒体振动分析	37
2.4.3 振声分析	44
2.4.4 电流分析	47
2.4.5 软测量模型输入输出关系	48
2.5 旋转机械设备负荷软测量模型的难点分析	49
第 3 章 基于筒体振动频谱的特征选择与特征提取方法及其应用	51
3.1 引言	51

3.2	随机振动信号处理	52
3.2.1	振动信号的时域分析	53
3.2.2	振动信号的频域分析	54
3.3	维数约简与软测量模型输入特征选择	58
3.3.1	基于主元分析(PCA)/核 PCA(KPCA)的特征提取方法	59
3.3.2	基于互信息(MI)的特征选择方法	62
3.3.3	支持向量机(SVM)模型的输入特征选择	63
3.3.4	上述特征提取与特征选择方法的局限性	67
3.4	旋转机械振动频谱特征提取与特征选择及其应用	68
3.4.1	基于组合优化的特征提取与特征选择策略	68
3.4.2	基于组合优化的特征提取与特征选择方法	69
3.4.3	算法步骤	77
3.4.4	实验研究	79
第4章	基于频谱数据驱动的旋转机械设备负荷选择性集成建模及其应用	92
4.1	引言	92
4.2	选择集成建模与多传感器信息优化融合	94
4.2.1	神经网络集成理论框架	95
4.2.2	基于遗传算法的神经网络选择性集成(GASEN)	97
4.2.3	特征选择与选择性集成建模	98
4.2.4	基于自适应加权融合(AWF)算法的多传感器信息融合	99
4.2.5	选择性多源信息融合	99
4.3	基于偏最小二乘(PLS)/核 PLS(KPLS)的集成建模方法及存在的问题	100
4.3.1	基于 PLS/KPLS 的集成建模方法	101
4.3.2	PLS/KPLS 集成建模方法存在的问题	104
4.4	基于筒体振动频谱的旋转机械设备负荷参数集成建模	105
4.4.1	基于筒体振动频谱的集成建模策略	105
4.4.2	基于筒体振动频谱的集成建模算法	105
4.4.3	实验研究	108
4.5	基于选择性集成多传感器频谱特征的旋转机械设备负荷参数软测量	112
4.5.1	基于选择性集成多传感器频谱特征的建模策略	112
4.5.2	基于选择性集成多传感器频谱特征的建模算法	114
4.5.3	建模步骤	118
4.5.4	实验研究	119
4.6	基于经验模态分解(EMD)和选择性集成学习的旋转机械设备负荷 参数软测量	133
4.6.1	基于 EMD 和选择性集成学习的建模策略	133

4.6.2	基于 EMD 和选择性集成学习的建模算法	134
4.6.3	实验研究	138
第 5 章	基于频谱数据驱动的旋转机械设备负荷参数在线集成建模及其应用	162
5.1	引言	162
5.2	递推更新算法	164
5.2.1	递推主元分析(RPCA)算法	164
5.2.2	递推偏最小二乘(RPLS)算法	166
5.3	更新样本识别算法	167
5.3.1	基于 PCA 模型	167
5.3.2	基于近似线性依靠(ALD)	169
5.3.3	其它更新样本识别算法及存在问题	173
5.4	基于 ALD 的在线建模算法	174
5.4.1	在线 PCA-SVM(OLPCA-SVM)	174
5.4.2	在线 PLS(OLPLS)	176
5.4.3	在线 KPLS(OLKPLS)	177
5.4.4	算法讨论	179
5.4.5	实验研究	180
5.5	基于在线集成建模的旋转机械设备负荷参数软测量方法	187
5.5.1	建模策略	187
5.5.2	建模算法	188
5.5.3	建模步骤	190
5.5.4	实验研究	190
参考文献		195

第1章 绪论

1.1 引言

大型高耗能旋转机械设备(球磨机)主要依靠自身旋转带动钢球冲击和磨剥物料,在煤炭、化工、电力和冶金等复杂工业过程中应用广泛。据统计,磨机粉磨作业的电耗占全世界总发电量的2.8%~3%^[1],在选矿、电力和水泥等行业分别占各自工业过程能耗的30%~70%、15%和60%~70%。球磨机的特点是结构简单、性能稳定、适应性强,但其工作效率低、能耗高,用于研磨破碎物料的能量不到其消耗总能量的1%,大部分能量转换为噪声和热量而浪费^[2]。球磨机种类繁多,按筒体形状分为短筒球磨机、管磨机、圆锥式球磨机;按操作方式分为间歇式球磨机和连续式球磨机;按卸料方式分为中心卸料式球磨机(又分为溢流型球磨机和格子型球磨机)及周边卸料式球磨机;按球磨机筒体支撑的方式分为中心传动的球磨机和边缘传动的球磨机;按操作工艺分为干式球磨机和湿式球磨机。球磨机运转率和效率常常决定了磨矿甚至选矿全流程的生产效率和指标^[3]。

本书主要关注在国内铁矿磨矿过程中广泛应用的湿式球磨机负荷的软测量。若无特别说明,本书将湿式球磨机简称为球磨机。同时,将广泛应用于火电厂的煤磨机、建材生产企业的水泥磨机统一称为干式球磨机。

流程行业过程控制的目的是将运行指标控制在目标值范围内的同时尽可能提高产品质量与生产效率指标,降低消耗指标^[4]。选矿过程的规模大、工艺长、受外部环境干扰多,是具有大惯性、参数时变、非线性、边界条件波动大等综合特性的典型复杂工业过程。磨矿过程是选矿生产流程的“瓶颈”作业,在选矿厂基建投资和生产费用中占50%以上比例,直接关系到选矿生产的产量、磨矿产品的质量,影响选矿厂的经济技术指标,其运行控制、运行优化及控制系统的实现对目前的控制与优化理论方法提出了挑战^[5]。准确有效地检测与磨矿过程的产品质量、产量指标及物耗、能耗密切相关但难以在线检验的关键过程变量(如球磨机负荷和产品粒度等),是实现选矿过程全流程优化控制的关键因素之一^[6]。

磨矿过程常用的湿式球磨机的钢耗还要高于电耗^[7],钢球和衬板的消耗量更是达到0.4~3.0kg/t(某铁矿厂的日加钢球量为5t)。生产实践证明,磨1t矿要消耗钢球1.5kg左右;能耗与钢耗成正比,一般钢球的消耗量为0.035~0.175kg/kW·h^[8]。根据实验研究,球磨机有至少10%以上的节能潜力和9%以上的节约钢材的潜力^[9]。磨矿过程的目标是在保证磨矿设备安全运行及产品质量合格的前提下,最大限度地提高磨机处理量(Grinding production rate, GPR),降低钢耗和能耗^[10]。因此,保持优化的旋转机械设备(球磨机)负荷具有重要意义。

磨矿过程的磨机负荷是指球磨机内瞬时的全部装载量,包括新给矿量、循环负荷、水量及钢球装载量等^[11],即球磨机内的物料、钢球和水负荷。料球比(Material to ball volume ratio, MBVR)、磨矿浓度(Pulp density, PD)、充填率(Charge volume ratio, CVR)等相关参数代表磨机内部的工作状态,能够准确反映磨机负荷,如MBVR过大、PD过高均会导致磨机过负荷。磨机过负荷而又操作不当会造成磨机“堵磨”、“胀肚”,甚至发生停产事故。磨机欠负荷会引起磨机“空磨”,使钢球直接冲击磨机衬板,造成钢耗增加、设备损坏。因此,准确地检测磨机负荷是实现磨矿过程运行优化和运行控制的关键因素之一^[12]。尽管许多科研单位都对球磨机的研磨过程进行了大量研究,但其粉碎机理仍不清晰^[13]。磨机负荷不仅与磨机中的矿浆和钢球量有关,还与磨机内部物料和钢球的粒径大小及分布、钢球和磨机衬板的磨损及腐蚀、影响钢球表面罩盖层厚度的矿浆黏度等因素有关,这些复杂多变难以检测的因素同时也会影响磨机的负荷状态,因此很难采用解析方法建立磨机负荷的机理模型。现有的磨机负荷检测方法存在精度低、性能不稳定等缺点,造成生产过程难以闭环控制,自动化程度不高。实际生产过程的操作系统多依据经验或融合轴承振动、磨机振声和磨机电流信号估计磨机负荷状态^[11],以牺牲经济性保证安全性,使磨机常运行在低负荷状态,导致磨矿过程的低效率和高消耗。

水泥、火力发电厂等行业广泛应用的干式球磨机负荷通常采用“料位”表示^[14],其检测和控制均领先于选矿等行业使用的湿式球磨机,如采用振声信号进行水泥磨机负荷检测和优化控制的系统已经市场化(如日本和瑞典的“电耳”);某氧化铝厂回转窑制粉系统基于振声信号实现了磨机负荷的智能控制^[15]。基于振声信号只能有效检测湿式球磨机内的料球比。研究表明,磨机内矿浆的存在导致湿式球磨机负荷难以描述^[16],这是磨矿过程磨机负荷的研究与应用远落后于干式球磨机的原因之一。文献[17]指出目前针对干式球磨机进行的大量研磨过程数值分析模型不适用于湿式球磨机。干式和湿式球磨机的研磨机理不同,干式球磨机中的磨机负荷检测方法难以在湿式球磨机中直接应用。因此,如何实现磨矿过程磨机负荷的在线检测,保持磨机稳定在最佳负荷,在产品质量指标满足工艺要求的同时使产量达到最大,保障球磨机自动、安全、高效运行,对于提高磨矿过程运行的稳定性、经济性和节能降耗有重要意义。这也是目前选矿生产企业中备受关注和亟待解决的重要问题。

本书在国家高技术研究发展计划(863计划)“半自磨/球磨机负荷监测技术研究(2006AA060202)”的支持下,以磨机筒体振动信号为主,在实验球磨机上开展了磨矿过程磨机负荷软测量方法的研究。目前阶段的研究是考虑多种工况下,不同料、球、水负荷的变化与筒体振动、振声信号(尤其是高灵敏度筒体振动信号)之间的关系。针对研磨机理和筒体振动分析研究表明,影响筒体振动信号组成的是料球比、磨矿浓度及充填率等磨机负荷参数。采用目前实验数据换算得到的磨机负荷参数范围并不完全符合工业实际情况。在进行工业应用之前,还需要进行基于磨机负荷参数的实验设计,通过更为符合工业实际研磨工况的大量数据对软测量模型进行充分验证。磨机是旋转不间断运行的,在实际工业生产中是难以获得磨机内部的精确磨机负荷真值的。因此,磨机负荷软测量模型通常需要在实验球磨机进行充分实验验证后再进行工业应用研究。

本书所开展的研究工作,对加速磨矿过程磨机负荷软测量产品的开发,提高磨矿过程的运行优化水平,促进我国选矿行业提高产品质量、降低成本和减少资源消耗有重要

的实际应用价值。本书所描述的特征提取和选择方法可以在应用振动、振声信号进行关键工业参数监视和测量的冶金、建材、造纸等领域推广应用。本书所提出的基于选择性集成建模及在线集成建模的软测量方法可以在频谱、光谱等高维数据的建模中进行推广应用。

1.2 软测量技术的研究现状

1.2.1 软测量技术简介

传统的测量技术通常是建立在传感器等硬件基础上的。软测量是把自动控制理论与生产过程知识有机地结合起来,通过状态估计方法对难以在线测量的参数进行在线估计,以软件来替代硬件的功能^[18]。这些状态估计通常都是建立在以可测变量为输入、被估计变量为输出的模型上。它是对传统测量手段的补充,可以解决有关产品质量、生产效益等关键性生产参数难以直接测量的问题,为提高生产效益、保证产品质量提供手段。相对于硬件检测设备,软测量具有开发成本低、配置较灵活、维护相对容易、各种变量检测可以集中于一台工业控制计算机上并且无需为每个待测变量配置新硬件等特点^[19, 20]。

软测量技术已成为过程控制和过程检测领域的一大研究热点和主要发展趋势之一^[21, 22]。文献[22]将软测量的实现方法归结为如下几个步骤,如图 1.1 所示:

1) 选择辅助变量

通过熟悉工业流程和软测量对象,明确软测量任务,进而根据工艺机理分析(如物料、能量平衡关系)在可测变量集中确定最终的辅助变量。

2) 采集数据和预处理

建立软测量模型需要采集与软测量对象实测值相对应的过程数据。这些数据一般都不可避免地带有误差,其可靠性直接影响软测量模型的建立。因此,需要对原始数据进行预处理。常用方法是采用统计假设检验剔除含有显著误差的数据后,再采用平均滤波方法去除随机误差。

对于高维辅助变量,通过维数约简可以降低测量噪声的干扰以及模型的复杂度。研究表明,特征维数同时会影响软测量模型的泛化性能^[23]。采用高维数据建立软测量模型存在着“Hughes”现象和“维数灾”问题,解决该问题的方法之一是特征提取和特征选择技术^[24, 25]。常用的特征提取技术包括基于主元分析(Principal component analysis, PCA)^[26]和偏最小二乘(Partial least squares, PLS)^[27]的方法。特征选择技术包括各种选择输入变量子集的方法^[28]。

3) 建立软测量模型

将预处理后的数据分为建模数据和校验数据,结合对过程机理的分析确定模型结构和参数,开发适用的模型。软测量建模方法是软测量技术研究的核心问题,建立方法和过程随生产过程机理的不同而各有差异。文献[29]将软测量建模方法主要分为机理

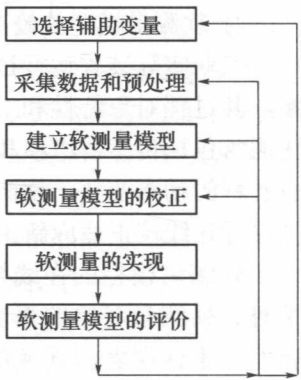


图 1.1 软测量的实现方法

建模^[19, 30-34]、回归分析^[19-33]、状态估计^[35, 36]、模式识别^[19, 37]、人工神经网络(Artificial neural network, ANN)^[38-41]、模糊数学^[42-44]、基于支持向量机(Support vector machines, SVM)和核函数^[45-48]、过程层析成像^[49, 50]、相关分析^[28, 33]和现代非线性系统信息处理技术^[51-54]等方法或者以上几种方法的混合^[55-57]等。进一步归纳, 可分为三大类^[58, 59]:

(1) 机理建模方法, 即根据工业过程的化学反应动力学、物料平衡、能量平衡等原理来表述过程的内部规律, 建立基于工艺机理分析的过程模型, 或是基于状态估计、参数估计、系统辨识等理论的对象数学模型, 包括基于状态空间的模型和基于过程的输入输出模型。

(2) 基于数据驱动的建模方法, 不需要研究对象内部规律, 通过输入输出数据建立与过程特性等价的模型。这也是本书主要关注的内容。统计推理和机器学习技术广泛应用于数据驱动建模, 常用的基于机器学习方法是 ANN 和 SVM^[60]。

(3) 混合建模方法, 使用机理建模方法和数据建模方法相结合建立软测量模型。

基于小样本高维数据进行建模, 常用方法有主元分析(PCA)/核 PCA (Kernel PCA, KPCA)、偏最小二乘(PLS)/核 PLS (Kernel PLS, KPLS)及 SVM 等^[58]。

研究表明, 集成多个子模型的方法可提高模型的泛化性、有效性及可信度^[61-63]。基于人工神经网络的选择性集成建模方法表明, 集成部分子模型可获得比集成全部子模型更好的性能^[64, 65]。选择性集成建模方法已成为一个重要研究方向。

4) 软测量模型的校正

工业实际装置运行过程中, 由于原料属性、产品质量和产量及环境气候等因素的影响, 其过程对象特性和工作点不可避免地偏离建立软测量模型时的工作点。这些动态变化通常包括传感器漂移和过程漂移, 在机器学习领域将其统称为概念漂移^[66]。为跟踪工业过程的动态变化, 软测量模型需要关注邻近过程数据的变化。对离线建立的软测量模型进行在线校正适应新工况是非常必要的^[67]。

软测量模型的在线校正分为短期校正和长期校正, 以适用不同需求。短期校正以某时刻软测量对象的真实值与模型的测量值之差为动力, 及时修正模型参数, 如根据误差、累计误差和误差的增量对基于回归的软测量模型的常数项进行校正的方法^[22]。长期校正是在模型运行一段时间并积累了足够多的新样本数据后进行软测量模型系数的重新计算, 可以离线进行, 也可以在线进行。离线校正的实质就是重新建立软测量模型, 需要人工干预; 在线校正常采用递推算法。在实际使用中, 还需要对模型结构进行修正等, 但往往需要大量的样本和耗费较长的时间, 在实时性上有一定的困难^[68]。

文献[69]将在线处理概念漂移的自适应机理分为: 样本选择(如滑动窗口)、样本加权(如递推更新)和集成学习(策略包括子模型权重自适应、子模型参数自适应、子模型增加或删减)。目前, 工业过程中常用软测量模型的在线更新方法是滑动窗口和递推技术, 如指数加权移动平均(Exponentially weighted moving average, EWMA)PCA/PLS^[70]、递推 PCA/PLS(Recursive PCA/PLS)^[71-73]和滑动窗口 PCA/PLS (Move window PCA/PLS)^[74, 75]。这些自适应的 PCA/PLS 建模方法在复杂工业过程的监视中得到了广泛应用^[76-79]。

如何改进这些在线建模方法以及如何实现集成模型的在线更新是目前研究中需要解决的问题之一。

5) 软测量的实现

将离线得到的数据采集及预处理模块、软测量模型及软测量模型的校正模块以软件的形式嵌入到工业过程的控制系统上,并设计相应的人机接口以方便进行模型参数修改、化验值输入及模型在线校正。

6) 软测量模型的评价

采集软测量对象的实际值和模型的估计值进行比较,评价该软测量模型是否满足工艺要求。如果不满足要求,查找原因并进行模型的重新设计。

本书面对的是处于实验研究阶段的实验球磨机。因此,书中仅对软测量技术中的特征提取与特征选择方法、选择性集成建模方法及在线建模方法进行综述,其它软测量相关内容在后续工作中逐渐展开。

1.2.2 特征提取与特征选择

软测量模型的性能主要取决于建模样本数量、特征个数及软测量模型复杂度间的相互关系^[23]。进行特征(维数)约简可以降低测量成本并提高建模精度,但不适当的维数约减也会降低模型的建模精度^[80]。特征提取和特征选择技术是两种常用的维数约简方法,两者各有特点。

特征提取是将原始的高维特征空间采用线性或非线性的方法变换为近似的低维子空间表示^[23]。在模式识别中,常用的线性变换方法如 PCA、因子分析、线性判别分析(Linear discriminant analysis, LDA)、投影寻踪(Projection pursuit, PP)^[81]等被广泛用于特征提取。PCA 采用协方差矩阵的最大特征值对应的特征向量进行特征提取,从而在线性子空间内近似原始数据。投影寻踪和独立主元分析(Independent component analysis, ICA)^[82, 83]方法不依赖于原始数据的二阶矩,更适合于非高斯分布的数据,后者已被广泛用于盲源分离^[84]。常用的非线性特征提取技术有 KPCA^[85]和多维尺度(Multidimensional scaling, MDS)^[86]方法。KPCA 采用核技巧将原始数据映射到高维特征空间,在高维特征空间中采用线性 PCA 算法提取原始数据的非线性特征,但如何选择合适的核函数及核参数需要结合具体的问题确定。MDS 采用两维或三维数据表示原始的多维数据,将原始空间的距离矩阵尽可能保留在映射空间中,但 MDS 没有给出一个显式的映射函数。前馈神经网络和自组织映射(Self-organizing map, SOM)均可用于非线性特征提取^[87, 88]。针对 PCA 算法提取的特征只与输入数据相关,而与输出数据无关的缺点,基于 PLS 的特征提取方法得到了关注^[89, 90]。

特征选择是指从原始的高维特征集合中选择一部分特征子集建立软测量模型。通常,在如下情况中会有大量的特征需要进行特征选择:①多传感器融合,数据来源于不同的传感器从而组成了高维特征向量;②集成多个数据模型,采用不同的方法建模,将模型的参数作为特征,这些不同模型的参数组成了一个高维特征向量^[23]。特征选择最直接的方法是在所有原始特征的可能组合得到的特征子集中选择模型性能最优的特征子集。虽然穷举方法可以得到最优特征子集,但计算消耗大;另外一种可以得到最优特征子集的方法是分支定界(Branch and band, BB)算法^[91]。针对枚举算法计算效率低的缺点,基于 BB 算法的特征选择算法提高了搜索效率。BB 算法的基本思想是先用搜索树将问题的解空间按照一定的规则分割成若干个子空间(分支过程),再用定界方法排除那些不包含最