

多能流系统合作协同的不确定多目标决策

翟延伟, 吕政[†], 赵珺, 王伟

(大连理工大学 控制科学与工程学院; 工业装备智能控制与优化教育部重点实验室, 辽宁 大连 116024)

摘要: 多能流工业生产过程具有多目标、强耦合、时变、不确定性等特点, 针对此类系统的平衡调度问题, 本文提出一种基于合作协同优化的不确定多目标决策方法. 以钢铁企业副产煤气系统为例, 针对系统未来状态的不确定性, 本文在优化决策的过程中结合卡尔曼滤波方法和贝叶斯定理, 提出一种考虑条件预期的不确定决策模型. 该模型能够同时分析当前目标和预期目标, 从而消除未来状态不确定性带来的影响. 针对副产煤气系统多能流强耦合的特点, 本文在优化决策过程中综合考虑单能流系统特性以及多能流系统的协同关系, 基于图模型原理提出基于双向权重的协同进化方法, 从“总体”-“局部”相结合的角度给出最优的决策策略. 通过实际钢铁企业数据的仿真实验表明, 该方法能够充分考虑未来的不确定性, 同时兼顾单能流系统性能和多能流耦合关系, 给出合理的调度决策方案. 该方法可用于具有多目标、强耦合以及不确定性的复杂多能流系统, 为其调度决策问题提供支持.

关键词: 多能流系统; 不确定性; 多目标优化; 合作协同进化; 决策制定; 平衡控制

引用格式: 翟延伟, 吕政, 赵珺, 等. 多能流系统合作协同的不确定多目标决策. 控制理论与应用, 2020, 37(6): 1326 – 1334

DOI: 10.7641/CTA.2019.90277

Cooperative co-evolutionary-based uncertain multi-objective decision making for multi-energy flow systems

ZHAI Yan-wei, LÜ Zheng[†], ZHAO Jun, WANG Wei

(Key Laboratory of Intelligent Control and Optimization for Industrial Equipment (Ministry of Education);
School of Control Science and Engineering, Dalian University of Technology, Dalian Liaoning 116024, China)

Abstract: Aiming at the balance scheduling problem of the multi-energy industrial production system, which has the characteristics like multi-objective, strong coupling, time-varying, uncertainty, etc., a cooperative co-evolutionary-based uncertain multi-objective decision making method is proposed. Take the byproduct gas system of iron and steel enterprises for example, considering the uncertainty of the future state, the optimal scheduling decision making strategy is given under the consideration of the maximal objective and the expected one based on the anticipate flexible multi-objective decision making method by incorporating the Kalman filtering method and Bayes theorem into the optimizing process, which eliminates the influence of the uncertainty in the future. Besides, in order to solve the strong coupling problem among multi-energy flow when making the optimal scheduling strategy, comprehensive considering the characteristics of the single energy flow system and the cooperative relationship of the multi-energy flow system in the decision-making optimization process, a bi-directional weight based cooperative co-evolutionary method which combines with the graph model principle is proposed to make the decision strategy from the “global” – “local” coordinated angle. The simulation experimental results by using the industrial data demonstrated that the proposed method could give the optimal scheduling decision making strategy with fully considering the future uncertainty, the single energy flow property and strong coupling characteristic among the multi-energy flow. Thus, the proposed method could be used to provide support for the scheduling decision making problem of the complex systems with multiple targets, strong coupling and uncertainty.

Key words: multi-energy flow systems; uncertain; multi-objective optimization; cooperative co-evolutionary; decision making; balance control

Citation: ZHAI Yanwei, LÜ Zheng, ZHAO Jun, et al. Cooperative co-evolutionary-based uncertain multi-objective decision making for multi-energy flow systems. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(6): 1326 – 1334

收稿日期: 2019-04-22; 录用日期: 2019-10-21.

[†]通信作者. E-mail: lvzheng@dlut.edu.cn.

本文责任编辑: 薛安克.

国家重点研发计划项目(2017YFA0700300), 国家自然科学基金项目(61703070, 61833003, 61533005, U1908218), 中国博士后科学基金项目(2017M621133)资助.

Supported by the National Key Research and Development Program of China (2017YFA0700300), the National Natural Sciences Foundation of China (61703070, 61833003, 61533005, U1908218) and the Postdoctoral Science Foundation of China (2017M621133).

1 引言

对于复杂的钢铁工业生产过程,其所涉及的能源介质种类繁多,而能源的有效合理的利用直接影响到企业的能耗标准和产出成本^[1-2].由于各种能源的产生量和消耗量均存在一定的浮动性,特别是各级用户的煤气使用量与自身实际生产状况密切相关,随机性强,极易造成煤气系统的不平衡^[3-4].因此,研究多种能源介质的平衡调度,对于降低生产成本、实现节能减排具有重要意义^[5-6].

针对煤气能源调度决策的研究主要包括基于预测控制理论和基于调度理论两种.文献[7]采用基于一种新的数据驱动非线性状态空间建模方法,将混合建模与控制技术相结合,对多变量最重要品质(most essential quality, MIQ)指标进行预测和控制.考虑工业数据的高噪声和缺失问题,文献[8]中提出一种模糊子集融合与规则约简方法,简化了规则的结构,提高了模糊模型的泛化能力,有效减小了高炉煤气(blast furnace gas, BFG)系统柜位的预测误差,为系统平衡调度提供可靠支持.文献[9]中建立了Hodrick Prescott-Elman-最小二乘支持向量机(hodrick Prescott-Elman-least square support vector machine, HP-ELMAN-LSSVM)预测模型,并根据自备电厂能源利用的特点,建立拟合模型求解自备电厂锅炉的经济运行负荷,在此基础上对供入自备电厂的煤气进行优化调度.然而,上述研究工作将煤气能源相关因素的预测作为研究重点,没有充分考虑最优化决策方面的问题.文献[10]通过将能量守恒和流量平衡两模型进行耦合,提出了一种以自备电厂发电量最大、煤电系统运行成本最小为优化目标的发电综合优化调度模型.文献[11]中提出了一种基于混合整数线性规划的煤气优化调度模型,有效提高了副产煤气能源利用率,并维持煤气系统的平稳运行.然而,这些方法均针对单种能源进行调度,在子系统内进行少数设备的联合优化,没有综合考虑多种能源的联合调度.文献[12]提出了一种利用区域供热网络实现热电联产热电相互作用的多能源调度模型,有效提高了多能源系统的灵活性和经济性.针对包含热电联产和热能储存的建筑能源管理问题,文献[13]以总运营成本和二氧化碳排放总量最小为目标,提出了一个多目标优化框架,分析了初始状态变化对目标的影响,给出多个最优的解决方案供操作人员抉择.但是,已有的模型往往忽略了系统未来状态的不确定性,所得到的当前最优调度解集在未来不一定最优.此外,没有充分考虑多种能源的协同优化.

本文针对工业生产系统具有时变、未来不确定性、强非线性和强耦合的特点,提出了合作协同进化的多能流系统不确定多目标决策方法.利用卡尔曼滤波方法和贝叶斯定理将未来调度解集的转移考虑到目标函数中,从最大化当前目标和预期目标的角度给

出最优的调度决策策略,能够有效的消除未来状态不确定性带来的影响;同时在优化决策的过程中综合考虑单能流系统特性以及多能流系统强耦合关系,利用基于图模型和双向权重的协同进化方法,从“总体”-“局部”相结合的角度给出最优的决策策略.最后,通过实际钢铁企业副产煤气系统数据进行仿真验证,结果表明本文所提方法能够在考虑未来不确定性的基础上,兼顾单能流系统和多能流强耦合关系,给出最优化调度决策,为能源优化利用提供支持.

2 问题描述

多能流系统由多类异质能流组成,能流之间相互转换和作用,从而耦合形成更加复杂的大系统.随着耦合的不断增强,耦合带来的系统特性变化越来越明显,也越来越复杂.多能流系统控制需要兼顾各个能流系统运行的安全、平稳、经济等目标,是一个多目标控制问题.此外,在系统运行中,系统时刻处于变化的状态,未来的状态以及决策的执行对未来状态的影响都具有不确定性.

以钢铁企业副产煤气系统为例,如图1所示,该系统为典型的多能流系统.其中:BFG系统的发生量会随着热风炉的换炉操作存在较大的波动;转炉煤气(linz donawiz converter gas, LDG)系统的发生量是间歇性的,其发生量不连续,存在不确定性和波动性;焦炉煤气(coke oven gas, COG)系统发生量较平稳,热值最高,其合理利用情况影响着整个系统副产煤气的利用效率.此外,煤气系统的消耗用户包括生产用户、可调节用户、联合调节用户、缓冲用户、转换用户,各个消耗用户使用煤气的流量也随着工况发生变化.同时,煤气系统输配管网遍布全厂,管网线路复杂,煤气传输过程存在着多用途、强耦合、高延迟的特点,人工调整难以达到最优化的资源利用.

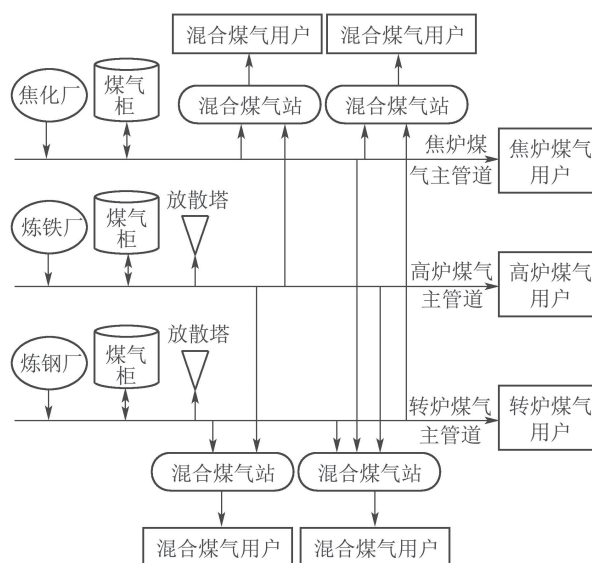


图1 副产煤气系统结构图

Fig. 1 Topological diagram of by-product gas system

3 多能流系统不确定多目标调度决策

3.1 多目标优化方法

多目标优化问题是指通过一定的优化算法获得两个或两个以上目标函数的最优化解. 多目标优化的解通常是一组均衡解. 其数学形式可以描述如下:

$$\begin{aligned} \max \mathbf{b} &= F(\mathbf{a}) = [f_1(\mathbf{a}) \ f_2(\mathbf{a}) \ \cdots \ f_n(\mathbf{a})], \\ \text{s.t. } r_i(\mathbf{a}) &\leq 0, \ i = 1, 2, \dots, m, \\ s_j(\mathbf{a}) &= 0, \ j = 1, 2, \dots, k, \\ \mathbf{a} &= [a_1 \ a_2 \ \cdots \ a_d \ \cdots \ a_D], \\ a_{d.\min} &\leq a_d \leq a_{d.\max}, \ d = 1, 2, \dots, D, \end{aligned} \quad (1)$$

其中: $n = 1, 2, \dots, N$, \mathbf{a} 为 D 维决策向量, \mathbf{b} 为目标向量, N 为优化目标总数; $r_i(\mathbf{a}) \leq 0$ 为第 i 个不等式约束, $s_j(\mathbf{a}) = 0$ 为第 j 个等式约束, $f_n(\mathbf{a})$ 为第 n 个目标函数, $r_i(\mathbf{a}) \leq 0$ 和 $s_j(\mathbf{a}) = 0$ 确定了解的可行域, $a_{d.\min}$ 和 $a_{d.\max}$ 为每维向量搜索的上下限. 多目标优化求解中由于很难同时获得多个目标的最优, 目标之间无法调和的, 因此最优解一般都是一个集合.

3.2 基于条件预期的多目标优化

由于工业生产过程复杂, 其多能流系统具有很强的时变性. 本文提出了一种基于条件预期的多目标优化方法, 通过获取预测知识能够有效提高多目标优化算法在动态环境下的性能. 该方法使决策时能够考虑到更多不同的可接受选择范围内的未来选项集, 通过推迟决策以支持未来的选择自由, 减轻了在不确定性下做出偏好决策的困境. 本文将预测知识和当前系统状态的观测值相结合, 从帕累托解集中评估未来期望值 S , 以 $\lambda_h S$ 表示在实施帕累托解后的预期结果. 时变非线性系统可表示为

$$p(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = p(\mathbf{x}_1)p(\mathbf{y}_1|\mathbf{x}_1) \prod_{t=2}^H p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})p(\mathbf{y}_t|\mathbf{x}_t), \quad (2)$$

$$\mathbf{x}_0 \sim \mathcal{N}(m_{\mathbf{x}_0}, C_{\mathbf{x}_0}), \quad (3)$$

$$\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1} \sim \mathcal{N}(g(m_{\mathbf{x}_{t-1}}), C_{\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1}}), \quad (4)$$

$$\mathbf{y}_t|\mathbf{x}_t \sim \mathcal{N}(h(m_{\mathbf{x}_t}), \Gamma_{\mathbf{y}_t|\mathbf{x}_t}), \quad (5)$$

其中: $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_H\}^T \subset \mathbb{R}^n$ 表示状态矢量集合; $\mathbf{Y} = \{\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_H\}^T \subset \mathbb{R}^l$ 表示观测矢量集合; $g(\cdot)$ 和 $h(\cdot)$ 分别表示非线性状态转移函数和非线性状态观测函数; $C_{\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1}}$ 和 $\Gamma_{\mathbf{y}_t|\mathbf{x}_t}$ 是协方差矩阵, 分别表示状态矢量和观测矢量的不确定性.

基于贝叶斯定理的卡尔曼滤波方程中的条件概率表达式为 $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{y}_t)$ 和 $p(\mathbf{x}_{t+1}, \mathbf{x}_t|\mathbf{y}_t)$, 相当于在时刻 t 时的后验概率更新, 下一个时刻的状态可由非线性状态转移函数 $g(\cdot)$ 求出. 利用卡尔曼滤波对目标向量 $\mathbf{z}_{t+1}|\mathbf{z}_t \sim \mathcal{N}(h(m_{\mathbf{z}_t}), \Gamma_{\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_{t-1}})$ 进行预测, 然后将预测结果与当前状态相结合进而得到综合结果 $\mathbf{z}'_t \sim \mathcal{N}(m_{\mathbf{z}'_t}, C_{\mathbf{z}'_t})$.

在本文中, 基于条件预期的多目标优化问题可表

示为

$$\begin{aligned} \max_{\substack{\mathbf{U}_t \in \Omega_t, \\ |\mathbf{U}_t| \leq N}} E\{S[\{\mathbf{z}_{t,i}\}_{i=1}^{|\mathbf{U}_t|}] + \sum_{h=t+1}^{H-1} \sum_{i=1}^{|\mathbf{U}_t|} \lambda_h S[\{\mathbf{z}_{h,k}^*|\mathbf{u}_{t,i}\}_{k=1}^{|\mathbf{U}_h^*|}]\}, \\ \text{s.t. } \mathbf{x}_{t+1} &= g(\mathbf{x}_t, \mathbf{u}_t^*, \xi_t), \\ \forall t, \mathbf{u}_{ti} &\not\sim \mathbf{u}_{tj} \wedge \mathbf{u}_{tj} \not\sim \mathbf{u}_{ti} (j \neq i), \\ \mathbf{u}_t &\in \Omega_t, \end{aligned} \quad (6)$$

其中: $\mathbf{z}_{t,i} = F(\mathbf{x}_t, \mathbf{u}_{t,i}, \xi_t)$ 是 $\mathbf{u}_{t,i} \in \mathbf{U}_t$ 的目标向量; $\mathbf{z}_{h,k}^*|\mathbf{u}_{t,k}$ 表示帕累托最优 \mathbf{u}_h^* ($h > t$) 中 $\mathbf{u}_{t,i} \in \mathbf{U}_t$ 被采纳得到的目标向量, 例如 $\mathbf{z}_{h,k}^*|\mathbf{u}_{t,i} = F(\mathbf{x}_h|\mathbf{u}_{t,i}^*, \xi_h)$. 考虑未来状态的不确定性, 对每个初始解, 在优化的过程中根据非线性状态转移函数 $g(\cdot)$ 求得下一个时刻的状态 \mathbf{x}_{t+1} , 并利用了卡尔曼滤波对目标向量 $\mathbf{z}_{t+1}|\mathbf{z}_t \sim \mathcal{N}(h(m_{\mathbf{z}_t}), \Gamma_{\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_{t-1}})$ 进行预测. 结合当前状态 \mathbf{x}_t 下目标向量 \mathbf{z}_t , 计算目标向量 $\mathbf{z}'_t \sim \mathcal{N}(m_{\mathbf{z}'_t}, C_{\mathbf{z}'_t})$. 基于非支配分层排序^[4]挑选解进入下一代, 最终找出使期望累积 $\sum_{h=t+1}^{H-1} \lambda_h S[\{\mathbf{z}_{h,k}^*|\mathbf{u}_t\}_{k=1}^{|\mathbf{U}_h^*|}]$ 随着时间推移最大时的解:

$$\mathbf{u}_t^* = \operatorname{argmax}_{\mathbf{u}_t \in \mathbf{U}_t^*} E\left\{ \sum_{h=t+1}^{H-1} \lambda_h S[\{\mathbf{z}_{h,k}^*|\mathbf{u}_t\}_{k=1}^{|\mathbf{U}_h^*|}] \right\}. \quad (7)$$

由于帕累托解是在将未来的预测融入到现在的情况下求得的, $\mathbf{z}_{t+1}|\mathbf{z}_t$ 的总方差总是大于 \mathbf{z}_t 的总方差, 预测的时间越长 $\mathbf{z}_h|\mathbf{z}_t$, $h > t + 1$, 不确定性就越大, 因此将潜在的不确定性表达为 λ_h , 具体更新过程为

$$m_{\mathbf{z}'_t} = m_{\mathbf{z}_t} + \lambda_{t+1}(m_{\mathbf{z}_{t+1}|\mathbf{z}_t} - m_{\mathbf{z}_t}), \quad (8)$$

$$C_{\mathbf{z}'_t} = C_{\mathbf{z}_t} + \lambda_{t+1}(C_{\mathbf{z}_{t+1}|\mathbf{z}_t} - C_{\mathbf{z}_t}), \quad (9)$$

$$\lambda_{t+1} = 1 - H(\alpha_{t+1}), \quad (10)$$

$$\alpha_{t+1} = \Pr\{\mathbf{z}_{t+1}|\mathbf{z}_t \not\sim \mathbf{z}_t\}, \quad (11)$$

其中: H 是具有特性 $H(0) = H(1) = 1$, $H(\frac{1}{2}) = 1$ 的任意类熵函数; α_{t+1} 表示在帕累托意义上 $\mathbf{z}_{i(t+1)}|\mathbf{z}_{it}$ 和 \mathbf{z}_{it} 之间不相关的概率.

3.3 基于合作协同进化的多能流调度决策

在副产煤气系统中, 焦炉煤气、转炉煤气和高炉煤气存在耦合关系, 相互影响. 此外, 由于系统结构复杂, 求解整个系统的多目标决策模型耗时很长, 效率低下. 因此, 本文基于合作协同优化的思想, 对焦炉煤气系统、转炉煤气系统和高炉煤气系统分别建立相应的多目标决策模型, 并在各个煤气系统决策方案的基础上, 从系统整体能源利用的角度进行优化调整. 最后, 将优化结果反馈到各个煤气系统中适应性调整后实施, 充分发挥多能流协同的作用, 避免耦合带来的不利影响. 此外, 在求解单个煤气系统的多目标决策模型时, 采用并行运行的方式提高求解效率.

在副产煤气系统中, 焦炉煤气热值最高, 需要保证其稳定使用, 同时不对其进行分散. 因此, 设定焦炉煤

气系统目标决策函数为

$$\max F_{\text{cog}} = ((-f^{\text{c.counter}}), (-f^{\text{c.rate}}), (-f^{\text{c.adjust}}), (-f^{\text{c.ele}})), \quad (12)$$

其中: $f^{\text{c.counter}}$ 表示焦炉煤气柜位超出安全限, $f^{\text{c.rate}}$ 表示焦炉煤气柜位波动率, $f^{\text{c.adjust}}$ 表示焦炉煤气调整量, $f^{\text{c.ele}}$ 表示焦炉煤气电厂使用总量. 转炉煤气的回收不连续, 需要通过煤气柜送入管网, 由于煤气消耗量连续不断, 因此系统的产消差波动很大, 需要在保证系统平衡稳定基础上充分回收利用转炉煤气. 转炉煤气系统目标决策函数为

$$\max F_{\text{ldg}} = ((-f^{\text{l.counter}}), (-f^{\text{l.fullnum}}), (-f^{\text{l.adjnumhot}}), (-f^{\text{l.trans}})), \quad (13)$$

其中: $f^{\text{l.counter}}$ 表示转炉煤气柜位超出了安全限, $f^{\text{l.fullnum}}$ 表示转炉煤气柜满柜次数, $f^{\text{l.adjnumhot}}$ 表示转炉煤气热轧调整次数, $f^{\text{l.trans}}$ 表示高炉煤气和焦炉煤气混合转换为转炉煤气的量. 高炉煤气系统发生量很大, 并且经常发生波动, 尤其在休、减风情况时, 发生量将大幅减少. 因此, 需要在保证系统安全基础上稳定其消耗量, 其目标决策函数为

$$\max F_{\text{bfg}} = ((-f^{\text{b.counter}}), (-f^{\text{b.diffuse}}), (-f^{\text{b.adjnumele}})), \quad (14)$$

其中: $f^{\text{b.counter}}$ 表示高炉煤气柜位超出了安全限, $f^{\text{b.diffuse}}$ 表示高炉煤气放散量, $f^{\text{b.adjnumele}}$ 表示高炉煤气电厂调整次数.

考虑到不同系统间相互影响, 并从副产煤气系统整体能源利用的角度, 建立系统整体多目标决策函数:

$$\max F_{\text{bpg}} = ((-f^{\text{outsource}}), (-f^{\text{adjnumblr}}), F_{\text{cog}}, F_{\text{ldg}}, F_{\text{bfg}}), \quad (15)$$

其中: $f^{\text{outsource}}$ 表示外购能源, 比如煤、石油、天然气等替代副产煤气的能源使用量; $f^{\text{adjnumblr}}$ 表示低压锅炉调整次数.

同时, 将全局寻优引入到各个能源系统的优化过程中, 各个能源系统的目标决策函数(式(12)–(14))更改为

$$\max F_{\text{cog}} = ((-f^{\text{c.counter}}), (-f^{\text{c.rate}}), (-f^{\text{c.adjust}}), (-f^{\text{c.ele}}), F_{\text{bpg}}), \quad (16)$$

$$\max F_{\text{ldg}} = ((-f^{\text{l.counter}}), (-f^{\text{l.fullnum}}), (-f^{\text{l.adjnumhot}}), (-f^{\text{l.trans}}), F_{\text{bpg}}), \quad (17)$$

$$\max F_{\text{bfg}} = ((-f^{\text{b.counter}}), (-f^{\text{b.diffuse}}), (-f^{\text{b.adjnumele}}), F_{\text{bpg}}). \quad (18)$$

为了准确描述副产煤气系统中各个煤气系统之间的相互联系, 本文基于图模型原理, 将各个煤气系统看作图中的一个点, 将系统之间的关系看作边, 采用双向权值的方式描述系统之间的关系. 因此, 基于合

同协作进化的副产煤气系统优化决策如图2所示.

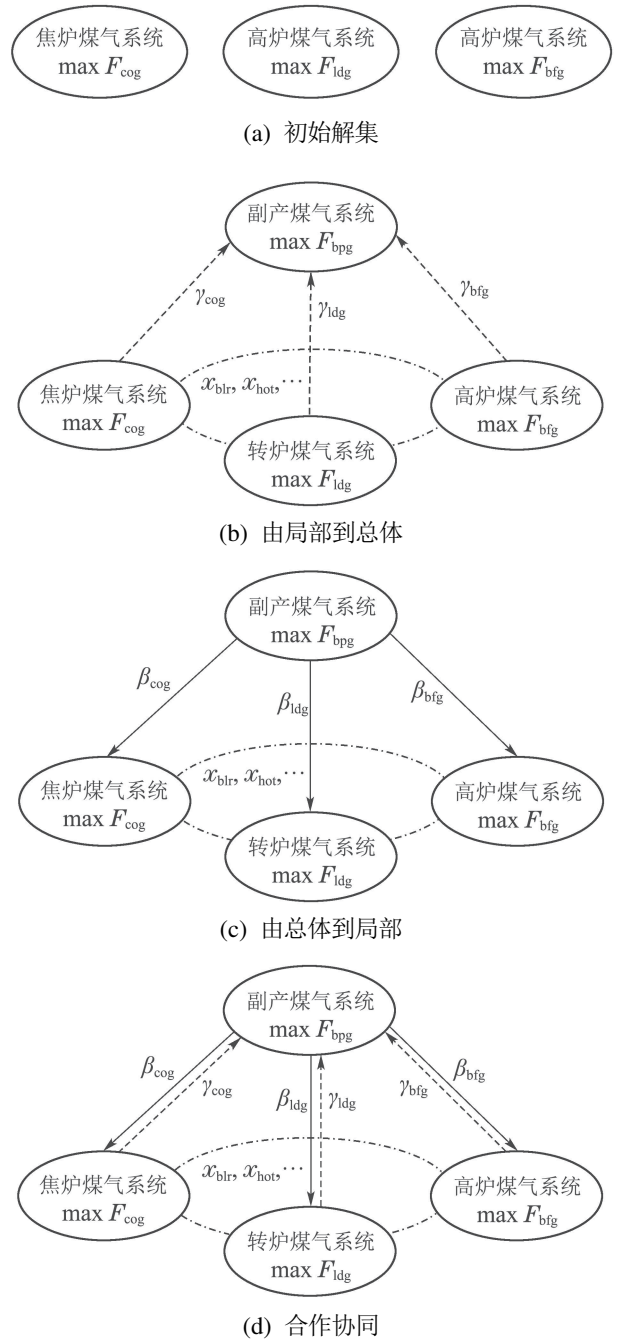


图 2 基于合作协同进化的副产煤气系统优化决策结构图

Fig. 2 Structure of by-product gas optimal scheduling algorithm based on cooperative co-evolution method

图2中: $\gamma_{\text{cog}}, \gamma_{\text{ldg}}, \gamma_{\text{bfg}}$ 表示各个煤气系统在统筹考虑中所占的权重, $\beta_{\text{cog}}, \beta_{\text{ldg}}, \beta_{\text{bfg}}$ 分别表示整体目标在各个煤气系统目标中所占的权重. 副产煤气系统具有多个典型工况, 比如高炉休风、减风、检修等, 可根据相应用户的煤气使用流量判断不同的工况, 在不同的工况下, 目标的侧重不同. 针对不同的工况, 来自现场的3名调度专家分别设定不同的判断矩阵, 使得模型具有变工况下的多目标决策能力. 以一种典型工况下副产煤气系统整体的多目标决策函数为例, 计算如下: 对各个目标构建判断矩阵有

$$D_M = \begin{matrix} & -f_{\text{outsourc}} & -f_{\text{adjnumblr}} & F_{\text{cog}} & F_{\text{ldg}} & F_{\text{bfg}} \\ \begin{matrix} -f_{\text{outsourc}} \\ -f_{\text{adjnumblr}} \\ F_{\text{cog}} \\ F_{\text{ldg}} \\ F_{\text{bfg}} \end{matrix} & \begin{bmatrix} L_{-f_{\text{outsourc}}} & L_{-f_{\text{adjnumblr}}} & L_{F_{\text{cog}}} & L_{F_{\text{ldg}}} & L_{F_{\text{bfg}}} \\ L_{-f_{\text{outsourc}}} & L_{-f_{\text{adjnumblr}}} & L_{F_{\text{cog}}} & L_{F_{\text{ldg}}} & L_{F_{\text{bfg}}} \\ L_{-f_{\text{outsourc}}} & L_{-f_{\text{adjnumblr}}} & L_{F_{\text{cog}}} & L_{F_{\text{ldg}}} & L_{F_{\text{bfg}}} \\ L_{-f_{\text{outsourc}}} & L_{-f_{\text{adjnumblr}}} & L_{F_{\text{cog}}} & L_{F_{\text{ldg}}} & L_{F_{\text{bfg}}} \\ L_{-f_{\text{outsourc}}} & L_{-f_{\text{adjnumblr}}} & L_{F_{\text{cog}}} & L_{F_{\text{ldg}}} & L_{F_{\text{bfg}}} \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} F_{\text{cog}} & F_{\text{ldg}} & F_{\text{bfg}} \\ F_{\text{cog}} & F_{\text{ldg}} & F_{\text{bfg}} \\ F_{\text{cog}} & F_{\text{ldg}} & F_{\text{bfg}} \\ F_{\text{cog}} & F_{\text{ldg}} & F_{\text{bfg}} \\ F_{\text{cog}} & F_{\text{ldg}} & F_{\text{bfg}} \end{bmatrix} \end{matrix}, \quad (19)$$

利用层次分析法(analytic hierarchy process, AHP)确定各个目标的权重, 可得

$$[\gamma_{\text{outsourc}} \ \gamma_{\text{adjnumblr}} \ \gamma_{\text{cog}} \ \gamma_{\text{ldg}} \ \gamma_{\text{bfg}}].$$

在求解帕累托最优解时, 采用基于预期的多目标决策方法, 首先对单能流系统进行多目标决策构建初始解集, 进而从多能流联合的角度, 考虑调度时多能流的相互影响, 由局部到总体对多能流系统进行整体的多目标决策. 最后, 考虑全局目标对各个系统的影响, 对单能流系统进行微调, 通过全流程合作协同的方式给出最优的决策策略. 具体步骤如下:

步骤 1 对各个煤气系统, 根据相应的多目标决策函数(式(12)–(14))构建相应的预测模型(式(4)–(5));

步骤 2 对每个煤气系统, 联合多目标决策函数(式(12)–(14))及其条件预期构建基于条件预期的多目标优化函数(式(6));

步骤 3 分别更新潜在的不确定性 λ_h (式(8)–(11));

步骤 4 对每个煤气系统, 分别计算目标向量 z'_t , 基于非支配分层排序挑选解进入下一代, 最终找出使期望累积 $\sum_{h=t+1}^{H-1} \lambda_h S[\{z_{h,k}^* | \mathbf{u}_t\}_{k=1}^{|\mathbf{U}_h^*|}]$ 随着时间推移最大时的解, 即为满足各个煤气系统目标的帕累托解集;

步骤 5 在步骤4解的基础上, 根据副产煤气系统整体多目标决策函数(式(15))构建相应的预测模型(式(4)–(5));

步骤 6 联合多目标决策函数(式(15))及其条件预期构建基于条件预期的多目标优化函数(式(6));

步骤 7 更新潜在的不确定性 λ_h (式(8)–(11));

步骤 8 计算目标向量 z'_t , 基于非支配分层排序挑选解进入下一代, 最终找出了可以使期望累积 $\sum_{h=t+1}^{H-1} \lambda_h S[\{z_{h,k}^* | \mathbf{u}_t\}_{k=1}^{|\mathbf{U}_h^*|}]$ 随着时间推移最大时的解, 即为满足副产煤气系统整体目标的帕累托解集;

步骤 9 在步骤8解的基础上, 根据各个煤气系统决策目标对帕累托解进行调整, 得出最终的帕累托解集.

已求得的帕累托解集内解的个数为 Q , 决策方案集合为 $V = \{V_1, V_2, \dots, V_Q\}$. 由于各目标所对应的量纲不同, 各目标的重要程度也不同, 先对数据进行标准化处理, 消除不同量纲带来的影响.

标准化表达式如下:

$$f'_{q,n} = \frac{\max(f_{q,n}) - f_{q,n}}{\max(f_{q,n}) - \min(f_{q,n})}, \quad (20)$$

其中: $q = 1, 2, \dots, Q$, $f_{q,n}$ 是第 q 个方案中第 n 个目标的值, $\max(f_{q,n})$ 是所有方案中第 n 个目标的最大值, $\min(f_{q,n})$ 是所有方案中第 n 个目标的最小值, $f'_{q,n}$ 是标准化后的值. 然后对决策方案集合 V 中的方案的每个目标加权求和, 其中加权和最大的方案即为要选择的决策方案.

通过上述多目标调度决策方法能够在考虑未来不确定性的基础上, 兼顾单能流系统性能和多能流协同关系, 综合给出最优化调度策略, 为能源优化利用提供支持.

4 应用分析

为了验证本文所提方法的有效性, 选取国内某钢厂的2016年6月份现场实际数据进行调度建模. 为了更好的说明本文所提方法的有效性, 将协同优化调度模型与人工调度、原始优化调度模型、单能流优化调度模型进行对比. 本实验在MATLAB R2016b中编写本文算法的代码, 并在配置为Windows 10操作系统, 处理器为Intel(R) Core(TM) i5-7200U, 8 GB内存, 1 Tb存储硬盘的电脑上运行程序, 对3个班次的实验结果进行统计分析. 由于副产煤气系统牵涉多个调整用户、缓冲用户、消耗用户, 每个用户都有各自的用能波动规律, 调度时间间隔过短会导致各用能设备的频繁调整, 设备损耗加剧; 调度时间间隔过长, 会使得在间隔时间内出现的大幅波动得不到有效的调节, 导致副产煤气系统稳定性降低. 副产煤气系统放散量的多少能够直接反应出调整的优劣, 放散的越少, 副产煤气的能源利用率越高, 外来

能源的消耗越少,越有利于实现企业节能减排、绿色化生产.因此本文采用调整次数、转炉煤气满柜次数和放散量分析调度效果.

4.1 副产煤气系统多能流调度决策

在副产煤气系统中,存在焦炉煤气、转炉煤气和高炉煤气3种煤气能源.并且由于混合煤气用户的存在,3种能流之间相互影响,存在耦合关系.为了在保证系统平稳运行的情况下的副产煤气能源利用的最大化,需要协同考虑3种能流.因此,在多能流调度决策模型中,首先建立各个能流子系统的多目标优化模型,然后在副产煤气系统整体层面上协同考虑各个能流的利用情况,充分利用混合煤气用户(例如低压锅炉)对多能流的协调关系,使得3种煤气能源的整体利用率达到最大化.在各个能流子系统中优化模型的多目标分别如式(12)–(14)所示.由于副产煤气系统状态随时间不断变化,在做决策时,本文在目标函数中引入未来状态

$$z_{t+1}|z_t \sim \mathcal{N}(h(m_{z_t}), \Gamma_{z_t|x_{t-1}})$$

这个不确定因素.不仅考虑到当前系统状态,也考虑到更多不同的可接受选择范围内的未来选项集,实现在不确定性下做出偏好决策.如图3所示,为副产煤气系统多能流调度决策模型结构图,通过本文方法最终得出最优化的调度方案.

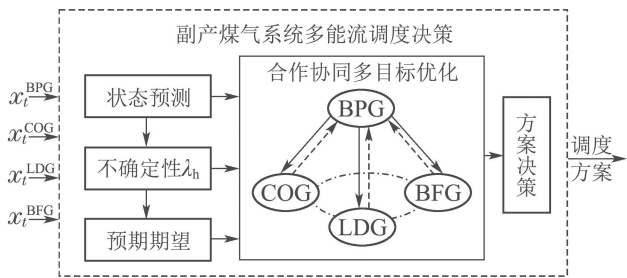


图 3 副产煤气系统多能流调度决策模型

Fig. 3 Multi-energy flow decision making model in by-product gas system

在各个目标中, $f^{c_counter}$, f^{c_rate} 和 f^{c_adjust} 的目标情况反映了焦炉煤气系统的稳定性,超出安全限越少、柜位波动率越小和焦炉煤气调整量越小,系统越稳定. f^{c_ele} 的目标情况反映了焦炉煤气能源利用情况,焦炉煤气热值最高,其在生产中最宝贵.电厂使用焦炉煤气越少,其在生产中的利用越多.最优化的目标反映了在焦炉煤气系统稳定性的同时实现了焦炉煤气在生产中的最大化利用; $f^{l_counter}$, $f^{l_fullnum}$ 和 $f^{l_adjusthot}$ 的目标情况反映了转炉煤气系统的稳定性,超出安全限越少、转炉煤气热轧调整次数越少,系统越稳定. $f^{l_fullnum}$ 和 f^{l_trans} 的目标

情况反映了转炉煤气系能源利用情况,转炉煤气柜满柜后强制放散以保证煤气柜的安全,最优化的目标反映了在转炉煤气系统稳定性的同时实现转炉煤气在生产中的最大化利用; $f^{b_counter}$ 和 $f^{b_adjnumele}$ 的目标情况反映了高炉煤气系统的稳定性,超出安全限越少、高炉煤气电厂调整次数越少,系统越稳定. $f^{b_diffuse}$ 的目标情况反映了高炉煤气利用情况,放散量越少,能源利用率越高,最优化的目标反映了在高炉煤气系统稳定性的同时实现高炉煤气在生产中的最大化利用.从全局角度考虑, $f^{adjnumblr}$ 的目标情况反映了多能流协同利用情况,低压锅炉调整次数越少,副产煤气系统多能流协同情况越好. $f^{outsourc}$ 的目标情况反映了副产煤气利用情况,最优化的目标反映了在多能流协同利用的同时实现副产煤气整体利用率的最大化.系统越稳定,副产煤气的利用率越高,外来能源的消耗越少,越有利于实现企业节能减排、绿色化生产.

4.2 实验结果分析

对比不同调度方法的调度结果,如表1所示.可以看出本文所提方法相比于人工调度模型、原始优化调度模型和单能流优化调度模型,在考虑未来状态的不确定性和最大化预期的情况下,不仅调整次数大幅减少,而且满柜次数和放散量也大大减少,使得煤气资源的利用率整体提高,同时满足企业生产用户的用能需求.

表 1 副产煤气系统调度效果统计表

Table 1 Scheduling effect statistics of by-product gas system

班次	算法	调整/次	LDG满柜/次	放散/km ³
1	人工调度	36	3	3121.28
	原始优化	28	3	2892.47
	单能流优化	49	2	2458.97
	协同优化	17	1	1783.62
2	人工调度	34	4	9199.75
	原始优化	42	3	7329.39
	单能流优化	52	3	6824.85
	协同优化	19	2	3958.74
3	人工调度	28	5	6836.08
	原始优化	36	3	5248.26
	单能流优化	31	2	4718.41
	协同优化	11	2	2173.59

分开以单个煤气介质系统来看,如图4–6分别为焦炉煤气系统电厂使用流量曲线、柜位变化率曲线、柜位变化曲线.从图中可知,人工调度时,调整用户电厂的焦炉煤气使用流量由于煤气柜柜位的快

速下降而减少,但是由于调整量过大导致过几十分钟以后还需把电厂消耗增加上去以降低焦炉煤气柜的柜位.原始优化调度方法调整时,只有在不平衡发生时找寻最优方案,未考虑未来不确定性,容易调整过量或者过于频繁.单能流优化方法的调整时,没有出现过快波动,柜位保持在合理的区间之内.本文方法调整时,通过考虑未来的不确定性,提前调整,使得柜位的升幅很小,可保持长时间的运行.

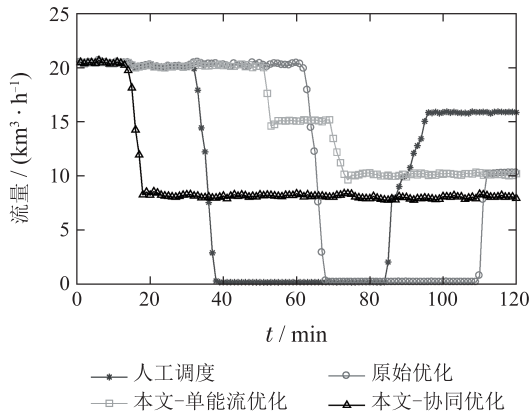


图4 焦炉煤气电厂使用流量曲线

Fig. 4 Usage curve of coke oven gas by power plant

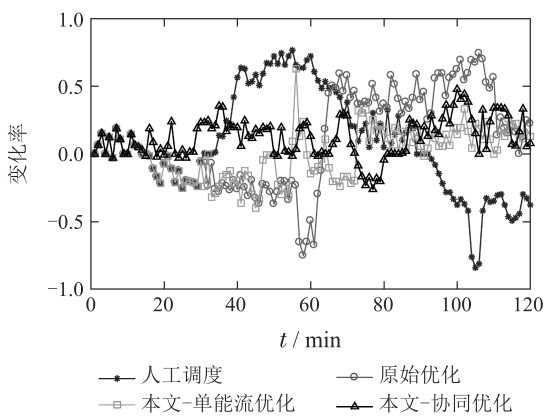


图5 焦炉煤气柜柜位变化率曲线

Fig. 5 Change rate curve of coke oven gas tank

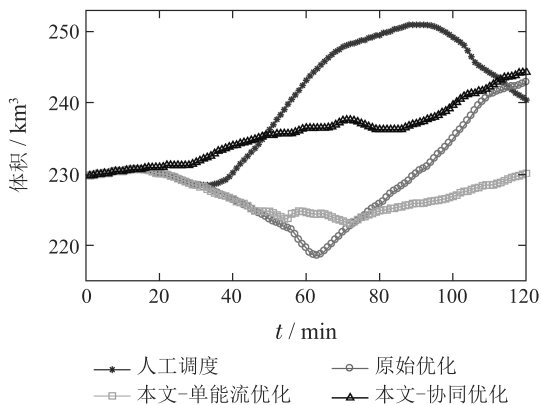


图6 焦炉煤气柜柜位变化曲线

Fig. 6 Change curve of coke oven gas tank

图7为转炉煤气系统电厂使用流量曲线.图8为转炉煤气系统人工调度时4个转炉煤气柜柜位变化曲线.图9为原始优化调度调整时4个转炉煤气柜柜位变化曲线.图10为单能流优化调度调整时4个转炉煤气柜柜位变化曲线.图11为协同优化调度调整时4个转炉煤气柜柜位变化曲线.

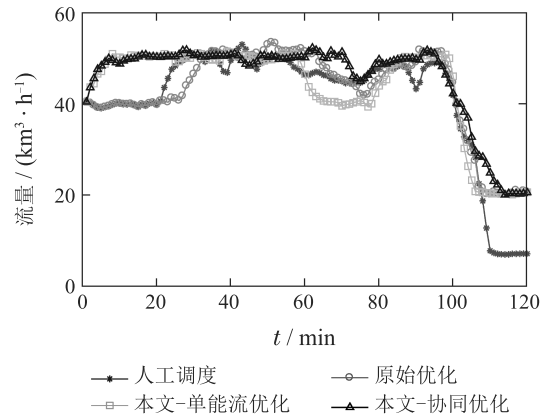


图7 转炉煤气电厂使用流量曲线

Fig. 7 Usage curve of linz-donawitz gas by power plant

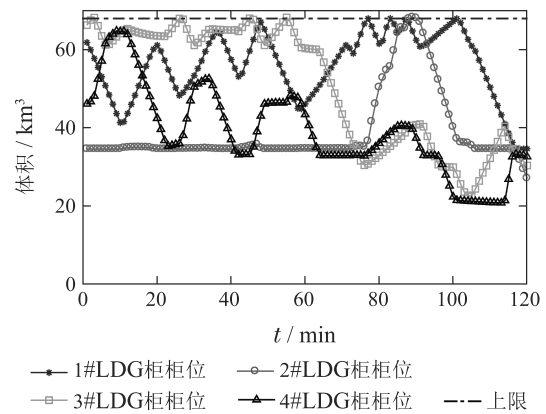


图8 人工调度转炉煤气柜柜位曲线

Fig. 8 Linz-donawitz gas tank curve under manual dispatching

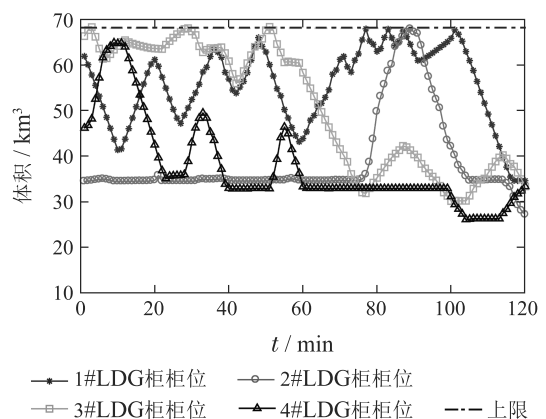


图9 原始优化调度转炉煤气柜柜位曲线

Fig. 9 Linz-donawitz gas tank curve under original optimization dispatching method

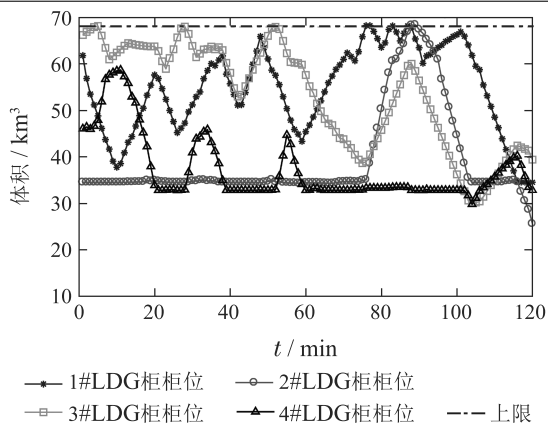


图 10 单能流优化调度转炉煤气柜柜位曲线

Fig. 10 Linz-donawitz gas tank curve under optimization dispatching method with considering single energy flow

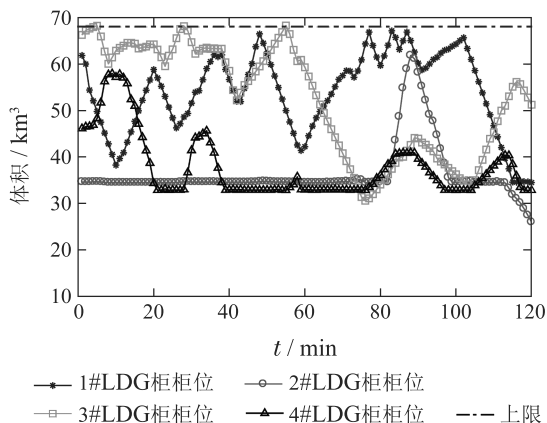


图 11 协同优化调度转炉煤气柜柜位曲线

Fig. 11 Linz-donawitz gas tank curve under coordinated optimization dispatching method proposed

图 8-11 中 2#LDG 柜和 4#LDG 柜的柜位如果超过 68 km^3 (如图中黑色虚线所示) 时就不能再回收转炉煤气, 需要对多余的煤气进行放散处理. 人工调整时 2#LDG 柜出现一次满柜放散的情况, 原始优化和单能流优化调整时也同样出现一次满柜放散情况, 这是由于在满柜之前的一段时间由于柜位过低而对电厂转炉煤气流量减少所致, 本文方法调整时, 考虑到接下来可能出现的情况, 又根据副产煤气整体煤气介质产消平衡情境, 高炉煤气和焦炉煤气富足, 可在转炉煤气过少时予以补充. 因此本文方法在考虑未来的不确定性和副产煤气整体平衡情况的下给出了最优的调整策略.

图 12-14 分别是高炉煤气系统电厂使用流量曲线、高炉煤气放散流量曲线、高炉煤气柜柜位变化曲线. 此时段高炉煤气系统由于 4 号电厂处于检修状态, 电厂高炉煤气消耗量整体偏少, 高炉煤气整体富足. 从图中可以看出, 人工调度时, 高炉煤气放散量最多, 高炉煤气柜柜位处于较高状态, 不利于

高炉煤气利用率的提高. 原始优化调整时, 高炉煤气放散增加时才开始调整, 不利于资源的最大化利用. 单能流优化调整时, 高炉煤气的放散量有所减少, 但是在柜位下降时给予减少电厂的调整策略导致高炉煤气柜的波动和放散都有所增加. 本文方法调整时, 分配电厂较高的高炉煤气消耗量的调整策略, 使得高炉煤气放散量有所减少, 柜位处于柜位中间区域, 有更好的预留调整空间.

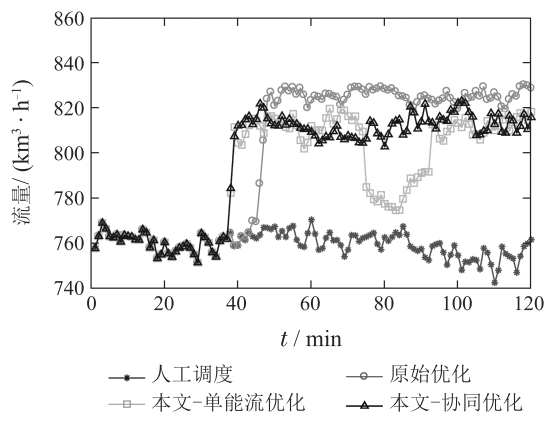


图 12 高炉煤气电厂使用流量曲线

Fig. 12 Consumption curve of blast furnace gas by power plant

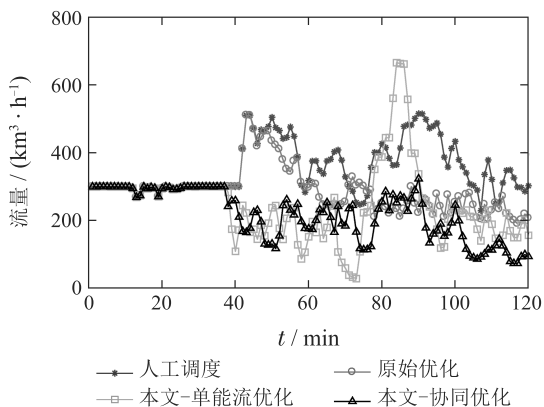


图 13 高炉煤气放散流量曲线

Fig. 13 Discharge curve of blast furnace gas

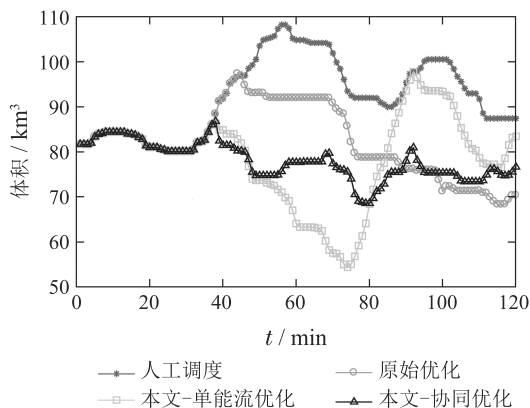


图 14 高炉煤气柜柜位曲线

Fig. 14 Change curve of blast furnace gas tank

从上述实验可以看出,本文方法从最大化当前目标和预期目标的角度给出最优的调度策略,同时能够有效的消除未来状态不确定性带来的影响,并能结合不同能源的特点给出整体的调整策略,对副产煤气系统的平衡调度和煤气的最优化利用具有重大意义。

5 结语

本文针对具有时变、不确定性和强耦合等特性的多能流系统平衡调度问题,提出了基于合作协同优化的多能流不确定多目标决策方法.利用卡尔曼滤波方法和贝叶斯定理将未来调度解集的转移考虑到目标函数中,从最大化当前目标和预期目标的角度给出最优的调度决策策略,有效的消除了未来状态不确定性对平衡调度决策的影响;同时在优化决策的过程中综合考虑了单能流系统特性以及多能流系统强耦合关系,利用基于图模型和双向权重的协同进化方法,从“总体”-“局部”相结合的角度给出了最优的决策策略,实现了最优化的副产煤气产消平衡调度.实际钢铁企业副产煤气系统数据仿真验证表明,本文所提方法能够在考虑未来不确定性的基础上,兼顾单能流系统和多能流强耦合关系,给出最优化调度决策,实现了系统的长期平稳运行,减少了煤气资源的放散,为煤气最优化利用提供支持。

参考文献:

- [1] SUN Q, LI H, XU B, et al. Analysis of secondary energy in china's iron and steel industry—An approach of industrial metabolism. *International Journal of Green Energy*, 2016, 13(8): 793 – 802.
- [2] HE K, ZHU H, WANG L. A new coal gas utilization mode in China's steel industry and its effect on power grid balancing and emission reduction. *Applied Energy*, 2015, 154: 644 – 650.
- [3] MENG H, WANG J J, WANG H, et al. Reflection on the imbalance of gas system in steel complex. *Iron & Steel*, 2015, 50(3): 84 – 90, 95.
- [4] QIAO Z, SHE X F, WANG J S, et al. Current state of gas resource utilization and countermeasures of energy saving for integrated iron and steel works in China. *Advanced Materials Research*, 2013, 849: 165 – 169.
- [5] DENG Wanli. Process features and technical analysis of gas system in Zhanjiang Iron and Steel Company. *Iron & Steel*, 2016, 51(11): 79 – 86.
(邓万里. 湛钢煤气系统工艺特点及技术分析. *钢铁*, 2016, 51(11): 79 – 86.)
- [6] MENG Hua, WANG Jianjun, WANG Hua, et al. Reflection on the imbalance of gas system in steel complex. *Iron & Steel*, 2015, 50(3): 84 – 90, 95.
(孟华, 王建军, 王华, 等. 重申钢铁企业煤气系统不平衡问题. *钢铁*, 2015, 50(3): 84 – 90, 95.)
- [7] ZHOU P, SONG H, WANG H, et al. Data-driven nonlinear subspace modeling for prediction and control of molten iron quality indices in blast furnace ironmaking. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2016, 25(5): 1761 – 1774.
- [8] LÜ Z, ZHAO J, WANG W, et al. Subset fusion based T-S fuzzy modeling for blast furnace gas system in steel industry. *2015 10th Asian Control Conference (ASCC)*. Kota Kinabalu, Malaysia: IEEE, 2015: 1 – 6.
- [9] LI Hongjuan, WANG Jianjun, WANG Hua, et al. An HP-Elman-LSSVM model for prediction and adjustment on self-provided power plant by-product gas supply in steel enterprises. *Iron & Steel*, 2013, 48(8): 75 – 81.
(李红娟, 王建军, 王华, 等. 基于HP-Elman-LSSVM模型钢铁企业自备电厂煤气供入量预测及优化调度. *钢铁*, 2013, 48(8): 75 – 81.)
- [10] XIA Xinhua, GAO Zonghe, XU Fan, et al. Gas scheduling based generation dispatching of self-provided power plants for energy-intensive enterprises. *Automation of Electric Power Systems*, 2016, 40(22): 160 – 167.
(夏新华, 高宗和, 徐帆, 等. 基于煤气调度的高耗能企业自备电厂发电优化调度. *电力系统自动化*, 2016, 40(22): 160 – 167.)
- [11] SHI Qi, ZHAO Xiancong, BAI Hao, et al. Short-term distribution model of byproduct gases in iron and steel enterprise. *Iron & Steel*, 2016(8): 81 – 89.
(施琦, 赵贤聪, 白皓, 等. 钢铁企业副产煤气短周期优化调度模型. *钢铁*, 2016(8): 81 – 89.)
- [12] LU S, GU W, ZHOU J, et al. Coordinated dispatch of Multi-energy system with district heating network: Modeling and solution strategy. *Energy*, 2018, 152: 358 – 370.
- [13] MANUSILP K, BANJERDPONGCHAI D. Analysis of multi-objective optimal dispatch of cogeneration with thermal energy storage for building energy management system. *Engineering Journal*, 2017, 21(5): 67 – 79.
- [14] DEB K, JAIN H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, part I: Solving problems with box constraints. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2014, 18(4): 577 – 601.

作者简介:

翟延伟 博士研究生,研究方向为机器学习、知识挖掘、智能决策,

E-mail: zhaiyanwei@mail.dlut.edu.cn;

吕政 讲师,博士,研究方向为机器学习、复杂系统调度、知识自动化, E-mail: lvzheng@dlut.edu.cn;

赵珺 教授,博士生导师,研究方向为工业人工智能、工业能源系统优化、能源云平台综合管控、大数据分析与机器学习、复杂工业系统建模, E-mail: zhaoj@dlut.edu.cn;

王伟 教授,博士生导师,研究方向为复杂工业过程的建模、控制与优化、流程工业生产计划与优化调度、知识自动化等方面, E-mail: wangwei@dlut.edu.cn.