



中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

控制与决策

CONTROL AND DECISION

基于混合整数线性规划的浓密脱水过程协调优化

贾润达, 李志奇, 张树磊, 何大阔, 李康, 王福利

引用本文:

贾润达,李志奇,张树磊,何大阔,李康,王福利. 基于混合整数线性规划的浓密脱水过程协调优化[J]. 控制与决策, 2024, 39(4): 1281–1287.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.1350>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于数据驱动的浓密-压滤过程协调优化控制

Data driven coordinated optimization control of thickening-filter process

控制与决策. 2021, 36(5): 1095–1100 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1151>

基于混合整数规划的智能网联车冲突区时序优化模型

Mixed integer programming model of scheduling for connected automated vehicles in a conflict zone

控制与决策. 2021, 36(3): 705–710 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0886>

应用服务器集群能耗与性能平衡的在线实时优化

Online real-time optimization of power-performance tradeoff for application server clusters

控制与决策. 2021, 36(11): 2589–2598 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0559>

基于鲁棒优化的云医疗资源配置问题

Robust optimization based medical resource allocation problem in cloud healthcare system

控制与决策. 2021, 36(2): 469–474 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0455>

基于互信息操作变量曲线参数化的间歇过程批内修正优化

Intra-batch correction optimization of batch process with manipulated variable trajectory parameterization based on mutual information

控制与决策. 2021, 36(1): 234–240 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0825>

基于混合整数线性规划的浓密脱水过程协调优化

贾润达^{1,2†}, 李志奇¹, 张树磊¹, 何大阔^{1,2}, 李康³, 王福利^{1,2}

(1. 东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110819; 2. 东北大学流程工业综合自动化国家重点实验室, 沈阳 110819; 3. 矿冶科技集团有限公司矿冶过程自动控制技术国家重点实验室, 北京 100160)

摘要: 浓密脱水过程是有色金属选冶领域重要的固液分离工序。但由于该过程关键变量难以在线检测、生产设备间相互耦合以及人工经验操作等问题, 导致其能耗较高、过程安全性难以保证。对此, 以浓密脱水过程为背景, 构建一种基于混合整数线性规划的协调优化模型。利用工业现场的历史数据, 建立底流浓度预测模型以及底流泵与压滤泵运行时间预测模型; 在考虑阶梯电价条件下, 以最小化生产过程能耗为目标, 以生产工艺条件、设备安全等为约束条件, 建立浓密脱水过程的协调优化模型; 通过引入辅助决策变量, 对优化模型进行线性化处理, 将复杂的非线性过程问题转化为更易于求解的混合整数线性规划问题。最后, 将所提出的方法应用于某选矿厂的浓密脱水过程, 结果显示, 平均放矿底流浓度可以提高 13.5%, 能耗经济指标降低 46.8%。

关键词: 浓密脱水过程; 预测模型; 协调优化; 阶梯电价; 混合整数线性规划; 能耗经济指标

中图分类号: TP273 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.1350

引用格式: 贾润达, 李志奇, 张树磊, 等. 基于混合整数线性规划的浓密脱水过程协调优化[J]. 控制与决策, 2024, 39(4): 1281-1287.

Coordinated optimization of thickening-dewatering process based on mixed integer linear programming

JIA Run-da^{1,2†}, LI Zhi-qi¹, ZHANG Shu-lei¹, HE Da-kuo^{1,2}, LI Kang³, WANG Fu-li^{1,2}

(1. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 3. State Key Laboratory of Process Automation in Mining & Metallurgy, BGRIMM Technology Group, Beijing 100160, China)

Abstract: Thickening-dewatering process is an important solid-liquid separation process in the field of nonferrous metal beneficiation and metallurgy. However, there are some problems in the process, such as difficult on-line detection of key variables, mutual coupling between production equipment and manual experience operation, which lead to high energy consumption and are difficult to ensure process safety. To solve the above problems, a coordinated optimization model of the thickening-dewatering process based on mixed integer linear programming is constructed in this paper. Based on the historical data of the industrial field, the prediction model of underflow concentration and the prediction model of operation time of underflow pump and pressure filter pump are established. Considering the ladder electricity price, a coordinated optimization model of the thickening-dewatering process is established with the goal of minimizing the energy consumption in the production process and the constraints of production process conditions and equipment safety. By introducing auxiliary decision variables and linearizing the optimization model, the complex nonlinear process problem is transformed into a mixed integer linear programming problem which is easier to be solved. Finally, the proposed method is applied to the thickening-dewatering process of a concentrator. After application, the average concentration underflow during ore drawing is increased by 13.5%, and the economic index of energy consumption is reduced by 46.8%.

Keywords: thickening-dewatering process; prediction model; coordinated optimization; ladder electricity price; mixed integer linear programming; economic index of energy consumption

收稿日期: 2022-07-28; 录用日期: 2022-12-01.

基金项目: 矿冶过程自动控制技术国家重点实验室开放研究基金项目(BGRIMM-KZSKL-2022-6); 国家自然科学基金项目(61873049, 61733003).

责任编辑: 牛玉刚.

†通讯作者. E-mail: jiarunda@ise.neu.edu.cn.

*本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

0 引言

在有色金属选冶领域,设备电费支出已成为主要生产升本之一.实际生产过程中,人工操作难免造成不必要的能源损耗和设备故障,而协调优化^[1]是降低企业生产升本、提高综合经济效益的重要途径,对实现选冶过程的智能化具有重要意义.

浓密脱水过程在有色金属选冶企业扮演着重要角色,针对浓密过程的优化控制研究一直是工业界、学术界的热点问题. Diaz 等^[2]提出了一种基于随机森林的模型预测控制方案,实现了对浓密机底流浓度、泥层高度等关键变量的预测控制. Chai 等^[3]提出了一种区间智能切换方法,结果表明,该方法可将浓密机底流浓度、底流流量变化率控制在一定范围之内. Yuan 等^[4]基于强化学习设计了浓密机底流浓度在线控制算法,在传统启发式动态规划的基础上,提出了基于短期经验回放的方法,提高了评价网络的准确性,实现了浓密机底流浓度的稳定控制. Núñez 等^[5]设计了一种基于神经网络的模型预测控制方案,该方案可有效减少模型不确定性对预测性能的影响,并在有干扰的情况下能够快速实现设定点跟踪.目前,针对脱水过程的研究大多集中在改变压滤机自身结构,从而提高脱水性能^[6-7].

生产过程中浓密机往往与其上下游设备配合使用,若仅考虑单一设备的控制优化,则在产品质量与生产升本间难免顾此失彼,因此,研究各生产设备的协调优化问题具有重要的理论意义和实际应用价值. Gálvez 等^[8]提出了一种水力旋流器和浓密机相互配合的脱水系统优化设计方法,利用混合整数非线性规划方法,确定在给定水回收率条件下设备的最低运行升本或给定升本条件下的最大水回收率. Jia 等^[9]

针对浓密脱水过程因上游浮选工序异常造成的入料不稳定,进而导致设备能耗及故障率增加的问题,提出了一种基于多层优化策略的自愈控制方案,该方案可实现底流泵开启时间的合理规划,且在入料异常的情况下能够自动判别故障类型,并提供更优的决策方案. 张华鲁等^[10]以最小化能耗升本为目标,提出了一种浓密脱水过程的两步优化模型,但在其优化模型中,未考虑缓冲槽无间断运作造成的能源损耗,并设定压滤泵在开启底流泵固定时间后开启,两设备相互耦合,导致其模型的解存在一定的保守性;另外,由于其采用非连续分段函数来取代阶梯电价,导致最终形成了非线性优化模型,而其采用粒子群算法进行求解,使得模型求解速度慢且无法保证解的最优性.

在上述背景下,本文构建一种基于混合整数线性规划的协调优化模型.首先,基于工业现场历史数据建立协调优化过程所需的预测模型,包括:底流浓度预测模型、底流泵和压滤泵运行时间预测模型.其次,综合考虑生产设备启停条件、运行安全、阶梯电价等因素,建立浓密脱水过程的协调优化模型.与张华鲁等^[10]提出的优化模型不同,本文所建立的优化模型中引入了缓冲槽的能耗经济指标,避免因缓冲槽连续运行造成能源浪费;同时,将底流泵、压滤泵进行解耦,降低了优化结果的保守性.最后,为保证得到全局最优的生产方案,通过阶梯电价、优化模型的线性化处理,将上述优化问题转化为混合整数线性规划问题,并采用高效商业求解器 CPLEX 对所提出的模型进行求解.

1 浓密脱水过程问题描述

浓密脱水过程的工艺流程如图1所示,主要生产设备包括浓密机、缓冲槽、底流泵、压滤泵和压滤机.

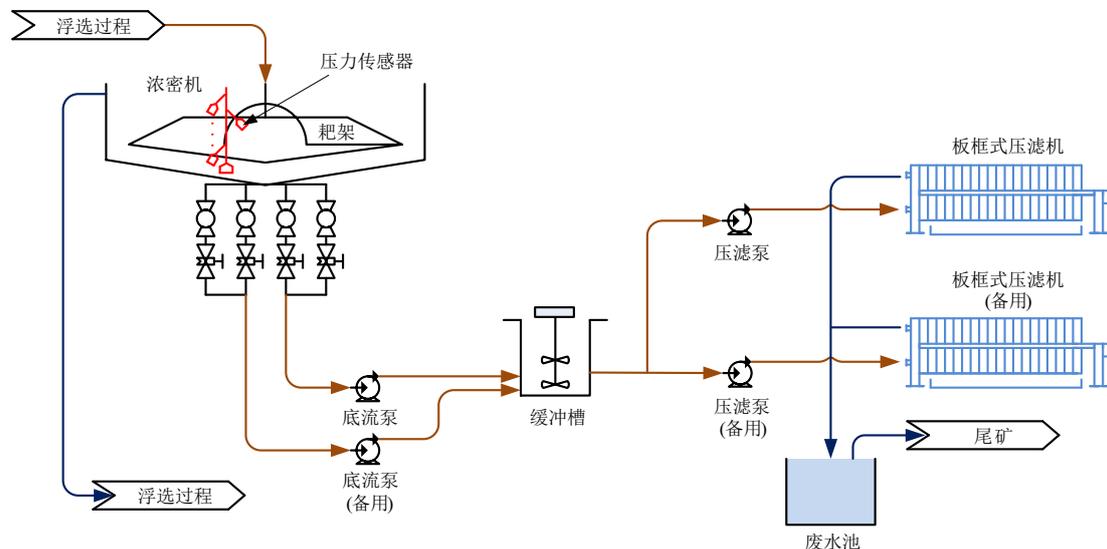


图1 浓密脱水过程工艺流程

浮选工序生产的低浓度矿浆进入浓密机,通过重力沉降提高矿浆浓度;当浓密机底流浓度达到某一数值时打开底流泵,将浓密机底部矿浆注入缓冲槽;当缓冲槽内矿浆液位达到一定高度时打开压滤泵,将高浓度矿浆注入压滤机进行压滤;压滤后的滤饼通过皮带送到精矿仓,废水流入废水池.此时即完成一次放矿压滤操作,当浓密机底流浓度再次达到工艺要求时进行下一次生产.

在浓密脱水过程中,由于浓密机生产状态未知,导致该工序无法实现浓密机放矿、压滤机压滤的自动化运行,生产主要依靠人工操作,浓密机与压滤机无法协调生产;同时,实际工厂电价计费方式为阶梯计费,生产时需要综合考虑底流浓度和阶梯电价才能获得较低的能耗经济指标.然而,阶梯电价函数为非连续的分段函数,在优化模型中引入阶梯电价会导致模型难以求解,因此,需要对阶梯电价进行必要的处理.

2 浓密脱水过程关键变量预测模型

2.1 底流浓度预测模型

浓密机底流浓度影响浓密机底流泵、压滤机、压滤泵等设备运行效率,是该工序中最关键的变量.通过在浓密机的排矿管道安装射线浓度计^[11]可以实现底流浓度的实时检测.因此,可以基于底流浓度的实时检测值建立预测模型.经过数据分析发现,影响浓密机底流浓度变化的主要因素是浓密机内部矿量的变化,如果初始底流浓度为 $C(0)$,则浓密机在 t 时刻内部矿量变化为 $\Delta m(t)$,底流浓度为 $C(t)$,因此,基于偏最小二乘方法^[12-13]可建立底流浓度预测模型为

$$C(t) = e\Delta m(t) + fC(0) + g, \quad (1)$$

$$\Delta m(t) = m_{IN}t - (k - 1)M. \quad (2)$$

2.2 底流泵和压滤泵运行时间预测模型

影响底流泵运行时间的主要因素是底流浓度,当开始放矿时,底流浓度越高,需注入缓冲槽的矿浆体积越小,则底流泵运行时间越短.通过分析,底流浓度与底流泵运行时间呈近似线性关系.如果放矿时底流浓度值为 $C(T_n)$,则每批次底流泵运行时间为 $D_{1,n}$,所建立的底流泵运行时间预测模型为

$$D_{i,n} = a_i C(T_n) + b_i, \quad \forall n, i = 1. \quad (3)$$

每批次生产过程中,因底流泵注入缓冲槽的矿浆与压滤泵打出缓冲槽的矿浆体积近似相等,故压滤泵运行时间预测模型为

$$D_{i,n} = D_{i-1,n} \frac{Q_{i-1}}{Q_i}, \quad \forall n, i = 2. \quad (4)$$

3 浓密脱水过程的协调优化模型

本文所建立的协调优化模型以最小化能耗经济指标为目标,在保证设备安全稳定运行的前提下,综合考虑底流浓度、能耗成本以及设备安全,合理规划放矿产压滤时间序列.

3.1 目标函数

由于浓密机为连续入料设备,浓密机电机必须保持连续作业,其能耗经济指标基本不变.而压滤机生产操作复杂且需人工卸矿,导致其生产过程不可控.因此,本文所提出的优化方法仅考虑底流泵、压滤泵和缓冲槽对过程能耗经济指标的影响.以最小化浓密脱水过程的能耗经济指标为目标,结合实际工业数据及工业用电计费规则建立该过程优化模型的目标函数,即

$$\begin{aligned} \min_{T_{s_{i,n}}, D_{i,n}} \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N EEI_{i,n} = & \int_{T_{s_{1,n}}}^{T_{s_{1,n}}+D_{1,n}} E_1 P(t) dt + \int_{T_{s_{2,n}}}^{T_{s_{2,n}}+D_{2,n}} E_2 P(t) dt + \\ & \int_{T_{s_{3,n}}}^{T_{s_{3,n}}+D_{3,n}} E_3 P(t) dt. \end{aligned} \quad (5)$$

其中: $T_{s_{i,n}}$ 表示第 n 批次设备 i 的开启时间; $D_{i,n}$ 表示第 n 批次设备 i 的运行时间; I 的值为3,表示该过程所需的设备总数; i 表示当前设备号, $i = 1$ 时表示底流泵, $i = 2$ 时表示压滤泵, $i = 3$ 时表示缓冲槽; N 为当天计划批次量; E 为各设备每分钟耗电量; $P(t)$ 为阶梯电价函数.

3.2 模型约束

3.2.1 设备开启时间约束

首先,第 n 批次缓冲槽开启时间与底流泵开启时间相同,即第 n 批次生产的开始时间

$$T_{s_{i,n}} = T_n, \quad \forall n, i = 1, 3. \quad (6)$$

第 n 批次压滤泵开启时间不得早于该批次开始时间且不得晚于下一批次开始时间,最后一批次压滤泵开启时间不得晚于当天工序结束时间,即

$$T_{s_{i,n}} \geq T_n, \quad \forall n, i = 2; \quad (7)$$

$$T_{s_{i,n}} \leq T_{n+1}, \quad \forall n < N, i = 2; \quad (8)$$

$$T_{s_{i,n}} \leq T_{\text{end}}, \quad n = N, i = 2. \quad (9)$$

在生产过程中,第 n 批次开始时间不允许晚于第 $n + 1$ 批次的开始时间,且任意批次的开启时间不允许晚于当天工序结束时间,即

$$T_n \geq T_{n-1}, \quad \forall n > 1; \quad (10)$$

$$T_n \leq T_{\text{end}}, \quad \forall n. \quad (11)$$

3.2.2 设备运行时间约束

每批次开始生产时需对底流泵及压滤泵的运行时间加以预测,运行时间预测模型如式(3)和(4)所示.在生产过程中,为保证设备安全运作,防止缓冲槽冒槽,第 n 批次底流泵和压滤泵的运行时间不允许超过各设备的最大运行时间 D_{\max} ,即

$$D_{i,n} \leq D_{\max_i} = \frac{V}{Q_i}, \forall n, i = 1, 2. \quad (12)$$

第 N 批次缓冲槽的运行时间为该批次压滤泵关闭时间与底流泵开启时间之差,即

$$D_{i,n} = T_{f_{i-1,n}} - T_{s_{i-2,n}}, i = 3, n = N. \quad (13)$$

在放矿压滤过程中缓冲槽不可停止运作,其关闭时间由当前生产情况决定,需对其加以判断.缓冲槽运行时间在约束过程中存在以下两种情况:

1) 若第 n 批次压滤泵关闭时间晚于第 $n+1$ 批次开始时间,则缓冲槽运行时间为第 $n+1$ 批次开始时间与第 n 批次开始时间之差;

2) 若第 n 批次压滤泵关闭时间早于第 $n+1$ 批次开始时间,则缓冲槽运行时间为第 n 批次压滤泵关闭时间与第 n 批次开始时间之差.

其约束方程为

$$D_{3,n} = (1 - W_{p_n})T_{f_{2,n}} + W_{p_n}T_{n+1} - T_n, \quad \forall n < N. \quad (14)$$

3.2.3 设备关闭时间约束

第 n 批次设备 i 的关闭时间为该设备开启时间与运行时间之和,有

$$T_{f_{i,n}} = T_{s_{i,n}} + D_{i,n}, \forall i, \forall n. \quad (15)$$

但是,为保证模型优化结果的正确性,需对生产过程中各设备的关闭时间增加如下边界条件:

$$T_{f_{i,n}} \leq T_{s_{i,n+1}}, \forall i, n < N; \quad (16)$$

$$T_{f_{i,n}} \geq T_{f_{i,n-1}} + D_{i,n}, \forall n > 1, \forall i; \quad (17)$$

$$T_{f_{i,n}} \leq T_{\text{end}}, \forall i, \forall n; \quad (18)$$

$$T_{f_{i,n}} \leq (1 - W_{p_n})T_{n+1} + W_{p_n}T_{\text{end}}, \quad \forall n < N, i = 2. \quad (19)$$

3.2.4 设备安全约束

在生产过程中,底流浓度过高会导致浓密机压耙,底流浓度过低会导致能耗成本增加、压滤效率降低、故障率升高等问题.为保证设备安全,任意时间浓密机底流浓度必须维持在安全范围内,即

$$C_{UF} \leq C_{UF\max}, \quad (20)$$

$$C_{UF} \geq C_{UF\min}. \quad (21)$$

3.3 阶梯电价处理方法

以电价变化时间为时间临界点 T_p ,将当天划分为 J 个时段,并将当天结束时间 T_{end} 存放于 T_p 的第 $J+1$ 个位置;引入二进制变量 vs 、 vf 判断设备的开启、结束时间是否位于第 j 个时段.从而根据不同的电价区间以及生产工艺,判断设备在各电价区间的运行时长及能耗成本,进而降低模型复杂度.

在对某时刻进行判断时,通过设置左右边界来确定该时刻的有效活动区间.第 n 批次设备 i 开启时间的右边界如下式所示:

$$T_{s_{i,n}} \leq T_{p_{j+1}}vs_{i,n,j} + (1 - vs_{i,n,j})T_{\text{end}}, \quad \forall i, n, j; \quad (22)$$

左边界如下列各式所示:

$$T_{s_{i,n}} \geq [vs_{i,n,j}T_{p_j} + (1 - vs_{i,n,j})T_{p_{j+1}}] \times \left(1 - \sum_{k=1}^{j-1} vs_{i,n,k}\right), \forall i, n, j > 1; \quad (23)$$

$$T_{s_{i,n}} \geq vs_{i,n,j}T_{p_j} + (1 - vs_{i,n,j})T_{p_{j+1}}, \quad \forall i, n, j = 1; \quad (24)$$

$$\sum_{k=1}^J vs_{i,n,k} = 1, \forall i, n. \quad (25)$$

以上为各设备开启时间的约束.对各设备关闭时间的约束如下列各式所示:

$$T_{f_{i,n}} \geq [vf_{i,n,j}T_{p_j} + (1 - vf_{i,n,j})T_{p_{j+1}}] \times \left(1 - \sum_{k=1}^{j-1} vf_{i,n,k}\right), \forall i, n, j > 1; \quad (26)$$

$$T_{f_{i,n}} \geq vf_{i,n,j}T_{p_j} + (1 - vf_{i,n,j})T_{p_{j+1}}, \quad \forall i, n, j = 1; \quad (27)$$

$$\sum_{k=1}^J vf_{i,n,k} = 1, \forall i, n. \quad (28)$$

其约束规则与开启时间相同.此时可得浓密脱水过程的混合整数非线性规划模型目标函数为

$$\min_{vs_{i,n,j}, vf_{i,n,j}} \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N \sum_{j=1}^J \left\{ \left(1 - \sum_{k=1}^{j-1} vf_{i,n,k}\right) (vf_{i,n,j}T_{f_{i,n}} + (1 - vf_{i,n,j})T_{p_{j+1}}) - \left(1 - \sum_{k=1}^{j-1} vs_{i,n,k}\right) \times (vs_{i,n,j}T_{s_{i,n}} + (1 - vs_{i,n,j})T_{p_{j+1}}) + T_{p_j} \sum_{k=1}^{j-1} vf_{i,n,k} - T_{p_j} \sum_{k=1}^{j-1} vs_{i,n,k} \right\} E_i \cdot P_j, \quad (29)$$

其约束为式(6)~(28).

3.4 模型线性化处理

由于目标函数、约束条件中存在双线性项,如 $vf_{i,n,j}Tf_{i,n}$ 、 $Wp_n Tf_{i,n}$ 等,导致原非线性规划问题成为非凸问题,难以在线求解且无法保证解的最优性。对此,可以通过凸松弛的方法将模型中的双线性项进行分解^[4],将模型线性化,进而将该过程问题转化为凸优化问题。

针对式(14)和(19)中存在的双线性问题,如 $Wp_n Tf_{2,n}$ 、 $Wp_n T_{n+1}$,引入辅助变量 $Z_n = Wp_n Tf_{2,n}$, $Y_n = Wp_n T_{n+1}$,并添加以下约束:

$$Z_n \geq Tf_{i,n} - T_{end}(1 - Wp_n), \forall n < N, i = 2; \quad (30)$$

$$Z_n \leq Tf_{i,n}, \forall n < N, i = 2; \quad (31)$$

$$Z_n \leq T_{end}Wp_n, \forall n < N; \quad (32)$$

$$Z_n \geq 0, \forall n < N; \quad (33)$$

$$Y_n \geq T_{n+1} - T_{end}(1 - Wp_n), \forall n < N; \quad (34)$$

$$Y_n \leq T_{n+1}, \forall n < N; \quad (35)$$

$$Y_n \leq T_{end}Wp_n, \forall n < N; \quad (36)$$

$$Y_n \geq 0, \forall n < N. \quad (37)$$

引入辅助变量后,式(14)和(19)分别转换为

$$D_{i,n} = Tf_{i-1,n} - Z_n + Y_n - T_n, \forall n < N, i = 3; \quad (38)$$

$$Tf_{i,n} \leq T_{n+1} - Y_n + Wp_n T_{end}, \forall n < N, i = 2. \quad (39)$$

为处理式(23)中的双线性问题,引入辅助变量 Ω_s 、 ϕ_s ,并增加以下约束:

$$\phi_s_{i,n,j-1} = \sum_{k=1}^{j-1} vs_{i,n,k}, \forall i, n, j > 1; \quad (40)$$

$$\Omega_s_{i,n,j-1} = vs_{i,n,j} \phi_s_{i,n,j-1}, \forall i, n, j > 1; \quad (41)$$

$$\Omega_s_{i,n,j-1} \leq vs_{i,n,j}, \forall i, n, j > 1; \quad (42)$$

$$\Omega_s_{i,n,j-1} \leq \phi_s_{i,n,j-1}, \forall i, n, j > 1; \quad (43)$$

$$\Omega_s_{i,n,j-1} \geq vs_{i,n,j} + \phi_s_{i,n,j-1} - 1, \forall i, n, j > 1; \quad (44)$$

$$\Omega_s_{i,n,j-1} \in \{0, 1\}, \forall i, n, j > 1; \quad (45)$$

$$vs_{i,n,j}, \phi_s_{i,n,j} \in \{0, 1\}, \forall i, n, j. \quad (46)$$

引入辅助变量后,式(23)转换为

$$Ts_{i,n} \geq Tp_{j+1}(1 - \phi_s_{i,n,j-1}) + (1 - \phi_s_{i,n,j-1}) + (Tp_j - Tp_{j+1})\Omega_s_{i,n,j-1}, \forall i, n, j > 1; \quad (47)$$

式(26)线性化方法与式(23)相同,转换后如下式所示:

$$Tf_{i,n} \geq Tp_{j+1}(1 - \phi_{f_{i,n,j-1}}) + (1 - \phi_{f_{i,n,j-1}}) +$$

$$(Tp_j - Tp_{j+1})\Omega_{f_{i,n,j-1}}, \forall i, n, j > 1. \quad (48)$$

约束条件中存在的双线性问题解决后,目标函数转化为

$$\min_{\substack{s_{i,n,j}, Ts_{i,n}, \\ f_{i,n,j}, Tf_{i,n}}} \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N \sum_{j=1}^J \{E_i P_j [vs_{i,n,j}(Tp_{j+1} - Ts_{i,n}) + vf_{i,n,j}(Tf_{i,n} - Tp_j) - vs_{i,n,j}vf_{i,n,j}(Tp_{j+1} - Tp_j)]\}. \quad (49)$$

为处理目标函数中的双线性问题,如 $vs_{i,n,j}Ts_{i,n}$ 、 $vf_{i,n,j}Tf_{i,n}$ 和 $vs_{i,n,j}vf_{i,n,j}$,引入辅助变量 $\delta_{i,n,j} = vs_{i,n,j}Ts_{i,n}$, $\varphi_{i,n,j} = vf_{i,n,j}Tf_{i,n}$, $\psi_{i,n,j} = vs_{i,n,j}vf_{i,n,j}$,并相应增加约束条件,进而将式(49)转化为

$$\min_{\substack{vs_{i,n,j}, \delta_{i,n,j}, \\ \varphi_{i,n,j}, \psi_{i,n,j}}} \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N \sum_{j=1}^J \{[vs_{i,n,j}Tp_{j+1} - \delta_{i,n,j} + \varphi_{i,n,j} - vf_{i,n,j}Tp_j - \psi_{i,n,j}(Tp_{j+1} - Tp_j)]E_i P_j\}. \quad (50)$$

本文通过采用凸松弛的方法将非线性优化模型等价转化为线性规划问题。最终得到了浓密脱水过程的协调优化模型,目标函数如式(50)所示,条件约束包括:设备开启时间约束(式(6)~(11))、设备运行时间约束(式(3)、(4)及(12)~(14))、设备关闭时间约束(式(15)~(19))、设备安全约束(式(20)和(21))、阶梯电价处理约束(式(22)~(28))、线性化处理约束(式(30)~(48))。由于所构造模型的目标函数和约束均为线性函数且包含二进制变量,该协调优化模型为混合整数线性规划模型。

4 工业应用

4.1 模型预测结果

为验证关键变量预测模型的有效性,将预测数据与工厂实际运行数据进行对比。底流浓度预测效

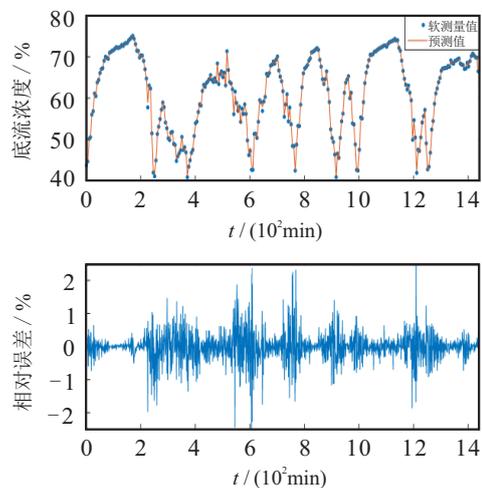


图2 底流浓度预测效果

果如图2所示,预测值与实际采样值的相对误差低于2.5%;底流泵和压滤泵运行时间模型预测效果如图3所示,预测值与真实值的相对误差低于5%,预测模型性能良好,能够满足实际生产需求。

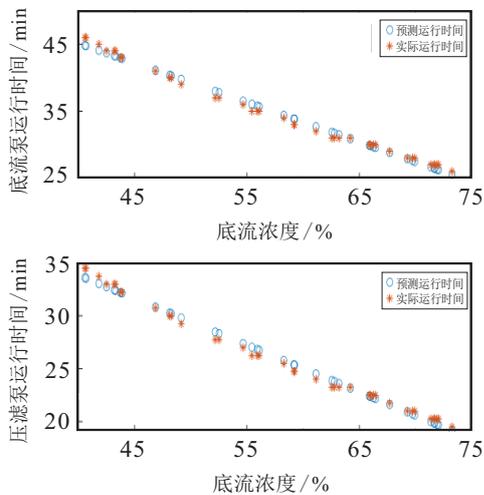


图3 底流泵与压滤泵运行时间预测效果

4.2 求解策略

本文将浓密脱水过程的协调优化模型转化为混合整数线性规划模型,该模型包含294个连续变量、3801个二进制变量和10746个约束。混合整数线性规划是建立优化问题的经典模型,目前已提出了许多方法和工具来解决此类模型,对于小规模规划问题可以通过CPLEX求解器进行求解^[15]。因此,本文基于Matlab平台,通过YALMIP建模、CPLEX求解的方式对所提出的模型进行求解。

4.3 优化结果分析

浓密脱水过程每日计划生产21批次,每日浓密机平均入料量约为420t。因实际生产过程以天为生产周期,故将优化模型的计划时长设定为24h。图4为优化后的设备运行方案,图中每个颜色块表示当前设备处于运行状态,同一批次各设备颜色相同,其中底流浓度设定范围为50%~75%。如图4所示:在位置①处电价较低,控制系统会在保证底流浓度达标的情况下连续放矿压滤,从而保证在电价升高时有更多的

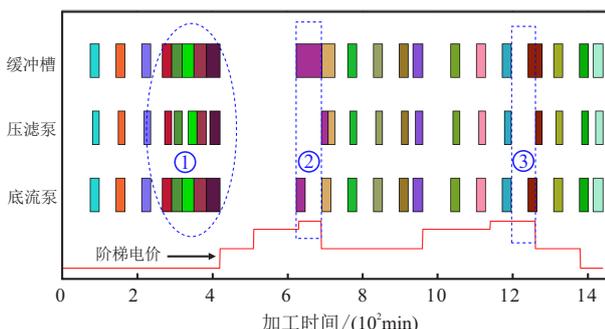


图4 以能耗最小化为目标的最优生产方案甘特图

时间积累矿量,不至于很快达到底流浓度上限,起到了良好的用电负荷转移功能;由于压滤泵功率高、能耗大,在位置②、③处当前批次的压滤过程会被安排到电价降低时执行,从而有效降低能耗经济指标,使优化后的设备运行方案达到预期效果。

在文献[10]中,为便于模型建立,规定压滤泵在底流泵开启15min后开启,两设备开启时间相互耦合,因此,其求解的生产方案必然存在一定的保守性,即由于一些强约束(压滤泵固定在底流泵开启15min后开启)的影响导致优化方案过于保守。本文通过将两设备作为独立个体,使得各设备在安全范围内可自行调节。由图4可以看出,底流泵与压滤泵启停时间并无依赖关系,各设备启停时间的可协调性大大增加,从而能够进一步得到能耗成本更低的生产方案。

4.4 现场应用

利用该方法开发的浓密脱水协调优化系统,已应用于我国某选矿厂的浓密脱水过程。应用前后浓密脱水工序的生产条件接近,未进行其他设备和工艺改造。表1对比了应用前后平均每月的生产运行数据,可见应用后,平均放矿底流浓度提高了13.5%,能耗经济指标降低了46.8%。由于工厂实际生产时缓冲槽24h运作,如果仅考虑底流泵与压滤泵的能耗经济指标,则所开发的协调优化系统仍能降低29%的能耗经济指标,表明该系统具有良好的应用价值。

表1 协调优化应用前后生产指标对比

生产指标	优化前	优化后	对比
平均放矿底流浓度/%	62.9	71.4	提高13.5%
每月能耗经济指标/元	36972	19668	降低46.8%
每月底流泵与压滤泵 能耗经济指标/元	20454	14535	降低29%

为说明本文将非线性模型转化为混合整数线性规划模型的必要性与有效性,选取粒子群算法对本文构建的非线性模型(即式(29))进行多次求解,并与线性模型求解结果进行对比分析(其中粒子群算法最大迭代次数 $N_{PSO} = 200$,终止条件 $e_{PSO} = 10^{-1}$,粒子群规模为20,实验次数为50次),对比结果如表2所示。可以看出,使用粒子群优化方法也可以求得全局最优解,但需要经过大量调参,该方法在粒子迭代过程中存在随机性,在相同参数下多次求解其解不唯一,且无法直接判断所求得解是否全局最优;而本文将浓密脱水过程的优化模型转换为混合整数线性规划模型后可求得解析解,且本文方法的求解速度明显快于粒子群优化算法。

表2 本文方法与粒子群算法效果对比

方法	平均运算 时间/s	最优 值/元	平均 值/元	最差 值/元
本文方法	10.3	19 668	19 668	19 668
粒子群算法	573.7	19 668	21 015	22 139

5 结论

本文以某选矿厂浓密脱水过程的历史数据为基础,建立了浓密脱水过程的关键变量预测模型,并以能耗最小化为目标,构建了浓密脱水过程的协调优化模型,用于规划各批次放矿压滤时间.在优化模型中通过将各个设备进行解耦,降低了优化结果的保守性.并通过对阶梯电价及优化模型的线性化处理,将上述优化模型转化为混合整数线性规划模型,加快了模型的求解速度并能够在理论上保证解的最优性.基于该方法开发的浓密脱水协调优化系统已在某选矿厂得到了实际应用,应用后该过程能耗经济指标大幅降低.然而,本文基于历史数据建立的关键变量的预测模型,虽然预测精度可以满足实际生产需求,但仍需要承认的是模型失配必然会导致预测性能下降,因此,如何解决模型不确定性所带来的影响将是下一阶段的研究目标.

参考文献(References)

- [1] Ren H, Ren Z N. Research on the coordination of stage lamps of cultural complex based on particle swarm optimization[C]. 2020 International Conference on Culture-oriented Science & Technology. Beijing, 2020: 423-428.
- [2] Diaz P, Salas J C, Cipriano A, et al. Random forest model predictive control for paste thickening[J]. Minerals Engineering, 2021, 163: 106760.
- [3] Chai T Y, Jia Y, Li H B, et al. An intelligent switching control for a mixed separation thickener process[J]. Control Engineering Practice, 2016, 57: 61-71.
- [4] Yuan Z L, He R Z, Yao C, et al. Online reinforcement learning control algorithm for concentration of thickener underflow[J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(7): 15581571.
- [5] Núñez F, Langarica S, Díaz P, et al. Neural network-based model predictive control of a paste thickener over an industrial Internet platform[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(4): 2859-2867.
- [6] Kholisa B, Fester V G, Haldenwang R. Prediction of filtrate suspended solids and solids capture based on operating parameters for belt filter press[J]. Chemical Engineering Research and Design, 2018, 134: 268-276.
- [7] Stickland A D, Skinner S J, Cavalida R G, et al. Optimisation of filter design and operation for wastewater treatment sludge[J]. Separation and Purification Technology, 2018, 198: 31-37.
- [8] Gálvez E D, Cruz R, Robles P A, et al. Optimization of dewatering systems for mineral processing[J]. Minerals Engineering, 2014, 63: 110-117.
- [9] Jia R D, Zhang B, He D K, et al. Data-driven-based self-healing control of abnormal feeding conditions in thickening-dewatering process[J]. Minerals Engineering, 2020, 146: 106141.
- [10] 张华鲁, 王福利, 何大阔, 等. 基于数据驱动的浓密-压滤过程协调优化控制[J]. 控制与决策, 2021, 36(5): 1095-1100.
(Zhang H L, Wang F L, He D K, et al. Data driven coordinated optimization control of thickening-filter process[J]. Control and Decision, 2021, 36(5): 1095-1100.)
- [11] Kang Y, Hu X M, Deng C L. Determining thickener underflow concentration and unit area[J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 1996(3): 29-35.
- [12] Facco P, Doplicher F, Bezzo F, et al. Moving average PLS soft sensor for online product quality estimation in an industrial batch polymerization process[J]. Journal of Process Control, 2009, 19(3): 520-529.
- [13] Liu Y Q, Pan Y P, Huang D P. Development of a novel adaptive soft-sensor using variational Bayesian PLS with accounting for online identification of key variables[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2015, 54(1): 338-350.
- [14] Wittmann-Hohlbein M, Pistikopoulos E N. Approximate solution of mp-MILP problems using piecewise affine relaxation of bilinear terms[J]. Computers & Chemical Engineering, 2014, 61: 136-155.
- [15] Kia R, Shahnazari-Shahrezaei P, Zabihi S. Solving a multi-objective mathematical model for a multi-skilled project scheduling problem by CPLEX solver[C]. 2016 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management. Bali, 2016: 1220-1224.

作者简介

贾润达(1981—),男,副教授,博士生导师,从事机器学习、工业人工智能等研究, E-mail: jiarunda@ise.neu.edu.cn;
李志奇(1998—),男,硕士生,从事复杂工业过程建模、控制优化等研究, E-mail: 2070697@stu.neu.edu.cn;
张树磊(1998—),男,博士生,从事复杂工业过程控制、工业人工智能等研究, E-mail: 820203793@qq.com;
何大阔(1975—),男,教授,博士生导师,从事复杂工业生产全流程智能建模与优化控制等研究, E-mail: hedakuo@ise.neu.edu.cn;
李康(1984—),男,博士生,从事复杂工业过程控制、工业人工智能等研究, E-mail: likang@bgrimm.com;
王福利(1957—),男,教授,博士生导师,从事复杂工业过程的建模、控制与优化、过程检测与故障诊断等研究, E-mail: flwang@mail.neu.edu.cn.