

复杂工业过程运行优化与反馈控制

柴天佑¹

摘要 过程控制不仅使被控对象的输出尽可能好地跟踪控制器设定值,而且要对整个工业装置的运行进行控制,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优化控制.本文在综述了已有的运行优化与控制方法的基础上,重点介绍了复杂工业过程的数据驱动的混合智能运行优化控制和运行控制半实物仿真系统,并以赤铁矿磨矿过程为应用研究案例,仿真实验和工业应用结果表明所提方法的有效性,并指出了复杂工业过程运行优化控制研究需要关注的问题.

关键词 复杂工业过程, 运行优化, 运行反馈控制, 运行指标预报, 半实物仿真系统

引用格式 柴天佑. 复杂工业过程运行优化与反馈控制. 自动化学报, 2013, 39(11): 1744–1757

DOI 10.3724/SP.J.1004.2013.01744

Operational Optimization and Feedback Control for Complex Industrial Processes

CHAI Tian-You¹

Abstract Process control should ensure not only controlled variables to follow their setpoint values, but also the whole process plant to meet operational requirements optimally (e.g., quality, efficiency and consumptions). Process control should also enable operational indices for quality to and efficiency to be improved continuously, while keeping the indices related to consumptions at the lowest possible level. This paper starts with a survey on the existing operational optimization and control methodologies and then presents a data-driven hybrid intelligent optimal operational control for complex industrial processes where process operational models are difficult to obtain. Applications via a hybrid simulation system and an industrial grinding process for hematite ore mineral processing are presented to demonstrate the effectiveness of the proposed operational control method. Issues for future research on the optimal operational control for complex industrial processes are outlined before concluding the paper.

Key words Complex industrial process, operational optimization, operational feedback control, operational indices prediction, hybrid simulation system

Citation Chai Tian-You. Operational optimization and feedback control for complex industrial processes. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(11): 1744–1757

传统的过程控制假定可以获得控制器设定值,研究集中在如何设计控制器在保证闭环系统稳定的条件下,使被控对象的输出尽可能好地跟踪设定值.忽略偏离理想设定点的反馈控制不能实现系统的优化运行.

现代过程工业的发展和日趋激烈的国际市场竞争使得工业界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,而且要对整个工业装置的运行进行控制,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优化控制.计算机技术和通讯技术的发展为实现工业过程运行优化控制提供了实现平台.

工业过程的运行优化与控制受到工业界和学术界的广泛关注,其吸引了很多学者进行研究^[1–10],早在 50 年代末,首先使用计算机在线计算过程装置的经济优化运行工作点,在美国的 Texaco, Union Carbide 等化工厂就使用计算机控制系统来实现实时控制与优化^[11].对于可以建立数学模型的运行过程,如化工过程,建立了基于模型的运行优化与控制方法.自优化控制是采用传统反馈控制实现优化运行的控制方法,该方法离线选择与工业过程经济稳态优化状态相对应的被控变量的设定值,通过调整

收稿日期 2013-07-19 录用日期 2013-08-28

Manuscript received July 19, 2013; accepted August 28, 2013

本文的简版曾在 The 37th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, Melbourne, Nov. 7-10, 2011 做大会特邀报告.

国家重点基础研究发展计划 (973 计划) (2009CB320601) 资助
Supported by National Basic Research Program of China (973 Program) (2009CB320601)

庆祝《自动化学报》创刊 50 周年专刊约稿

Invited Articles for the Special Issue for the 50th Anniversary of *Acta Automatica Sinica*

1. 东北大学流程工业综合自动化国家重点实验室 沈阳 110819

1. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries (Northeastern University), Shenyang 110819

操作变量,使被控变量跟踪所选择的设定值,从而使过程运行接近经济稳态优化^[12]。然而,对于某些工业过程,难以选择出合适的被控变量设定值,当系统受到干扰时,即使被控变量能够跟踪设定值,但不能保证过程运行在经济稳态优化状态。实时优化(Real time optimization, RTO)将回路控制与过程运行的优化相结合,采用两层结构,上层采用精确非线性静态过程模型优化经济性能指标,产生底层控制回路的设定值,通过底层控制器使被控变量跟踪设定值,从而尽可能使过程运行在经济优化状态^[13-14]。由于 RTO 采用静态模型,当出现干扰时,被控系统达到新的稳态时才能进行优化。因此,优化滞后,难以适应运行条件的变化。采用 RTO、模型预测控制(Model predictive control, MPC)和调节控制三层结构将稳态优化与模型预测控制相结合来解决 RTO 层非线性稳态优化周期过长和回路控制周期相对快不一致性^[8, 15-16]。RTO 采用的是静态开环优化方式,对模型的不确定性和干扰缺乏鲁棒性,因此,采用直接在线优化控制^[1, 17]。该方法采用非线性模型预测控制,将经济性能指标作为预测控制的性能指标,在有限步长内在线优化经济性能指标^[18]。文献[8]假定经济性能指标是受限的系统状态的已知函数,提出了实时优化与模型预测控制集成的控制器设计方法,来控制受限的不确定非线性系统。上述方法要求工业过程可用数学模型来描述。

由于运行优化控制的被控过程的动态模型由所涉及到的回路控制的被控对象模型和其被控变量与运行指标之间的动态模型组成。运行指标由反应产品在该工业过程加工中的质量指标、效率指标、能耗与物耗指标等组成。复杂工业过程,如冶金工业,其运行指标与控制回路的被控变量之间的动态特性往往具有强非线性、多变量强耦合、不确定性、机理不清,难以建立数学模型等综合复杂性,且随不同的工业过程具有不同的特性,运行指标往往不能在线检测。至今还没有形成一般的运行优化控制方法,只有针对具体冶金过程的运行控制方法。

国外高技术公司首先对生产原料进行预处理,然后,采用工艺模型或经验模型来对控制器设定值进行开环设定,通过控制器使被控对象的输出跟踪控制器的设定值。由于中国的资源条件和生产条件频繁变化,如原矿品位较低、成分波动,因此,难以采用上述模型进行开环设定控制。如文献[19]针对热轧层流冷却过程将常规控制与智能控制技术相结合,提出了一种混合监控方法,来改善最终产品的性能;文献[20]提出了基于集成控制的优化设定方法,应用于 6 段步进梁式加热炉,改善了梁坯的加热效

果。文献[21]针对铝烧结生产线的原料浆制备过程采用机理分析与神经网络相结合的质量指标预报模型和多目标专家推理策略给出控制回路优化设定值。文献[22]针对铅锌烧结过程提出以产量和质量为目标的智能集成优化与控制方法。

中国的钢、电熔镁砂、氧化铝等产品产量不仅居世界第一位,而且也是生产上述产品的赤铁矿、铝土矿、菱镁矿的资源大国。由于资源品位低,成份波动大,难以选别,采用我国独特的生产工艺,采用大量耗能设备,如磨机、竖炉、电熔镁炉、回转窑等。由于其运行指标不能在线测量,生产边界条件变化频繁,如原材料成分波动、原矿品位低等,机理不清,难以建立数学模型,难以采用已有的运行优化和控制方法,其运行控制采用人工设定开环控制,即运行人员给出控制器的设定值,控制器使被控对象输出跟踪设定值。当工况变化频繁时,不能及时准确地调整设定值,致使这类设备长期运行在非经济优化状态,造成能耗高、资源消耗大、产品质量相对低的问题,甚至造成故障工况。例如,在中国选矿工业广泛使用的将矿石研磨成粒度合格的矿浆的球磨机—螺旋分级机组成的闭路磨矿系统。反映矿石研磨质量和效率的运行指标—矿浆粒度难以在线测量,受给矿量、给水量和螺旋分级机的矿浆溢流浓度的影响,它们之间的动态特性具有强非线性、强耦合、机理不清,难以用数学模型描述,矿石成份与性质变化频繁,只能靠操作人员根据粒度化验值和通过观测磨机的电流大小以及听磨机的震动声音感知负荷状况,凭经验给出给矿量、给水量、溢流浓度三个控制回路设定值。当矿石的大小、种类、成分频繁变化时,不能及时准确地调整设定值,难以将运行指标控制在目标值范围内,并常常造成过负荷等故障工况,甚至导致涨肚,造成停产^[23]。因此,上述工业过程的运行控制不仅关系到质量与效率、能耗物耗,而且关系到安全运行。

过程工业的绿色化与自动化已列入中国的中长期科技发展规划,特别是复杂工业过程的运行优化控制成为国家自动化领域科技项目中的主要研究方向之一。

本文在综述了已有的运行优化与控制方法的基础上,介绍了在 973 重大基础研究项目的支持下提出的复杂工业过程的数据驱动的混合智能运行优化控制方法,以及为使提出的运行控制方法应用于实际工业过程所研制的运行控制半实物仿真系统。并以磨矿过程为应用研究案例,介绍了所提出的运行优化控制方法以磨矿过程为对象的仿真结果和在中国赤铁矿选矿厂 15 台磨机中的成功应用。最后,指

出了进一步研究需关注的问题.

1 复杂工业过程运行优化控制问题的描述

1.1 复杂工业过程的运行控制过程描述

复杂工业过程的运行控制过程如图 1 所示, 工艺工程师根据计划调度部门确定的运行指标的目标值 r_i^* ($i = 1, 2, 3$) (其中, r_1^* 表示质量指标, r_2^* 表示效率指标, r_3^* 表示消耗指标) 和其目标值范围, 即 $r_{i,\min} < r_i(t) < r_{i,\max}$, $r_{i,\min}$ 表示下限, $r_{i,\max}$ 表示上限, 以及实际的运行指标 $r_i(t)$ 决策出控制器的设定值 y_j^* ($j = 1, 2, \dots, n$), 控制器产生输入 $u_j(t)$, 作用于被控对象, 使其输出 $y_j(t)$ ($j = 1, 2, \dots, n$) 很好地跟踪决策的设定值 y_j^* , 使运行指标 $r_i(t)$ ($i = 1, 2, 3$) 在目标值范围内, 即 $r_{i,\min} < r_i(t) < r_{i,\max}$.

1.2 运行优化控制问题的描述

工业过程运行优化控制的目标是在保证安全运行的条件下, 将运行指标的实际值控制在目标范围内,

$$r_{i,\min} < r_i(t) < r_{i,\max}, \quad i = 1, 2, 3$$

尽可能提高反映产品质量与效率的运行指标

$$\max r_1(t)$$

$$\max r_2(t)$$

尽可能降低反映产品在加工过程中消耗的运行指标, 即:

$$\min r_3(t) \quad (1)$$

运行优化控制的动态模型由运行层的动态模型和控制层被控对象动态模型组成, 其中运行层的动

态模型:

$$\dot{r}(t) = g(r(t), y(t), d_r(t)) \quad (2)$$

其中, $g(\cdot)$ 为未知非线性函数, $d_r(t)$ 表示原料成分波动、设备磨损等有界未知干扰.

控制层被控对象动态模型:

$$\dot{y}(t) = f(y(t), u(t), d_y(t)) \quad (3)$$

其中 d_y 为被控对象受到的测量噪声等有界未知干扰.

在工业过程实际控制中, 控制器的输入和输出及其相应的变化率是受限的,

$$y_{\min}^* \leq y(t) \leq y_{\max}^*$$

$$\Delta y_{\min}^* \leq y(t) - y(t-1) \leq \Delta y_{\max}^*$$

$$u_{\min} \leq u(t) \leq u_{\max}$$

$$\Delta u_{\min} \leq u(t) - u(t-1) \leq \Delta u_{\max} \quad (4)$$

运行优化控制的决策变量为控制回路设定值 $y^*(t)$ 和控制律 $u(t) = p(y^*(t) - y(t))$, 其中, p 表示控制律.

运行优化控制问题的描述:

控制目标为

$$r_{i,\min} \leq r_i(t) \leq r_{i,\max}, \quad i = 1, 2, 3 \quad (5)$$

$$\max r_1(t), \max r_2(t), \min r_3(t) \quad (6)$$

约束为

$$\dot{r}(t) = g(r(t), y(t), d_r(t)) \quad (7)$$

$$\dot{y}(t) = f(y(t), u(t), d_y(t)) \quad (8)$$

$$y_{\min}^* \leq y(t) \leq y_{\max}^*$$

$$\Delta y_{\min}^* \leq y(t) - y(t-1) \leq \Delta y_{\max}^*$$

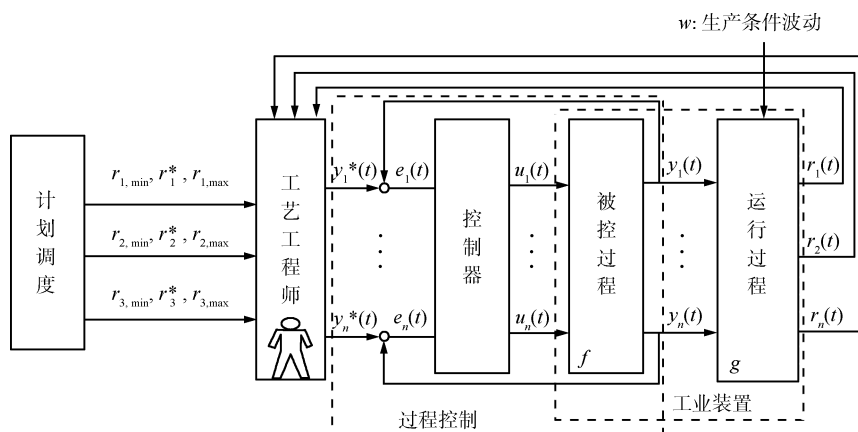


图 1 工业过程的运行控制过程

Fig. 1 Operational control for industrial processes

$$\begin{aligned} u_{\min} &\leq u(t) \leq u_{\max} \\ \Delta u_{\min} &\leq u(t) - u(t-1) \leq \Delta u_{\max} \end{aligned} \quad (9)$$

干扰: d_r, d_y

运行优化控制的输出: $y^*(t)$ 和 $u(t) = p(y^*(t) - y(t))$.

从上面的描述可以看出运行优化控制问题涉及到多目标动态优化问题, 其被控过程由两层模型组成: 1) 运行层的动态模型; 2) 控制层的动态模型. 运行层的动态模型与工业领域知识相关, 具有非线性、多变量、机理不清, 难以用数学模型来描述, 并且运行过程的干扰也难以用数学模型描述的特点, 运行指标不能在线检测. 另外, 运行优化控制不仅要给出控制层的控制律, 还要给出底层控制器的设定值. 因此, 难以采用已有的控制与优化技术来解决上述问题. 下面部分将表明优化与预测、前馈、反馈相结合的运行控制策略可以解决上述多目标动态优化问题.

2 数据驱动的混合智能运行优化控制策略

为了便于工程实现, 运行优化控制采用回路控制层和控制回路设定两层结构. 回路控制层采用已有的控制器设计方法来设计. 基于数学模型的控制器设计方法是根据被控对象模型设计控制器结构, 然后选择参数. 由于运行过程的动态特性难以用数学模型来描述, 只能依靠过程数据来设计运行控制. 数据驱动的控制器的设计思想是首先提出运行控制结构, 然后, 采用过程数据设计结构中的各部分. 由于上述工业装置的运行特性未知, 受到不确定性的干扰, 常常运行在动态之中, 因此, 要求运行优化控制具有鲁棒性. 采用优化与反馈相结合实现动态闭环优化的策略. 由于控制回路设定值的优化决策只能采用近似模型或者根据运行专家经验采用案例推理或专家规则等智能方法, 从而决策的设定值往往偏

离优化设定值, 因此, 采用运行指标预报与校正策略. 为了避免因决策出不合适的控制回路设定值而造成的故障工况, 所以采用故障工况诊断与通过改变控制回路设定值使工业装置远离故障运行的自愈控制策略. 将建模与控制相集成, 优化与反馈、预测与前馈相结合, 案例推理、规则推理、智能行为与智能算法相结合, 提出了如图 2 所示的数据驱动的混合智能运行优化控制策略. 其结构由控制回路预设模型、运行指标预报模型、前馈与反馈补偿器、故障工况诊断与自愈控制器组成.

控制回路预设模型. 根据运行指标目标值 r_i^* ($i = 1, 2, 3$) 及其范围 $[r_{i,\min}, r_{i,\max}]$, 过程控制回路的输出 $y(t)$ 和范围以及边界条件 B , 如原料种类、成分等波动, 决策控制回路的预设设定值 $\tilde{y}(t)$.

运行指标预报模型. 根据控制回路的预设设定值 $\tilde{y}(t)$ 给出 t 时刻运行指标的预报值 $\bar{r}(t)$.

前馈补偿器. 根据运行指标目标值 r_i^* ($i = 1, 2, 3$) 与预报值 $\bar{r}_i(t)$ 的偏差 $\Delta r_{iF}(t) = r_i^* - \bar{r}_i(t)$, 决策预设设定值补偿量 $\Delta \tilde{y}_F(t)$, 从而产生 t 时刻控制回路的设定值 $y^*(t) = \tilde{y}_F(t) = \tilde{y}(t) + \Delta \tilde{y}_F(t)$.

反馈补偿器. 根据运行指标目标值 r_i^* ($i = 1, 2, 3$) 与实际值 $r_i(T)$ ($T = nt, t$ 为采样周期, n 为正整数) 的偏差 $\Delta r_{iB}(T) = r_i^* - r_i(T)$, 决策设定值校正量 $\Delta \tilde{y}_B(T)$, 从而产生 T 时刻控制回路的设定值 $y^*(t) = \tilde{y}_B(T) = \tilde{y}_F(T) + \Delta \tilde{y}_B(T)$.

前馈与反馈的补偿原则是: 当运行指标 $r_i(t)$ ($i = 1, 2$) 是反映产品在加工过程中的质量与效率指标时, 低于目标值 r_i^* 且超过阈值 a 时, 即 $\Delta r_{iF}(t) \geq a$ 或 $\Delta r_{iB}(t) \geq a$ 进行补偿; 当运行指标 $r_i(t)$ ($i = 3$) 是反映产品在加工过程的消耗指标, 高于目标值 r_i^* 且超过阈值 a , 即 $\Delta r_{iF}(t) < 0$ 且 $|\Delta r_{iF}(t)| > a$ 或者 $\Delta r_{iB}(t) < 0$ 且 $|\Delta r_{iB}(t)| > a$, 进行补偿.

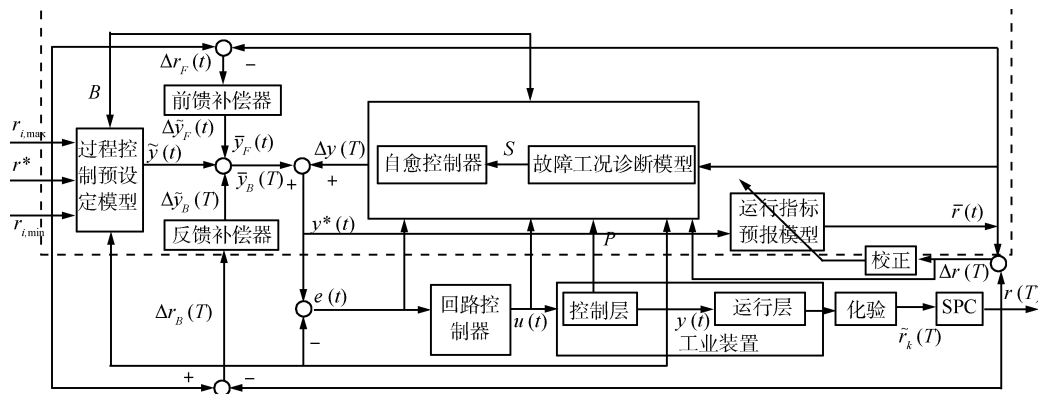


图 2 工业过程运行优化控制结构

Fig. 2 The structure of optimal operational control for industrial processes

故障工况诊断模型: 当生产工况出现故障或即将出现故障时, 根据运行指标的目标值 r_i^* 、预报值 $\bar{r}_i(T)$ 和实际值 $r_i(T)$ 、控制回路输出 $y(T)$ 及变化率 $\Delta y(T)$ 、控制量 $u(T)$ 、过程变量 $P(T)$ 及其变化率 $\Delta P(T)$ 和生产边界条件 B , 诊断出故障工况 S .

自愈控制器: 根据故障工况 S 、控制回路的输出值 $y(T)$ 、控制量 $u(T)$ 、控制回路跟踪误差 $e(T) = y^*(T) - y(T)$ 、过程变量 P 以及生产边界条件 B , 决策控制回路设定值的校正量 $\Delta \bar{y}(T)$.

于是, 新的控制回路设定值 $y^*(T) = \bar{y}_B(T) + \Delta \bar{y}(T)$, 虽然没有更换硬件设备, 但使控制回路跟踪新的回路设定值, 使系统逐渐远离由不合适的设定值而造成的故障工况, 通过自愈控制实现控制目标 (5)~(7), 详见文献 [24].

上述运行优化控制的各组成部分的设计方法随不同工业过程的动态特性而采用不同的方法, 例如, 对于竖炉焙烧过程和磁选过程预设模型采用案例推理^[25-27], 对于磨矿过程预设模型采用基于数据的近似模型与二次规则^[23], 对于竖炉焙烧过程运行指标预报模型采用模糊推理与神经网络相结合^[27-28], 磨矿过程的前馈与反馈补偿采用模糊推理的方法^[29], 竖炉焙烧过程前馈与反馈补偿器采用案例推理参数整定的 PI 控制^[27], 竖炉焙烧过程的故障诊断与自愈控制采用案例推理与规则推理^[27, 30], 磨机的过负荷诊断和自愈控制采用规则推理^[23].

3 运行控制半实物仿真实验系统

由于不同的工业装置的运行过程的动态特性千差万别, 上述运行控制采用数据来设计, 往往与真实被控运行过程不相匹配, 需要进行实验研究来验证与改进运行控制器的设计方法. 为了工业装置运行的安全性, 避免在真实工业装置上进行运行控制实验, 应当采用仿真实验. 为了使研究的运行优化控制方法能够应用于工业过程, 研制了半实物运行控制仿真系统.

工业环境中运行的工业装置的运行优化与控制系统如图 3 所示. 该系统由控制系统实现平台、控制软件、执行机构与检测仪表以及被控工业装置组成. 其中, 控制系统实现平台由上位机与 DCS (Distributed control system) 和通过工业以太网连接的优化计算机组成; 控制软件由以 DCS 组态软件为平台的实现回路控制算法的监控软件和实现运行优化控制算法的运行优化控制软件组成.

参照上述工业环境运行的控制系统, 研制的半实物仿真系统的硬件平台如图 4 所示, 由工业环境中运行的控制系统实现平台、对执行机构和检测装

置进行仿真的虚拟执行机构和检测装置, 和对被控工业装置仿真的工业过程仿真计算机组成.

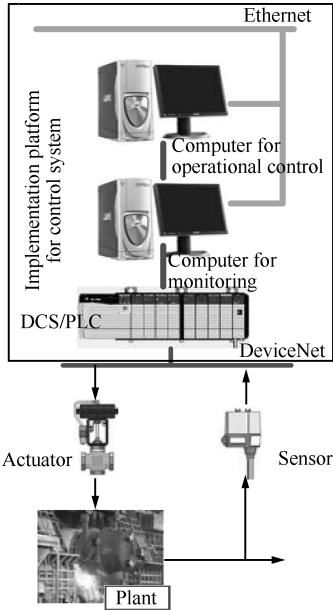


图 3 工业过程运行控制的实现平台
Fig. 3 Implementation platform of operational control for industrial processes

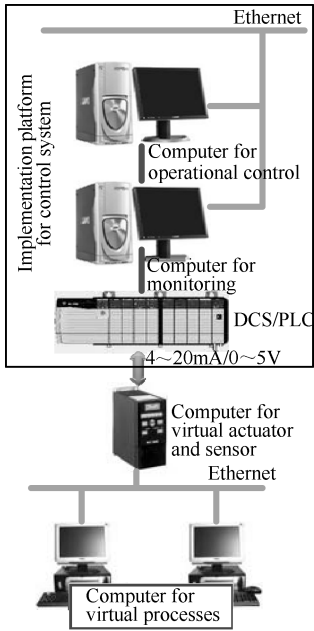


图 4 半实物仿真实验系统硬件平台
Fig. 4 Hardware structure of the hybrid simulation system

软件平台如图 5 所示, 由运行控制软件、DCS 组态软件、虚拟执行机构和检测装置仿真软件和工业过程仿真软件组成. 软件平台具有平台化与组态化功能, 可根据用户需求定制与扩展, 不用重新编

译. 这样可以方便地实现各种运行优化控制算法, 可以方便地仿真各种执行机构和检测装置; 对于复杂工业装置, 只需建立各个组成单元的模型, 然后, 通过工业过程仿真软件的组态功能仿真其被控对象和运行过程动态特性.

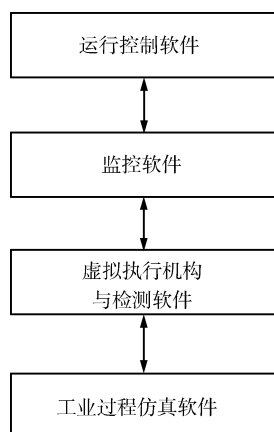


图 5 半实物仿真实验系统软件平台

Fig. 5 Software structure of the hybrid simulation system

4 研究案例

4.1 磨矿过程运行控制过程描述

如图 6 赤铁矿磨矿过程流程为:

给矿: 经处理过的原矿石由矿仓通过电振给矿

机落入给矿皮带, 并输送到球磨机的入口端.

给水: 由工艺确定的磨矿浓度目标值和给矿量确定磨矿给水流量设定值, 通过调整阀门开度使磨矿给水按流量设定值流入磨机.

研磨: 球磨机筒体绕水平轴线以较快的转速回转时, 装在筒内的矿石与水的混合物料以及磨矿介质在离心力和摩擦力的作用下, 随着筒体达到一定的高度, 当自身的重力大于离心力时, 便脱离筒体内壁抛射下落或滚下, 由于冲击力而击碎矿石. 同时在磨机转动过程中, 磨矿介质相互间的滑动运动对原料进行研磨.

分离: 磨碎后的物料通过空心轴颈排出, 顺流进入螺旋分级机进行分级, 同时在螺旋分级机入口补加一定量的水 (称为分级机补加水). 细矿粒浮游在水中从溢流堰排出, 进入下段再磨工序或者选别工序. 粗矿粒沉于螺旋分级机槽底, 由螺旋片的旋转推向上部, 通过返砂槽进入球磨机形成循环负荷再磨.

图中相关变量及符号解释如下:

F : 水流量, W : 矿石重量, E : 电流, T : 传感器, C : 控制器, d_r : 螺旋分级机返砂浓度 (%), o_r : 螺旋分级机返砂比 (%), q_c : 分级机补加水流量 (m^3/h).

反映矿石研磨质量与效率的运行指标 — 矿浆粒度 $r(t)$ 受给矿量 $y_1(t)$ 、给水量 $y_2(t)$ 、螺旋浆分级机溢流浓度 $y_3(t)$ 的影响, 由于 $r(t)$ 不能连续测量, 且与 $y_1(t)$, $y_2(t)$, $y_3(t)$ 之间的动态特性具有强非线性

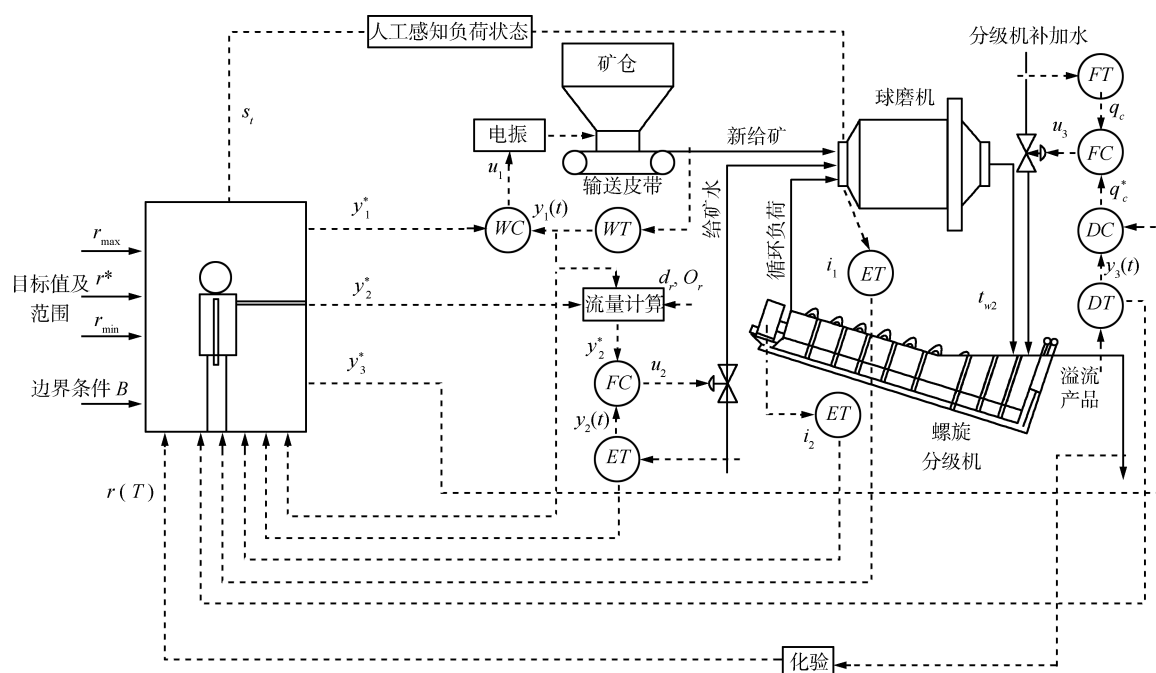


图 6 磨矿过程工艺流程及控制现状

Fig. 6 Process flow diagram and current control of grinding process

性、强耦合、难以用数学模型描述、随工况运行条件变化而变化的综合复杂性,只能靠操作人员根据矿浆粒度目标值 r^* 、化验值 $r(T)$ 、目标值范围 $[r_{\min}, r_{\max}]$ 和边界条件 B (矿石大小、种类、成份) 凭经验给出控制回路设定值 y_1^*, y_2^*, y_3^* , 通过给矿量、给水量、螺旋分级机溢流浓度控制回路跟踪设定值来控制 $r(t)$, 使其进入目标值范围。

当矿石的大小、种类、成分频繁变化时, 人工设定控制不能及时准确地调整设定值, 难以将矿浆粒度控制在目标值范围内, 常常造成过负荷故障工况 S_2 。

长期以来, 磨矿的过负荷工况主要由操作者通过观察磨机电流 i_1 、螺旋分级机 i_2 和听磨机的振动声感知磨机负荷, 凭经验人工改变控制回路的设定值, 使磨机在运行中逐渐远离故障工况。由于人工诊断和操作不当或不及时, 常常导致故障工况的发生, 严重影响磨矿质量、效率, 甚至导致胀肚停产。

4.2 运行优化控制的实现

4.2.1 基于自适应二次型规划的控制回路预设定

控制回路预设定采用使矿浆粒度 $r(t)$ 与其目标值 r^* 的偏差极小来求给矿量、磨机浓度、螺旋分级机溢流浓度的设定值 $y_1^*, \bar{y}_2^*, y_3^*$ 。

性能指标为

$$\min J = \min \|r(t) - r^*\|^2 \quad (10)$$

约束方程为

$$r = \left[\frac{\alpha_{r1}}{k_m} + \frac{\alpha_{r2}}{k_\tau}, \frac{\alpha_{r3}}{k_m} + \frac{\alpha_{r4}}{k_\tau}, \alpha_{r5} \right] \begin{vmatrix} y_1^* \\ \bar{y}_2^* \\ y_3^* \end{vmatrix} \quad (11)$$

$$s = \left[\frac{\alpha_{s1}}{k_m} + \frac{\alpha_{s2}}{k_\tau}, \frac{\alpha_{s3}}{k_m} + \frac{\alpha_{s4}}{k_\tau}, \alpha_{s5} \right] \begin{vmatrix} y_1^* \\ \bar{y}_2^* \\ y_3^* \end{vmatrix} \quad (12)$$

$$r_{\min} \leq r \leq r_{\max} \quad (13)$$

$$s_{\min} \leq s \leq s_{\max} \quad (14)$$

$$y_{1\min} \leq y_1^* \leq y_{1\max}, \quad \bar{y}_{2\min} \leq \bar{y}_2^* \leq \bar{y}_{2\max} \quad (15)$$

$$y_{3\min} \leq y_3^* \leq y_{3\max} \quad (16)$$

约束方程 (12) 和 (13) 表示磨矿粒度 r 与磨机循环负荷 s 关于决策变量 $y_1^*, \bar{y}_2^*, y_3^*$ 的近似稳态模型, 约束方程 (14)~(16) 表示受实际生产约束的 $r, s, y_1, \bar{y}_2, y_3$ 的上下限值范围。 k_m 为矿石硬度或可磨性参数、 k_τ 为原矿石颗粒大小参数。 常量参数

$\alpha_r = \{\alpha_{r,i}\}, \alpha_s = \{\alpha_{s,i}\}, i = 1, \dots, 5$ 可通过过程激励响应采用系统辨识技术进行确定和更新。

由于磨矿过程通常会处理多种类型的矿石, 比如黄铁矿、菱铁矿、赤铁矿、褐铁矿以及它们两种或多种矿石的混合物。不同的矿石种类具有不一样的矿石成分和物理属性, 因而其矿石硬度参数也就不一样。另外, 即使同一类矿石, 矿石硬度等参数也很可能不一样。因此, 可以将 k_m 和 k_τ 作为两个自适应因子用来根据矿石类别或成份的变化对稳态模型 (12) 和 (13) 的参数进行校正, 采用经典的 QP (Quadratic programming) 求解预设设定值。

通过求得的磨矿浓度设定值 $\bar{y}_2^*$ 采用下式求出给水量设定值 $y_2^{*[23]}$ 。

$$y_2^* = \left(\frac{100 + o_r}{\bar{y}_2^*} - \frac{o_r}{d_\gamma} - 1 \right) y_1 \quad (17)$$

4.2.2 基于神经网络的矿浆粒度预报

矿浆粒度预报模型采用三层 RBF-ANN (Radial basis function-artificial neural network) 结构, 实现如下的非线性映射:

$$\begin{aligned} \bar{r}(t_2) &= \sum_{i=1}^N \omega_i G_i(\|\Omega - C_i\|) \\ G_i(\|\Omega - C_i\|) &= \exp \left(-\frac{\|\Omega - C_i\|^2}{2\sigma_i^2} \right), \quad i = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (18)$$

式中, $\Omega = [\bar{y}_3(t_2)\bar{y}_3(t_2-1)\bar{i}_1(t_2-1)\bar{i}_2(t_2-1)\bar{y}_1(t_2-2)\bar{y}_2(t_2-2)\bar{r}(t_2-1)\bar{r}(t_2-2)]^T$ 为神经网络输入矢量; $G_i(\cdot)$ 为高斯基函数, C_i 和 σ_i 分别为 $G_i(\cdot)$ 的网络中心和半径, ω_i 为 RBF-ANN 输出层节点的连接权值; N 为隐含层节点数量。 $\bar{y}_3(t_2)$ 根据下式确定:

$$\bar{y}_3(t_2) = \frac{t_1}{t_2} \sum_{k=1}^{t_2/t_1} \bar{y}_3(kt_1) \quad (19)$$

其他 $\bar{y}_1(t_2-2)X\bar{i}_1(t_2-1)X\bar{i}_2(t_2-1)$ 等符号意义同上, 其中 t_1 表示底层控制回路的采样频率时间常数, 一般是秒级别的; t_2 表示软测量时间常数, 为了消除高频的测量噪声, 这里取 $t_2 = 30t_1$ 。

C_i, σ_i 和 ω_i 是采用非监督 k -means 聚类算法确定高斯基函数中心参数, 采用加权 RLS (Recursive least squares) 算法对 RBF-ANN 输出层节点的连接权值 ω_i 进行训练, 详细算法参见文献 [23]。

4.2.3 基于模糊推理的前馈与反馈补偿

由于磨矿粒度模型 (12) 为近似模型, 特别是当矿石种类、性质、成分发生变化时, 因此, 使给矿量、

磨机内矿浆浓度、螺旋分级机溢流浓度控制回路预设值偏离最优运行点, 从而使矿浆粒度远离目标值. 为了减少或者消除偏离最优运行点对矿浆粒度的影响, 采用粒度实际化验值 $r(T)$ 和预报值 $\bar{r}(t_2)$ 与目标值 r^* 的偏差 $\Delta r(T)$, $\Delta \bar{r}(t_2)$ 建立前馈与反馈的校正机制, 来实现下列非线性映射:

$$\begin{aligned}\Delta \tilde{y}_F &= \phi_F(\Delta \bar{r}_F, u_2, u_3, k_m, k_\tau) \\ \Delta \tilde{y}_B &= \phi_B(\Delta r_B, u_2, u_3, k_m, k_\tau)\end{aligned}\quad (20)$$

虽然磨矿运行过程的动态特性具有强非线性, 难以用数学模型描述, 随原矿硬度系数 k_m 、矿粒大小分布系数 k_τ 的变化而变化的综合复杂性, 但是操作人员的长期运行经验提供了理想的定性模型, 例如, 当粒度 $r(t)$ 过细, 优先增加给矿量的设定值 y_1^* , 而保持磨矿浓度和分级机溢流浓度的设定值 $\bar{y}_2^*$ 和 y_3^* 不变, 从而增加磨机的矿石处理量. 如果粒度 $r(t)$ 过粗, 保持磨机处理量的设定值 y_1^* 不变, 优先调节磨矿浓度和分级机溢流浓度的设定值 $\bar{y}_2^*$, y_3^* . 通过设计三个控制回路设定值补偿模糊推理机和基于规则推理的协调器来实现前馈与反馈校正^[23].

4.2.4 基于规则推理的故障工况诊断与自愈控制

运行故障工况诊断的输入输出关系如图 7 所示.

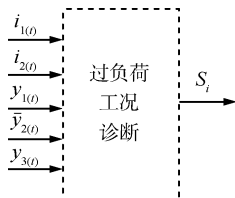


图 7 过负荷工况诊断

Fig. 7 Diagnosis of overload condition

其中, S_i 表示故障类型, S_1 表示给矿量大引起的过

负荷, S_2 表示磨矿浓度过高引起的过负荷, S_3 表示矿石性质变化如硬度大而使螺旋分级机返砂过大引起的过负荷.

采用“原型分析”方法, 结合磨矿操作人员诊断与处理磨机过负荷的专家经验, 提取因给矿量、磨机负荷、分级机溢流浓度设定值不合适而引起的过负荷故障和处理过负荷故障的“原型”, 并整理成专家规则存储在专家系统的知识库中. 随着系统的运行, 知识库不断更新和升级, 保证知识的一致性以及规则推理结果的准确性. 知识库中的知识为产生式规则 IF-THEN, 主前提条件为磨机电流 $i_1(t)$ 下降, 辅助前提条件中的给矿量、磨矿浓度、给水量、分级机电流及变化率根据原型分析和专家经验进行设定. 结论为过负荷 S_i ($i = 1, 2, 3$) 和给矿量、磨矿浓度、分级机溢流浓度设定值的校正量 $\Delta \bar{y}(t)$.

4.3 半实物仿真实验

磨矿过程运行优化控制目标是将矿浆粒度控制在目标值 r^* 的范围内 $[r_{\min}, r_{\max}]$, 且使 $r(t)$ 尽可能接近 r^* . r^* 取为 62, $r_{\min} = 60$, $r_{\max} = 64$.

采用串级控制和 PI 控制设计给矿、给水和螺旋分级机溢流浓度控制回路的控制算法^[28], 采用第 4.2.1 节~第 4.2.4 节的控制回路设定模型, 前馈与反馈补偿器、磨矿粒度预报、故障工况诊断与自愈控制的设计方法, 设计磨矿过程混合智能运行优化控制算法, 详见文献 [23, 29].

通过运行控制软件的组态功能形成了磨矿过程运行控制软件, 如图 8 所示. 采用磨矿控制回路算法, 通过 DCS 组态软件开发磨矿过程监控软件. 采用磨矿过程实际数据, 利用混合智能建模方法建立球磨机和螺旋分级机模型和磨矿粒度的模型, 通过被控工业过程仿真软件平台的组态功能建立了磨矿

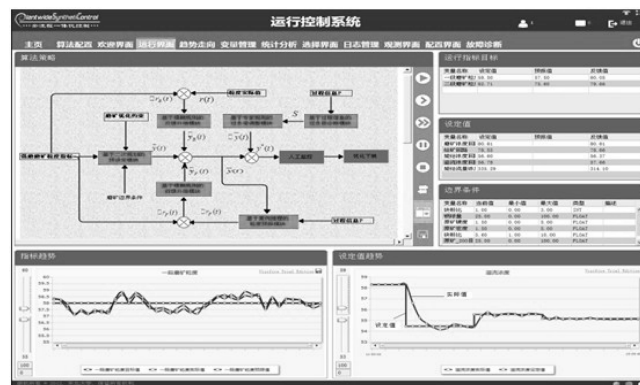


图 8 磨矿过程运行控制软件

Fig. 8 Operational control software for grinding process

过程仿真软件,如图9所示.采用半实物仿真系统进行了仿真实验,仿真结果如图8右下角所示,结果表明所提出的运行控制方法可将磨矿粒度控制在目标范围内并尽可能接近目标值.

4.4 工业应用

针对图10所示的某选矿厂的15台磨机组成的磨矿过程,采用提出的磨矿过程智能运行优化控制方法研制了运行控制系统,其硬件与软件平台如图11所示.

图12为正常工况下磨矿过程运行优化控制曲线.当设定值优化模型给出控制回路设定值 $Y^* = [y_1^*, y_2^*, y_3^*] = [69.01 \text{ t/h}, 76\%, 46.18\%]$ 后,

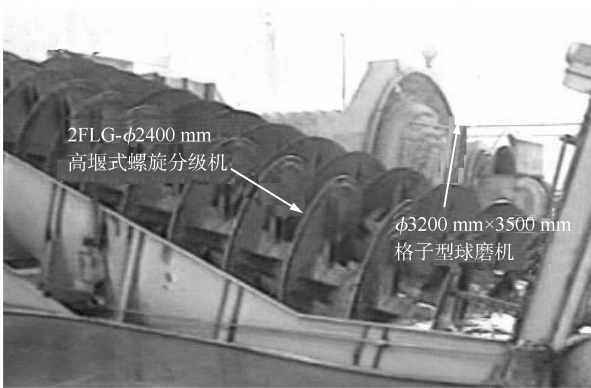


图 10 选厂磨矿单元实景图
Fig. 10 Grinding units of the plant

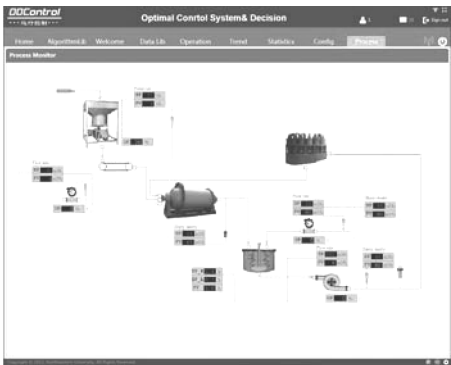


图 9 磨矿过程仿真软件
Fig. 9 Simulation software for grinding process

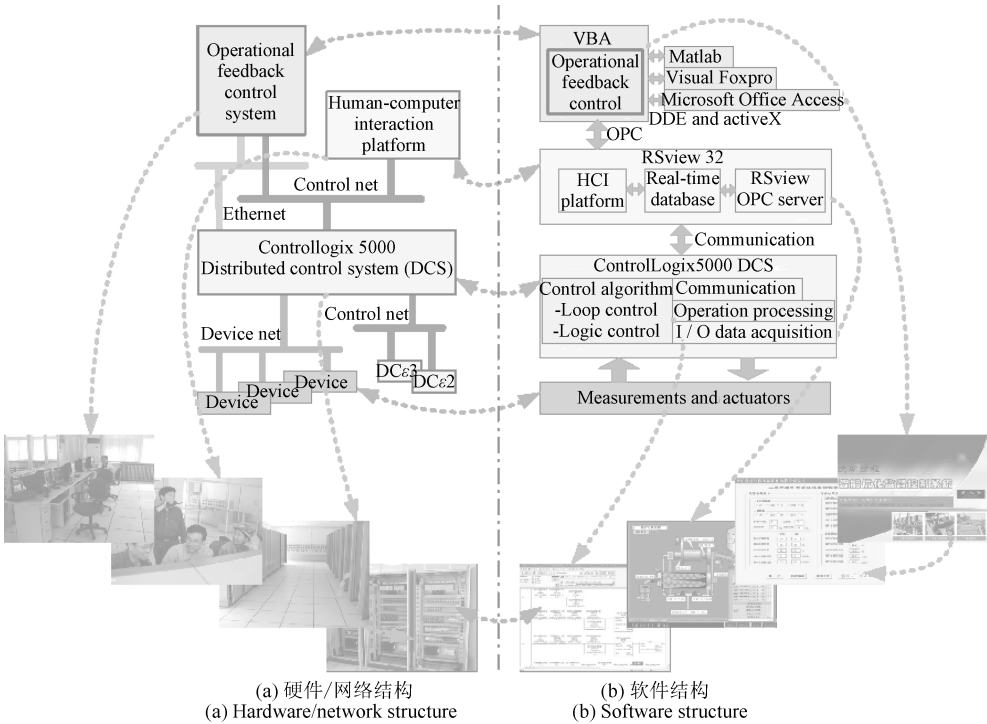


图 11 磨矿过程智能运行反馈控制系统的软硬件结构

Fig. 11 Software and hardware structure of intelligent operational feedback control system for grinding process

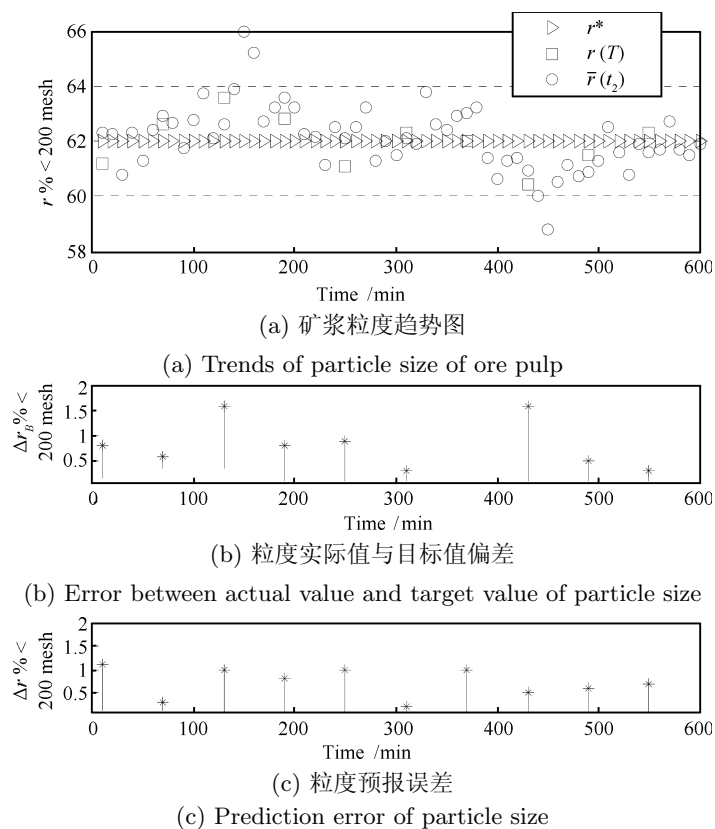


图 12 正常工况下磨矿过程运行优化控制曲线

Fig. 12 Curves of operational optimal control for grinding process under normal working condition

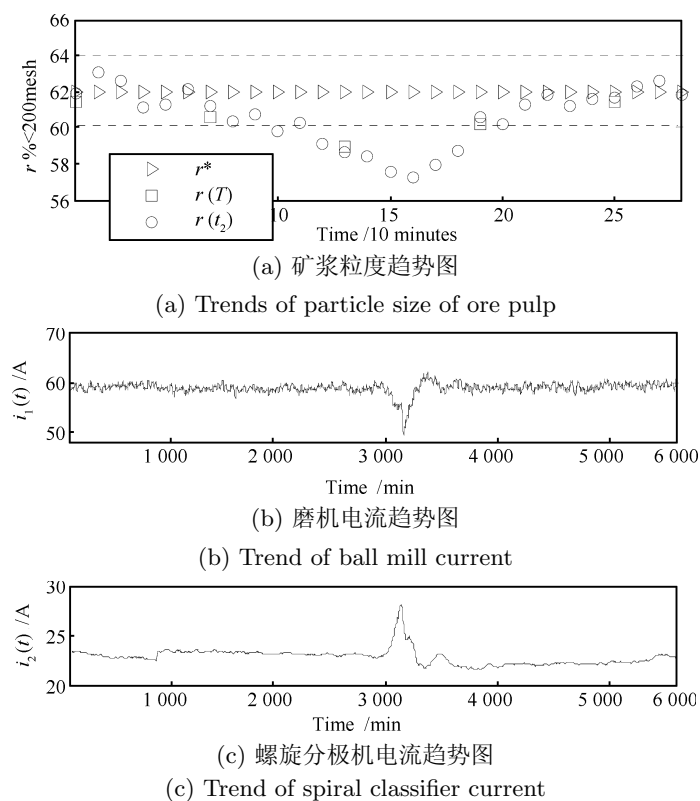


图 13 故障工况下磨矿过程运行控制曲线

Fig. 13 Curves of operational control for grinding process under overload working condition

一段时间内磨矿粒度在线软测量值和离线化验值均仅在期望目标范围 $r_{\min} = 60\%$, $r_{\max} = 64\%$ 内做小幅波动. 当 $t = 150\text{ min}$ 时, 磨矿粒度预报值 $r^* = 66\% < 200\text{ mesh}$, 超过了目标值范围, 此时前馈补偿器对设定值补偿, 将磨机新给矿量设定值更新为 $y_1^* = 73.41\text{ t/h}$. 在 $t = 450\text{ min}$ 时, 由于运行工况的变化, $\bar{r}(t) = 58.8\% < 200\text{ mesh}$, 此时前馈补偿器对 $\bar{y}_2^*$, $\bar{y}_3^*$ 进行补偿, 而保持 y_1^* 不变. 于是磨机粒度又逐渐进入目标范围内, 同时使得磨机处理量有所提高.

图 13 为故障工况下磨矿过程运行优化控制曲线, 图 14 为磨矿过程运行优化控制曲线, 图 15 为磨矿过程人工运行控制曲线. 运行结果表明, 当工况发生变化或出现故障时, 该方法能够实时调整控制回路设定值, 通过控制系统跟踪调整后的设定值, 消除

故障工况, 使磨矿粒度控制在目标值范围内, 与人工运行控制相比, 磨矿粒度提高 3.67%, 吨矿能耗降低 3.43%, 详见文献 [23].

5 进一步研究的问题

对于难以建立数学模型的复杂工业过程, 采用运行过程的实际数据, 研究数据驱动的运行控制方法是解决复杂工业过程运行控制的有效途径. 为使数据驱动的运行控制方法成为工业界可采用的运行控制器设计方法, 还需开展进一步研究. 在研究方法上, 需要将解析方法与实验方法相结合, 研究运行控制器设计方法, 建立反映被控过程动态特性的仿真模型, 在仿真模型上开展仿真研究, 并进行工业实验研究, 验证与改进运行控制器设计方法. 需要研究解决的问题如下:

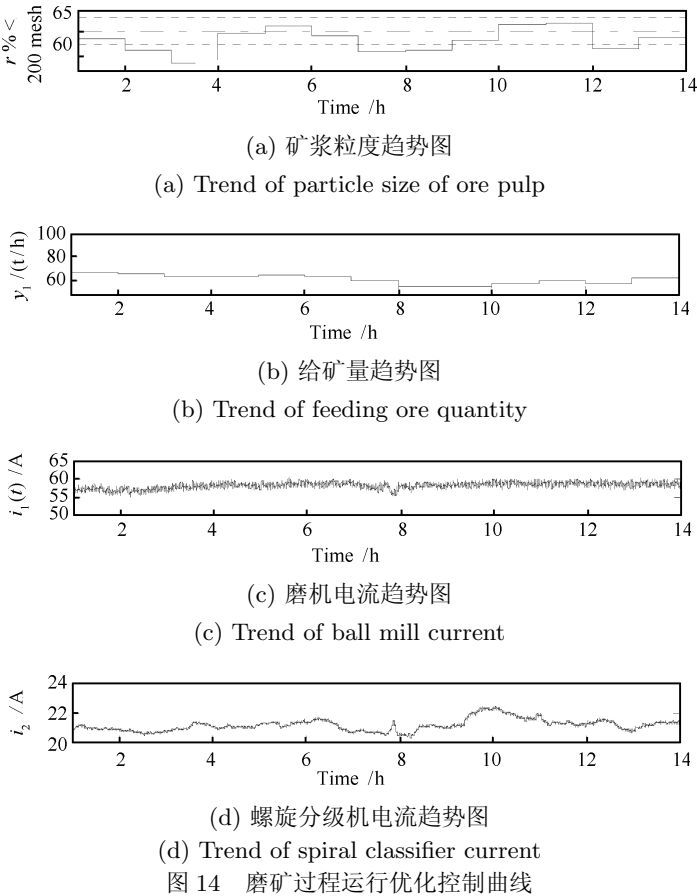
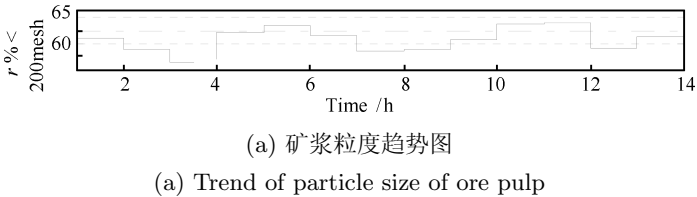


图 14 磨矿过程运行优化控制曲线
Fig. 14 Curves of operational optimal control for grinding process



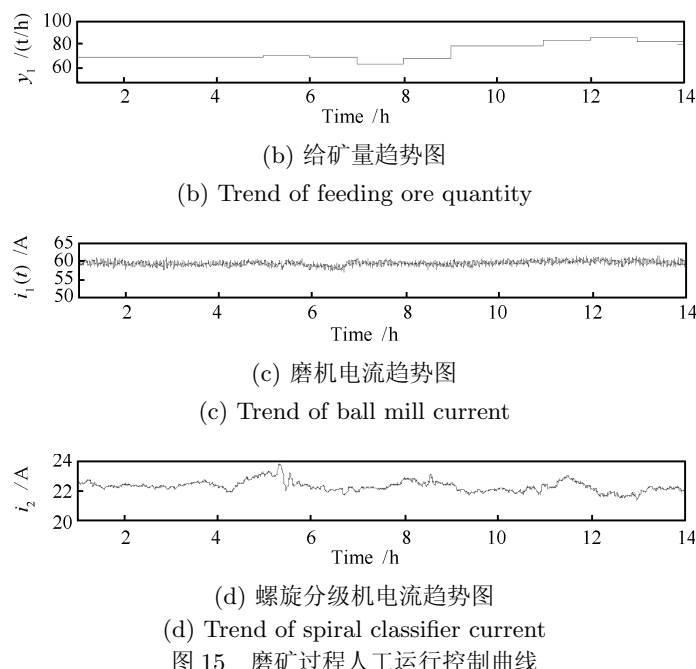


图 15 磨矿过程人工运行控制曲线

Fig. 15 Curves of manual operational control for grinding process

5.1 运行指标预报模型

基于模型的运行优化与控制方法所采用的性能指标可用被控变量的数学模型来表示. 然而实际工业过程中, 许多工业装置的运行指标, 如质量、效率和消耗指标等很难用被控变量的数学模型来表示, 往往难以在线测量. 为了实现这些工业装置的运行优化, 需要建立运行指标的预报模型. 由于运行指标与被控变量之间的动态特性难以采用机理分析的方法建立数学模型, 且随不同的工业领域而不同, 因此需要采用数据与知识、机理分析、统计分析、智能计算相结合, 研究运行指标的混合智能建模方法. 如文献 [32] 利用最小二乘支持向量机 (Least squares support vector machine, LS-SVM)、误差分布的概率密度函数, 采用赤铁矿选矿全流程的竖炉焙烧、磨矿与磁选三个过程的磁选管回收率、磨矿粒度、强弱精矿品位等数据, 建立了选矿全流程的精矿品位预报模型.

5.2 数据驱动的控制器设计方法

对于难以建立数学模型的工业过程, 决策控制回路的设定值只能采取近似的数学模型或者根据运行专家的成功经验, 采用案例推理、规则推理、模糊推理等智能方法. 这样决策的设定值可能偏离优化设定值, 因此, 要根据运行指标的目标值与实际值的动态特性来决策设定值的补偿量, 使其偏差尽可能小. 实际上是以运行过程为被控对象, 以运行指标为输出、运行指标的目标值为参考输入、回路设定值

的补偿值为控制变量的控制器设计问题. 其动态特性往往是结构未知的非线性系统, 难以采用现有的以数学模型为基础的控制器设计方法. 文献 [31] 采用选矿全流程的运行数据, 提出了基于粗糙集的关联规则挖掘的设定值反馈补偿方法. 因此, 需要采用数据, 结合知识挖掘、智能方法研究数据驱动的控制器与补偿器设计方法^[33].

5.3 运行工况的故障预测、诊断与自愈控制

工业装置在运行中, 虽然控制器、执行机构、检测仪表运行正常, 但由于操作不当, 包括不合适的控制回路设定值, 会出现故障工况. 故障工况直接影响到工业过程的运行指标, 会造成产品质量下降、效率降低、消耗增高、甚至造成工业系统的瘫痪和危及操作者的人身安全. 因此, 预报、诊断故障工况和排除故障工况的自愈控制的研究对于保证工业装置的优化运行和系统安全运行至关重要. 故障工况与控制器、执行机构和检测仪表的故障不同, 它与设备的参数、控制回路的输入与输出、原料成分与组成等生产边界条件等多个因素相关, 其动态特性随不同的工业装置而不同, 诊断和预报因运行控制产生的不当回路设定值而造成的故障工况和通过调整控制回路设定值使工业系统远离控制回路设定值不当而造成的故障工况的自愈控制难以采用现有的故障诊断与容错控制方法. 机理分析与数据和知识相结合、统计方法和智能方法相结合, 研究运行工况的故障预测、诊断和自愈控制是可能的有效途径. 如文献

[34] 采用钢铁连退过程的数据,提出了基于机理分析与主元分析相结合的连退张力故障诊断方法。

5.4 运行指标多目标优化决策

工业过程的运行优化控制通过回路控制和回路优化设定控制使工业装置优化运行,即将反应产品在加工过程中的质量、效率与消耗相关的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。如何决策运行指标的优化目标值成为关键。工业装置的运行指标与所在的生产过程全流程的产品质量、产量、能耗与物耗生产指标密切相关。运行指标与全流程生产指标之间的特性难以采用机理分析的方法建立数学模型,随不同的工业领域而不同,且原料成分波动、生产设备磨损等生产条件变化频繁,因此运行指标的优化决策涉及到多目标智能优化。如文献 [35] 将多目标进化计算与梯度相结合来决策选矿过程的精矿品位、选矿比与精矿产量等指标。研究以企业全局优化为目标的运行指标多目标智能优化决策方法,对于实现工业装置的运行优化至关重要。

5.5 不同网络环境下的运行闭环反馈控制

为了保证工业装置运行控制的可靠性,工业过程的运行优化与控制方法采用回路控制层和控制回路设定两层结构来实现。其中,回路控制输入与输出信息传输采用设备网,回路设定控制的信息传输采用工业以太网。虽然以太网可能出现丢包、延时等,但由于优化运行与控制,如化工过程的实时优化(RTO),采用开环方式给出控制回路的设定值,因此,可以不考虑网络环境的影响。为了克服复杂工业装置的运行过程动态特性的不确定性、干扰的不确定性,需要采用闭环反馈控制来实现运行优化,就必须考虑以太网可能出现的丢包、延时等对闭环设定控制的影响。文献 [36] 对该类问题进行了初步研究,不同网络环境下的运行闭环反馈控制成为工业过程运行优化与控制的新的方向。

5.6 运行控制的动静态性能分析

工业过程的运行优化控制不仅要最终将运行指标控制在目标值范围内,而且要在工业装置整个运行过程中将运行指标控制在目标值范围内。这就要求运行优化控制不仅具有稳定性,而且具有好的动态性能。运行优化 RTO 采用开环方式运行,因此,不影响整个运行优化系统的稳定性。对于复杂工业过程实现反馈闭环运行控制,必须要考虑运行优化系统的稳定性。由于这类工业过程的动态特性难以用数学模型来描述,难以采用已有的控制系统稳定

性分析工具。因此,采用解析方法与实验方法相结合,研制运行控制的动静态性能分析仪器,采用实验方法来验证所提出的运行优化控制的动静态特性是解决这一问题的可能途径之一。

6 结论

中国过程工业的发展和工业信息化的需求,对过程控制提出了新的要求:不仅使大量运行的耗能工业装置实现自动化,即控制系统使被控对象的输出跟踪预先确定好的设定值,而且要实现整个工业装置的运行优化控制。本文介绍了在国家重大基础研究项目的支持下,针对难以建立数学模型的复杂工业过程,采用优化与反馈相结合、运行指标预报与校正、故障工况诊断与自愈控制相结合,提出实现闭环优化的运行控制结构;采用数据、智能方法结合具体工业装置,提出设计方法;以磨矿过程为对象,在所研制的运行控制半实物仿真系统和某赤铁矿选矿厂 15 台磨机中开展仿真和工业实验研究。实验结果表明所提出的方法对解决复杂工业装置的运行优化控制开辟了一种新的途径。指出了使数据驱动的运行优化控制器设计方法成为工业界采用的控制器设计方法还需进一步研究解决的关键问题,以及应该采用的研究方法。

References

- 1 Engell S. Feedback control for optimal process operation. *Journal of Process Control*, 2007, **17**(3): 203–219
- 2 Darby M L, Nikolaou M, Jones J, Nicholson D. RTO: an overview and assessment of current practice. *Journal of Process Control*, 2011, **21**(6): 874–884
- 3 Scattolini R. Architectures for distributed and hierarchical model predictive control — a review. *Journal of Process Control*, 2009, **19**(5): 723–731
- 4 Mercangöz M, Doyle F J III. Real-time optimization of the pulp mill benchmark problem. *Computers and Chemical Engineering*, 2008, **32**(4–5): 789–804
- 5 Hasikos J, Sarimveis H, Zervas P L, Markatos N C. Operational optimization and real-time control of fuel-cell systems. *Journal of Power Sources*, 2009, **193**(1): 258–268
- 6 Jäschke J, Skogestad S. NCO tracking and self-optimizing control in the context of real-time optimization. *Journal of Process Control*, 2011, **21**(10): 1407–1416
- 7 Tatjewski P. Advanced control and on-line process optimization in multilayer structures. *Annual Reviews in Control*, 2008, **32**(1): 71–85
- 8 Adetola V, Guay M. Integration of real-time optimization and model predictive control. *Journal of Process Control*, 2010, **20**(2): 125–133
- 9 Alvarez L A, Odloak D. Robust integration of real time optimization with linear model predictive control. *Computers and Chemical Engineering*, 2010, **34**(12): 1937–1944

- 10 Wu M, Cao W H, He C Y, She J H. Integrated intelligent control of gas mixing-and-pressurization process. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2009, **17**(1): 68–77
- 11 Bischoff K B, Denn M M, Seinfeld J H, Stephanopoulos G, Chakraborty A, Peppas N, Ying J, Wei J. *Advances in Chemical Engineering*. vol. 26. San Diego: Academic Press, 2001
- 12 Skogestad S. Plantwide control: the search for the self-optimizing control structure. *Journal of Process Control*, 2000, **10**(5): 487–507
- 13 Findeisen W, Bailey F N, Bryds M, Malinawski K, Tatjewski P, Wozniak A. *Control and Coordination in Hierarchical Systems*. New York: John Wiley, 1980
- 14 Marlin T E, Hrymak A N. Real-time operations optimization of continuous processes. In: *Proceedings of the 5th International Conference on Chemical Process Control*. New York: American Institute of Chemical Engineers, 1997. 156–164
- 15 Nath R, Alzein Z. On-line dynamic optimization of olefins plants. *Computers & Chemical Engineering*, 2000, **24**(2–7): 533–538
- 16 Hartmann J C M. Distinguish between scheduling and planning models. *Hydrocarbon Processing*, 1998, **77**: 93–100
- 17 Bartusiak R D. NLMPC: a platform for optimal control of feed- or product-flexible manufacturing. *Assessment and Future Directions of Nonlinear Model Predictive Control Lecture Notes in Control and Information Sciences*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2007, **358**: 367–381
- 18 Qin S J, Badgwell T A. A survey of industrial model predictive control technology. *Control Engineering Practice*, 2003, **11**(7): 733–764
- 19 Li H X, Guan S P. Hybrid intelligent control strategy. Supervising a DCS-controlled batch process. *IEEE Control Systems Magazine*, 2001, **21**(3): 36–48
- 20 Wang Z J, Wu Q D, Chai T Y. Optimal-setting control for complicated industrial processes and its application study. *Control Engineering Practice*, 2004, **12**(1): 65–74
- 21 Yang C H, Gui W H, Kong L S, Wang Y L. A two-stage intelligent optimization system for the raw slurry preparing process of alumina sintering production. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2009, **22**(4–5): 786–795
- 22 Wu M, Xu C H, She J H, Yokoyama R. Intelligent integrated optimization and control system for lead-zinc sintering process. *Control Engineering Practice*, 2009, **17**(2): 280–290
- 23 Zhou P, Chai T Y, Sun J. Intelligence-based supervisory control for optimizing the operation of a DCS-controlled grinding system. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2013, **21**(1): 162–175
- 24 Chai Tian-You, Ding Jin-Liang, Wang Hong, Su Chun-Yi. Hybrid intelligent optimal control method for operation of complex industrial processes. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(5): 505–515
(柴天佑, 丁进良, 王宏, 苏春翌. 复杂工业过程运行的混合智能优化控制方法. *自动化学报*, 2008, **34**(5): 505–515)
- 25 Chai T Y, Liu J X, Ding J L, Su C Y. Hybrid intelligent optimizing control for high-intensity magnetic separating process of hematite ore. *Measurement and Control*, 2007, **40**(6): 171–175
- 26 Chai T Y, Ding J L, Wu F H. Hybrid intelligent control for optimal operation of shaft furnace roasting process. *Control Engineering Practice*, 2011, **19**(3): 264–275
- 27 Yan A J, Chai T Y, Yue H. Multivariable intelligent optimizing control approach for shaft furnace roasting process. *Acta Automatica Sinica*, 2006, **32**(4): 636–640
- 28 Wu F H, Chai T Y. Soft sensing method for magnetic tube recovery ratio via fuzzy systems and neural networks. *Neurocomputing*, 2010, **73**(13–15): 2489–2497
- 29 Zhou P, Chai T Y, Wang H. Intelligent optimal-setting control for grinding circuits of mineral processing process. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2009, **6**(4): 730–743
- 30 Chai T Y, Wu F H, Ding J L, Su C Y. Intelligent work-situation fault diagnosis and fault-tolerant system for the shaft-furnace roasting process. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part I: Journal of Systems and Control Engineering*, 2007, **221**(16): 843–855
- 31 Ding J L, Chai T Y, Wang H. Offline modeling for product quality prediction of mineral processing using modeling error PDF shaping and entropy minimization. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, **22**(3): 408–419
- 32 Ding J L, Chai T Y, Wang H, Chen X K. Knowledge-based global operation of mineral processing under uncertainty. *IEEE Transactions on Industry Informatics*, 2012, **8**(4): 849–859
- 33 Chai T Y, Zhang Y J, Wang H, Su C Y, Sun J. Data-based virtual unmodeled dynamics driven multivariable nonlinear adaptive switching control. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, **22**(12): 2154–2172
- 34 Liu Q, Chai T Y, Wang H, Qin S Z J. Data-based hybrid tension estimation and fault diagnosis of cold rolling continuous annealing processes. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, **22**(12): 2284–2295
- 35 Yu G, Chai T Y, Luo X C. Multiobjective production planning optimization using hybrid evolutionary algorithms for mineral processing. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2011, **15**(4): 487–514
- 36 Chai T Y, Zhao L, Qiu J B, Liu F Z, Fan J L. Integrated network-based model predictive control for setpoints compensation in industrial processes. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2013, **9**(1): 417–426



柴天佑 中国工程院院士, 东北大学教授, IEEE Fellow, IFAC Fellow. 1985 年获得东北大学博士学位. 主要研究方向为自适应控制, 智能解耦控制, 流程工业综合自动化理论、方法与技术.

E-mail: tychai@mail.neu.edu.cn

(CHAI Tian-You Academician of

Chinese Academy of Engineering, professor at Northeastern University, IEEE Fellow, IFAC Fellow. He received his Ph.D. degree from Northeastern University in 1985. His research interest covers adaptive control, intelligent decoupling control, and integrated automation theory, method and technology of industrial process.)