重介质选煤过程模型与数据混合驱动的自适应运行反馈控制

代 伟1,2†, 张凌智1, 褚 菲1, 马小平1

(1. 中国矿业大学 信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221008;

2. 东北大学 流程工业综合自动化国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110018)

摘要: 重介质悬浮液密度是决定重介质选煤产品质量的重要影响因素,但由于重介质选煤运行过程是一个时变的强非线性过程,导致根据实时工况的变化在线调整重介质悬浮液密度异常困难.为此,本文针对重介质选煤过程特性,提出一种模型与数据混合驱动的自适应运行反馈控制方法,用于在线调整重介质悬浮液密度设定值.所提方法首先将重介质选煤过程分解为低阶线性模型和未建模动态非线性项两部分;进而针对线性部分,将PI控制与一步最优控制相结合,设计了模型驱动的自适应PI控制器;并利用随机向量函数链接网络设计了数据驱动的虚拟未建模动态补偿器;最后分析了闭环系统稳定性,并在基于MATLAB和Unity3D的虚拟现实仿真平台上进行了对比仿真实验,验证了所提方法的有效性.

关键词:重介质选煤;自适应;运行反馈控制;未建模动态

引用格式:代伟,张凌智,褚菲,等.重介质选煤过程模型与数据混合驱动的自适应运行反馈控制.控制理论与应用,2020,37(2):283-294

DOI: 10.7641/CTA.2019.80852

Model-data hybrid driven adaptive operational feedback control of dense medium coal preparation process

DAI Wei^{1,2†}, ZHANG Ling-zhi¹, CHU Fei¹, MA Xiao-ping¹

School of Information and Control Engineering, China University of Mining Technology, Xuzhou Jiangsu 221116, China;
 The State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University,

Shenyang Liaoning 110819, China)

Abstract: Density of dense medium is a key factor for the quality of coal preparation products. Unfortunately, the dense medium coal preparation (DMCP) process has time varying and strongly nonlinear characteristics, which make it more difficult to adjust the density of dense medium online according to the current operation condition. To tackle this issue, this paper proposes a model-data hybrid driven adaptive operational feedback control approach for DMCP process. To adjust the set-point of density of dense medium online, the DMCP process has been first divided into two parts: the low-order linear model and nonlinear unmodeled dynamics term. For the linear model, a model-driven adaptive PI controller is developed by combining PI control method with one-step optimal control. A data-driven virtual unmodeled dynamics compensator is proposed based on a random vector function link network. The stability of closed-loop system is analyzed, and comparative simulations are conducted on MATLAB and Unity3D based virtual reality simulation platform to verify the effectiveness of proposed method.

Key words: dense medium coal preparation; adaptive; operational feedback control; unmodeled dynamics

Citation: DAI Wei, ZHANG Lingzhi, CHU Fei, et al. Model-data hybrid driven adaptive operational feedback control of dense medium coal preparation processes. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(2): 283 – 294

收稿日期: 2018-11-01; 录用日期: 2019-05-16.

[†]通信作者. E-mail: weidai@cumt.edu.cn; Tel.: +86 13952235853.

本文责任编委: 王伟.

国家自然科学基金项目(61603393,61873272),江苏省自然科学基金项目(BK20160275),中国博士后科学基金项目(2015M581885,2018T110571), 东北大学流程工业综合自动化国家重点实验室开放课题(PAL_N201706)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (61603393, 61873272), the National Natural Science Foundation of Jiangsu Province (BK20160275), the Postdoctoral Science Foundation of China (2015M581885, 2018T110571) and the Open Project Foundation of State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries (PAL–N201706).

1 引言

煤炭洗选过程是煤炭生产和高效利用过程中的重要工序,也是实现煤炭清洁生产利用最直接、最有效的措施之一.重介质旋流器选煤是用密度介于净煤与矸石之间的介质进行分选的过程^[1].其以分选精度高、密度调节范围宽、处理量大等特点,被广泛使用^[2-4].当前,在我国能源结构优化的趋势下,发展洁净煤技术是提高煤质的重要举措之一^[5].由于灰分是评价重介质选煤产品质量的重要指标,因此,实现灰分的稳定控制成为重介质选煤过程控制系统的主要任务.

长期以来,由于重介质悬浮液密度对分选效果的 影响最直接、最重要,直接决定精煤质量和产率^[6],因 此控制系统的研究集中在重介质悬浮液密度的稳定 控制^[7-9].但正如著名选矿控制专家D.Hodouin教授 指出的"控制器的性能远没有为其选择正确设定值 重要"^[10],因此忽略偏离最优分选密度设定值的控制 器难以保证系统运行最优化,也难以提高选煤产品质 量.先进控制技术一直被认为是复杂工业过程提高产 品质量、减少能耗与物耗的关键.如今,其前沿核心技 术是工业过程运行反馈控制,其是通过实时优化设定 值控制整个运行过程,实现工业过程的优化运行^[11]. 本文即是研究对重介质悬浮液密度设定值进行调节 的运行反馈控制方法.

重介质悬浮液密度可根据原煤信息和精煤产品, 通过原煤的可选性浮沉试验所确定的分选密度理论 来获得,然而在实际生产过程中,原煤性质等生产边 界条件总是实时变化的,因此重介质悬浮液密度设定 值也必须随着参数的改变而及时调整.为实现上述目 标, 文[12]在基础回路采用重介质悬浮液密度与介质 桶液位模糊控制器的基础上,采用PID控制以及基于 继电反馈的自整定算法,对重介质悬浮液密度进行设 定值在线调节. 但给定的PID控制器往往只能获到较 为满意的结果,无法实现最优.为提高系统的最优性 和鲁棒性, 文[13]提出了基于模型预测控制(model predictive control, MPC)的重介质悬浮液密度在线优 化方法,并通过仿真验证了对灰分控制的有效性.以 提高煤质和保证系统稳定为目标, 文[14]采用由最优 前馈控制和MPC反馈控制组成的重介质悬浮液密度 控制器,通过内环执行器控制作用,达到控制灰分的 目的. 但是由文[15-16]所建立的重介质选煤过程数 学模型可知,重介质选煤过程具有强非线性特性,因 此MPC的求解并非易事,其实时性难以保证.

当前,随着分布式控制系统(distributed control system, DCS)在重介质选煤过程中广泛使用,每天都在产生并存储着大量过程数据,这些数据隐含生产运行的各类信息,数据驱动方法通过利用被控系统的在线和离线数据,摆脱了对被控系统数学模型的依赖,得到了广泛应用^[17-18]. 文[19]将已有的数据驱动控制

方法分为3类,分别是基于在线数据的数据驱动控制 理论与方法、基于离线数据的数据驱动控制理论与方 法、基于在线和离线数据相结合的数据驱动控制理论 与方法. 数据驱动方法在重介质选煤过程中也已被尝 试使用[20-22],主要集中在基于离线数据的方法研究. 如, 文[21]在重介质分选密度与液位解耦控制基础上, 基于历史数据,采用时间序列的最小二乘支持向量机, 建立了重介质悬浮液密度给定模型. 文[22] 以原煤灰 分、精煤灰分实际值、重介质悬浮液实际密度作为输 入,以重介质悬浮液设定值作为输出,建立了基于极 限学习机的重介质悬浮液密度给定预测模型,并采用 基于最大最小蚂蚁系统优化算法的抗滞后无模型自 适应控制算法实现其跟踪控制.上述基于历史数据所 建立的无模型密度设定值调节方法,虽然避免了对模 型先验知识的依赖,但其外推能力差,在新过程或新 工况下需要长时间的训练过程,实际工业生产难以接 受.

本文为实现重介质悬浮液密度设定值的自适应在 线调整,将数据驱动与基于模型的控制方法相结合, 进行优势互补,利用先验知识所建立的重介质选煤过 程模型以及在线运行数据,提出一种模型与数据混合 驱动的重介质选煤过程自适应运行反馈控制方法,并 分析了所提方法的稳定性.在重介质选煤三维虚拟仿 真平台上进行的对比仿真实验表明了所提方法的有 效性.

2 重介质选煤过程控制问题描述

2.1 重介质选煤过程描述

典型的重介质选煤过程由重介质旋流器、混料 桶、合介桶、高浓介质桶、磁选机、脱水脱介筛,以及 合介泵等若干执行器和仪表组成,如图1所示.





经过脱泥和脱水处理后的原煤首先被送至混料桶 与重介质悬浮液充分混合,形成矿浆后经给料泵进入 重介质旋流器中进行煤矸分离;在重力和离心力的作 用下,比重介质悬浮液密度低的精煤浮起并随内螺旋 流上升,从溢流口排出,高密度矸石下沉并随外螺旋 流从底流口排出;溢流和底流经脱水脱介筛处理后, 精矿和尾矿矿浆分别进入相应的后续作业中,重介质 通过磁选机进行回收;回收的介质流入合介桶,同时 加入一定的高浓重介质或稀释水以保证分选所需要 的重介质悬浮液密度.

2.2 重介质选煤过程运行反馈控制问题

灰分是反映煤矿产品质量的重要指标,其主要影响因素为重介质悬浮液密度和重介质旋流器入口压力.实际生产过程中,重介质旋流器入口压力往往固定为正常工作范围内的某一常值^[23],因此灰分的控制主要通过调整重介质悬浮液密度来实现.在实际重介质选煤过程中,通常由操作员根据精煤灰分检测值,凭借人工经验给出重介质悬浮液密度设定值,然后基于DCS的基础回路控制系统采用PID等基础反馈控制算法,调整高浓重介质阀门开度和稀释水阀门开度,使重介质悬浮液密度跟踪其设定值,实现对精煤灰分的控制.

然而由于人的主观性和随意性,即使经验丰富的 操作员也往往难以保证所给出的重介质悬浮液密度 设定值适用于当前工况,特别是在原煤性质和处理量 等边界条件频繁大范围波动情况下,重介质悬浮液密 度设定值往往不能及时准确的得以调整,造成精煤灰 分远远偏离目标值,生产出不合格精煤.重介质选煤 过程运行反馈控制的目标即是在底层基础回路控制 可实现重介质悬浮液密度跟踪其设定值的基础上,设 计一个以重介质悬浮液密度设定值为输出的上层控 制器,使灰分尽可能的接近其期望值.

2.3 重介质选煤过程特性分析

重介质选煤过程主要涉及混料、重介质旋流器分 选以及重介质回收3个过程,根据物料平衡原理^[15],分 析各部分的动态特性,如下:

1) 混料过程动态特性.

输送的原煤首先是与从合介桶中抽出的重介质悬 浮液在混料桶内充分混合,进而送入重介质旋流器进 行分选,根据质量平衡原理,可建立混料过程的动态 模型:

$$\dot{\rho}_{\rm mb} = -\frac{Q_{\rm mb}}{V_{\rm mb}}\rho_{\rm mb} + \frac{Q_{\rm m}}{V_{\rm mb}}\rho_{\rm m} + \frac{1}{V_{\rm mb}}W_{\rm ore},$$
 (1)

$$x_{\rm i,c} = \frac{x_{\rm ore,c} W_{\rm ore}}{W_{\rm i}},\tag{2}$$

$$x_{\rm i,m} = \frac{Q_{\rm m}\rho_{\rm m}}{W_{\rm i}},\tag{3}$$

$$W_{\rm i} = Q_{\rm mb} \rho_{\rm mb},\tag{4}$$

其中: c表示4种组分, 即灰、硫、水、挥发物的集合; $x_{\text{ore,c}} = [x_{\text{ore,ash}} x_{\text{ore,S}} x_{\text{ore,H_2O}} x_{\text{ore,vol}}]^{\text{T}}$ 表示原煤 中4种组分的百分含量; $x_{\text{i,c}} = [x_{\text{i,ash}} x_{\text{i,S}} x_{\text{i,H_2O}} x_{\text{i,vol}}]^{\text{T}}$ 表示重介质旋流器给矿中4种组分的含量; ρ_{mb} 和 ρ_{m} 分别表示重介质旋流器给矿密度及重介质悬浮 液密度; Q_{mb} 和 Q_{m} 分别表示重介质旋流器给矿体积 流量及重介质体积流量; W_{ore} 表示给煤量; V_{mb} 表示 混料桶煤浆体积; W_{i} 表示重介质旋流器给矿量.

2) 重介质旋流器分选过程动态特性.

混合矿浆在重介质旋流器中,基于阿基米德原理, 在离心力和重力的共同作用下分离成溢流和底流两 部分矿浆,其中各成分的动态特性可通过以下质量平 衡方程获得:

$$\dot{x}_{\rm o,c} = \frac{1}{V_{\rm o}\rho_{\rm o}} \{ W_{\rm i}x_{\rm i,c} - x_{\rm o,c} [W_{\rm i} - Q_{\rm u}\rho_{\rm u} - K_{\rm u}V_{\rm u}(\rho_{\rm u} - \rho_{\rm m})x_{\rm i,ash}] - x_{\rm u,c} [W_{\rm i} - Q_{\rm o}\rho_{\rm o} - K_{\rm o}V_{\rm o}(\rho_{\rm o} - \rho_{\rm m})x_{\rm i,C}] - K_{\rm u,c}V_{\rm u}\rho_{\rm u}(\rho_{\rm c} - \rho_{\rm m})(x_{\rm i,c} - x_{\rm u,c}) \},$$
(5)

$$\dot{x}_{u,c} = \frac{1}{V_{u}\rho_{u}} \{ W_{i}x_{i,c} - x_{o,c}[W_{i} - Q_{u}\rho_{u} - K_{u}V_{u}(\rho_{u} - \rho_{m})x_{i,ash}] - x_{u,c}[W_{i} - Q_{o}\rho_{o} - K_{o}V_{o}(\rho_{o} - \rho_{m})x_{i,C}] - K_{o,c}V_{o}\rho_{o}(\rho_{m} - \rho_{c})(x_{i,c} - x_{o,c}) \},$$
(6)

$$\dot{x}_{\rm o,m} = \frac{1}{V_{\rm o}\rho_{\rm o}} \{ W_{\rm i}x_{\rm i,m} - x_{\rm o,m} [W_{\rm i} - Q_{\rm u}\rho_{\rm u} - K_{\rm u}V_{\rm u}(\rho_{\rm u} - \rho_{\rm m})x_{\rm i,ash}] - x_{\rm u,m} [W_{\rm i} - Q_{\rm o}\rho_{\rm o} - K_{\rm o}V_{\rm o}(\rho_{\rm o} - \rho_{\rm m})x_{\rm i,C}] - K_{\rm u,m}V_{\rm u}\rho_{\rm u}(\rho_{\rm o,m} - \rho_{\rm m})(x_{\rm i,m} - x_{\rm u,m})\}, \quad (7)$$

$$\dot{x}_{u,m} = \frac{1}{V_{u}\rho_{u}} \{ W_{i}x_{i,m} - x_{o,m}[W_{i} - Q_{u}\rho_{u} - K_{u}V_{u}(\rho_{u} - \rho_{m})x_{i,ash}] - x_{u,m}[W_{i} - Q_{o}\rho_{o} - K_{o}V_{o}(\rho_{o} - \rho_{m})x_{i,C}] - K_{o,m}V_{u}\rho_{u}(\rho_{m} - \rho_{u,m})(x_{i,m} - x_{o,m}) \}, \quad (8)$$
$$\dot{\rho}_{o} = \frac{1}{-} [W_{i} - Q_{o}\rho_{o} - Q_{u}\rho_{u} - Q_{o}\rho_{u}] - Q_{o}\rho_{u} - Q_{u}\rho_{u}]$$

$$\dot{\rho}_{u} = \frac{1}{V_{o}} [W_{i} - Q_{o}\rho_{o} - Q_{u}\rho_{u} - K_{o}V_{o}(\rho_{o} - Q_{o}\rho_{o} - Q_{u}\rho_{u} - K_{o}V_{o}(\rho_{o} - \rho_{o})]^{2}$$
(10)

$$K_{\rm u}V_{\rm u}(\rho_{\rm u}-\rho_{\rm m})x_{\rm i,ash},$$
 (10)
m 和*m* 公别表示淡流和底流由久组分的百

其中: $x_{o,c}$ 和 $x_{u,c}$ 分别表示溢流和底流中各组分的日 分含量; $x_{o,m}$ 和 $x_{u,m}$ 分别表示溢流和底流矿浆中重介 质的百分含量; $x_{i,C} = 1 - x_{i,m} - \Sigma_c x_{i,c}$ 表示重介质 旋流器给矿矿浆中的碳百分含量; ρ_o 和 ρ_u 分别表示溢 流和底流矿浆的密度; V_c 为旋流器内矿浆体积, 假设固定不变; V_o和V_u分别表示溢流和底流矿浆的体积; Q_o和Q_u分别表示溢流和底流矿浆的流速; K_{o,c}, K_{u,c}, K_{o,m}, K_{u,m}, K_o和K_u是与重介质旋流器相关的特定 参数.由于矿浆在重介质旋流器中按一定比例α进行 分离, 因此可获得溢流和底流矿浆的体积和流速, 即

$$\begin{cases} V_{\rm o} = \alpha V_{\rm c} / (1 + \alpha), \\ V_{\rm u} = V_{\rm c} / (1 + \alpha), \end{cases}$$
(11)
$$\begin{cases} Q_{\rm o} = \alpha Q_{\rm c} / (1 + \alpha), \\ Q_{\rm u} = Q_{\rm c} / (1 + \alpha). \end{cases}$$
(12)

3) 重介质回收过程动态特性.

对重介质旋流器分离后溢流和底流中的重介质进 行回收,首先需要进行脱水脱介筛处理,然后收集稀 释的重介质溶液进而送入磁选机中进行回收,合格介 质进入合介桶.

考虑到重介质在回收过程中必然有损耗,因此假 设重介质旋流器到磁选机之间重介质的回收率为β, 磁选机到合介桶之间重介质的回收率为γ,磁选机出 口的重介质的密度维持在ρ_{rm},由此重介质回收过程 描述如下:

$$Q_{\rm m}^{\rm p} = \frac{Q_{\rm m}(\rho_{\rm m} - \rho_{\rm w})}{\rho_{\rm m}^{\rm p} - \rho_{\rm w}}.$$
 (13)

重介质流入磁选机中的质量流量为

$$m_{\rm m} = \beta Q_{\rm m}^{\rm p} \rho_{\rm m}^{\rm p} = \frac{\beta \rho_{\rm m}^{\rm p} Q_{\rm m} (\rho_{\rm m} - \rho_{\rm w})}{\rho_{\rm m}^{\rm p} - \rho_{\rm w}}.$$
 (14)

最终从磁选机回收的重介质体积流量 $Q_{\rm rm}$ 为

$$Q_{\rm rm} = \frac{\gamma m_{\rm m}}{\rho_{\rm rm}} = \frac{\gamma \beta \rho_{\rm m}^{\rm p} Q_{\rm m} (\rho_{\rm m} - \rho_{\rm w})}{\rho_{\rm rm} (\rho_{\rm m}^{\rm p} - \rho_{\rm w})}.$$
 (15)

其中: $Q_{\rm m}^{\rm p}$ 和 $\rho_{\rm m}^{\rm p}$ 表示矿浆中重介质的体积流量和密度; $Q_{\rm w}$ 和 $\rho_{\rm w}$ 表示水的体积流量和密度.

合介桶中的重介质悬浮液密度是通过调节加入水、高浓介质来进行控制的,其动态特性可由下式表示:

$$\dot{\rho}_{\rm m} = -\frac{Q_{\rm m}}{V_{\rm cor}}\rho_{\rm m} + \frac{Q_{\rm rm}}{V_{\rm cor}}\rho_{\rm rm} + \frac{Q_{\rm mm}}{V_{\rm cor}}\rho_{\rm mm} + \frac{Q_{\rm w}}{V_{\rm cor}}\rho_{\rm w},\tag{16}$$

$$\dot{V}_{\rm cor} = Q_{\rm rm} + Q_{\rm mm} + Q_{\rm w} - Q_{\rm m},$$
 (17)

其中: Q_{mm} 和 ρ_{mm} 表示高浓介质桶的体积流量和密度; V_{cor} 表示合介桶中介质的体积; 向合介桶中所补加水的体积流量 Q_w 由阀门决定, 即

$$Q_{\rm w} = \sqrt{\frac{\Delta P}{\rho_{\rm w}}} C_{\rm w} l_{\rm w}.$$
 (18)

本文所研究的重介质选煤运行过程是以重介质悬 浮液密度ρ_m作为输入u,以重介质旋流器溢流中灰分 x_{o,ash}作为输出y.根据灰分定义,重介质选煤运行过 程的输出可表示为

$$y(k+1) = \frac{x_{\text{o,ash}}(k+1)}{1 - x_{\text{o,m}}(k+1)} \times 100\%.$$
(19)

$$\begin{split} & \exists \mathfrak{X}(1) - (18) \notin \mathfrak{M}(k) \neq [\\ & x_{\mathrm{o},\mathrm{ash}}(k+1) = \\ & x_{\mathrm{o},\mathrm{ash}}(k) + [T^3 \frac{Q_0 Q_u}{V_0 V_u} K_{\mathrm{u},\mathrm{ash}} \rho_{\mathrm{ash}} - \\ & T \frac{Q_0 Q_u}{V_u}] x_{\mathrm{o},\mathrm{ash}}(k-1) - \\ & T^3 \frac{Q_0}{V_0 V_u} K_{\mathrm{u},\mathrm{ash}} \rho_{\mathrm{ash}} x_{\mathrm{o},\mathrm{ash}}(k-2) + \\ & \frac{K_{\mathrm{u},\mathrm{ash}} V_0}{T K_u} u(k) + f_1(u(k), W_{\mathrm{ore}}(k)) u(k-1) + \\ & f_2(x_{\mathrm{o},\mathrm{ash}}(k), u(k), W_{\mathrm{ore}}(k)), \qquad (20) \\ & x_{\mathrm{o},\mathrm{m}}(k+1) = \\ & T \frac{Q_u}{V_u} x_{\mathrm{o},\mathrm{m}}(k) + T^2 [\frac{Q_0 Q_u}{V_0 V_u} + \\ & (1 - T \frac{Q_u}{V_u})^2] x_{\mathrm{o},\mathrm{m}}(k-1) - \\ & T^3 \frac{Q_0 Q_u}{V_0 V_u} K_{\mathrm{u},\mathrm{m}} x_{\mathrm{o},\mathrm{m}}(k-2) + \\ & f_3(u(k), W_{\mathrm{ore}}(k)) x_{\mathrm{o},\mathrm{m}}(k-1) + \\ & f_4(x_{\mathrm{o},\mathrm{m}}(k), u(k), W_{\mathrm{ore}}(k)), \qquad (21) \end{split}$$

其中f₁, f₂, f₃和f₄表示复杂非线性函数.

将式(20)和式(21)代入式(19)即可得到系统输入输出模型,由此可看出重介质选煤是一个复杂的非线性过程.此外,由于生产过程中原煤给煤量Wore由上游生产过程决定,可测但不可控,其与原煤成分在系统运行过程中不稳定、频繁波动,直接影响选煤产品灰分,因此重介质选煤是一个易受干扰影响的复杂非线性过程.

3 混合驱动的自适应运行反馈控制方法

3.1 控制策略

本文在重介质悬浮液密度回路控制基础上,通过 在线调整重介质悬浮液密度设定值,实现对精煤灰分 的稳定控制,从而保证选煤产品的质量.针对以灰分为 输出,以重介质悬浮液密度为输入的重介质选煤运行 过程,将机理模型在工作点处进行泰勒展开,得到

$$A(z^{-1})y(k+1) = B(z^{-1})u(k) + v(k), \quad (22)$$

其中: $A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2}$; $B(z^{-1}) = b_0 + b_1 z^{-1}$; v(k)表示包括干扰在内的未建模动态. 由于在 正常运行过程中受诸多生产条件的限制,系统各运行 参数均会维持在一定范围内,因此可认为经泰勒展开 后的高阶项即v(k)是有界的, 即 $|v(k)| \leq M$.

由于给煤量Wore及重介质溶液中各成分含量常常

频繁波动, v(k)始终处于动态波动之中,导致控制器的积分作用失效,因此需要控制器能够消除v(k)的不利影响.为此,本文将数据建模、未建模动态补偿、PI 控制、一步最优控制相结合,提出了模型与数据混合 驱动的自适应运行反馈控制方法,如图2所示.所提方 法由模型驱动的自适应PI控制器和数据驱动的虚拟未 建模动态补偿器组成.其中自适应PI控制器基于线性 辨识模型,采用一步最优性能指标设计控制律u₁(k); 虚拟未建模动态补偿器首先通过建立随机向量函数 链接网络(random vector functional link networks, RV-FLN), 实现未建模动态v(k)的动态估计,进而通过设

计补偿信号u₂(k),以消除未建模动态v(k)的影响,从 而形成组合控制律,即

$$u(k) = u_1(k) + u_2(k).$$
(23)
设计的控制器 $u_1(k)$ 和 $u_2(k)$ 分别表示为
 $u_1(k) =$
 $u_1(k-1) + k_P[e(k) - e(k-1)] + k_Ie(k),$
(24)

$$u_2(k) = -K(z^{-1})v(k), (25)$$

式中跟踪误差 $e(k) = y_{sp}(k) - y(k), K(z^{-1})$ 为关于 z^{-1} 的多项式.





Fig. 2 Structure of model-data hybrid driven adaptive feedback control

所设计的虚拟未建模动态补偿器*u*₂(*k*)用于消除 未建模动态对系统的影响,从而可以设计线性控制器 *u*₁(*k*)将灰分*y*(*k*)控制在其期望值*y*_{sp}(*k*)附近.

3.2 模型驱动的PI控制器

自适应PI控制器是在传统数字型增量式PI控制算法的基础上,针对系统线性化的模型部分(*A*, *B*)来进行设计的.

将式(24)中的传统数字型增量式PI控制算法转换为

$$H(z^{-1})u_1(k) = G(z^{-1})e(k),$$
 (26)

式中: $H(z^{-1}) = 1 - z^{-1}$; $G(z^{-1}) = g_0 + g_1 z^{-1}$; g_0 = $k_{\rm P} + k_1$ 以及 $g_1 = -k_{\rm P}$.

将式(26)与式(25)代入式(23)中,得到控制器
$$u(k)$$
:
 $H(z^{-1})u(k) =$

$$G(z^{-1})(y_{\rm sp}(k) - y(k)) - H(z^{-1})K(z^{-1})v(k).$$
(27)

引入一步最优性能指标[24]:

$$J = [P(z^{-1})y(k+1) - G(z^{-1})y_{\rm sp}(k) + Q(z^{-1})u(k) + K_1(z^{-1})v(k)]^2,$$
(28)

式中 $P(z^{-1})$, $Q(z^{-1})$, $K_1(z^{-1})$ 均为关于 z^{-1} 的加权 多项式.

引入广义输出
$$\Phi(k+1)$$
:
 $\Phi(k+1) = P(z^{-1})y(k+1).$ (29)

定义广义理想输出 $\Phi^*(k+1)$:

$$\Phi^*(k+1) = G(z^{-1})y_{\rm sp}(k) - Q(z^{-1})u(k) - K_1(z^{-1})v(k).$$
(30)

定义
$$P(z^{-1})$$
:
 $P(z^{-1}) = A(z^{-1}) + z^{-1}G(z^{-1}).$ (31)

定义一步最优预报 $\Phi(k+1/k)$ 为

$$\Phi(k+1/k) = G(z^{-1})y(k) + B(z^{-1})u(k) + v(k).$$
(32)

令 $\Phi(k + 1/k) = \Phi(k + 1)$, 将式(31)和式(32)代入式(29)可得

$$P(z^{-1})y(k+1) =$$

G(z^{-1})y(k) + B(z^{-1})u(k) + v(k). (33)
将式(33)代入式(28)中,同时使一步最优性能指标

 $J_{\min} = 0$,可得带有未建模动态补偿的一步最优控制 律为

$$[B(z^{-1}) + Q(z^{-1})]u(k) =$$

$$G(z^{-1})(y_{\rm sp}(k) - y(k)) - [1 + K_1(z^{-1})]v(k).$$
(34)

由式(27)和式(34)可得多项式Q(z⁻¹), K₁(z⁻¹) 分别为

$$Q(z^{-1}) = H(z^{-1}) - B(z^{-1}),$$

$$K_1(z^{-1}) = H(z^{-1})K(z^{-1}) - 1.$$
(35)

将式(34)和式(35)代入式(22)中,可以得到系统的 闭环特征方程为

$$\begin{split} & [A(z^{-1})H(z^{-1}) + z^{-1}B(z^{-1})G(z^{-1})]y(k+1) = \\ & B(z^{-1})G(z^{-1})y_{\rm sp}(k) + \\ & H(z^{-1})[1 - B(z^{-1})K(z^{-1})]v(k). \end{split}$$

为保证系统稳定,根据Jury判据,可知需选择合适的控制器参数 q_0 和 q_1 ,使其满足

$$\Delta(z^{-1}) =$$

$$A(z^{-1})H(z^{-1}) + z^{-1}B(z^{-1})G(z^{-1}) =$$

$$1 + (b_0g_0 + a_1 - 1)z^{-1} +$$

$$(b_0g_1 + b_1g_0 + a_2 - a_1)z^{-2} +$$

$$(b_1g_1 - a_2)z^{-3} \neq 0, |z| > 1.$$
(37)

3.3 数据驱动的未建模动态补偿器

由闭环特征方程(36)可得,当下式成立时将消除 未建模动态v(k)对闭环系统的影响:

$$1 - B(z^{-1})K(z^{-1}) = 0, (38)$$

因此设置补偿项为

$$K(k) = \frac{1}{B(z^{-1})}.$$
(39)

此时,未建模动态补偿器u2(k)可表示为

$$u_2(k) = -\frac{1}{B(z^{-1})}v(k).$$
(40)

由上式可以看出, $u_2(k)$ 的求解需要未建模动态 v(k)和 $B(z^{-1})$.但由于v(k)未知,因此在实际过程中 通过采用RVFLN来建立未建模动态估计模型,给出其 估计值 $\hat{v}(k)$,从而求得 $u_2(k)$ 以消除未建模动态对闭 环系统的影响.

由特性分析可知, v(k)主要受y(k), y(k-1), y(k-2), u(k), u(k-1)和 $W_{ore}(k)$ 的影响, 但通过实验 发现在采用RVFLN对未建模动态v(k)进行估计时, y(k-2)对估计精度的提高并不大, 反而增加了模型 的复杂度和在线学习的负荷. 因此, 针对本文所研究 的这一典型的重介质选煤过程, 所建立的基于RVFLN 的未建模动态估计模型以y(k), y(k-1), u(k), u(k - 1)和 $W_{ore}(k)$ 为输入, 以估计值 $\hat{v}(k)$ 为输出, 如图3 所示.



图 3 RVFLN结构图 Fig. 3 Structure diagram of RVFLN

基于RVFLN的未建模动态估计模型可表示为

$$\hat{v}(k) = \sum_{i=1}^{4} w_{1,i} x_{i,v} + \sum_{j=1}^{L} w_{2,j} h_j(v_j, \lambda_j, x_{i,v}) = W_1^{\mathrm{T}} X_v + W_2^{\mathrm{T}} H_v = W^{\mathrm{T}} \theta.$$
(41)

由图3和式(41)可以看出,未建模动态估计模型包 括输入直接连接(direct links, DL)和输入非线性映射 两部分.其中L为隐含层节点数,需根据实验来确定. $X_v = [x_{1,v} \ x_{2,v} \ x_{3,v} \ x_{4,v} \ x_{5,v}]^T = [y(k) \ y(k-1)$ $u(k) \ u(k-1) \ W_{ore}(k)]^T为模型输入; v_j n \lambda_j 分别表$ 示从输入层到隐含层的输入权值和偏置,即隐含层节 $点随机参数; 激活函数<math>h_j$ 表示隐含层特征映射,通常 采用径向基函数或者sigmoid函数; H_v 为隐层输出矩 阵; $W_1 = \{w_{1,k}\}(k = 1, 2, \cdots, 5)$ 表示从输入层到 输出层的直接连接权值矩阵, $W_2 = \{w_{2,j}\}(j = 1, 2, \cdots, L)$ 表示隐含层节点与输出节点之间的权值矩阵; $\theta = [X_v \ H_v]^T; W = [W_1^T \ W_2^T]^T$ 表示输出权值矩 阵. 文[25]已证明 RVFLN 的隐层参数(输入权值 v_j 和 偏置 λ_j)在一个均匀分布范围内时随机选取,只调整 输出权值W,则可以逼近任意连续函数.

3.4 控制器自适应在线更新

1) 基于投影辨识算法的控制器线性模型更新.

由于系统模型A(z⁻¹)和B(z⁻¹)是由机理模型线 性化所得,而机理模型是在众多理想情况下建立的, 其与实际重介质选煤过程存在差异,再加上重介质选 煤过程受到原材料和设备性能变化影响,总是处于缓 慢变化过程中,因此系统模型A(z⁻¹)和B(z⁻¹)在系 统运行时需在线更新,以匹配当前工况. 首先将式(22)改写为如下形式:

$$y(k+1) = \vartheta^{\mathrm{T}} X(k) + v(k), \qquad (42)$$

其中: $X(k) = [y(k) \ y(k-1) \ u(k) \ u(k-1)]^{T}$ 表示 由系统的输入输出组成的数据向量; $\vartheta^{T} = [a_0 \ a_1 \ b_0 \ b_1].$

根据式(42)定义非线性估计模型为

$$\hat{y}(k+1) = \hat{\vartheta}^{\mathrm{T}}(k)X(k) + \hat{v}(k), \qquad (43)$$

其中 $\hat{\vartheta}^{T}(k) = [\hat{a}_{1}(k) \ \hat{a}_{2}(k) \ \hat{b}_{0}(k) \ \hat{b}_{1}(k)]$ 表示线性控制器模型参数的估计值.鉴于投影辨识算法具有计算负荷小、可追踪时变参数的特点,本文采用带死区的投影辨识算法^[26]对 $\hat{\vartheta}(k)$ 进行在线辨识,即

$$\hat{\vartheta}(k) = \hat{\vartheta}(k-1) + \frac{a(k)X(k-1)e'(k)}{1 + X^{\mathrm{T}}(k-1)X(k-1)},$$
(44)

$$a(k) = \begin{cases} 1, \ |e'(k)| > 2M, \\ 0, \ |e'(k)| \le 2M, \end{cases}$$
(45)

$$e'(k) = y(k) - \hat{\vartheta}^{\mathrm{T}}(k-1)X(k-1) - \hat{v}(k-1).$$
(46)

由此, k时刻系统的线性模型参数分别为

$$\hat{A}^{k}(z^{-1}) = 1 + \hat{a}_{1}(k)z^{-1} + \hat{a}_{2}(k)z^{-2}, \quad (47)$$
$$\hat{B}^{k}(z^{-1}) = \hat{b}_{0}(k) + \hat{b}_{1}(k)z^{-1}. \quad (48)$$

进而由式(37)确定 $\hat{G}^k(z^{-1})$. 由此可将k时刻的系统表示为

 $\hat{A}^{k}(z^{-1})y(k+1) = \hat{B}^{k}(z^{-1})u(k) + \hat{v}(k).$ (49) 从而得到*k*时刻的控制律,表示为

$$H(z^{-1})u(k) = \hat{G}^{k}(z^{-1})e(k) - H(z^{-1})\hat{K}^{k}(z^{-1})\hat{v}(k) = \hat{G}^{k}(z^{-1})e(k) - \frac{H(z^{-1})}{\hat{B}^{k}(z^{-1})}\hat{v}(k).$$
(50)

2) 基于RVFLN的虚拟未建模动态估计模型更新.

本文采用 (Levenberg Marquardt, LM) 算法, 通过 使估计偏差, 即

$$E_{\rm v}(k) = \frac{1}{2}e_{\rm v}^2(k) = \frac{1}{2}(\hat{v}(k-1) - v(k-1))^2$$
(51)

极小来校正未建模动态估计模型参数.

注1 由于未建模动态在k时刻为未知参数,因此 RVFLN在线学习是在k时刻采用v(k - 1)与v(k - 1)之间的 差值作为学习误差进行参数更新,其中v(k - 1)可根据当前 时刻采集的系统输出y(k)以及上一时刻计算的控制输入 u(k - 1),通过式(22)获得,即

$$v(k-1) = y(k) + A^*(z^{-1})y(k) - B(z^{-1})u(k-1),$$
(52)

其中 $A^*(z^{-1}) = A(z^{-1}) - 1.$

经更新后, 输出权值
$$W(k)$$
为
 $W(k) = W(k-1) - \alpha_l(k) (J_a^T(k) J_a(k) + \mu I)^{-1} J_a^T(k) e_v(k),$ (53)

其中: μ 为一正数; $\alpha_l > 0$ 为学习率; $J_a(k) \neq e_v(k)$ 对W(k)的雅克比矩阵,即

$$J_{\rm a}(k) = \frac{\partial e_{\rm v}(k)}{\partial W(k)} = \frac{\partial \hat{v}(k-1)}{\partial W(k)} = \theta^{\rm T}.$$
(54)

由此可得

$$\Delta W(k) = -\alpha_l(k) \left(\theta(k)\theta^{\mathrm{T}}(k) + \mu I\right)^{-1} \theta(k) e_{\mathrm{v}}(k).$$
(55)

定理1 当学习率
$$\alpha_l$$
满足
 $\alpha_l(k) < \frac{2}{\theta^{\mathrm{T}}(k)(\theta(k)\theta^{\mathrm{T}}(k) + I)^{-1}\theta(k)},$ (56)

则网络的学习过程是收敛的.

证 首先定义离散的Lyapunov函数为

$$L(k) = \frac{1}{2}e_{\rm v}^2(k), \tag{57}$$

则

$$\Delta L(k) = \Delta e_{\rm v}(k)(e_{\rm v}(k) + \frac{1}{2}\Delta e_{\rm v}(k)), \quad (58)$$

这里

$$\Delta e_{\mathbf{v}}(k) = e_{\mathbf{v}}(k+1) - e_{\mathbf{v}}(k).$$

由全微分定理得

$$\Delta e_{\rm v}(k) = \frac{\partial e_{\rm v}(k)}{\partial W(k)} \Delta W(k). \tag{59}$$

将式(54)-(55)和式(59)代入到式(58),可得

$$\Delta L(k) =$$

 $-\alpha_l(k)e_v^2(k)\theta^T(k)(\theta(k)\theta^T(k) + \mu I)^{-1}\theta(k) \times$

$$(1 - \frac{1}{2}\alpha_l(k)\theta^{\rm T}(k)(\theta(k)\theta^{\rm T}(k) + \mu I)^{-1}\theta(k)).$$
(60)

由于 $(\theta(k)\theta^{T}(k) + \mu I)^{-1}$ 是正定的,所以式(56)成立, 则 $\Delta L(k) \leq 0$,学习误差可收敛到0. 证毕.

4 稳定性分析

引理1 投影辨识算法(44)--(46)有如下性质:

$$\|\hat{\vartheta}(k) - \vartheta\| \leq \|\hat{\vartheta}(0) - \vartheta\|,$$

$$\lim_{k \to \infty} \frac{\mu(k)[e(k)^2 - 4M^2]}{2(1 + X^{\mathrm{T}}(k - 1)X(k - 1))} = 0.$$
(62)

按文[26]中方法即可证,因此可知参数
$$\hat{\vartheta}(k)$$
有界.

引理2 将投影辨识算法(44)--(46)和自适应组 合控制率(50)应用到系统(49)时,系统的输入输出动态 特性方程如下,式中省略了多项式z⁻¹: 290

$$\begin{bmatrix} H\hat{A}^{k} + z^{-1}\hat{B}^{k}\hat{G}^{k} - \Pi_{1} & \Pi_{2} \\ \Pi_{3} & H\hat{A}^{k} + z^{-1}\hat{B}^{k}\hat{G}^{k} + \Pi_{4} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} y(k) \\ u(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z^{-1}\hat{B}^{k}\hat{G}^{k} \\ \hat{A}^{k}\hat{G}^{k} \end{bmatrix} y_{\rm sp}(k) + \begin{bmatrix} H \\ -\hat{G}^{k} \end{bmatrix} e'(k) - \begin{bmatrix} z^{-1}H\hat{B}^{k}\hat{K}^{k} - z^{-1}H \\ H\hat{A}^{k}\hat{K}^{k} + z^{-1}\hat{G}^{k} \end{bmatrix} \hat{v}(k),$$
(63)

其中:

式(64) 左乘 H 得

$$He'(k) = H\hat{A}^{k-1}y(k) - z^{-1}H\hat{B}^{k-1}u(k) - H\hat{v}(k-1) = H\hat{A}^{k}y(k) - [H\hat{A}^{k} - H\hat{A}^{k-1}]y(k) - z^{-1}H\hat{B}^{k-1}u(k) - H\hat{v}(k-1).$$
(65)

式(65)加式(50)左乘 $z^{-1}\hat{B}^k$ 得

$$[H\hat{A}^{k} + z^{-1}\hat{B}^{k}\hat{G}^{k}]y(k) - [H\hat{A}^{k} - H\hat{A}^{k-1}]y(k) + [z^{-1}H\hat{B}^{k} - z^{-1}H\hat{B}^{k-1}]u(k) = z^{-1}\hat{B}^{k}\hat{G}^{k}y_{\rm sp}(k) + He'(k) - [z^{-1}H\hat{B}^{k}\hat{K}^{k} - z^{-1}H]\hat{v}(k).$$
(66)
同理可得

$$\begin{split} & [\hat{A}^{k}\hat{G}^{k} - \hat{A}^{k-1}\hat{G}^{k}]y(k) + [H\hat{A}^{k} + z^{-1}\hat{B}^{k}\hat{G}^{k}]u(k) + \\ & z^{-1}[\hat{B}^{k}\hat{G}^{k} - \hat{B}^{k-1}\hat{G}^{k}]u(k) = \\ & \hat{A}^{k}\hat{G}^{k}y_{\rm sp}(k) - \hat{G}^{k}e'(k) - [H\hat{A}^{k}\hat{K}^{k} + z^{-1}\hat{G}^{k}]\hat{v}(k). \end{split}$$
 (67)

式(63)得证. 证毕.

定理 2 通过采用实验方法选取合适的RVFLN 参数以及学习率,使系统未建模动态估计误差满足 $|\Delta \hat{v}(k)| = |v(k) - \hat{v}(k)| \leq \xi$,其中 ξ 表示估计误差上 界,则当 $k \to \infty$ 时,在控制律(50)的作用下,被控对象 的闭环系统输入输出一致有界,即

$$|u(k)| < \infty, \ |y(k)| < \infty.$$
(68)

设定值 $y_{sp}(k)$ 与被控对象的输出值y(k)之间的稳态误差e(k)可满足

 $\lim_{k \to \infty} |e(k)| = \lim_{k \to \infty} |y_{\rm sp}(k) - y(k)| \leq \varepsilon, \quad (69)$ 其中 ε 表示稳态误差的预设上界值.

证 由式(63)可知重介质悬浮液密度u(k)与灰分 期望值y_{sp}(k)之间的关系为

$$\begin{split} & [\hat{A}(z^{-1})H(z^{-1}) + z^{-1}\hat{B}(z^{-1})\hat{G}(z^{-1})]u(k) = \\ & \hat{A}(z^{-1})\hat{G}(z^{-1})y_{\rm sp}(k) - \\ & [\hat{A}(z^{-1})H(z^{-1})\hat{K}(z^{-1}) + z^{-1}\hat{G}(z^{-1})]\hat{v}(k). \end{split}$$
(70)
由 $v(k)$ 和 $\Delta \hat{v}(k)$ 的有界性可知 $\hat{v}(k)$ 有界:

$$\begin{aligned} |\hat{v}(k)| &= \\ |v(k) - \Delta \hat{v}(k)| \leqslant |v(k)| + |\Delta \hat{v}(k)| \leqslant M + \zeta. \end{aligned}$$

$$(71)$$

根据文[27]中的方法,由式(70), $y_{sp}(k)$ 以及 $\hat{v}(k)$ 的有界性可知,存在正常数 c_1, c_2 满足

$$|u(k)| \leq c_1 + c_2 \max_{0 \leq k' \leq k} |\hat{v}(k')| \leq c_1 + c_2(M + \xi) < \infty.$$
(72)

由式(37)(63)以及 $y_{sp}(k)$ 和 $\Delta \hat{v}(k)$ 的有界性可知, 存在正常数 c_3, c_4 满足

$$|y(k)| \leq c_3 + c_4 \max_{0 \leq k' \leq k} |\Delta \hat{v}(k')| \leq c_3 + c_4 \xi < \infty.$$

(73)

综上可知,系统的输入u(k)和输出y(k)有界.由式 (63)可得,当 $k \to \infty$ 时,有

$$\lim_{k \to \infty} |e(k)| =
\lim_{k \to \infty} |y_{\rm sp}(k) - y(k)| =
\lim_{k \to \infty} |\frac{1}{\hat{B}^k \hat{G}^k} || [H \hat{A}^k + z^{-1} \hat{B}^k \hat{G}^k] y(k) - z^{-1} \hat{B}^k \hat{G}^k y_{\rm sp}(k)| =
\lim_{k \to \infty} |\frac{1}{\hat{B}^k \hat{G}^k} || He'(k) + \Pi_1 y(k) - \Pi_2 u(k) - [z^{-1} \hat{B}^k \hat{K}^k H - z^{-1} H] \hat{v}(k)|.$$
(74)

由式(39)得 $z^{-1}\hat{B}^k\hat{K}^kH - z^{-1}H = 0$,同时根据 定义易知 $\lim_{k\to\infty} |\Pi_i| = 0$ (i=1,2), $\lim_{k\to\infty} |He'(k)| = 0$. 则由式(74)以及 $y_{sp}(k), y(k), u(k)$ 和 $\hat{v}(k)$ 的有界性可 知,存在任意小的正数 ε ,满足

$$\lim_{k \to \infty} |e(k)| = \lim_{k \to \infty} |y_{\rm sp}(k) - y(k)| \leq \varepsilon.$$

iii \vee.

5 实验研究

为验证本文所提出的重介质选煤过程的模型与数 据混合驱动的运行反馈控制方法的有效性,本文在重 介质选煤三维虚拟仿真平台上进行了仿真实验研究.

5.1 实验系统描述

重介质选煤三维虚拟仿真平台采用Unity3D, MATLAB与SOL Server分别实现了可视化显示、控制 算法设计、数据管理的功能.可视化显示如图4所示, 其采用Unity3D实现了重介质选煤生产过程三维虚拟 仿真及实时控制效果的可视化,并使用ActiveX控件 技术,将仿真实时数据存储在由SQL Server开发的数 据库中.本文提出的模型与数据混合驱动的自适应运 行反馈控制方法采用MATLAB开发,仿真开始时通过 Unity3D脚本启动MATLAB,进而通过开放数据库连 接(open database connectivity, ODBC)技术从SQL Server数据库中采集实时过程数据,执行控制算法,写入 控制指令,实现三维虚拟仿真的数据交互.值得注意 的是实时控制效果在可视化显示界面中以二维点绘 制方式最前端显示,也可由MATLAB从SQL Server数 据库中采集数据后进行统计分析,本文中的实验结果 均采用后一种实现方式.



图 4 虚拟仿真平台界面 Fig. 4 Interface of virtual simulation platform

5.2 控制器参数设计

由于本文所研究的方法假设重介质悬浮液密度可 以在较短的时间内跟踪其设定值,因此本文的仿真实 验是在忽略了重介质悬浮液密度调节过程的基础上 展开的.仿真模型参数参考实际工业重介质选煤过程, 其设置如表1所示.

将重介质选煤过程模型在灰分、硫分、水分、挥发 分4种杂质含量分别为17.6%, 2.5%, 1.59%, 12.6%处 进行线性化处理, 所得到的控制器设计模型参数如下 所示:

$$\begin{cases} A(z^{-1}) = 1 - 1.852z^{-1} + 0.868z^{-2}, \\ B(z^{-1}) = -0.05439 + 0.05454z^{-1}. \end{cases}$$
(75)

根据式(37)(39)和式(75),求得模型与数据混合驱 动运行反馈控制器的参数为

$$\begin{cases} G(z^{-1}) = -34.0504 + 21.1804z^{-1}, \\ K(z^{-1}) = \frac{1}{-0.05439 + 0.05454z^{-1}}. \end{cases}$$
(76)

对于RVFLN,通过实验方法得知,当隐层节点L = 80时预测效果即可达到要求,同时不会出现过拟 合.

表1 重介质选煤过程动态模型相关参数

 Table 1 Model parameters of the dense medium coal preparation progress

数值与单位
$0.500 \text{ m}^3/\text{s}$
$0.495 \text{ m}^3/\text{s}$
$0.16~\mathrm{m}^3$
$0.38~{ m m}^3$
2 m^3
2
0.97
0.98
0.22 m^2 / s
$[2.00,3.90,1.50,8.90] \times 10^{-4} \text{ m}^3/(\text{kg} \cdot \text{s})$
$[0.77, 3.90, 0.30, 8.90] \times 10^{-4} \text{ m}^3 / (\text{kg} \cdot \text{s})$
$4.80 \times 10^{-4} \text{ m}^3 / (\text{kg} \cdot \text{s})$
$3.90 \times 10^{-4} \text{ m}^3 / (\text{kg} \cdot \text{s})$
$[2.00, 1.92, 1.00, 1.10] \times 10^3 \text{ m}^3$
$3.50 \times 10^3 \mathrm{kg} / \mathrm{m}^3$
$2.85 \times 10^3 \mathrm{kg} / \mathrm{m}^3$
$2 \times 10^{-4} \text{ m}^3 / (h \cdot Pa)$
100 kPa

5.3 实验研究

为了验证本文提出的控制方法的有效性,本文针 对灰分期望值变化和给煤量Wore频繁波动两种情况, 将所提方法与传统PI控制方法进行仿真对比实验.

1) 灰分跟踪控制实验.

设置线性化工作点为初始状态,仿真时间为 60 min. 为验证控制器的快速跟踪性能,分别在第 0 min, 20 min和40 min时改变精煤灰分的期望值,以 验证控制器跟踪控制的效果. 仿真过程中,给煤量 *W*ore设置为8 kg/s,由于实际工业重介质选煤过程中, 给煤量*W*ore常常处于波动变化之中,因此仿真中对给 煤量*W*ore增加了[-1,1] kg/s的随机扰动,其仿真结果 如图5-7所示.





292

Fig. 7 The estimation error of unmodeled dynamics $\Delta \hat{v}$

图5为使用本文方法和传统PI控制方法得到的灰 分跟踪曲线,其中传统PI控制的调节参数通过ZN整定 法确定.由图5可以看出,在实验开始时,使用本文方 法得到的跟踪曲线振荡与传统相近.此时虚拟未建模 动态补偿器未起作用.之后在基于RVFLN的在线学 习和基于投影辨识算法的系统参数在线更新的作用 下,虚拟未建模动态补偿器对非线性部分做出补偿, 跟踪效果明显较传统PI控制好.当期望值分别在 20 min和40 min改变时,灰分跟踪曲线有更小的振荡 和更快的响应速度,且跟踪效果更好.

图6为使用本文方法和传统PI控制方法得到的重 介质悬浮液密度控制曲线.可以看出在20min和 40min时刻灰分期望值改变时,本文算法求得的重介 质悬浮液密度振荡较小,前后变化的幅值分别为9与 6kg/m³,且在40min之后变化较为平缓;而传统PI 算法下重介质悬浮液密度的振荡较大,且始终具有大 范围波动.这是因为传统PI在初始设定k_P和k_I参数后 没有再对PI进行调整,而系统一直受到给煤量和原煤 成分的干扰,在其时变特性的影响下控制效果变差. 上述结果说明使用本文方法可以通过更小的重介质 悬浮液密度变化获得更稳定的控制效果.

图7为使用RVFLN估计的未建模动态 \hat{v} 与实际v之间的估计误差 $\Delta \hat{v}$.可以看出,在灰分期望值改变时,系统工作点发生变化,RVFLN对未建模动态的估计出现了较大偏差,但在几个采样周期后,通过学习使得估计误差的绝对值减小到0.06%以内,从而表明采用RVFLN建立的虚拟未建模动态估计模型学习速度快,

准确性高,能满足虚拟未建模动态补偿器的设计需求.

表2为灰分跟踪控制的统计结果. 当采用本文方法 控制重介质选煤系统时, 控制输入范围较传统PI有所 下降, 重介质悬浮液密度波动累积和由231.85降至 201.74 kg/m³, 灰分均方根误差由 0.1186%降至 0.0557%. 说明采用本文方法能降低重介质悬浮液密 度波动, 保证系统的稳定控制, 同时有效提高灰分的 跟踪性能.

表 2 灰分跟踪控制实验的性能评价

 Table 2 The performance evaluation of ash tracking control experiment

控制方法	重介质 悬浮液密度 变化范围/ (kg·m ⁻³)	重介质 悬浮液密度 波动累积和/ (kg·m ⁻³)	灰分均方根 误差1%
本文方法	1528~1549	201.74	0.0557
传统PI	1531~1554	231.85	0.1186

2) 灰分稳定控制实验.

在实际的重介质选煤过程中,精煤灰分的期望值 通常由工艺工程师根据原煤性质和产率等因素来决 定,在系统较长运行时间内保持不变.因此,在一定的 灰分期望值下,系统受扰后的稳定性对于重介质选煤 过程至关重要.为此,本文设定灰分期望值为14%,并 选取实际重介质选煤过程中变化的给煤量数据^[15](如 图8所示),开展灰分稳定控制实验.控制效果如图9– 11所示.



图 8 给煤量Wore实际变化曲线

Fig. 8 The curve of actual coal feed rate $W_{\rm ore}$







图 11 未建模动态估计误差 $\Delta \hat{v}$



在实际给煤量于3.4~10 kg/s之间大幅度波动的 情况下,由响应曲线可以看出,采用本文控制方法后 的灰分在较小范围内波动,其均方根误差由0.0264% 减小至0.0095%,如表3所示.此外,相对于传统PI控 制,本文方法下的重介质悬浮液密度波动的累积和由 55.77降至47.82 kg/m³,且整体下降了5 kg/m³.说明 采用本文控制方法可以利用较少的重介质达到灰分 的控制目标,实现降低生产成本、提高生产效率的目 的.

表 3 灰分稳定控制实验的性能评价

 Table 3 The performance evaluation of ash stability control experiment

控制方法	重介质 悬浮液密度 变化范围/ (kg·m ⁻³)	重介质 悬浮液密度 波动累积和/ (kg·m ⁻³)	灰分均方根 误差1%
本文方法	1538~1548	47.82	0.0095
传统PI	1538~1553	55.77	0.0264

由上述实验研究可以看出,采用本文提出的重介 质选煤过程模型与数据混合驱动运行反馈控制方法, 可以在干扰频繁大范围波动下,利用实时运行数据与 先验模型知识,通过调节底层重介质悬浮液密度设定 值实现对灰分期望值的稳定跟踪,确保煤质符合生产 要求.

6 结论

本文为提高重介质选煤产品质量,针对其关键参数即重介质悬浮液密度的在线调节问题,将一步最优

控制律与PI控制相集成, RVFLN与补偿器相结合, 提 出了一种由基于模型的自适应PI控制器和基于数据的 虚拟未建模动态补偿器组成的自适应运行反馈控制 方法及其稳定性分析理论. 在灰分期望值变化和给煤 量大范围波动两种情况下, 在重介质选煤过程三维虚 拟仿真平台上开展了仿真实验研究, 由结果可以看出, 使用本文方法不仅可以快速跟踪灰分期望值的变化, 而且在处理量大范围变化时, 灰分的平稳性有明显的 改善, 有利于选煤产品质量的提高. 本文方法是针对 基于二产品重介质旋流器的选煤过程的控制方法研 究, 具有一定的普适性, 可通过改进本文方法, 扩展应 用于基于三产品重介质旋流器的选煤过程或其他洗 选煤生产过程, 具有一定的学术以及实际应用参考价 值.

参考文献:

 MA Yan, SUN Changjiang, BU Li. Heavy medium coal automatic control system. *Manufacturing Automation*, 2011, 33(16): 148 – 149, 156.

(马艳,孙长江,卜丽.重介质选煤自动控制系统.制造业自动化, 2011, 33(16): 148-149, 156.)

- [2] ZHANG Wenjun, OU Zeshen. Reliability design and methods of reliability distributing of coal preparation system. *Journal of China Coal Society*, 2000, 25(5): 542 545.
 (张文军, 欧泽深. 选煤工艺系统的可靠性设计与可靠度分配. 煤炭 学报, 2000, 25(5): 542 545.)
- [3] NAPIER-MUNN T. The dense medium cyclone-past, present and future. *Minerals Engineering*, 2018, 116: 107 – 113.
- [4] CHEN J, CHU K W, ZOU R P, et al. Prediction of the performance of dense medium cyclones in coal preparation. *Minerals Engineering*, 2012, 31: 59 – 70.
- [5] PU Hongjiu. Industrialization of clean coal technology and optimization of China energy structure. *Journal of China Coal Society*, 2002, 27(1): 1 5.
 (濮洪九. 洁净煤技术产业化与我国能源结构优化. 煤炭学报, 2002, 27(1): 1 5.)
- [6] HAO Jifei, XU Shifan. Research on mathematical model and adaptive control methods for heavy medium density control system. *Industry and Mine Automation*, 1995, 1: 9 13.
 (郝继飞,许世范. 重介密度控制系统数学模型与适应控制方法的研究. 煤矿自动化, 1995, 1: 9 13.)
- [7] HU Juan, WANG Zhenchong, WANG Fuzhong. Control of heavy medium coal preparation process based on fuzzy control theory. *Coal Science and Technology*, 2011, 39(3): 116 119.
 (胡娟, 王振翀, 王福忠. 基于模糊控制理论的重介质选煤过程控制. 煤炭科学技术, 2011, 39(3): 116 119.)
- [8] ZHAO Chunxiang, YE Guisen. Study of heavy-medium coal preparation process control model and control algorithm. *Journal of China Coal Society*, 2000, 25(S1): 196 200.
 (赵春祥, 叶桂森. 重介质选煤过程控制模型及控制算法的研究. 煤炭学报, 2000, 25(S1): 196 200.)
- [9] ZHANG L J, XIA X H, ZHU B. Magnetite and water addition control for a dense medium coal washing circuit. *Chinese Automation Congress*. Wuhan: IEEE, 2016: 1744 – 1749.
- [10] HODOUIN D. Methods for automatic control, observation, and optimization in mineral processing plants. *Journal of Process Control*, 2011, 21(2): 211 – 225.

- [11] CHAI T Y, QIN S J, WANG H. Optimal operational control for complex industrial processes. *Annual Reviews in Control*, 2014, 38(1): 81 92.
- [12] CHEN Zhangbao. The study of fuzzy control based on PLC in dense medium separation. Huainan: Anhui University of Science and Technology, 2006. (陈章宝. 基于PLC的重介选煤工艺模糊控制的研究. 淮南: 安徽理
- [13] ZHANG L J, XIA X H. A model predictive control for coal beneficiation dense medium cyclones. *IFAC Proceedings Volumes*, 2014, 47(3): 9810 – 9815.
- [14] ZHANG L J, XIA X H, ZHU B. A dual-loop control system for dense medium coal washing processes with sampled and delayed measurements. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2017, 25(6): 2211 – 2218.
- [15] MEYER E J, CRAIG I K. The development of dynamic models for a dense medium separation circuit in coal beneficiation. *Minerals En*gineering, 2010, 23(10): 791 – 805.
- [16] MEYER E J, CRAIG I K. Coal dense medium separation dynamic and steady-state modelling for process control. *Minerals Engineering*, 2014, 65(2): 98 – 108.
- [17] CAO Rongmin, ZHOU Huixing, HOU Zhongsheng. Data-driven model-free adaptive precision control for linear servo system. *Control Theory & Applications*, 2012, 29(3): 310-316.
 (曹荣敏,周惠兴,侯忠生.数据驱动的无模型自适应直线伺服系统 精密控制和实现. 控制理论与应用, 2012, 29(3): 310-316.)
- [18] LI Jinna, GAO Xize, CHAI Tianyou, et al. Data-driven operational optimization control of industrial processes. *Control Theory & Applications*, 2016, 33(12): 1584 1592.
 (李金娜,高溪泽, 柴天佑,等. 数据驱动的工业过程运行优化控制. 控制理论与应用, 2016, 33(12): 1584 1592.)
- [19] HOU Zhongsheng, XU Jianxin. On data-driven control theory: the state of the art and perspective. *Acta Automatica Sinica*, 2009, 35(6): 650 667.
 (侯忠生, 许建新. 数据驱动控制理论及方法的回顾和展望. 自动化 学报, 2009, 35(6): 650 667.)
- [20] WANG Z, KUANG Y, DENG J, et al. Research on the intelligent control of the dense medium separation process in coal preparation plant. *International Journal of Mineral Processing*, 2015, 142: 46 – 50.

- [21] CAO Zhenguan. Study of prediction control on heavy medium density in the process of coal preparation. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2014.
 (曹珍贯. 重介选煤过程中重介质的密度预测控制研究. 徐州: 中国 矿业大学, 2014.)
- [22] LI Ting. Density control of dense medium suspension based on the model-free adaptive control. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2016. (李停. 基于无模型自适应的重介悬浮液密度控制. 徐州: 中国矿业 大学, 2016.)
- [23] XUE Feng. Research on China coal preparation equipment and technology. Coal Technology, 2013, 32(6): 98 99.
 (薛锋. 我国选煤设备与技术研究. 煤炭技术, 2013, 32(6): 98 99.)
- [24] JIA Y, CHAI T Y. A data-driven dual-rate control method for a heat exchanging process process. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(5): 4158 – 4168.
- [25] IGELNIK B, PAO Y H. Stochastic choice of basis functions in adaptive function approximation and the functional-link net. *IEEE Transaction on Neural Networks*, 1995, 6(6): 1320 – 1329.
- [26] CHEN L, NARENDRA K S. Nonlinear adaptive control using neural networks and multiple models. *Automatica*, 2001, 37(8): 1245 – 1255.
- [27] CHAI T Y, ZHAI L F, YUE H. Multiple models and neural networks based decoupling control of ball mill coal-pulverizing systems. *Journal of Process Control*, 2011, 21(3): 351 – 366.

作者简介:

代 伟 博士, 副教授, 硕士生导师, 目前研究方向为复杂工业过

程的建模、运行优化与运行反馈控制、强化学习等, E-mail: weidai@cumt.edu.cn;

张凌智 硕士研究生,目前研究方向为运行优化与运行反馈控制、 强化学习等, E-mail: zhang_lingzhi@hotmail.com;

褚 菲 博士, 副教授, 硕士生导师, 目前研究方向为复杂工业过程的建模、机器学习等, E-mail: chufeizhufei@sina.com;

马小平博士,教授,博士生导师,目前研究方向为控制理论及应用、网络控制、计算机技术及应用等, E-mail: xpma@cumt.edu.cn.

工大学, 2006.)