

基于 CPS 框架的微粉生产过程多模型自适应控制

李晓理^{1,2,3} 王康¹ 于秀明⁴ 苏伟⁴

摘要 针对矿渣微粉 (Ground granulated blast-furnace slag, GGBS) 生产这一多变量、强耦合、多工况的复杂非线性过程, 本文根据大量生产数据, 提炼出矿渣微粉生产过程的三个典型工况. 求解多工况多目标优化问题以求得最优设定值. 建立多工况下的递归神经网络数据驱动模型, 并采用自适应动态规划方法, 建立多个控制器, 结合加权多模型控制, 实现矿渣微粉生产过程在多工况切换情况下的自适应控制. 通过过程运行优化、跟踪控制优化、通讯、工业以太网等信息资源与矿渣微粉生产物理资源之间的融合, 构建基于信息物理系统 (Cyber-physical system, CPS) 的矿渣微粉生产优化控制系统. 实验分析表明, 本文提出的基于 CPS 的多模型自适应控制器, 能够有效实现多工况条件下矿渣微粉生产过程的自适应控制, 减小超调量, 提高控制品质.

关键词 矿渣微粉生产过程, 信息物理系统, 多模型自适应控制, 自适应动态规划, 优化控制

引用格式 李晓理, 王康, 于秀明, 苏伟. 基于 CPS 框架的微粉生产过程多模型自适应控制. 自动化学报, 2019, 45(7): 1354–1365

DOI 10.16383/j.aas.2018.c180387

CPS-based Multiple Model Adaptive Control of GGBS Production Process

LI Xiao-Li^{1,2,3} WANG Kang¹ YU Xiu-Ming⁴ SU Wei⁴

Abstract Considering the multivariable, strong-coupling, multi-conditions complex nonlinear ground granulated blast-furnace slag (GGBS) production process, this paper extracts three typical working conditions based on massive process data. Multiple optimal setpoints are obtained by resolving the multi-objective problems under different working conditions. For each condition, a data-based model is established using the recurrent neural network. Correspondingly, multiple controllers are designed by the adaptive dynamic programming method. Adopting the weighted multiple model adaptive control, adaptive control of the GGBS production in multiple conditions is realized. Integrating cyber resources including process operating optimization, tracking control optimization, communication, industrial Ethernet and physical resource of GGBS production, a optimal control system of GGBS production process is constructed based on the cyber-physical system (CPS). Experiment shows that the proposed multiple model adaptive control method can achieve adaptive control of the GGBS production process, reduce system overshoot and improve the control quality.

Key words Ground granulated blast-furnace slag (GGBS) production process, cyber-physical system, multiple model adaptive control, adaptive dynamic programming, optimal control

Citation Li Xiao-Li, Wang Kang, Yu Xiu-Ming, Su Wei. CPS-based multiple model adaptive control of GGBS production process. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(7): 1354–1365

收稿日期 2018-05-31 录用日期 2018-09-12
Manuscript received May 31, 2018; accepted September 12, 2018

国家自然科学基金 (61873006, 61473034, 61673053), 国家重点研发计划项目 (2018YFC1602704, 2018YFB1702704), 北京市科技新星交叉学科项目 (Z161100004916041), 北京市科技重大专项 (Z181100003118012) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61873006, 61473034, 61673053), National Key Research and Development Project (2018YFC1602704, 2018YFB1702704), Beijing Nova Programme Interdisciplinary Cooperation Project (Z161100004916041), Beijing Major Science and Technology Special Projects (Z181100003118012)

本文责任编辑 乔俊飞
Recommended by Associate Editor QIAO Jun-Fei
1. 北京工业大学信息学部 北京 100124 2. 计算智能与智能系统北京市重点实验室 北京 100124 3. 数字社区教育部工程研究中心 北京 100124 4. 中国电子技术标准化研究院 北京 100007
1. Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124 2. Beijing Key Laboratory of Computational Intelligence and Intelligent System, Beijing 100124 3. Engineering Research Center of Digital Community

矿渣微粉 (Ground granulated blast-furnace slag, GGBS) 全称为“粒化高炉矿渣粉”, 是将炼铁高炉排出的水淬矿渣经过超细粉磨干燥而得到的一种粉末状产品. 作为一种新型环保型建材, 矿渣微粉按一定比例掺合, 可以大大改善水泥和混凝土的强度、抗渗性、耐久性、抗蚀性、抗硫酸盐等性能^[1]. 矿渣微粉广泛应用于建筑、铁路铺设、海底隧道等建材中. 比表面积 (单位质量物料平铺所具有的总面积) 是衡量矿渣微粉质量的重要指标. 立式磨机是矿渣微粉生产的主要设备, 粒化高炉矿渣在磨机中经过干燥粉磨, 得到粒度满足细度要求的矿渣微粉颗粒. 提高矿渣微粉比表面积可增加水化反应接触面积, 提高矿渣水化活性. 比表面积越大, 矿渣微粉产品质量越高, 单

of Ministry of Education, Beijing 100124 4. China Electronic Standardization Institute, Beijing 100007

位时间内产量也就越低。微粉产品比表面积和单位时间产量是矿渣微粉生产关注的两大关键指标。

矿渣微粉在封闭的大型立磨设备中进行复杂的物理化学变化, 微粉生产是一个非线性、强耦合、高不确定性的复杂过程, 难以对其建立精确的数学模型^[2]。同时, 矿渣微粉生产是一个多工况系统, 矿渣原料的不同批次、材质、含水量, 选粉机等设备的异常状态都会使生产系统工况发生剧烈变化。传统自适应控制方法针对的被控对象是基于参数不变或缓慢变化的模型, 系统工况的剧烈变化往往导致传统控制方法超调量变大、收敛速度降低甚至控制失效。多模型自适应控制是解决系统工况切换问题的有效方法, 该方法基于多个模型与被控对象之间的辨识误差, 实现最优模型和控制器的切换^[3-4]。利用神经网络逼近动态规划问题中 HJB (Hamilton-Jacobi-Bellman) 方程的解和最优控制策略, 自适应动态规划 (Adaptive dynamic programming, ADP) 为求解非线性系统的优化问题提供了新思路^[2,5]。利用多模型思想, 设计多模型 ADP 优化控制器, 将能有效解决矿渣微粉生产系统参数跳变和工况切换问题。

如图 1 所示^[6], 通过对先进感知、计算、通讯与控制技术的深度融合与有机协作, 信息物理系统 (Cyber-physical system, CPS) 构建人、机、物、环境等要素在物理空间和信息空间的相互映射、适时交互和高效协同, 实现系统内信息与知识的累积和迭代优化。从 2006 年美国科学院发布《美国竞争力计划》, 到德国“工业 4.0”、“中国制造 2025”, 信息物理系统在国内外引起了政府和学术科技界的广泛关注 and 深入研究。目前, CPS 已广泛应用于道路交通、能源、航空航天、医疗、机器人、工业自动化、智能电网等领域^[7-14]。



图 1 信息物理系统

Fig. 1 Cyber-physical system

由于网络技术的快速发展以及大量基础自动化设备的应用, 矿渣微粉生产过程中的大量数据能够

被实时获取, 这些数据包含了大量反映矿渣微粉生产运行和产量质量等关键参数的潜在信息。将矿渣微粉生产物理系统与信息系统进行深度融合, 利用信息物理系统特有的数据驱动、虚实映射、精确控制和系统自治等功能, 构成“状态感知-实时分析-科学决策-精准执行”的闭环赋能体系, 实现基于 CPS 框架的矿渣微粉生产系统优化控制, 解决矿渣微粉生产过程中的工况切换和优化控制问题。

利用矿渣微粉生产过程中的大量运行数据, 本文分析并提取出反映生产运行的三种典型工况——正常工况、喂料量异常和选粉机转速异常。求解“质量-产量”多目标优化问题, 获得不同工况下的最优设定值。利用不同工况数据, 分别采用递归神经网络 (Recurrent neural network, RNN) 建立三种工况的动态模型, 根据最优设定值设计基于 ADP 的最优跟踪控制器集合, 通过模型误差, 计算不同控制策略权值, 构建矿渣微粉生产系统的加权多模型控制方案。解决矿渣微粉生产系统工况切换情况下的优化控制问题, 减小系统超调量, 改善控制品质, 提升矿渣微粉生产整体效能。

本文结构如下: 第 1 节分析了矿渣微粉生产过程并给出了系统最优控制问题描述; 第 2 节给出了“运行过程优化-跟踪控制优化”的优化控制结构, 设计多工况切换情况下的多模型 ADP 控制器, 并给出矿渣微粉生产系统的 CPS 框架; 第 3 节将多模型自适应控制器应用到矿渣微粉生产过程中, 进行实验仿真分析; 第 4 节对全文进行了总结。

1 矿渣微粉生产过程控制问题分析

1.1 矿渣微粉生产流程

如图 2 所示, 炼钢炼铁过程产生的矿渣经配料设备进行配料、混合、除铁、称重等操作, 由入料皮带传送至立磨。分布在立磨磨盘中央的矿渣在立式磨辊和旋转磨盘之间的挤压下进行粉磨并逐渐移至磨盘边缘, 自下而上的热风将掉入磨盘边缘与磨机边壁缝隙的矿渣颗粒吹起并烘干。随气流进入磨机顶部符合粒度要求的微粉颗粒被选粉机分离出来, 而粗料通过回料锥落回磨盘中央进行重新粉磨。

1.2 矿渣微粉生产系统模型

矿渣微粉单位时间产量和产品质量是矿渣微粉生产过程关注的重要指标。比表面积指示微粉产品质量, 比表面积越大, 产品粒径越小, 其水活性、耐腐蚀性等性能越好。国家标准分别将比表面积超过 $400 \text{ m}^2/\text{kg}$ 和 $500 \text{ m}^2/\text{kg}$ 的矿渣微粉定位 S95 和 S105 级。此外, 为了保证立磨运行稳定, 磨内压差需要在给定范围内变化, 以确保进出磨物料达到动态平衡。影响微粉产量和质量的主要因素有:

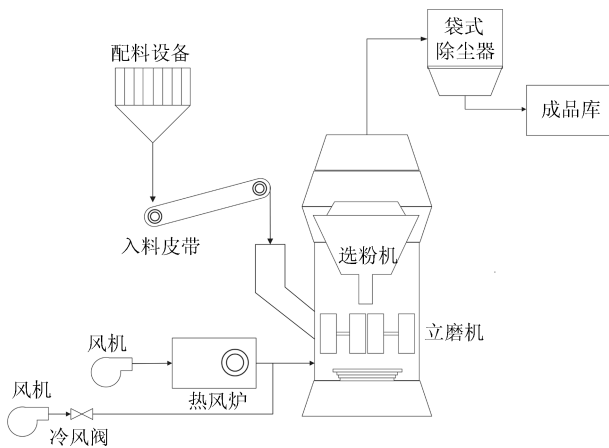


图 2 矿渣微粉生产系统流程图

Fig. 2 Flow chart of GGBS production process

1) 喂料量

在入磨物料稳定的前提下,单位时间喂料量越大,微粉产品产量越高,立磨内累积的物料也就越多,需要减慢选粉机转速,增大出磨量以维持磨内压差稳定,造成微粉颗粒粒径变大,产品质量变差。

2) 入磨热风

入磨热风将磨内物料吹起烘干,并携带至立磨顶部进行筛选。入磨热风采用热风炉提供热风,通过调节入磨冷风阀开度调节热风温度,气体温度太低,烘干能力不足,成品水分大,导致矿渣磨不细,系统的粉磨效率降低;风温过高,物料由于静电作用在立磨顶部堆积,造成产品颗粒变细,同时产量降低。入磨风量过大,大粒径颗粒被带入成品库,产品质量变差产量提高;风量过小,产量变小,同时只有小粒径颗粒才能被选为成品,质量提高。

3) 选粉机转速

实际生产中,入磨风量通常保持不变,选粉机转速是调节微粉产品质量的直接手段。选粉机叶片旋转带动物料高速旋转,在离心力的作用下,粒径达不到标准的颗粒被甩至边壁掉入磨盘进行重新粉磨。选粉机转速越快,离心力越大,产品粒径越小产量也就越低;转速越慢,被选出的产品粒径越大,产量越高。选粉机转子采用了变频调速,可以实现微粉质量的平滑调整。

由于矿渣微粉生产过程复杂,且封闭的立磨内部气流和颗粒运动难以预测,目前还无法建立矿渣微粉生产过程的准确机理模型。通过以上分析,微粉产量、质量同时受到喂料量、入磨热风温度、冷风阀开度、选粉机转速等参数的影响,同时,各参数对产量、质量的作用是相反的。给出如下矿渣微粉生产过程的动态描述:

$$x(k+1) = f(x(k), u(k), \theta) \quad (1)$$

其中, $x \in \mathbf{R}^2$, $u \in \mathbf{R}^4$, x_1 、 x_2 分别为微粉比表面积和产量, u_1 、 u_2 、 u_3 、 u_4 分别表示喂料量、选粉机转速、入磨热风温度和冷风阀开度, θ 为影响矿渣微粉生产的物料材质、含水量、入磨风量等固定参数。

1.3 优化控制问题描述

矿渣微粉生产过程的主要控制目标是在保证系统稳定性的前提下,使产品产量和质量跟踪上期望值。与此同时,由于实际生产过程中,各执行器受到自身物理条件和工艺机理的限制,只能在给定范围内变化,如表 1 所示。

表 1 各控制变量允许变化范围

Table 1 Permitted range for each variable

名称	变量	最小值	最大值	单位
喂料量	u_1	75	115	10^3 kg/h
选粉机转速	u_2	850	1250	r/min
入磨风温	u_3	190	300	$^{\circ}\text{C}$
冷风阀开度	u_4	30	95	%

式 (2) 给出了矿渣微粉生产过程优化控制问题

$$\lim_{k \rightarrow \infty} |x - x_d| = 0 \quad (2)$$

$$\text{s. t. } \underline{u}_i \leq u_i \leq \bar{u}_i, i = 1, 2, 3, 4 \quad (3)$$

其中, x_d 为期望设定值, \underline{u}_i , \bar{u}_i 分别 u_i 的最小值和最大值。

为了实现矿渣微粉生产过程优化控制,最优控制量满足如下性能指标函数

$$u^* = \arg \min_u \sum_{i=1}^{\infty} r(x_e(i), u_e(i))$$

其中, $r(x_e(i), u_e(i))$ 为关于状态误差 $x_e(i)$ 和控制误差 $u_e(i)$ 的函数。

实际生产过程中,设定值往往是根据生产经验人为选取。为了充分发挥矿渣微粉生产设备效能,本文提出了一种“过程运行优化-跟踪控制优化”的优化控制结构。如图 3 所示,基于生产过程喂料量、热风温度、冷风阀开度、选粉机转速及微粉产品质量、产量等生产运行数据,根据给定的磨内压差 $p < \Delta p < \bar{p}$ 这一系统运行稳定性要求,利用多目标优化算法求解“质量-产量”多目标优化问题,从而优化设定值。在此基础上,针对矿渣微粉生产多工况切换情况,设计基于模型误差的加权多模型 ADP 控制器,实现最优设定值的优化跟踪控制。

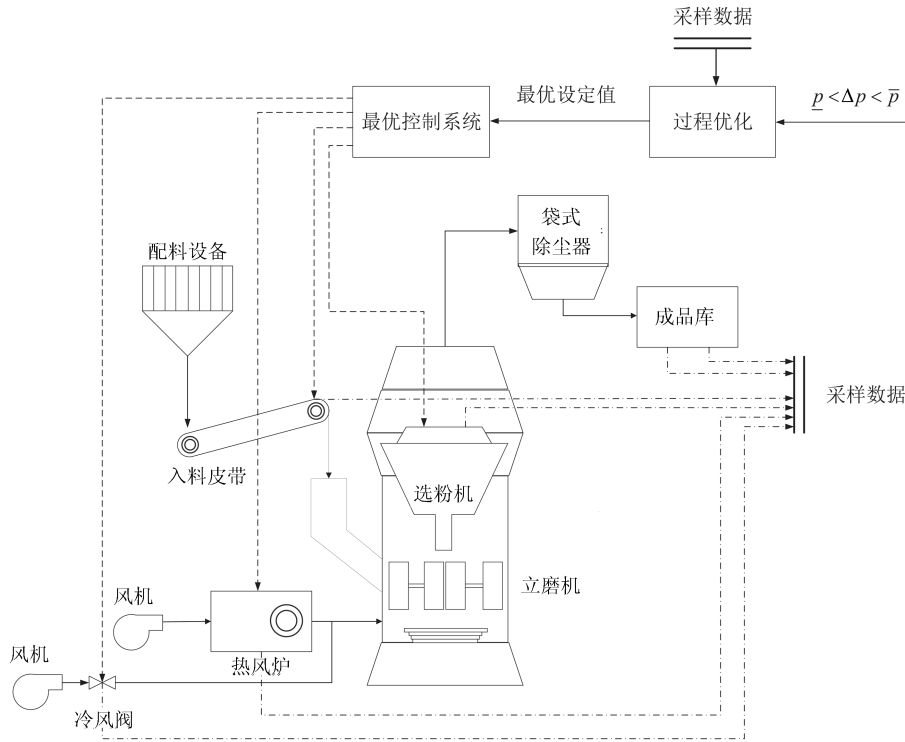


图 3 优化控制结构图

Fig. 3 Structure of optimal control

2 基于 CPS 的矿渣微粉生产过程优化控制

通过计算、网络及优化控制方法的互相协作和融合, 提出一种矿渣微粉生产过程的信息物理系统框架, 实现系统信息的及时监测、可靠传输和优化控制和综合治理. 如图 4 所示, 通过分布式数据采集系统, 生产过程中各传感器数据通过现场总线传输至集成优化控制器, 通过“过程运行优化-跟踪控制优化”的优化控制方法, 获得多工况切换情况下生产过程的优化控制信号, 通过现场总线传输至各执行器进行调控, 从而实现矿渣微粉生产过程的优化控制. 由工业以太网进行数据双向传输, 工业触摸屏显示系统运行状况并对生产运行进行现场监测和控制. 同时, 应用无线传输模块和工业云, 利用远程计算机和移动设备对生产过程进行监控.

矿渣微粉生产依据实际生产与设定值的偏差进行控制, 现场往往根据生产运行状况, 凭借生产经验给定产量、质量等设定值, 不能充分发挥生产设备性能, 造成产能和资源的浪费, 影响企业效益. 从生产数据出发进行运行过程优化, 在满足控制变量约束条件的前提下求解“质量-产量”多目标优化问题, 获得后续跟踪控制的优化设定值, 充分挖掘设备性能, 提高生产效率、产品质量和经济效益.

2.1 生产过程多工况描述

对济南鲁新新型建材有限公司生产三线 2013

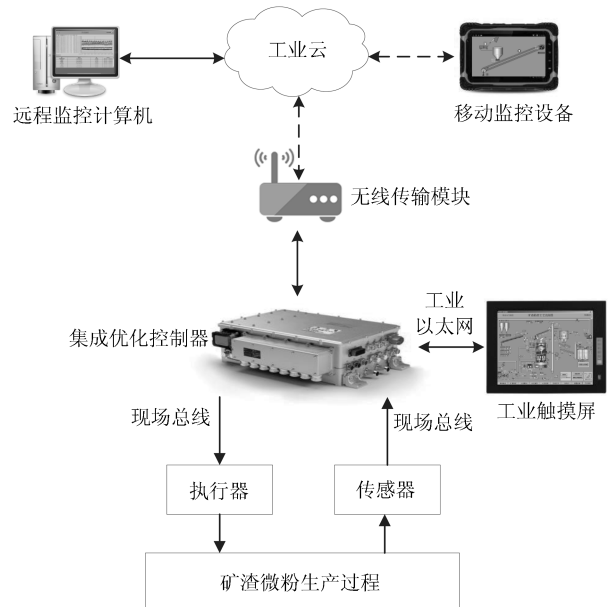


图 4 矿渣微粉生产最优控制系统 CPS 硬件结构

Fig. 4 The CPS hardware structure of GGBS production optimal control system

年 1 月 12 日至 5 月 8 日 2380 组数据进行分析, 提取出影响矿渣微粉生产产量质量的比表面积、产量、磨内压差、喂料量、热风温度、冷风阀开度、选粉机转速等数据. 经过经验筛选, 得到如表 2 的正常工况

(记作工况 1) 运行数据.

表 2 微粉厂 3 号矿渣微粉生产线生产工况 1 运行数据
Table 2 Process data for GGBS production line 3 in condition 1

编号	喂料量 (10 ³ kg/h)	电机转速 (r/min)	入磨风温 (°C)	冷风阀开度 (%)	比表面积 (m ² /kg)	产品产量 (10 ³ kg/h)
1	101.76	1090.31	240.71	63.46	451.75	95.12
2	103.44	1089.70	241.10	64.96	436.13	102.17
3	108.15	1099.65	265.08	57.08	419.30	106.16
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
198	108.95	1089.32	249.54	65.82	435.96	102.49
199	103.84	1089.06	244.98	66.06	431.47	102.40
200	102.12	1119.46	266.82	61.03	427.28	92.61

根据工程师经验结合现场数据, 提取出矿渣微粉生产过程的两种典型异常工况, 工况 2 表示喂料量异常, 与正常工况进料情况差距较大; 工况 3 表示选粉机转速异常. 表 3 和表 4 分别为以上两种异常工况下的生产数据.

表 3 微粉厂 3 号矿渣微粉生产线生产工况 2 运行数据
Table 3 Process data for GGBS production line 3 in condition 2

编号	喂料量 (10 ³ kg/h)	电机转速 (r/min)	入磨风温 (°C)	冷风阀开度 (%)	比表面积 (m ² /kg)	产品产量 (10 ³ kg/h)
1	84.24	1249.09	234.88	63.80	439.75	79.33
2	86.89	1251.25	231.13	66.85	431.42	82.05
3	82.54	1249.28	241.51	63.24	428.76	76.55
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
198	84.94	1159.96	228.21	65.72	427.26	80.49
199	85.64	1239.06	242.95	62.55	439.88	78.54
200	85.42	1248.68	233.01	69.12	424.21	78.75

表 4 微粉厂 3 号矿渣微粉生产线生产工况 3 运行数据
Table 4 Process data for GGBS production line 3 in condition 3

编号	喂料量 (10 ³ kg/h)	电机转速 (r/min)	入磨风温 (°C)	冷风阀开度 (%)	比表面积 (m ² /kg)	产品产量 (10 ³ kg/h)
1	104.09	1015.28	216.60	61.44	435.62	96.91
2	104.66	998.94	250.78	57.66	423.72	95.04
3	102.15	1000.03	237.65	59.70	445.55	94.23
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
198	92.77	1020.70	263.63	55.51	433.80	83.13
199	106.54	1011.66	236.26	62.65	443.47	97.64
200	93.11	1009.24	209.42	56.66	426.29	87.44

2.2 多工况情况下的设定值优化

矿渣微粉生产过程优化控制的目标是同时使产量最高、质量最优, 然而, 矿渣微粉产量和质量是两个互相矛盾的目标. 如图 5 所示, 提高微粉产量需要增大喂料量, 造成进出磨压差变大, 严重时导致磨机振动, 需要减慢选粉机转速来增大出磨量, 造成产品颗粒比表面积变小, 质量变差; 减小产量需要减少喂料量, 造成磨内压差变小, 需要加快选粉机转速减少出磨量, 致使成品颗粒变细, 质量提高.

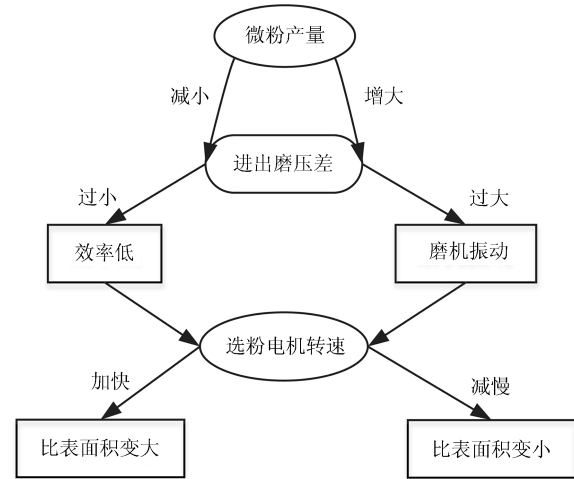


图 5 微粉参数作用机理

Fig. 5 Interaction among parameters of GGBS production process

因此, 矿渣微粉生产过程可以总结为如下多目标优化问题:

$$\begin{aligned} \max \quad & x = (x_1(u), x_2(u)) \quad (4) \\ \text{s. t.} \quad & \begin{cases} u_i \leq u_i \leq \bar{u}_i, \quad i = 1, 2, 3, 4 \\ x_1 \leq x_1 \\ x_3 \leq x_3 \leq \bar{x}_3 \\ x_j = F_j(u_1, u_2, u_3, u_4), \quad j = 1, 2, 3 \end{cases} \end{aligned}$$

即要求质量 x_1 、产量 x_2 同时达到最优, 同时, 要求个控制变量在给定范围内变化 $u_j \leq u_i \leq \bar{u}_i, i = 1, 2, 3, 4$, 微粉产品质量满足要求 $x_1 \leq x_1$, 磨内压差满足约束条件 $x_3 \leq x_3 \leq \bar{x}_3$, 以保证生产过程安全稳定.

对于不同生产工况, 其多目标优化问题的最优解集可能是不同的, 同时, 工况切换后的系统不一定能达到之前的最优设定值. 如图 6 所示, 对于三种生产工况, 分别采用文献 [15] 提出的矿渣微粉生产多目标优化方法对微粉产品产量、质量及磨内压差建立基于粒子群优化的最小二乘支持向量机模型 $F_j, j = 1, 2, 3$. 根据实际生产状况、各执行器物

理条件约束及生产过程稳定性要求, 给出各控制变量及磨内压差的约束条件, 得到矿渣微粉生产的多目标优化问题 (Multi-objective programming, MOP). 一般来说, 多目标优化问题并不存在一个最优解, 所有可能的解都称为非劣解, 也称为 Pareto 解. 利用快速非支配排序遗传算法 (NSGA-II) 求解不同工况下多目标优化问题, 得到关于质量-产量两个矛盾目标的 Pareto 最优解集, 根据客户需求及实际生产设备人员状况, 从最优解集中选取合适点作为不同工况下的最优设定值 $r_i, i = 1, 2, 3$.

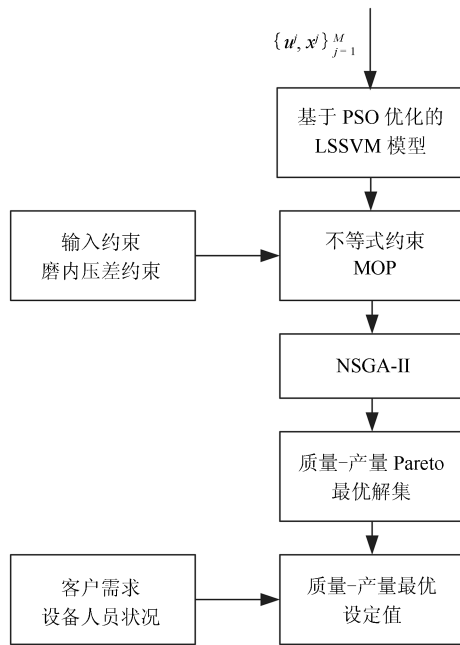


图 6 多目标优化设定值流程

Fig. 6 Flow chart of set-point optimization using multi-objective optimization algorithm

2.3 多模型自适应控制器设计

2.3.1 递归神经网络建模

对于如下非线性系统,

$$x(k+1) = f(x(k), u(k)) \quad (5)$$

其中, $x(k) \in \mathbf{R}^n, u(k) \in \mathbf{R}^m$.

根据 Stone-Weierstrass 定理, 上述非线性系统可写成如下形式:

$$x(k+1) = A^T x(k) + W_1^{*T} \varphi_1(V_1^{*T} x(k)) + W_2^{*T} \cdot \varphi_2(V_2^{*T} x(k)) u(k) + \varepsilon(k) \quad (6)$$

其中

$$\Pi \cdot \phi = \begin{bmatrix} \Pi_{11}\phi_1 & \cdots & \Pi_{1j}\phi_1 & \cdots & \Pi_{1m}\phi_1 \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \Pi_{i1}\phi_i & \cdots & \Pi_{ij}\phi_i & \cdots & \Pi_{im}\phi_i \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \Pi_{n1}\phi_n & \cdots & \Pi_{nj}\phi_n & \cdots & \Pi_{nm}\phi_n \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, $\Pi \equiv W_2^{*T}, \phi \equiv \varphi_2(V_2^{*T} x(k))$. A 为赫尔维茨稳定矩阵, V_1^* 和 V_2^* 分别为两个激活函数输入层到隐层的理想权值, W_1^* 和 W_2^* 为隐层到输出层的理想权值, $\varepsilon(k)$ 为递归神经网络函数逼近误差, $\varepsilon(k)$ 有界 $\|\varepsilon(k)\| \leq \varepsilon_B$. 激活函数 $\varphi_1(\cdot) \in \mathbf{R}^n$ 和 $\varphi_2(\cdot) \in \mathbf{R}^n$, 单调递增并且对任意 $y_1, y_2 \in \mathbf{R}, y_1 \geq y_2$, 满足

$$\begin{aligned} 0 &\leq \varphi_1(y_1) - \varphi_1(y_2) \leq \kappa_1(y_1 - y_2) \\ 0 &\leq \varphi_2(y_1) - \varphi_2(y_2) \leq \kappa_2(y_1 - y_2) \end{aligned} \quad (8)$$

其中, $\kappa_1 > 0, \kappa_2 > 0$. 例如激活函数可取双曲正切函数.

此外, 理想权值有界 $\|W_1^*\| \leq W_{1B}, \|W_2^*\| \leq W_{2B}, \|V_1^*\| \leq V_{1B}, \|V_2^*\| \leq V_{2B}$, 激活函数有界 $\|\varphi_1\| \leq \varphi_{1B}, \|\varphi_2\| \leq \varphi_{2B}$.

在系统辨识过程中, 设定输入层和隐层之间的权值矩阵固定不变, 只调节隐层与输出层权值矩阵. 得到如下循环神经网络辨识模型,

$$\hat{x}(k+1) = A^T \hat{x}(k) + \hat{W}_1^T(k) \varphi_1(\bar{x}(k)) + \hat{W}_2^T(k) \cdot \varphi_2(\bar{x}(k)) u(k) \quad (9)$$

其中, $\bar{x}(k) = V^T \hat{x}(k)$.

定义模型辨识误差

$$e(k) = \hat{x}(k) - x(k)$$

定理 1^[16]. 采用辨识策略式 (9) 辨识如式 (5) 的动态系统, 如果 RNN 权值按照如下更新

$$\begin{aligned} \hat{W}_1(k+1) &= \hat{W}_1(k) - \alpha_1 \varphi_1(\bar{x}(k)) e^T(k+1) - \\ &\quad \alpha_1^2 \varphi_1(\bar{x}(k)) \varphi_1^T(\bar{x}(k)) \hat{W}_1(k) \\ \hat{W}_2(k+1) &= \hat{W}_2(k) - \\ &\quad \alpha_2 \varphi_2(\bar{x}(k)) u(k) e^T(k+1) \end{aligned} \quad (10)$$

采用大量生产数据, 利用 RNN 经过足够长时间的模型辨识, 权值收敛, 即 $\hat{W}_1 \rightarrow B, \hat{W}_2 \rightarrow C$. 非线性系统 (5) 可以表示为

$$x(k+1) = A^T x(k) + B^T \varphi_1(\bar{x}(k)) + C^T \cdot \varphi_2(\bar{x}(k)) u(k) \quad (11)$$

根据定理 1, 分别利用三种工况运行数据, 建立不同工况下的 RNN 模型, 得到如下矿渣微粉生产过程的多工况描述:

$$\begin{aligned} \mathbf{M}_1 : x_{k+1} &= A^T x_k + B_1^T \varphi_1(\bar{x}_k) + C_1^T \cdot \varphi_2(\bar{x}_k) u_k \\ \mathbf{M}_2 : x_{k+1} &= A^T x_k + B_2^T \varphi_1(\bar{x}_k) + C_2^T \cdot \varphi_2(\bar{x}_k) u_k \\ \mathbf{M}_3 : x_{k+1} &= A^T x_k + B_3^T \varphi_1(\bar{x}_k) + C_3^T \cdot \varphi_2(\bar{x}_k) u_k \end{aligned} \quad (12)$$

其中, $\mathbf{M}_i, i = 1, 2, 3$ 表示不同工况系统模型.

2.3.2 ADP 跟踪控制器设计

控制信号需满足约束 $u_i \leq u_i \leq \bar{u}_i, i = 1, 2, \dots, m$.

假设期望轨迹为 $x_d(k)$, 则其满足

$$\begin{aligned} x_d(k+1) &= A^T x_d(k) + B^T \varphi_1(\bar{x}_d(k)) + \\ &C^T \cdot \varphi_2(\bar{x}_d(k)) u_d(k) \end{aligned} \quad (13)$$

进一步可得到期望控制输入

$$\begin{aligned} u_d(k) &= (C^T \cdot \varphi_2(\bar{x}_d(k)))^+ (x_d(k+1) - \\ &A^T x_d(k) - B^T \varphi_1(\bar{x}_d(k))) \end{aligned} \quad (14)$$

其中, $(\cdot)^+$ 为 (\cdot) 的伪逆.

定义控制误差 $u_e(k) = u_d(k) - u(k)$ 和状态误差 $x_e(k) = x_d(k) - x(k)$, 根据式 (11) 和 (13) 可得

$$\begin{aligned} x_{e(k+1)} &= A^T x_{ek} + B^T (\varphi_1(\bar{x}_{dk}) - \varphi_1(\bar{x}_k)) + \\ &C^T \cdot (\varphi_2(\bar{x}_{dk}) u_{dk} - \varphi_2(\bar{x}_k) u_k) = \\ &A^T x_{ek} + B^T (\varphi_1(\bar{x}_{dk}) - \varphi_1(\bar{x}_{dk} - \bar{x}_{ek})) + \\ &C^T \cdot (\varphi_2(\bar{x}_{dk}) - \varphi_2(\bar{x}_{dk} - \bar{x}_{ek})) u_{dk} + \\ &C^T \cdot \varphi_2(\bar{x}_{dk} - \bar{x}_{ek}) u_{ek} \end{aligned} \quad (15)$$

令 u_e 满足

$$|u_e^i(k)| \leq \lambda_i = \min\{\min u_d^i - \underline{u}, \bar{u} - \max u_d^i\}$$

其中, $u_e^i(k)$ 和 u_d^i 分别为 $u_e(k)$ 和 u_d 的第 i 个元素. 定义约束矩阵

$$\bar{U}_e = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m\}$$

至此, $x(k) \rightarrow x_d(k), u(k) \rightarrow u_d(k)$ 的最优跟踪控制问题转化为 $x_e(k) \rightarrow 0, u_e(k) \rightarrow 0$ 的最优调节问题, 可采用在线 ADP 实现系统的最优跟踪控制.

为了使控制输入满足约束条件, 定义如下性能指标函数

$$J(x_e(k)) = \sum_{i=k}^{\infty} r(x_e(i), u_e(i)) \quad (16)$$

其中, $r(x_e(k), u_e(k)) = x_e^T(k) Q x_e(k) + 2 \int_0^{u_e(k)} \tanh^{-T}(\bar{U}_e^{-1} u_e) \bar{U}_e R d u_e$, 对于 $\tau \in \mathbf{R}^m$, $\tanh(\tau) = [\tanh(\tau_1), \tanh(\tau_2), \dots, \tanh(\tau_m)]^T$, $\tanh^{-T} = (\tanh^{-1})^T$.

设计评价网和执行网, 利用梯度下降法, 得到如下网络权值调整律:

评价网权值

$$\begin{aligned} \hat{W}_c(k+1) &= \hat{W}_c(k) - \\ &\frac{\alpha_c \Delta \varphi_c(x_e(k))}{1 + \Delta \varphi_c^T(x_e(k)) \Delta \varphi_c(x_e(k))} \times \\ &\left(\hat{W}_c^T(k) \Delta \varphi_c(x_e(k)) + r(k) \right)^T \end{aligned} \quad (17)$$

其中, $\Delta \varphi_c(x_e(k)) = \varphi_c(x_e(k+1)) - \varphi_c(x_e(k))$, $\varphi_c(\cdot) = \tanh(\cdot)$.

执行网权值

$$\begin{aligned} \hat{W}_a(k+1) &= \hat{W}_a(k) - \\ &\alpha_a \frac{\varphi_a(x_e(k)) e_a^T(k)}{1 + \varphi_a^T(x_e(k)) \varphi_a(x_e(k))} \end{aligned} \quad (18)$$

其中

$$\begin{aligned} e_a(k) &= \hat{W}_a^T(k) \varphi_a(x_e(k)) + \\ &\frac{1}{2} (\bar{U}_e R)^{-1} \varphi_2^T(\bar{x}_{dk} - \bar{x}_{ek}) C \cdot \\ &\frac{\partial \hat{J}(x_e(k+1))}{\partial x_e(k+1)} \end{aligned} \quad (19)$$

可得控制误差

$$\hat{u}_e(k) = \bar{U}_e \tanh\left(\hat{W}_a^T(k) \varphi_a(x_e(k))\right) \quad (20)$$

最终得到控制量

$$u(k) = u_d(k) - \hat{u}_e(k) \quad (21)$$

对于系统 (11), 评价网权值和执行网权值分别按照式 (17) 和式 (18) 在线调整, 则可得到如式 (21) 的最优控制信号. 评价网和执行网设计及稳定性证明可参考文献 [15]. 对于不同工况模型 (12) 和最优设定值 r_i , 设计如下基于 ADP 的多控制器 \mathbf{C}_i

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_1 : u_{1k} &= \chi_1(x_{1k}, x_{1(k-1)}, u_{1(k-1)}, x_{d1}) \\ \mathbf{C}_2 : u_{2k} &= \chi_2(x_{2k}, x_{2(k-1)}, u_{2(k-1)}, x_{d2}) \\ \mathbf{C}_3 : u_{3k} &= \chi_3(x_{3k}, x_{3(k-1)}, u_{3(k-1)}, x_{d3}) \end{aligned} \quad (22)$$

其中, $\chi_i(\cdot)$ 表示三种工况情况下基于式 (21) 的 ADP 控制器, u_i 和 x_i 分别为三个控制器的输入输出向量, 期望轨迹为不同工况最优设定值, 即 $x_{di} = r_i, i = 1, 2, 3$.

2.3.3 概率加权模型切换机制

第 i 个模型的与系统的模型误差定义为

$$e_i(k) = x(k) - x_i(k) \quad (23)$$

令

$$l_i(0) = \frac{1}{3}, \quad p(0) = l_i(0) \quad (24)$$

$$l'_i(k) = 1 + \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \gamma^{k-j} e_i^T(j) e_i(j) \quad (25)$$

其中, $0 < \gamma < 1$.

$$l_i(k) = \frac{\min_{i \in \{1,2,3\}} l'_i(k)}{l'_i(k)} l_i(k-1) \quad (26)$$

第 i 个控制器权值 $p_i(k)$,

$$p_i(k) = \frac{l_i(k)}{\sum_{i=1}^m l_i(k)} \quad (27)$$

$$q(k) = \arg \max_{i \in \{1,2,3\}} p_i(k) \quad (28)$$

其中, $q(k)$ 指示工况切换. 得到加权形式的控制输入

$$u(k) = \sum_{i=1}^3 p_i(k) u_i(k) \quad (29)$$

工况切换矿渣微粉生产系统的加权多模型 ADP 控制方案如图 7 所示, 利用 RNN 建立三种工况的数据模型 (12) 以覆盖系统不确定性, 对应多个模型及最优设定值设计控制输入受限的 ADP 控制器集合 (22), 基于模型误差, 计算不同控制器权值, 最终得到如式 (29) 的加权形式控制输入.

2.4 基于 CPS 的综合优化控制实现

整合矿渣微粉生产物理资源、优化控制算法、工业网络、通信系统, 本文提出了一种基于 CPS 的矿渣微粉生产过程优化控制方案. 如图 8 所示, 冷风阀开度、喂料皮带秤电机转速、传送带称重、选粉电机转速、热风温度及微粉产品产量、质量等传感器信息实时上传到以太网, 并在以太网中进行数据存储和实时计算, 得到基于 PSO 优化的 LSSVM 静态模型和基于 RNN 的动态模型. 决策单元基于静态模型进行多目标优化问题求解, 在人为指导或自动设定下获得产量和质量的最优设定值, 加权多模型 ADP 控制器根据模型误差, 计算各控制器权值, 自动调整控制量, 实现多工况切换情况下的矿渣微粉生产过程优化控制决策. 优化控制信号经以太网传递给各执行器, 构成“感知-分析-决策-执行”的数据闭环, 实现信息物理系统构架下矿渣微粉生产过程的智能优化控制. 与此同时, 工业以太网上的生产控制数据以报告和图表形式传递给决策检测单元, 完成生产过程和控制决策的可视化, 实现生产过程的远程监测和控制.

3 实验仿真

针对三种工况数据, 令设定矩阵 $A = [0.6, 0; 0, 0.6]$, 激活函数 $\varphi_1(\cdot)$, $\varphi_2(\cdot)$ 为双曲正切函数. 根据定理 1, 得到式 (12) 中三种模型参数分别为

$$B_1^T = \begin{bmatrix} -0.1922 & -0.1346 \\ 0.0147 & 0.3439 \end{bmatrix}$$

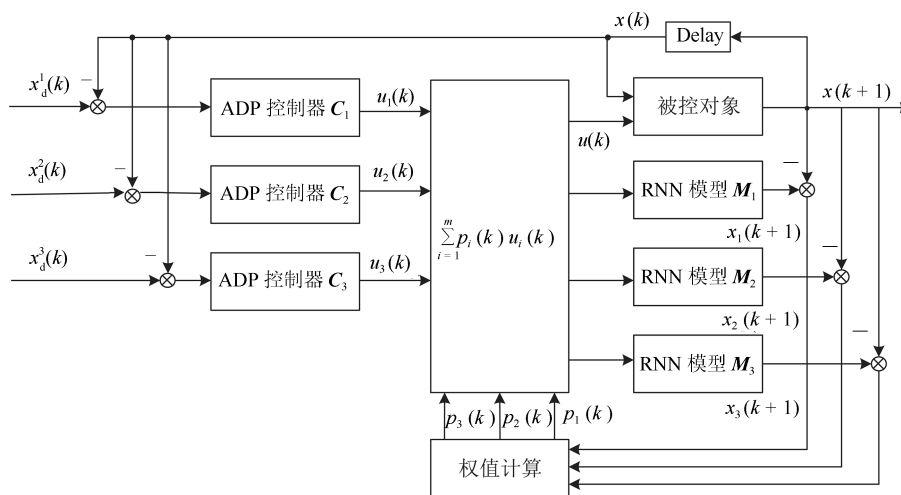


图 7 概率加权多模型 ADP 结构

Fig. 7 Structure of weighted multiple model ADP

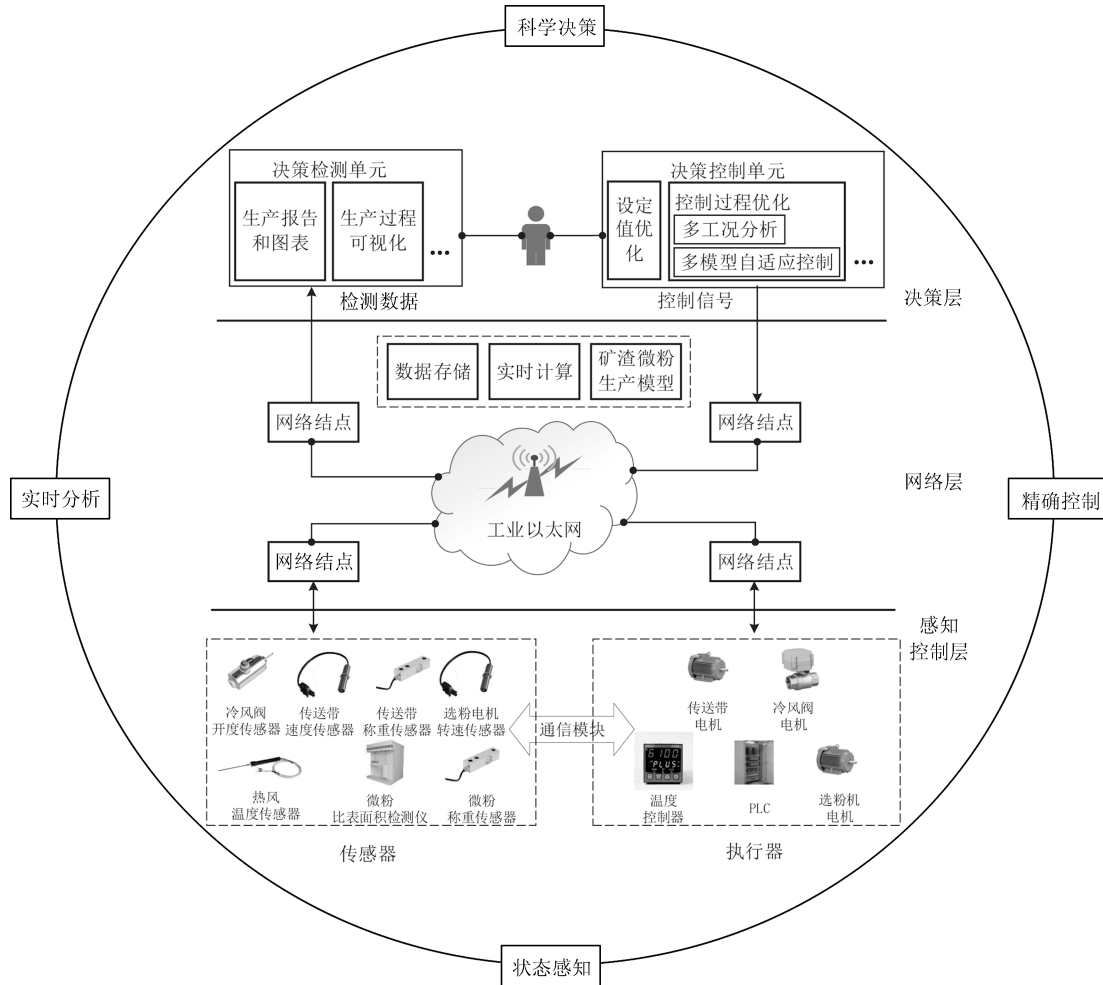


图 8 矿渣微粉生产过程 CPS 框架

Fig. 8 The CPS structure of GGBS production process

$$C_1^T = \begin{bmatrix} -0.3975 & -0.1213 & 0.0070 & -0.3266 \\ -0.4139 & -0.3949 & -0.0499 & -0.0220 \end{bmatrix}$$

$$B_2^T = \begin{bmatrix} 0.1284 & -0.1085 \\ 0.2785 & 0.3088 \end{bmatrix}$$

$$C_2^T = \begin{bmatrix} -0.7534 & -0.3239 & -0.2013 & -0.6015 \\ -0.0778 & -0.5739 & -0.3869 & -0.8901 \end{bmatrix}$$

$$B_3^T = \begin{bmatrix} 0.3788 & 0.2366 \\ -0.0198 & -0.0237 \end{bmatrix}$$

$$C_3^T = \begin{bmatrix} -0.5382 & -0.6253 & -0.2665 & -0.5935 \\ -0.1597 & -0.0508 & -0.0934 & -0.6822 \end{bmatrix}$$

对于正常工况采用多目标优化算法求得的矿渣微粉生产过程 Pareto 最优解集如图 9 所示, 在最优解集内, 不存在任意一点在产量和质量上同时比其他点对应的解更优. 其中拐点 A 两侧任意方向的微

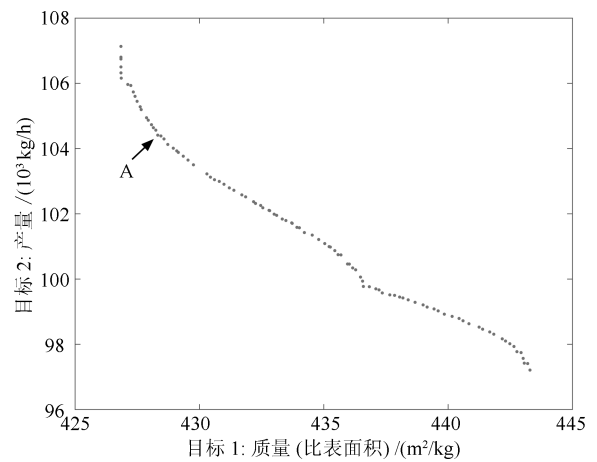


图 9 Pareto 最优解集

Fig. 9 Obtained Pareto solutions

小提高都会造成另一方向的大幅减小^[17], 取 A 点的解作为正常工况下最优设定值, 即期望比表面积为 428.71 m²/kg, 期望产量为 104.08 × 10³ kg/h. 同

理, 获得两种异常情况下的最优解集及最优设定值, 最终得到:

$$\begin{aligned} r_1 &= [428.71; 104.08] \\ r_2 &= [426.84; 106.40] \\ r_3 &= [433.30; 101.88] \end{aligned}$$

考虑被控对象按照如下工况变化:

$$x(k+1) = \begin{cases} \text{工况 1,} & k \in [0, 150] \\ \text{工况 2,} & k \in [151, 300] \\ \text{工况 3,} & k \in [301, 450] \end{cases} \quad (30)$$

3.1 单模型控制器

对于如式 (30) 的矿渣微粉生产多工况切换系统, 采用传统单个 ADP 控制器 C_1 , 得到如图 10 所示的微粉质量曲线. 可以看出, 在第 150 和 300 时刻发生工况切换时, 由于模型与工况不匹配, 系统状态发生突变, 并且产品质量不能跟踪上期最优设定值.

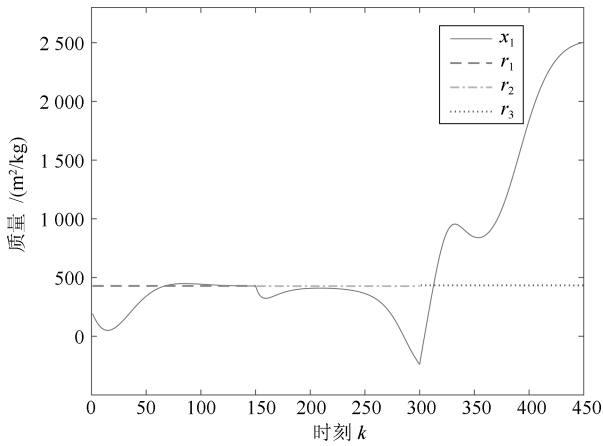


图 10 采用控制器 3 时的质量曲线

Fig. 10 The quality curve using controller 3

3.2 多模型自适应控制器

采用本文提出的矿渣微粉生产系统多模型自适应控制方法, 得到如图 11 所示的微粉质量曲线和如图 12 所示的控制输入曲线. 在第 150 和 300 时刻发生工况切换时, 微粉质量发生突变, 但仍能快速跟踪上新工况对应的最优设定值且具有较小的超调量. 同时, 对比图 12 和表 1, 各控制输入均在给定的约束范围内变化.

多模型自适应控制算法对矿渣微粉生产系统工况切换识别结果如图 13 所示, 对比式 (30) 可知, 该算法能够有效识别工况切换, 及时对控制策略做出调整.

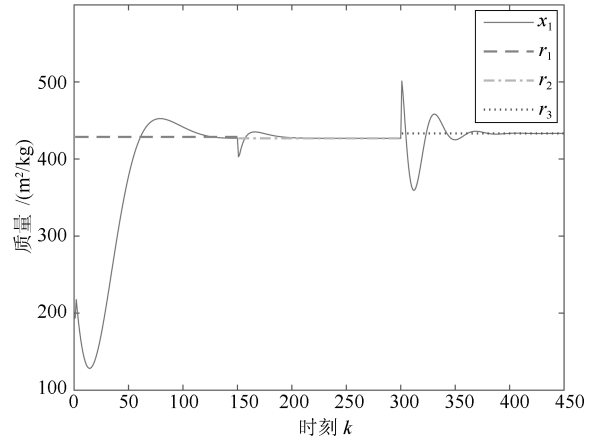


图 11 多模型 ADP 微粉质量曲线

Fig. 11 The quality curve using multiple model ADP

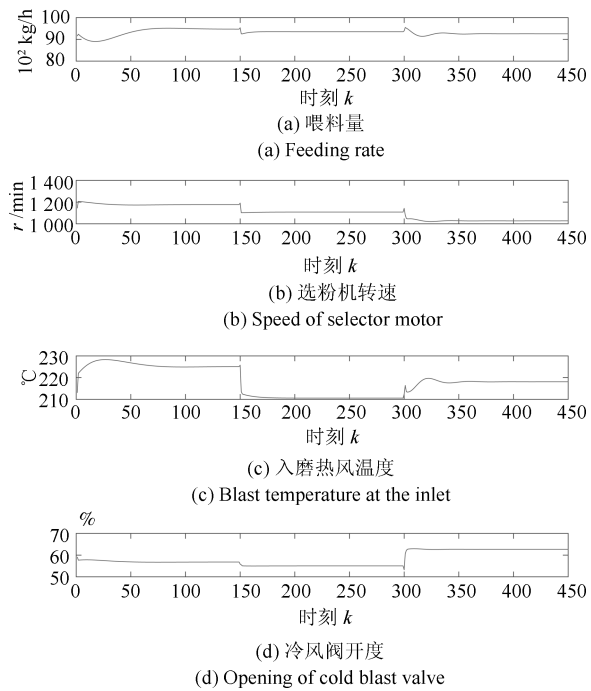


图 12 多模型 ADP 控制输入曲线

Fig. 12 The curve of control using multiple model ADP

图 14 给出了矿渣微粉生产系统控制曲线界面.

4 结论

本文提出了一种基于 CPS 框架的矿渣微粉生产过程多模型 ADP 优化控制方案. 利用生产数据得到三种典型运行工况, 建立并求解生产过程多目标优化问题, 以获取最优设定值. 基于循环神经网络构建多个模型以覆盖不同工况, 设计输入受限 ADP 控制器, 基于模型误差计算不同控制器权值, 得到加权形式的控制信号. 实验表明, 提出的多模型 ADP 控制方案能够有效发挥系统性能, 提高多工况切换情况下矿渣微粉生产过程控制品质. 同时, 提出的

CPS 框架将矿渣微粉生产过程信息和物理系统的有效融合, 实现了生产过程的远程监测和优化控制.

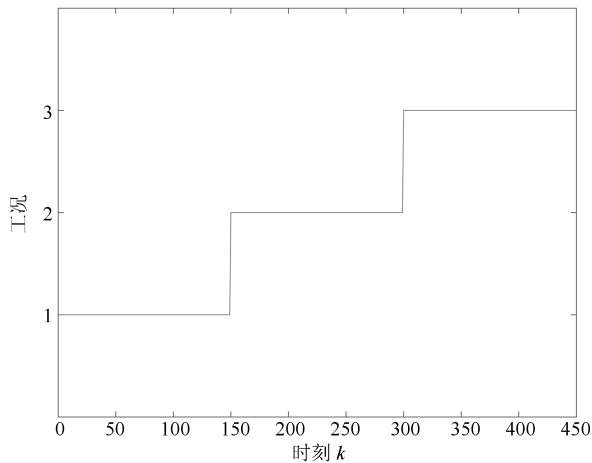


图 13 多模型 ADP 工况切换识别

Fig. 13 Working condition identification using the multiple model ADP algorithm

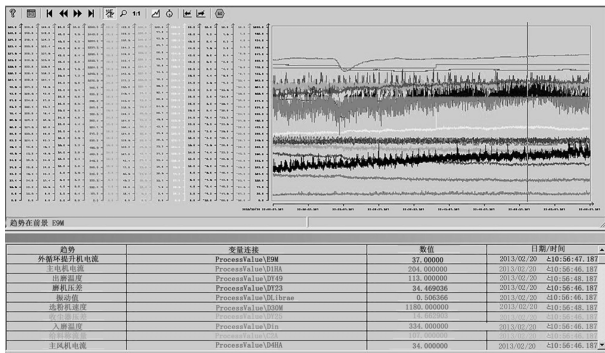


图 14 矿渣微粉粉磨系统运行数据

Fig. 14 Operation data of GGBS production system

References

- Saranya P, Nagarajan P, Shashikala A P. Eco-friendly GGBS concrete: a state-of-the-art review. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2018, **330**(1): 012057
- Li X L, Jia C, Liu D X, Ding D W. Nonlinear adaptive control using multiple models and dynamic neural networks. *Neurocomputing*, 2014, **136**: 190–200
- Li X L, Jia C, Wang K, Wang J. Trajectory tracking of nonlinear system using multiple series-parallel dynamic neural networks. *Neurocomputing*, 2015, **168**: 1–12
- Wei Q L, Song R Z, Yan P F. Data-driven zero-sum neuro-optimal control for a class of continuous-time unknown nonlinear systems with disturbance using ADP. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2016, **27**(2): 444–458
- Wang Kang, Li Xiao-Li, Jia Chao, Song Gui-Zhi. Optimal tracking control for slag grinding process based on adaptive dynamic programming. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(10): 1542–1551
(王康, 李晓理, 贾超, 宋桂芝. 基于自适应动态规划的矿渣微粉生产过程跟踪控制. *自动化学报*, 2016, **42**(10): 1542–1551)
- Cyber-physical systems white paper (2017). China Electronics Standardization Institute, 2017
(信息物理系统白皮书 (2017). 中国电子技术标准化研究院, 2017)
- Zhao H Z, Sun D H, Yue H, Zhao M, Cheng S L. Using CSTPNs to model traffic control CPS. *IET Software*, 2017, **11**(3): 116–125
- Ma Da-Zhong, Hu Xu-Guang, Sun Qiu-Ye. A large dimensional data-driven fuzzy detection method for oil-gas pipeline network leakage. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(8): 1370–1382
(马大中, 胡旭光, 孙秋野. 基于大维数据驱动的油气管网泄漏监控模糊决策方法. *自动化学报*, 2017, **43**(8): 1370–1382)
- Li D, Zhan M Y, Zhang X Z, Fang Z P, Liu H Q. ISAR imaging of nonuniformly rotating target based on the multi-component CPS model under low SNR environment. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2017, **53**(3): 1119–1135
- Zhang Y, Qiu M K, Tsai C W, Hassan M M, Alamri A. Health-CPS: healthcare cyber-physical system assisted by cloud and big data. *IEEE Systems Journal*, 2017, **11**(1): 88–95
- Khan M U, Li S, Wang Q X, Shao Z L. CPS oriented control design for networked surveillance robots with multiple physical constraints. *IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems*, 2016, **35**(5): 778–791
- Higuera-Toledano M T, Risco-Martin J L, Arroba P, Ayala J L. Green adaptation of real-time web services for industrial CPS within a cloud environment. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2017, **13**(3): 1249–1256
- Chai T Y, Wu Z W, Wang H. A CPS based optimal operational control system for fused magnesium furnace. *IFAC-PapersOnLine*, 2017, **50**(1): 14992–14999
- Pal R, Prasanna V. The STREAM mechanism for CPS security: the case of the smart grid. *IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems*, 2017, **36**(4): 537–550
- Wang K, Li X L. Multiple set-points tracking control based on online ADP. In: Proceedings of the 2016 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Yinchuan, China: IEEE, 2016. 1214–1219
- Zhang X, Zhang H G, Sun Q Y, Luo Y H. Adaptive dynamic programming-based optimal control of unknown nonaffine nonlinear discrete-time systems with proof of convergence. *Neurocomputing*, 2012, **91**: 48–55
- Wang K, Li X L, Jia C, Yang S X, Li M Q, Li Y. Multiobjective optimization of the production process for ground granulated blast furnace slags. *Soft Computing*, DOI: 10.1007/s00500-017-2761-x



李晓理 北京工业大学信息学部教授. 2000 年获得东北大学博士学位. 主要研究方向为复杂系统的建模优化与控制, 智能控制. 本文通信作者.

E-mail: lixiaolibjut@bjut.edu.cn
(**LI Xiao-Li** Professor at the Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology. He received his

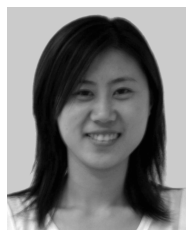
Ph.D degree from Northeastern University in 2000. His research interest covers modeling, control and optimization of complex system, and intelligent control. Corresponding author of this paper.)



王康 北京工业大学信息学部博士后. 分别于 2012 年和 2018 年获得北京科技大学学士学位和博士学位. 主要研究方向为最优控制, 智能控制.

E-mail: wangkang@bjut.edu.cn
(**WANG Kang** Postdoctor at Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology. He received

his bachelor degree and Ph.D. degree from the University of Science and Technology Beijing in 2012 and 2018, respectively. His research interest covers optimal control and intelligent control.)



于秀明 中国电子技术标准化研究院软件工程与评估中心副主任. 2004 年获北京航空航天大学学士学位, 2013 年获对外经济贸易大学硕士学位. 主要研究方向为信息物理系统, 工业互联网以及两化融合.

E-mail: yuxiuming@cesi.cn
(**YU Xiu-Ming** Deputy director of

Software Engineering and Appraisal Center, China Electronic Standardization Institute. She received her bachelor degree from Beijing University of Aeronautics and Astronautics in 2004, and master degree from University of International Business and Economics in 2013. Her research interest covers cyber-physical system, industrial internet, integration of informatization and industrialization.)



苏伟 中国电子技术标准化研究院助理工程师. 分别于 2014 年和 2016 年获得延边大学学士学位和硕士学位. 主要研究方向为信息物理系统, 智能制造, 两化融合, 工业互联网平台.

E-mail: suwei@cesi.cn
(**SU Wei** Assistant engineer at

China Electronic Standardization Institute. He received his bachelor degree and master degree from Yanbian University in 2014 and 2016, respectively. His research interest covers cyber-physical system, intelligent manufacturing, integration of informatization and industrialization, industrial internet platform.)