

水泥熟料烧成系统建模方法研究进展

李凡军^{1†}, 王孝红², 路士增²

(1. 济南大学 数学科学学院, 济南 250022; 2. 济南大学 自动化与电气工程学院, 济南 250022)

摘要: 水泥熟料烧成系统模型对于理解水泥熟料煅烧过程、改进煅烧工艺、优化控制段烧状态、提高燃烧效率至关重要。然而,水泥熟料煅烧过程机理复杂,燃烧状态不稳定,存在建模难的问题。经过学者几十年的努力,已涌现出一大批优秀的研究成果,但仍存在一些不足和挑战。对此,针对水泥熟料烧成系统建模问题,综述国内外已有的建模方法和技术,分析各种方法的优势及存在的问题。最后,分析并指出水泥熟料烧成系统建模领域未来的研究方向和前景。

关键词: 水泥熟料烧成系统; 建模; 机理; 数据驱动; 混合模型

中图分类号: TP29 **文献标志码:** A

Review for modeling of cement clinker burning system

LI Fan-jun^{1†}, WANG Xiao-hong², LU Shi-zeng²

(1. School of Mathematical Science, University of Ji'nan, Ji'nan 250022, China; 2. School of Electrical Engineering, University of Ji'nan, Ji'nan 250022, China)

Abstract: The model of the cement clinker burning system is important for understanding and optimizing the calcining process, controlling the burning state, and improving the combustion efficiency. However, it is difficulty to model the calcining process for its complicated mechanism and unstable burning state. In recent decades, a large number of outstanding scientific discoveries have sprung up, but there is much room for improvement. This paper reviews the development of modelling methods on the cement clinker burning system, and summaries the merits and demerits of these approaches. Finally, future research directions of modeling the cement clinker burning system are suggested.

Keywords: cement clinker burning system; modeling; mechanism; data-driven; hybrid model

0 引言

水泥工业是我国国民经济的支柱产业,2016年我国水泥产量超过 24 亿吨,占全球水泥产量的近 60%^[1]。然而,水泥工业是高能耗产业,能源消耗占到水泥熟料成本的 65%,与世界先进水泥生产技术相比我国水泥综合能耗偏高,能源消耗和环境污染已成为阻碍我国水泥工业发展的关键问题^[2]。优化控制水泥生产过程,提高能源利用率,降低污染物排放是水泥生产工业绿色健康发展的重中之重,而精确的系统模型是实行优化控制的基础。

新型干法水泥生产工艺过程中,水泥熟料烧成系统是将水泥生料在高温条件下煅烧成水泥熟料的热工系统,是能源消耗和污染物产生的主要场所,其工作状态直接决定了水泥熟料的质量、产量、能耗及污染物排放。因此,建立精确的水泥熟料烧成系统模型

是实现水泥熟料煅烧过程优化控制的关键环节。然而,水泥熟料煅烧过程物理化学反应复杂,既有煤粉燃烧释放的热量,又有物料发生化学反应吸收的热量,同时又有物料和热风间热量的交换,涉及变量多,且变量之间呈现耦合性、大滞后性和强非线性,同时伴有旋流、回流等复杂流场,存在建模难的问题。

针对水泥熟料烧成系统建模问题,国内外学者进行了大量的相关研究,取得了一定的研究成果,但仍存在问题与挑战^[3-4]。本文针对水泥熟料烧成系统建模问题,综述国内外已有的建模方法和技术,分析各种方法的优势及存在的问题,探讨该领域未来的研究方向和前景。

1 水泥熟料烧成系统

水泥生产过程是典型的流程工业过程,要经过“二磨一烧”,即生料磨、水泥熟料烧成系统和水泥

收稿日期: 2018-10-19; 修回日期: 2018-12-20.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61807015, 61803179); 山东省自然科学基金项目(ZR2017MF013).

责任编委: 刘向杰.

[†]通讯作者. E-mail: ss_lifj@ujn.edu.cn.

磨,其中水泥熟料烧成系统是将水泥生料在高温条件下烧成水泥熟料的热工系统. 新型干法水泥熟料烧成系统(如图1)由悬浮预热器、分解炉、回转窑、篦冷机4组设备组成,是目前世界上应用最为广泛的水泥生产工艺. 系统中生料颗粒与高热气体呈反方向运动,形成一种悬浮式的逆流热交换,并进行复杂的物理化学反应. 生料颗粒首先进入悬浮预热器,与来自分解炉的高温气体进行热交换以达到预热目的,预热后的物料温度可达 $750\sim 800\text{ }^{\circ}\text{C}$,而后进入分解炉;分解炉是高温气固多相反应器,占燃煤总量的约60%,在燃煤及来自篦冷机和回转窑高温气体的作用下,炉内温度一般在 $890\text{ }^{\circ}\text{C}$ 左右,预热后的生料颗粒在炉内进一步受热以实现部分煨烧分解,分解率一般控制在 $90\%\sim 95\%$,然后由窑尾进入回转窑;回转窑是一个微倾的回转圆筒设备,在重力的作用下物料颗粒向窑头缓慢运动,在燃煤及来自篦冷机高温气体的作用下,窑内温度可达 $1300\text{ }^{\circ}\text{C}$,部分分解的物料颗粒在高温环境中继续分解、煨烧、融化,发生剧烈的物理化学反应,形成熟料;最后,高温熟料由窑头进入篦冷机,迅速与冷空气进行热交换,快速降温,同时被加热的空气分别作为二次风和三次风进入回转窑和分解炉. 水泥熟料烧成系统内存在气固两相流,物理化学反应复杂,同时伴有旋流、回流等复杂流场,精确的系统模型难以建立.

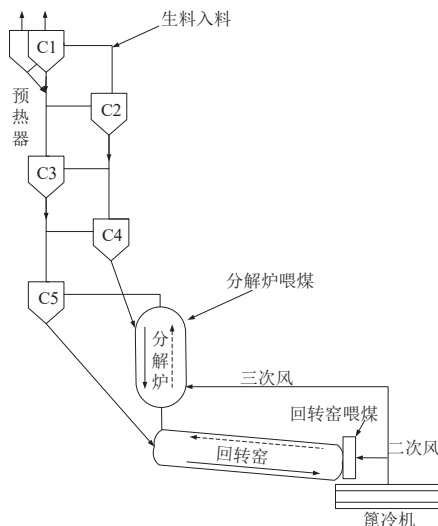


图1 水泥熟料烧成系统

2 水泥熟料烧成系统建模方法

2.1 机理模型

机理模型是指,根据水泥熟料煨烧过程的物理化学反应机理,基于物料平衡及能量守恒定律建立系统各参量间的数学关系,从而为水泥熟料烧成系统的工艺优化及控制参量提取奠定基础^[5]. 如图2所示,水泥熟料煨烧过程物料输入一般包括燃料量、生料量、

入窑回灰量、输入空气量等,物料输出包括出篦冷机熟料量、预热器出口废气量、预热器出口飞灰量、篦冷机排出空气量等;系统输入热量包括燃料燃烧热、生料中可燃物质燃烧热、入窑回灰显热、输入空气显热等,输出热量包括熟料形成耗热、蒸发生料中水分耗热、预热器出口废气显热、飞灰脱水及碳酸盐分解耗热等. 水泥熟料煨烧物理化学反应过程复杂,主要有物料运动、气相流动、燃料燃烧、碳酸盐分解、熟料形成等. 理解水泥熟料煨烧过程中的物理化学反应,遵循物料平衡及能量守恒原则是建立机理模型的先决条件.

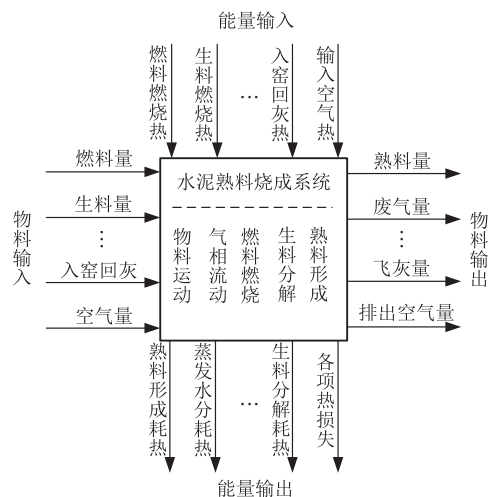


图2 物料平衡与能量守恒

2.1.1 数学模型

一维数学模型借助于微分方程和代数方程等数学工具描述水泥熟料煨烧过程中相关的物理化学反应,是目前应用研究最为广泛的一类机理模型^[6],包括热传递模型^[7-9]、料床运动模型^[10-12]、煤粉燃烧模型^[13-15]、熔体形成模型^[16]等. Hanein等^[17]基于物料平衡及能量守恒定律构建了水泥窑一维热模型,该模型能够预测窑内轴向上温度变化曲线;Wang等^[18]基于回转窑内的物料和能量平衡及非线性偏微分方程,在合理的假设条件下,构建了水泥回转窑动态模型;Shahin等^[19]和Liu等^[20]基于能量守恒定律及化学反应机理建立了水泥熟料烧成系统一维煨烧机理模型,包括预热分解器、水泥窑及篦冷机,并基于所构建模型进行了系统热能分析. 尽管一维数学模型计算成本低,便于理论分析及应用,但忽略了回转窑内气体、煤粉等相关参量在径向和周向上的差异,只考虑在轴向上的变化,无法描述回转窑内煤粉的多相旋流与燃烧.

2.1.2 仿真模型

仿真模型借助于计算机和数学模型模拟水泥熟料煨烧过程,从而实现水泥熟料烧成系统三维模拟. 计算流体力学(CFD)通过计算软件和数值计算对

流体力学问题进行模拟和分析,是水泥熟料烧成系统仿真建模的重要工具^[21-22]. 文献[23]和文献[24]基于湍流模型、P-1 辐射模型等机理模型,采用 CFD 方法模拟煤粉燃烧,对水泥熟料烧成系统 NO_x 的排放特性及影响因素进行了分析研究. 文献[25]对煤粉燃烧的回转窑进行了 CFD 三维建模与仿真,对温度、挥发物和煤粉颗粒大小进行了预测. 文献[26]通过求解质量、动量及热量守恒方程,基于 CFD 模拟水泥分解炉内原材料煅烧及煤粉燃烧过程,包括湍流场、温度场及反应物浓度,分析了燃料量、三次风量及炉壁隔热层对石灰石分解率的影响. 仿真模型能够更好地模拟回转窑内煤粉多相旋流、煤粉燃烧及热传递过程^[27],但不便于进行大量变参数和变工况的计算.

机理模型的最大优点在于它具有明确的物理意义,但在实际应用中由于水泥熟料煅烧机理复杂,某些物理化学反应机理尚不完全清楚,煅烧过程既有煤粉燃烧释放的热量,又有物料发生化学反应吸收的热量,同时还有物料与热风间热量的交换,涉及变量多,且变量之间呈现耦合性、大滞后性和强非线性,很难依据热传导和热力学公式建立水泥熟料烧成系统的精确数学表达式. 另外,水泥熟料烧成系统机理建模简化假设过多,过程比较繁琐,模型参数难以确定,导致上述机理模型往往与实际水泥熟料煅烧过程存在较大的差距,难以真实反映出系统特性^[28]. 随着测量仪器仪表及测量技术的发展,大量涉及生产过程特点、设备、质量和能源的历史数据变得易于获取,数据驱动建模方法越来越受到工业企业和科研工作者的青睐^[29-30].

2.2 数据驱动模型

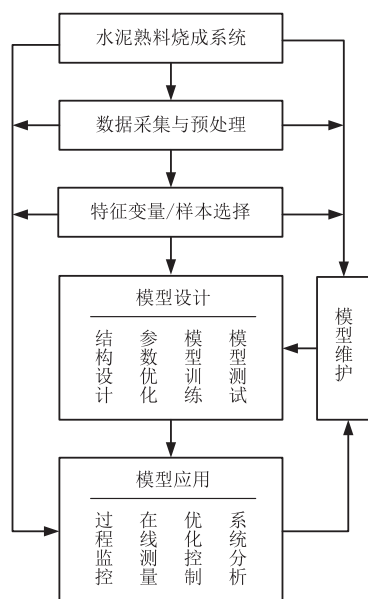


图 3 数据驱动模型设计过程

数据驱动模型,又称黑箱模型,根据水泥熟料煅烧过程的历史及在线数据,描述水泥熟料烧成系统输入输出关系. 与机理模型不同,数据驱动模型只关注模型的输入和输出. 如图 3 所示,数据驱动模型设计过程一般包括数据采集与预处理、特征变量及样本选择、模型建立、模型应用及模型维护几个环节. 模型建立是数据驱动建模的核心环节,常见的数据驱动建模方法有统计分析模型、神经网络模型、支持向量机模型和模糊推理系统模型等.

2.2.1 多变量统计模型

多变量统计分析是一种典型的预测性建模技术,是数据驱动建模的重要方法之一,包括主成分分析、回归分析、随机过程、相关性分析等^[31]. Bakdi 等^[32]基于主成分分析及自适应阈值策略构建了水泥回转窑故障诊断模型; Moses 等^[33]针对水泥熟料烧成质量检测问题,设计了 8 个输入变量的二阶回归模型; Lin 等^[34]基于偏最小二乘方法设计水泥窑 NO_x 浓度软测量模型; Minchala 等^[35]基于马尔科夫链统计模型模拟水泥磨回路,实现了水泥磨的闭环预测控制. 水泥熟料烧成系统是一个多变量强耦合系统,多变量统计模型最大的优势在于降低了模型复杂度,但缺乏对水泥熟料煅烧过程的非线性和动态特性的描述.

2.2.2 神经网络模型

人工神经网络是基于模仿大脑神经网络结构和功能而构建的一种信息处理系统,具有非常强的非线性拟合能力,适合复杂工业过程建模与控制^[36]. Ahmadi 等^[37]针对动态非线性系统辨识问题提出了正弦粗糙神经网络模型,并用于模拟辨识水泥熟料烧成系统,取得了很好的辨识效果; Pani 等^[38]分别基于 BP、RBF 及回归神经网络模拟水泥熟料煅烧过程,利用 4 个生料组分及 5 个回转窑操作变量预测水泥熟料烧成特征; Gabriel 等^[39]基于极限学习机神经网络构建水泥窑 NO_x 释放特性模型,分析了窑内影响 NO_x 排放浓度的因素; Li 等^[40]提出了水泥熟料煅烧过程去相关神经网络集成模型以预测水泥熟料烧成质量; 周晓杰等^[41]将视皮层认知计算理论与深度学习应用于回转窑烧成工况识别问题研究; Ma 等^[42]基于量子神经网络研究循环流化床锅炉 NO_x 释放特性建模问题. 水泥熟料烧成系统神经网络模型能够较好地模拟水泥生料煅烧的非线性过程,但其最大的问题在于容易陷入局部极小点,网络结构难以确定,且对于样本的质量和数量要求较高.

2.2.3 支持向量机模型

支持向量机是以统计理论及结构风险最小化理论为基础的小样本学习方法,在解决非线性和高维模式识别问题中表现出许多特有优势. Qiao等^[43]基于偏最小二乘支持向量机模拟水泥熟料煅烧过程,并成功预测了生料分解率;赵朋程等^[44]提出多核最小二乘支持向量机模型,用于预测水泥熟料中游离钙的含量;王芬等^[45]基于最小二乘支持向量机构建水泥熟料烧成带温度模型,能够根据工况及窑头喷煤量预测烧成带温度. 针对水泥熟料烧成过程数据异常及缺失问题, Qiao等^[46]基于最小二乘支持向量机及递归固定记忆主成分分析建立软测量模型以预测煅烧温度. 支持向量机对于样本数量要求不高,但对于处理水泥熟料煅烧过程中的不确定性问题略显能力不足.

2.2.4 模糊推理系统模型

模糊推理系统适于表征模糊的经验和知识,对于处理建模对象的不确定性效果明显. Sharifi等^[47]基于分层模糊推理系统构建了5输入4输出的水泥回转窑数据驱动模型; Ammiche等^[48]基于滑动窗及模糊逻辑设计水泥回转窑故障诊断模型; Guo等^[49]针对水泥窑煅烧系统建模问题,提出了变增益模糊自回归各态历经(ARX)模型. 针对水泥熟料煅烧异常工况检测问题,文献[50]和文献[51]基于局部线性模糊推理系统建立水泥窑模型. 然而模糊系统自学习及自适应能力不强,难以适应水泥熟料煅烧过程工况变化频繁的特点.

单一模式数据驱动方法对水泥熟料烧成系统进行分析与建模,取得了较好的建模效果. 但任何一个建模方法都有它不足的方面,单一模式数据驱动方法难以适应水泥熟料煅烧过程大时滞、强耦合、物化反应复杂及工况变化频繁等特点,建模精度有待进一步提高.

2.3 混合模型

混合模型通过将多个模型或算法有机结合,集成各建模方法的优点,弥补单一模型的缺陷,以提高模型的建模精度与泛化能力,已经广泛用于解决复杂流程工业过程建模问题^[52].

2.3.1 机理与数据驱动混合模型

由于假设过多,机理模型与实际系统存在一定差距,而数据驱动方法在描述输入输出非线性关系方面具有明显优势,但在先验知识处理、计算复杂度等方面仍然存在局限性,机理与数据驱动混合模型是一种有益的尝试. And等^[53]将火焰监测传感器数据与燃料燃烧模型相结合,基于回转窑内火焰形状和温度等

信息预测熟料烧成质量; Cai^[54]结合聚类算法与自适应神经模糊推理系统构建了回转窑煅烧过程混合模型. 机理模型与数据驱动方法相结合是解决机理模型参数难以辨识的有效方法之一. Wang等^[55]针对回转窑干燥过程提出混杂建模方法,基于机理数学模型模拟回转窑轴向特征,利用模糊支持向量机估计机理模型关键参数; Qiao等^[56]利用T-S模糊方法及径向基函数辨识水泥熟料烧成系统机理模型参数,设计了水泥熟料烧成系统混合模型.

2.3.2 数据处理与智能模型混合

数据处理方法与智能模型相结合是一种比较简单的混合建模方式. 针对水泥熟料烧成系统过程变量实测数据分散而导致系统输入输出时间不对齐问题, Lima等^[57]基于时间序列趋势周期分解算法及多层感知器神经网络提出了水泥熟料烧成系统趋势建模方法; Pani等^[58]针对水泥熟料煅烧过程数据失真问题,采用多变量统计方法剔除异常数据,结合T-S模糊推理系统,建立水泥熟料烧成质量软测量模型,实现了水泥熟料煅烧过程中对煅烧质量的实时监测; Sharfi等^[59]采用小波投影方法对水泥熟料煅烧过程数据进行降维,以降低模糊推理系统的结构复杂度,提出小波投影模糊推理系统预测模型,实现了对预热器及窑口温度的预测; Li等^[60]利用核偏最小二乘方法提取水泥熟料煅烧过程及煅烧火焰的关键特征,基于随机权前馈神经网络预测烧成带游离钙含量.

2.3.3 智能优化与智能模型混合

数据驱动模型参数优化对模型精度影响较大,通常以减小模型误差为目标. 智能优化算法是模型参数优化的有效方法之一. Kadri等^[61]基于二值蚁群算法及支持向量机设计了水泥熟料煅烧过程故障诊断模型; Zhang等^[62]采用3层前馈神经网络建立水泥预分解炉NO_x排放量与操作变量间的关系模型,利用遗传算法优化模型输入,以获取最优的操作变量设定值; Wu等^[63]基于最小二乘支持向量机构建水泥回转窑模型,利用粒子群算法优化模型核函数.

2.3.4 多智能模型混合

由于水泥熟料煅烧过程复杂多变,人们进行了多模型(算法)混合建模方法研究. Tian等^[64]基于核主成分分析、最小二乘支持向量机及粒子群算法,提出了多模型融合建模方法,对回转窑煅烧区温度进行预测; 王孝红等^[65]基于ART-2神经网络、模糊方法及专家系统对水泥回转窑进行建模研究,提出了回转窑窑头工况识别方法.

混合模型扬长避短,提高了水泥烧成系统的建模精度,是该领域未来研究的主要方向之一.但水泥熟料煅烧过程流程长,工况变化频繁,上述模型仍存在以下几个问题:1)结构及参数固定,难以适应水泥熟料烧成系统的多变工况;2)静态非线性映射,难以模拟水泥熟料烧成系统时滞动态特性,与实际系统存在较大差异;3)水泥熟料煅烧过程流程长,具有明显的阶段级联特性,各阶段既相对独立又相互耦合,上述模型难以模拟水泥熟料煅烧过程的级联特性.

3 结 论

水泥熟料烧成系统是典型的热工系统,物理化学反应复杂,运行工况不稳定,具有强耦合性、大滞后性和强非线性等特点,存在建模难的问题.对此,国内外众多学者经过近几十年的努力取得了一定的研究成果,但仍有很长的路要走.本文基于水泥熟料煅烧过程特点以及研究现状给出以下几点研究展望.

1) 研究多模型组合优化建模方法.在水泥熟料煅烧过程中,物料流与气流相向运动贯穿于生料预热、生料分解及熟料煅烧多个阶段,各阶段既相对独立又相互影响,在不同阶段机理不尽相同,单一模型难以模拟水泥熟料煅烧的整个过程.基于水泥熟料煅烧过程机理,分阶段建立数学模型,优化模型组合,以模拟水泥熟料煅烧过程的阶段特性.

2) 建立多维度数学模型.水泥熟料煅烧过程是典型的流程工业过程,表征过程的主要参数如温度、气体浓度、生料分解率、热交换率等具有时空分布特性及不均匀性,传统的一维数学模型不能反映系统参数的分布特性.多维度数学模型能够更好地反映水泥熟料烧成系统参数的分布特性,描述水泥熟料煅烧过程的动力学特性.

3) 研究水泥熟料煅烧过程智能建模方法.水泥熟料煅烧过程具有很强的连续性,对快速性和协调性要求高,特别是风、煤、料之间的协调关系,必须实时监控调整工艺参数.智能系统模型能够自适应、自学习、自动调整模型结构及参数,实时响应物理系统,适应水泥熟料煅烧过程的动态变化.

4) 研究基于水泥熟料煅烧过程大数据的建模方法.水泥熟料煅烧过程物理化学反应复杂,难以建立精确的数学模型.随着传感器技术、计算机技术、通信技术、物联网、数据存储等技术的发展,水泥熟料煅烧过程产生并存储了大量数据,而这些大数据中蕴含着大量的系统信息.但工业大数据具有采样不规则性、多时空时序性、强噪声混杂性,传统的数据驱动建模方法难以适应.如何利用水泥熟料煅烧过

程的大数据建立系统模型是一个可行的研究方向.

5) 研究基于知识、数据、机理的智能混合建模方法.水泥熟料煅烧过程部分机理尚不完全清楚,机理模型精度不足.水泥熟料煅烧过程存在诸多不确定因素,致使工况变化频繁、关键数据缺失等情况发生,严重影响数据驱动模型的可靠性.专家知识可以增强机理建模和数据驱动模型的可靠性.综合利用反应机理、操作经验和过程大数据建立智能混合模型,能够进一步提高建模精度与可靠性.

参考文献(References)

- [1] USGS. Mineral commodity summaries[Z]. 2018. <https://minerals.usgs.gov/minerals/pubs/commodity/cement/mcs-2018-cemen.pdf>.
- [2] Liu X, Yuan Z, Xu Y, et al. Greening cement in China: A cost-effective roadmap[J]. Applied Energy, 2017, 189: 233-244.
- [3] Saidur R, Hossain M S, Islam M R, et al. A review on kiln system modeling[J]. Renewable & Sustainable Energy Reviews, 2011, 15(5): 2487-2500.
- [4] 王俊杰, 欧丹林, 刘小蒙, 等. 水泥回转窑一维数学模型研究进展及趋势[J]. 材料导报, 2017, 31(5): 146-151.
(Wang J J, Ou D L, Liu X M, et al. One dimensional mathematical models for rotary cement kilns: A review[J]. Materials Review, 2017, 31(5): 146-151.)
- [5] Ariyaratne W K H, Manjula E V P J, Melaen M C, et al. Mathematical model for alternative fuel combustion in a rotary cement kiln burner[J]. Int J of Modelling and Optimization, 2014, 4(1): 56-61.
- [6] Mujumdar K S, Amit Arora A, Ranade V V. Modeling of rotary cement kilns: Applications to reduction in energy consumption[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2016, 45(7): 2315-2330.
- [7] Boateng A A, Barr P V. A thermal model for the rotary kiln including heat transfer within the bed[J]. Int J of Heat and Mass Transfer, 1996, 39(10): 2131-2147.
- [8] Li S Q, Ma L B, Wan W, et al. A mathematical model of heat transfer in a rotary kiln thermoreactor[J]. Chemical Engineering & Technology, 2005, 28(12): 1480-1489.
- [9] Chmielowski M, Specht E. Modelling of the heat transfer of transport rollers in kilns[J]. Applied Thermal Engineering, 2006, 26(7): 736-744.
- [10] Granados D A, Chejne F, Mejía J M. Oxy-fuel combustion as an alternative for increasing lime production in rotary kilns[J]. Applied Energy, 2015, 158(4): 107-117.
- [11] Fan G, Li Y, Wang X, et al. Simulation of dynamic processes on flexible filamentous particles in the transverse section of a rotary dryer and its comparison with x-ray imaging experiments[J]. Powder Technology, 2011, 207(1/2/3): 175-182.
- [12] Mujumdar K S, Ranade V V. Simulation of rotary cement kilns using a one-dimensional model[J]. Chemical Engineering Research & Design, 2006, 84(3): 165-177.

- [13] Csernyei C, Straatman A G. Numerical modeling of a rotary cement kiln with improvements to shell cooling[J]. *Int J of Heat & Mass Transfer*, 2016, 102: 610-621.
- [14] Anders Rooma Nielsen, Rasmus Wochnik Aniol, Morten Boberg Larsen, et al. Mixing large and small particles in a pilot scale rotary kiln[J]. *Powder Technology*, 2011, 210: 273-280.
- [15] Sögüt Z, Oktay Z, Karakoc H. Mathematical modeling of heat recovery from a rotary kiln[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2010, 30(8): 817-825.
- [16] Ngako S, Mouangue R, Caillat S, et al. Numerical investigation of bed depth height, axial velocity and mean residence time of inert particles in steady state industrial cement rotary kiln: Case of figuil plant in cameroon[J]. *Powder Technology*, 2015, 271: 221-227.
- [17] Hanein T, Glasser F P, Bannerman M N. One-dimensional steady-state thermal model for rotary kilns used in the manufacture of cement[J]. *British Ceramic Trans*, 2017, 116(4): 207-215.
- [18] Wang Z, Wang T R, Yuan M Z, et al. Dynamic model for simulation and control of cement rotary kilns[J]. *J of System Simulation*, 2008, 20(19): 5131-5135.
- [19] Shahin H, Hassanpour S, Saboonchi A. Thermal energy analysis of a lime production process: Rotary kiln, preheater and cooler[J]. *Energy Conversion & Management*, 2016, 114: 110-121.
- [20] Liu Z, Wang Z, Yuan M Z, et al. Thermal efficiency modelling of the cement clinker manufacturing process[J]. *J of the Energy Institute*, 2015, 88(1): 76-86.
- [21] Granados D A, Chejne F, Mejía J M, et al. Effect of flue gas recirculation during oxy-fuel combustion in a rotary cement kiln[J]. *Energy*, 2014, 64: 615-625.
- [22] Ashish Agrawal, Ghoshdastidar P S. Numerical simulation of heat transfer during production of rutile titanium dioxide in a rotary kiln[J]. *Int J of Heat and Mass Transfer*, 2017, 106: 263-279.
- [23] Wang M Y, Liao B, Liu Y Q, et al. Numerical simulation of oxy-coal combustion in a rotary cement kiln[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2016, 103: 491-500.
- [24] Barraza C L, Bula A J, Palencia A. Modeling and numerical solution of coal and natural gas co-combustion in a rotary kiln[J]. *Combustion Science and Technology*, 2012, 184(1): 26-43.
- [25] Manju M S, Savithri S. Three dimensional CFD simulation of pneumatic coal injection in a direct reduction rotary kiln[J]. *Fuel*, 2012, 102(41): 54-64.
- [26] Mikuli H, Berg E V, Vujanovi M, et al. Numerical analysis of cement calciner fuel efficiency and pollutant emissions[J]. *Clean Technologies & Environmental Policy*, 2013, 15(3): 489-499.
- [27] Skouras E D, Burganos V N. 3D simulation of the effects of demolition waste recycling into rotary cement kilns[J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2016, 56(1): 301-310.
- [28] 郭峰. 基于模糊ARX模型的水泥回转窑预测控制算法研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学电气工程学院, 2012.
- (Guo F. Research of predictive control algorithm on the cement rotary kiln based on fuzzy ARX model[J]. Qinhuangdao: School of Electrical Engineering, Yanshan University, 2012.)
- [29] 陈龙, 刘全利, 王霖青, 等. 基于数据的流程工业生产过程指标预测方法综述[J]. *自动化学报*, 2017, 43(6): 944-954.
- (Chen L, Liu Q L, Wang L Q, et al. Data-driven prediction on performance indicators in process industry: A survey[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(6): 944-954.)
- [30] Cao C, Gu X, Zhong X. A data-driven rolling-horizon online scheduling model for diesel production of a real-world refinery[J]. *AIChE Journal*, 2013, 59(4): 1160-1174.
- [31] Gao Y, Kong X, Hu C, et al. Multivariate data modeling using modified kernel partial least squares[J]. *Chemical Engineering Research & Design*, 2015, 94: 466-474.
- [32] Bakdi A, Kouadri A, Bensmail A. Fault detection and diagnosis in a cement rotary kiln using PCA with EWMA-based adaptive threshold monitoring scheme[J]. *Control Engineering Practice*, 2017, 66: 64-75.
- [33] Moses N O E, Alabi S B. Predictive model for cement clinker quality parameters[J]. *J of Materials Science and Chemical Engineering*, 2016, 4(7): 84-100.
- [34] Lin B, Jørgensen S B. Soft sensor design by multivariate fusion of image features and process measurements[J]. *J of Process Control*, 2011, 21(4): 547-553.
- [35] Minchala L I, Zhang Y, Garza-Castañón L E. Predictive control of a closed grinding circuit system in cement industry[J]. *IEEE Trans on Industrial Electronics*, 2018, 65(5): 4070-4079.
- [36] Zhu Y, Hou Z, Qian F, et al. Dual RBFNNs-based model-free adaptive control with aspen HYSYS simulation[J]. *IEEE Trans on Neural Networks & Learning Systems*, 2017, 28(3): 759-765.
- [37] Ahmadi G, Teshnehlab M. Designing and implementation of stable sinusoidal rough-neural identifier[J]. *IEEE Trans on Neural Networks & Learning Systems*, 2017, 28(8): 1774-1786.
- [38] Pani A K, Vadlamudi V K, Mohanta H K. Development and comparison of neural network based soft sensors for online estimation of cement clinker quality[J]. *ISA Trans*, 2013, 52(1): 19-29.
- [39] Gabriel D, Matias T, Pereira J C, et al. Predicting gas emissions in a cement kiln plant using hard and soft modeling strategies[C]. 2013 IEEE Conf on Emerging Technologies and Factory Automation. Cagliari, 2013, 16: 1-8.
- [40] Li W, Wang D, Zhou X, et al. An improved multi-source based soft sensor for measuring cement free lime content[J]. *Information Sciences*, 2015, 323(C): 94-105.
- [41] 周晓杰, 蔡元强, 夏克江, 等. 基于火焰图像显著区域特征学习与分类器融合的回转窑烧结工况识别[J]. *控制与决策*, 2017, 32(1): 187-192.
- (Zhou X J, Cai Y Q, Xia K J, et al. Burning state

- recognition for rotary kiln sintering process based on burning salient zone image feature learning and classifiers fusion[J]. *Control and Decision*, 2017, 32(1): 187-192.)
- [42] Ma Y, Niu P, Zhang X, et al. Research and application of quantum-inspired double parallel feed-forward neural network[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2017, 136: 140-149.
- [43] Qiao J, Chai T. Soft measurement model and its application in raw meal calcination process[J]. *J of Process Control*, 2012, 22(1): 344-351.
- [44] 赵朋程, 刘彬, 高伟, 等. 用于水泥熟料fCaO预测的多核最小二乘支持向量机模型[J]. *化工学报*, 2016, 67(6): 2480-2487.
(Zhao P C, Liu B, Gao W, et al. Multiple kernel least square support vector machine model for prediction of cement clinker lime content[J]. *CIESC Journal*, 2016, 67(6): 2480-2487.)
- [45] 王芬, 王孝红, 于宏亮. 水泥回转窑烧成带温度动态建模研究[J]. *控制工程*, 2017, 24(3): 631-637.
(Wang F, Wang X H, Yu H L. Study on dynamic modeling of cement rotary kiln calcining zone temperature[J]. *Control Engineering of China*, 2017, 24(3): 631-637.)
- [46] Qiao J, Chai T. Soft measurement model and its application in raw meal calcination process[J]. *J of Process Control*, 2012, 22(1): 344-351.
- [47] Sharifi A, Shoorehdeli M A, Teshnehlab M. Identification of cement rotary kiln using hierarchical wavelet fuzzy inference system[J]. *J of the Franklin Institute*, 2012, 349(1): 162-183.
- [48] Ammiche M, Kouadri A, Bensmail A. A modified moving window dynamic PCA with fuzzy logic filter and application to fault detection[J]. *Chemometrics & Intelligent Laboratory Systems*, 2018, 177(1): 100-113.
- [49] Guo Feng, Liu Bin, Hao Xiao-chen, et al. A variable gain fuzzy ARX model for nonlinear multivariable time-delay systems[J]. *J of Computational Information Systems*, 2012, 8(14): 6065-6072.
- [50] Sadeghian M, Fatehi A. Identification, prediction and detection of the process fault in a cement rotary kiln by locally linear neuro-fuzzy technique[J]. *J of Process Control*, 2011, 21(2): 302-308.
- [51] Makaremi I, Fatehi A, Araabi B N, et al. Abnormal condition detection in a cement rotary kiln with system identification methods[J]. *J of Process Control*, 2009, 19(9): 1538-1545.
- [52] Glassey J, Stosch M. Hybrid modeling in process industries[M]. Boca Ratou: CRC Press, 2018: 70-100.
- [53] And G S, Duchesne C, Bartolacci G. Multivariate image analysis of flames for product quality and combustion control in rotary kilns[J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2006, 45(13): 4706-4715.
- [54] Cai Y. Modeling for the calcination process of industry rotary kiln using ANFIS coupled with a novel hybrid clustering algorithm[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2017(2): 1-8.
- [55] Wang X, Qin B, Xu H, et al. Rotary drying process modeling and online compensation[J]. *Control Engineering Practice*, 2015, 41: 38-46.
- [56] Qiao J, Chai T. Modeling and parameter identification of raw meal calcination process[J]. *IEEE/ASME Trans on Mechatronics*, 2015, 20(3): 1204-1217.
- [57] Lima R N, Almeida G M D, Braga A P, et al. Trend modelling with artificial neural networks case study: Operating zones identification for higher SO₃, incorporation in cement clinker[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2016, 54(C): 17-25.
- [58] Pani A K, Mohanta H K. Online monitoring of cement clinker quality using multivariate statistics and Takagi-Sugeno fuzzy-inference technique[J]. *Control Engineering Practice*, 2016, 57: 1-17.
- [59] Sharifi A, Shoorehdeli M A, Teshnehlab M. Design of a prediction model for cement rotary kiln using wavelet projection fuzzy inference system[J]. *Cybernetics & Systems*, 2012, 43(5): 369-397.
- [60] Li W, Wang D, Chai T. Multisource data ensemble modeling for clinker free lime content estimate in rotary kiln sintering processes[J]. *IEEE Trans on Systems, Man, & Cybernetics, Part A: Systems*, 2015, 45(2): 303-314.
- [61] Kadri O, Mouss L H, Mouss M D. Fault diagnosis of rotary kiln using SVM and binary ACO[J]. *J of Mechanical Science & Technology*, 2012, 26(2): 601-608.
- [62] Zhang Y, Wang W, Shao S, et al. ANN-GA approach for predictive modelling and optimization of NO_x emissions in a cement precalcining kiln[J]. *Int J of Environmental Studies*, 2017, 74(2): 253-261.
- [63] Wu R T, Zhang Y Q. Application of intelligent algorithm in the cement rotary kiln[C]. *Int Conf on Electric Information and Control Engineering*. Wuhan: IEEE, 2011: 1190-1192.
- [64] Tian Z D, Li S J, Wang Y H, et al. A multi-model fusion soft sensor modelling method and its application in rotary kiln calcination zone temperature prediction[J]. *Trans of the Institute of Measurement & Control*, 2016, 38(1): 110-124.
- [65] 王孝红, 房喜明, 于宏亮. 基于专家系统的回转窑窑头工况识别[J]. *控制工程*, 2010, 17(3): 309-312.
(Wang X H, Fang X M, Yu H L. Recognition of working condition for rotary kiln hood based on expert system[J]. *Control Engineering of China*, 2010, 17(3): 309-312.)

作者简介

李凡军(1977—), 男, 副教授, 博士, 从事复杂工业过程建模及人工神经网络等研究, E-mail: ss_lifj@ujn.edu.cn;

王孝红(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 从事水泥工业综合自动化系统理论与应用等研究, E-mail: cse_wxh@ujn.edu.cn;

路士增(1986—), 男, 讲师, 博士, 从事水泥生产工业过程智能优化控制的研究, E-mail: cse_ls z@ujn.edu.cn.

(责任编辑: 李君玲)