



基于生产-能源协同的钢铁企业能源系统双层鲁棒优化

韩中洋^{1,2*}, 王志远^{1,2}, 赵珺^{1,2}, 王伟^{1,2}

1. 大连理工大学控制科学与工程学院, 大连 116024;

2. 大连理工大学工业装备智能控制与优化教育部重点实验室, 大连 116024

* E-mail: hanzhongyang@dlut.edu.cn

收稿日期: 2023-11-05; 接受日期: 2024-03-11; 网络版发表日期: 2024-09-05

国家自然科学基金项目(批准号: 61833003, 62125302, U1908218)资助

摘要 钢铁产品生产与煤气、蒸汽、电力等能源密切相关, 因而上述多能流协作及其与生产过程的协同是钢铁企业实现节能降耗的关键. 现有文献通常基于能源产消量的预测实现动态闭环优化, 然而因生产频繁波动造成的预测不确定性也为后续运行优化工作带来挑战. 本文提出一种基于生产-能源协同的钢铁企业能源系统双层优化方法. 该方法首先考虑分时电价建立上层热轧生产计划排产优化模型; 进而以运行成本最低为目标、联合热电联产(combined heat and power, CHP)机组等能源耦合设备可行空间等约束, 建立下层能源系统运行优化模型; 为应对能源产消预测结果的不确定性, 本文提出一种改进的弱鲁棒优化方法进行求解, 从而最终获得经济最优的能源系统运行方案. 本文基于中国某钢铁企业能源系统真实数据进行实验分析, 通过分别与不考虑生产协同关系、忽视预测不确定性及不计入CHP机组可行空间等其他求解方法的对比, 说明了协同优化对能源系统运行带来的经济性提升和自身鲁棒性优势.

关键词 钢铁企业, 能源系统, 协同优化, 鲁棒优化

1 引言

煤气、蒸汽、电力等能源是钢铁生产不可或缺的支撑介质, 相关运行优化工作直接关系到行业节能减排目标的实现. 与此同时, 钢铁工业的能源系统管网结构复杂、多能流存在耦合转换关系, 也为上述工作带来难点挑战.

围绕钢铁企业能源系统的运行优化问题, 已有一

些学者开展相关研究, 其中基于混合整数线性规划(mixed integer linear programming, MILP)的方法应用较为普遍, 适用于时间尺度相对较宽的静态调度^[1-3]. 为了实现更细时间粒度的钢铁能源系统在线运行优化, Wang等人^[4]提出了基于动态规划的方法, 可以计算动态的能源产消平衡方案. 为了实现生产与能源的耦合, 贺等人^[5]采用线性规划将轧制排程与能源运行成本结合, 实现了物流网络和能流网络的协调优化. 近

引用格式: 韩中洋, 王志远, 赵珺, 等. 基于生产-能源协同的钢铁企业能源系统双层鲁棒优化. 中国科学: 技术科学, 2024, 54: 1763-1777
Han Z Y, Wang Z Y, Zhao J, et al. Production-energy cooperation based two-layer robust optimization for energy system of steel enterprise (in Chinese). Sci Sin Tech, 2024, 54: 1763-1777, doi: 10.1360/SST-2023-0364

年来, 还有学者在MILP模型基础上引入对能源产、消、储等单元的预测^[6], 提出了针对钢铁能源的预测式运行优化方法, 从而实现了由静态调度到动态优化的转变^[7,8]. 然而考虑到应用实际, 上述工作仍存在如下两个问题: (1) 对于热电联产等设备的运行约束, 上述文献或未考虑其中、或仅以设备标定上下限计入, 缺少对其多能耦合特性的充分考虑, 因而所得方法可能在运行或底层控制层面无法真正执行. (2) 能源产消过程与钢铁生产过程存在紧密联系, 外部能源的供给情况和内部二次能源的回收将显著影响生产计划的制定, 能源系统的运行优化也应兼顾产品生产和节能减排两方面的需求.

此外, 钢铁用能波动大、随机性强, 因此采用基于预测的运行优化方法不可避免地引入了因预测误差导致的结果不确定性. 针对上述问题, 学者们提出了随机规划^[9,10]、模糊规划^[11]和鲁棒优化等方法. 对于随机规划, 不确定性是使用大量采样场景来建模的. Cao等人^[12]提出了一种两阶段随机混合整数二次规划来实现氢动力微电网的综合规划. 模糊规划则是将模糊性质和不确定性纳入计算过程中, 从而使系统能够更灵活地处理复杂问题. Han等人^[13]基于协同模糊均值聚类模型, 获得了不同钢铁能源系统合作关系的信息颗粒, 并以此设计了一种智能优化框架.

鲁棒优化则是以集合的形式对变量进行描述, 并不需要大量采样场景来建模. 因此, 鲁棒优化方法逐渐成为解决上述问题的首选^[14,15]. 相对于其他不确定性方法, 鲁棒优化不需要去建立不确定参数的分布模型或模糊隶属函数, 因而在应用上更为便捷, 并已在电力系统^[16]、新能源^[17]、流程工业^[18,19]等领域取得广泛应用. Zeng和Zhao^[20]提出一种列与约束生成(column and constraints generation, C&CG)算法成为当前主流的鲁棒优化算法, 然而其求解规模会随迭代而大幅增加. Zhang等人^[21]提出一种两阶段的分布鲁棒优化算法(distributionally robust optimization, DRO), 然而DRO需要大量样本数据以构建模糊集合, 在实际应用中存在一定困难. 鉴于传统鲁棒优化方法具有过于保守、适用性差等缺点^[22]. 因此, 有学者提出了弱鲁棒优化方法^[23,24], 即在约束条件中引入松弛变量, 从而允许一定程度的约束违背, 在改善优化结果保守性的同时提高其经济性.

鉴于现有研究存在的上述局限, 本文提出一种基

于生产-能源协同的钢铁企业能源系统双层鲁棒优化, 在多能耦合、预测不确定性等背景下实现运行优化. 本文的创新点和主要贡献可总结为以下三点.

(1) 通过关联能源侧的分时电价、煤气消耗量与生产侧的热轧生产计划, 建立上层排产优化模型, 形成生产-能源协同优化的基础;

(2) 考虑煤气、蒸汽、电力的运行约束集合, 特别是拟合CHP机组等耦合设备的可运行区间边界, 建立下层运行优化模型;

(3) 为处理预测结果的不确定性, 提出改进的弱鲁棒优化方法, 从而最终获得经济成本最优的钢铁企业能源系统运行方案.

本文随后基于中国某钢铁企业能源系统真实数据开展实验研究, 分别与其他常用运行优化方法进行了对比, 验证了本文所提方法的实用性与鲁棒性.

2 问题描述

图1展示了典型的钢铁工业能源系统简图, 包括煤气、蒸汽和电力等介质. 煤气包括焦炉煤气(coke oven gas, COG)、高炉煤气(blast furnace gas, BFG)和转炉煤气(Linz-Donawitz Gas, LDG), 它们伴随着炼焦、炼铁和炼钢过程产生, 既可以直接回收后支持热轧等其他工序生产, 又可以通过锅炉、CHP机组等能源耦合设备转换为蒸汽或电力进行供应. 多余的煤气可以储存在煤气柜中, 其余富余的将必须进行燃烧排放, 因此也导致能源损失和二氧化碳排放.

显然, 钢铁能源产消过程与产品生产制造过程密

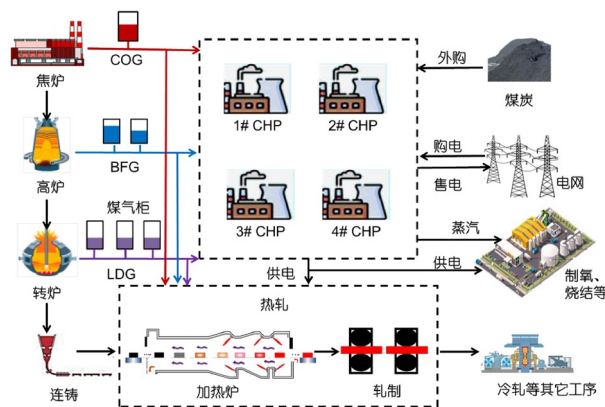


图1 (网络版彩图)钢铁企业能源系统结构图

Figure 1 (Color online) Structure of the energy system of a steel plant.

不可分. 在众多工序中, 热轧是钢铁生产中的重要能源消耗环节之一, 其能源消耗特性因不同钢种和规格产品而异, 对能源系统平衡的影响最为显著. 不同的轧制顺序或轧制单元之间的切换, 即轧制计划排程, 也会显著影响煤气消耗量. 而考虑到煤气还可以通过 CHP 机组进行发电, 因此根据分时电价优化轧制计划排程是实现能源成本降低的有效手段.

3 基于生产-能源协同的钢铁企业能源系统双层鲁棒优化

3.1 上层热轧轧制计划排产建模

3.1.1 目标函数

为最大化降低用电成本, 上层模型通过轧制计划匹配分时电价, 进而改变轧制顺序, 从而获得最优用电负荷曲线. 本文将该模型建立为组合优化问题, 因此引入一组 0-1 决策变量 $x_{t,n}$:

$$x_{t,n} = \begin{cases} 0, & \text{如果 } t \text{ 时刻进行轧制单元 } n, \\ 1, & \text{其他.} \end{cases} \quad (1)$$

以轧制耗电成本费用最小为目标:

$$\min \sum_{t \in R} \sum_{n \in D} x_{t,n} \times c_{t,n}, \quad (2)$$

其中, $c_{t,n}$ 为电价和轧制单元构成的系数矩阵.

3.1.2 约束条件

基于电价的轧制单元匹配问题可以描述为: N 个轧制单元与 N 个电价进行互相匹配, 其中每个轧制单元只能选择一个电价, 每个电价只能对应一个轧制单元. 不同的轧制单元在不同时段的电价下都有不同的运行费用. 具体的约束表达式为:

$$s.t. \begin{cases} \sum_{n \in D} x_{t,n} = 1, \forall t \in R, \\ \sum_{t \in R} x_{t,n} = 1, \forall n \in D, \\ x_{t,n} \in \{0, 1\}, \forall t \in R, \forall n \in D, \end{cases} \quad (3)$$

其中, R 为电价集合, D 为轧制单元集合.

理论上, 分时电价与轧制单元的匹配关系存在 $n!$ 种可能场景, 这一数量极其庞大, 使得直接求解变得

非常复杂. 为了降低求解难度, 本文采用 Ford-Fulkerson (FF) 算法^[25]进行优化, 从而确定不同时间段内轧制单元的用电量.

3.2 下层能源系统运行优化建模

3.2.1 目标函数

钢铁企业的能源运行优化一般是指根据对产消量的预测, 考虑热电联产机组、锅炉等设备的能力限制约束条件下, 确定一个优化周期内煤气、蒸汽、电力的用能方案, 达到能源运行成本最小等目的, 其中能源运行成本分别由能源放散成本(energy emission cost, EEC)、能源外购成本(energy purchase cost, EPC)、设备运行成本(equipment transportation cost, ETC)组成, 具体的函数表达式为:

$$EEC = \sum_{t=1}^T (C_g \times V_g^{\text{flare}} + C_s \times V_s^{\text{emi}}), \quad (4)$$

$$EPC = \begin{cases} C_{\text{pur}} \times \sum_{t=1}^T (P_t^{\text{d}} + P_t^{\text{ro}} - E_t^{\text{p}}) + C_{\text{coal}} \times \sum_{t=1}^T m_t, & P_t^{\text{p}} \leq P_t^{\text{d}} + P_t^{\text{e,ro}}, \\ C_{\text{sale}} \times \sum_{t=1}^T (P_t^{\text{p}} - P_t^{\text{d}} - P_t^{\text{e,ro}}) + C_{\text{coal}} \times \sum_{t=1}^T m_t, & P_t^{\text{p}} > P_t^{\text{d}} + P_t^{\text{e,ro}}, \end{cases} \quad (5)$$

$$E_t^{\text{d}} = \sum_{i=1}^T \sum_{t=1}^N P_{i,t}, \quad (6)$$

$$ETC = \sum_{i=1}^T \sum_{t=1}^N (a_i \times P_{i,t}^2 + b_i \times P_{i,t} + c_i + d_i \times H_{i,t}^2 + e_i \times H_{i,t} + f_i \times H_{i,t} \times P_i), \quad (7)$$

其中, T 为优化时长, C_g 为副产煤气 g 的放散单价 (CNY/km³)、 C_s 为蒸汽放散单价 (CNY/t)、 C_{coal} 为原煤购入单价 (CNY/t)、 C_{pur} 购电价 (CNY/kWh)、 C_{sale} 为售电价数. V_g^{flare} , V_s^{emi} , P_t^{d} , P_t^{ro} , P_t^{p} 和 m_t 分别为副产煤气放散量、蒸汽放散量、钢厂除轧制的电力需求量、热轧电力需求量、钢厂总发电量和能源转换设备的煤炭消耗量. $P_{i,t}$ 、 $H_{i,t}$ 为能源转换设备 i 在 t 时刻的电功率和热功率.

煤气的发生量、蒸汽及电力的需求量均由预测算法获得. 若直接基于预测结果进行计算, 可能存在过度调整或优化不足等问题. 本文建立弱鲁棒模型来处理预测不确定的问题, 故下层模型中能源运行的目标函

数可表示为

$$\min_{x,\gamma}(\text{EEC}(x) + \text{EPC}(x) + \text{ETC}(x) + w^T \times \gamma), \quad (8)$$

其中, w 为松弛变量 γ 的权重向量, 可以调节模型的鲁棒性与最优性.

3.2.2 约束条件

(1) 能量平衡约束

假设能源转换效率恒定在整个规划范围内. 根据能量守恒定律, 能源转换设备 i 在周期 t 内的能量平衡方程可表示为^[2]

$$\left(V_{i,t}^{\text{BFG}} \times Q_{\text{BFG}} + V_{i,t}^{\text{COG}} \times Q_{\text{COG}} + V_{i,t}^{\text{LDG}} \times Q_{\text{LDG}} + V_{i,t}^{\text{Coal}} \times Q_{\text{Coal}} \right) \times \eta_i = V_i \times h + P_i \times h^e, \quad (9)$$

其中, η_i 为机组的发电效率或产热效率; $V_{i,t}^{\text{BFG}}$ 、 $V_{i,t}^{\text{COG}}$ 和 $V_{i,t}^{\text{LDG}}$ 分别为设备 i 在 t 时刻高炉煤气、焦炉煤气、转炉煤气消耗量, 单位是 km^3/h . $V_{i,t}^{\text{Coal}}$ 为设备 i 在 t 时刻外购煤炭的消耗量, 单位是 t/h . Q_{BFG} 、 Q_{COG} 、 Q_{LDG} 分别为高炉煤气、焦炉煤气和转炉煤气热值, 单位是 kJ/m^3 . Q_{Coal} 为煤粉热值, 单位是 kJ/t . V_i 为设备 i 在 t 时刻的蒸汽发生量, 单位是 t/h ; h 为蒸汽的焓降, 单位是 kJ/kg ; P_i 表示汽轮机 i 在 t 时刻电力的产生量, kWh , h^e 为电量, 单位是 kJ/(kWh) .

(2) 能源产消平衡

钢铁厂不同的生产计划对副产煤气、蒸汽和电力的需求不同. 副产煤气平衡方程可表示为

$$V_t^{g,\text{gen}} - V_t^{g,\text{con}} = \sum_{i=1}^N V_{i,t}^g + \sum_{i=1}^G \frac{(L_{i,t} - L_{i,t-1})}{\Delta t} + \sum_{i=1}^G V_{i,t}^{\text{flare}}, \quad (10)$$

其中, g 表示煤气的种类, G 表示煤气柜数目; $V_t^{g,\text{gen}}$ 、 $V_t^{g,\text{con}}$ 和 $V_{i,t}^g$ 分别为钢铁厂煤气系统在 t 时刻 g 型煤气的发生量、主工序对 g 型煤气的消耗量、能源转换设备 i 在 t 时刻对 g 型煤气的消耗量; $L_{i,t}$ 和 $L_{i,t-1}$ 分别表示 t 时刻和 $t-1$ 时刻煤气柜 i 的煤气储量; $V_{i,t}^{\text{flare}}$ 表示 t 时刻煤气柜的放散量.

钢铁厂蒸汽的产销量平衡方程可表示为

$$\sum_{i=1}^N V_{i,t} + V_t^{\text{emi}} = V_t^{\text{con}}, \quad (11)$$

其中, $V_{i,t}$ 表示能源转换设备 i 在 t 时刻蒸汽的产量; V_t^{emi} 、 V_t^{con} 分别表示 t 时刻蒸汽的放散量和工序对蒸汽的需求量.

钢铁厂主工序的电力需求与发电量的平衡方程可表示为

$$P_t^d + P_t^{\text{ro}} - P_t^p = \begin{cases} P_t^{\text{sale}}; P_t^{\text{pur}} = 0, P_t^d + P_t^{\text{ro}} \leq P_t^p, \\ P_t^{\text{pur}}; P_t^{\text{sale}} = 0, P_t^d + P_t^{\text{ro}} > P_t^p, \end{cases} \quad (12)$$

其中, P_t^{sale} 和 P_t^{pur} 为钢铁厂在 t 时刻的售购电量.

(3) 设备容量及运行约束

为保证设备安全运行以及稳定的能源产出, 能源转换设备中的能源进出量需满足

$$\underline{C}_{i,t}^{\text{in}} \leq C_{i,t}^{\text{in}} \leq \bar{C}_{i,t}^{\text{in}}, \quad (13)$$

$$\underline{C}_{i,t}^{\text{out}} \leq C_{i,t}^{\text{out}} \leq \bar{C}_{i,t}^{\text{out}}, \quad (14)$$

其中, $\underline{C}_{i,t}^{\text{in}}$ 、 $\bar{C}_{i,t}^{\text{in}}$ 、 $\underline{C}_{i,t}^{\text{out}}$ 和 $\bar{C}_{i,t}^{\text{out}}$ 分别表示设备 i 在周期 t 内能源输入和输出的下限和上限.

当负荷变化时, 能源转换设备需要以一定的斜率从一个出力值变为另外一个出力值. 由于机组在机械和热力等方面的约束, 每个机组在周期 t 内的出力不能超过规定的最大变化限值. 因此能源转换设备的爬坡约束和滑坡约束需满足:

$$P_{i,t} - P_{i,t-1} \leq RU_i, \quad (15)$$

$$P_{i,t-1} - P_{i,t} \leq RD_i, \quad (16)$$

其中, $P_{i,t}$ 表示设备 i 在 t 时刻发电功率; $P_{i,t-1}$ 表示设备 i 在 $t-1$ 时刻发电功率; RU_i 、 RD_i 分别表示设备 i 在单位时间内增加或减少出力最大值.

(4) CHP机组运行约束

观察式(9)、(13)和式(14)所构成的运行约束, 可以发现它们形成了一个标准的矩形可行域, 即图2中由AEFG四点围成的封闭区域. 然而由于多能耦合关系的存在, CHP机组的热电运行范围实际上是由图2中的ABCD四点围成的封闭区域构成的, 因此在运行优化模型中应当进一步引入约束条件, 以确保优化结果的合理性.

CHP机组热电负荷的运行空间可基于可行域边界法进行描述^[26], 具体运行约束如下:

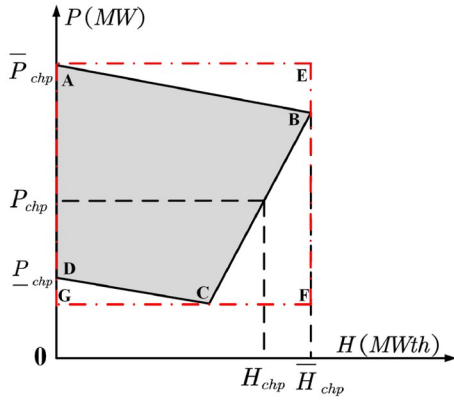


图 2 (网络版彩图) CHP机组的可运行区域示例
Figure 2 (Color online) Examples of feasible operation region for CHP units.

$$\begin{cases} P_{i,t}^{\text{chp}} \geq \max\{L_{i,t}^{\text{BC}}, L_{i,t}^{\text{CD}}\}, \\ P_{i,t}^{\text{chp}} \leq L_{i,t}^{\text{AB}}, \\ 0 \leq H_{i,t}^{\text{chp}} \leq H_i^{\text{chp}}, \\ L_{i,t}^{\text{AB}} = \bar{P}_i^{\text{chp}} - k_i^{\text{AB}} \times H_{i,t}^{\text{chp}}, \\ L_{i,t}^{\text{BC}} = P_0^i + k_i^{\text{BC}} \times H_{i,t}^{\text{chp}}, \\ L_{i,t}^{\text{CD}} = \bar{P}_i^{\text{chp}} - k_i^{\text{CD}} \times H_{i,t}^{\text{chp}}, \end{cases} \quad (17)$$

其中, k_i^{AB} 、 k_i^{BC} 和 k_i^{CD} 为CHP机组 i 在AB、BC和CD边的斜率; P_0^i 为CHP机组 i 的BC与纵坐标的截距. 此外, 热功率转换时, 1 GJ热量可以转换为277.778 kWh.

(5) 煤气柜的柜位约束

$$L_i \leq L_{i,t} \leq \bar{L}_i, \quad (18)$$

$$\underline{V}_i^{L,\text{in}} \leq V_{i,t}^{L,\text{in}} \leq \bar{V}_i^{L,\text{in}}, \quad (19)$$

$$\underline{V}_i^{L,\text{out}} \leq V_{i,t}^{L,\text{out}} \leq \bar{V}_i^{L,\text{out}}, \quad (20)$$

其中, $L_{i,t}$ 表示煤气柜 i 在 t 时刻的柜容量; L_i 、 $\bar{L}_i$ 分别表示煤气柜容量最小值和最大值. $\underline{V}_i^{L,\text{in}}$ 、 $\bar{V}_i^{L,\text{in}}$ 分别为煤气柜 i 在 t 时刻煤气的进、出气量; $\underline{V}_i^{L,\text{in}}$ 、 $\bar{V}_i^{L,\text{in}}$ 、 $\underline{V}_i^{L,\text{out}}$ 和 $\bar{V}_i^{L,\text{out}}$ 分别为煤气柜 i 进、出气量下限和上限.

3.3 改进的弱鲁棒优化方法

在3.2节的建模过程中, 式(10)–(12)含有因预测误差导致的不确定变量 $V_i^{\text{g,gen}}$ 、 V_i^{con} 和 P_i^{d} . 为了降低上述变量对运行优化结果的影响, 本文提出改进的弱鲁棒

优化(improved light robust, ILR)方法, 即通过排序截断将其转换为对应的线性表达式.

ILR提供的解决方案能够在质量和鲁棒性之间取得平衡. 所谓质量, 是指该优化方案在最可能的情况下能够达到最优效果; 而鲁棒性, 则是指在考虑存在不确定性的输入参数时, 该优化方案依然能够保持其可行性.

在鲁棒优化方法中, 可通过盒式不确定集合来描述钢铁厂副产能源产消量的不确定性, 如下式:

$$\begin{cases} b_{i,t} = \bar{b}_{i,t} + \xi_{i,t} \times \hat{b}_{i,t}, \\ |\xi_{i,t}| \leq 1, \\ \sum_t \xi_{i,t} \leq \Gamma_i, \end{cases} \quad (21)$$

其中, $b_{i,t}$ 为副产能源 i 在 t 时刻的不确定量; $\bar{b}_{i,t}$ 、 $\hat{b}_{i,t}$ 分别为 $b_{i,t}$ 的预测值和波动幅值; $\xi_{i,t}$ 为波动比例; Γ_i 为不确定度, 可根据中心极限定理选取^[27].

ILR通过引入松弛变量 γ , 在目标函数和约束条件中均进行了相应的放松, 以一定的运行风险为代价, 允许在不确定参数的波动范围内出现一定的约束违背, 从而极大地提高了优化结果的鲁棒性. ILR的模型可表示为

$$\min_{x, \gamma} (f(x) + w^T \times \gamma), \quad (22)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} a_i^T \times x - \gamma_i \leq k_{i,t} \times (\bar{b}_{i,t} + \xi_{i,t} \times \hat{b}_{i,t}), \\ 0 \leq \gamma_i \leq \gamma_i^{\max}, \end{cases} \quad (23)$$

其中, $f(x)$ 为目标函数, 即式(8)中的EEC(x)+EPC(x)+ETC(x); a_i 为决策变量 x 线性系数约束向量; w 为松弛变量 γ 的系数向量, 可以调节模型的鲁棒性与最优性; $\gamma_i^{\max}$ 为副产能源 i 的松弛变量最大值.

式(23)中第一个约束的右侧包含一个涉及不确定参数的多项式, 若仍然采用对偶变换, 右侧多项式在经过对偶变换后会在目标函数中引入非线性项, 从而给求解带来困难. 通过采用排序截断法^[28]将式(23)的第一个约束转换为对应的线性表达式.

(1) 排序: 对集合 $\{k_{i,1}\hat{b}_{i,1}, \dots, k_{i,T}\hat{b}_{i,T}\}$ 中的元素由大到小排序, 排序后为 $\{|k_{i,1}^* \hat{b}_{i,1}^*|, \dots, |k_{i,T}^* \hat{b}_{i,T}^*|\}$.

(2) 将不确定度 Γ_i 向下取整为 $\lfloor \Gamma_i \rfloor$, 则其小数部分为 $\Gamma_i - \lfloor \Gamma_i \rfloor$.

(3) 截断: 选取 $\left\{ \left| k_{i,1}^* \hat{\delta}_{i,1}^* \right|, \dots, \left| k_{i,T}^* \hat{\delta}_{i,T}^* \right| \right\}$ 中的前 Γ_i 个元素求和并取负, 作为不等式右侧第二项; 第 $\lfloor \Gamma_i \rfloor + 1$ 个元素取负后乘以系数 $\Gamma_i - \lfloor \Gamma_i \rfloor$, 作为不等式右侧第三项.

式(24)即为式(23)第一个约束的线性化表达式为

$$a_i^T \times x - \gamma_i \leq \sum_i k_{i,t} \bar{\delta}_{i,t} - \sum_{t=1}^{\Gamma_i} \left| k_{i,t}^* \hat{\delta}_{i,t}^* \right| - (\Gamma_i - \lfloor \Gamma_i \rfloor) \left| k_{i,\Gamma_i+1}^* \hat{\delta}_{i,\Gamma_i+1}^* \right|. \quad (24)$$

至此, 已将式(22)和式(23)组成的不确定性问题转换为确定性问题, 同时保持了约束的线性表达式, 降低了问题的求解难度.

3.4 钢铁企业能源系统的双层运行优化架构

基于上述工作, 本节给出本文所提双层运行优化的结构, 如图3所示. 其中, 上层计划排产模型求解获得热轧这一主要用电负荷的需求量, 进而联合其他能源需求量的预测结果传递给下层的运行优化模型. 两个模型均有各自的目标函数和约束条件考虑. 本文设计的弱鲁棒优化算法主要用于求解下层的运行优化模型, 最终获得成本最小的能源系统运行方案.

4 仿真实验与分析

以图1所示钢铁能源系统为例, 验证本文所提双层运行优化框架的有效性. 仿真实验主要包括运行方案分析和鲁棒性能分析两个方面.

4.1 数据说明

本文使用中国某钢铁厂的真实能源数据进行仿真实验分析. 取一天24 h下的24个轧制单元电力消耗量、煤气消耗量以及煤气总发生量、蒸汽和电力的总需求量数据为输入, 详见表1; 表2为钢铁厂所在地区的分时电价; 表3为能源外购成本; 表4为能源介质的热值或焓降; 表5为CHP机组的运行参数; 表6为煤气柜的运行范围. 本文关注解决预测模型带来的不确定性问题, 而非针对某一特定的预测算法.

为保证对比实验的一致性, 本文所有预测结果均

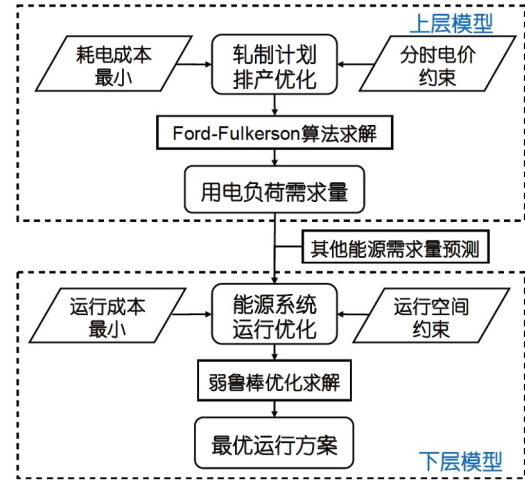


图3 (网络版彩图)考虑轧制计划的钢铁厂能源系统鲁棒优化框架

Figure 3 (Color online) Robust optimization framework for the energy system of a steel plant considering rolling plans.

采用目前应用效果较好的最小二乘支持向量机(least square support vector machine, LSSVM)算法实现^[7]. 仿真案例的调度周期为24 h, 所涉及的煤气、蒸汽、电力和煤炭量均为1 h内平均值. 本文使用Python v3.10作为开发语言, 并调用Gurobi v10.1执行求解任务. 实验用计算机配置为: Intel(R) Core (TM) i7-10510U CPU @ 1.80GHz 2.30 GHz, 内存16GB, 操作系统为64位 Windows 10.

4.2 运行方案分析

为了验证所提方法在提升钢铁厂能源系统用能水平的有效性, 分别将现有运行方案之中不考虑热轧计划、能源预测不确定性、CHP可行性运行区间为对照, 共进行4种运行方案下仿真, 运行方案如表7所示. 其中, 方案1和方案2的对比旨在验证制定电价型负荷曲线的优越性. 对比方案1、方案2和方案3, 可以说明引入负荷曲线和能源预测不确定性的鲁棒算法在提高解的质量同时, 还为调度方案提供了鲁棒性, 使其具备一定的抗风险能力. 另外, 方案3和方案4的对比则是为了验证采用CHP运行空间约束的有效性, 以便更符合设备真实的运行场景. 其中, IRL算法的不确定度 Γ 设置为1.1, 波动幅值 $\hat{\delta}$ 为能源预测期望值的0.1倍.

根据表1的运行数据和设备运行约束, 通过方案4获得的调度方案详见表8和9. 表8优化了轧制次序、

表 1 钢铁厂某日实际热轧排程及副产能源供需量

Table 1 Hot rolling production plan, supply and demand of secondary energy for a steel plant on a certain day

周期	轧制单元	热轧电力 需求量 (MW)	加热炉所需 热量 (GJ)	BFG (km ³)	COG (km ³)	LDG (km ³)	蒸汽 (t)	电力 (MW, 除热轧)
1	R1	145	653	750	74	101	303	461
2	R2	122	549	678	88	86	320	470
3	R3	132	594	688	77	87	310	485
4	R4	141	635	607	73	96	325	426
5	R5	135	608	737	88	100	307	440
6	R6	136	612	659	77	95	308	442
7	R7	161	725	775	75	86	299	434
8	R8	155	698	762	68	95	307	410
9	R9	178	801	711	67	95	310	479
10	R10	188	846	714	95	87	309	410
11	R11	177	797	705	77	95	324	497
12	R12	167	752	734	70	86	303	447
13	R13	190	855	755	75	95	310	492
14	R14	173	779	729	88	98	304	482
15	R15	176	792	768	73	102	310	431
16	R16	155	698	756	76	100	305	441
17	R17	148	666	706	80	98	323	460
18	R18	150	675	822	78	100	334	422
19	R19	152	684	715	78	96	310	413
20	R20	145	653	730	84	103	310	455
21	R21	147	662	843	71	92	301	500
22	R22	137	617	762	72	93	303	441
23	R23	140	630	799	77	101	310	475
24	R24	143	644	718	77	126	306	444

表 2 中国某钢铁厂所在地区的分时电价 (CNY/kWh)

Table 2 Time-of-use electricity prices for the steel plant in China (CNY/kWh)

时段	区间	购电价	售电价
谷价	1:00~6:00	0.496	0.597
	22:00~24:00		
平价	7:00~8:00 16:00~21:00	0.937	0.597
峰价	9:00~15:00	1.56	0.597

表 3 能源介质成本

Table 3 Energy medium costs

能源 介质	煤气 (CNY/km ³)			蒸汽 (CNY/t)	煤炭 (CNY/t)
	BFG	COG	LDG		
价格	50	100	60	85	528

加热炉热量分配次序以及CHP机组的蒸汽和电力发生量. 表9则详细记录了优化后CHP机组和加热炉的煤气消耗量. 这些数据提供了一种更为有效和节能的调度方案, 以满足设备运行约束并优化了钢铁厂的经济运行.

表 4 能源介质参数

Table 4 Parameters of energy media

能源介质	热值	焓降
高炉煤气	3200 (kJ/m ³)	—
焦炉煤气	17520 (kJ/m ³)	—
转炉煤气	8300 (kJ/m ³)	—
蒸汽	—	2908 (kJ/kg)
电力	3600 (kJ/(kWh))	—
煤炭	29630 (kJ/kg)	—

表 5 CHP机组参数

Table 5 CHP unit parameters

机组	1#/2# CHP	3#/4# CHP
最大发电功率 (MW)	247	60
最小发电功率 (MW)	98.8	20
最大供热功率 (MW)	180	55
k_i^{AB}	-0.178	-0.273
k_i^{BC}	1.782	2.333
k_i^{CD}	-0.170	-2.50
η_i	0.36/0.36	0.37/0.39
$[RU_i, RD_i]$ (MW)	[50,50]	[30,30]
$[a_i, b_i]$	[0035,145]	[01035,345]
$[c_i, e_i]$	[2650,003]	[2650,0025]
$[d_i, f_i]$	[42,0032]	[2203,0051]

图4展示了采用Ford-Fulkerson算法，在分时电价的基础上获得最佳的轧制序列。具体的优化后的轧制次序详见表8。可以观察到，电力需求较大的轧制单元被巧妙地安排在电力价格较低的时段进行轧制，而电力需求较小的轧制单元则被分配在电力价格较高的时段进行轧制。这种策略能够最大限度地减少在用电高峰期对外采购电力或使CHP机组频繁调整负荷的需求。因此，制定基于电价型的负荷曲线不仅有助于企业降低生产成本，还有助于提高电力系统的稳定性和效率。

表 6 煤气柜操作范围

Table 6 Operating range of gasholders

煤气柜	最大容量 (km ³)	最小容量 (km ³)	进气量上限 (km ³ /t)
高炉煤气柜 (1#/2#)	260	50	80
焦炉煤气柜	100	20	40
转炉煤气柜 (1#/2#/3#)	60	10	30

表 7 本文对比的不同运行优化解决方案

Table 7 Comparison of different operational optimization solutions

解决方案	是否考虑热轧计划	是否考虑能源预测不确定性	是否考虑CHP可行性运行区间
方案1	×	×	×
方案2	√	×	×
方案3	√	√	×
方案4 (本文所提方法)	√	√	√

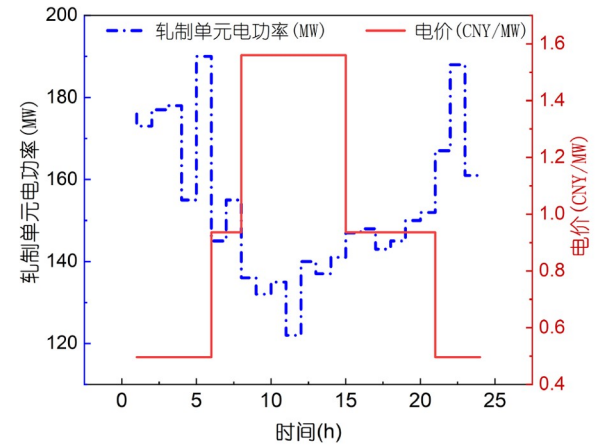


图 4 (网络版彩图)基于Ford-Fulkerson算法的热轧单元排产

Figure 4 (Color online) Production scheduling of hot rolling units based on the Ford-Fulkerson algorithm.

图5为轧制排产优化前后的用电负荷波动曲线。从图中可以看出，优化后在用电高峰时段有效地降低了用电负荷，表明优化策略取得了显著的经济效益。具体来说，优化后轧制排产更加合理，避免了用电高峰期的电力负荷过高，从而减少了相应的电力成本。此外，优化后的排产计划考虑了能源供需平衡，使得电力消耗更加平稳，也有助于降低电力成本。

图6是基于方案4计算所得的CHP机组煤炭消耗量与分时电价的变化曲线。从图中可以看出，在低电价时

表 8 方案4 (本文所提方法)计算所得的热轧生产计划排产结果及CHP热电分配量

Table 8 Production scheduling results for hot rolling from scheme 4 computed by the proposed method in this paper and the corresponding allocation of heat and electricity from CHP

周期	轧制单元	热轧电力需求量 (MW)	加热炉所需热量 (GJ)	1#CHP		2#CHP		3#CHP		4#CHP	
				蒸汽 (t)	电力 (MW)	蒸汽 (t)	电力 (MW)	蒸汽 (t)	电力 (MW)	蒸汽 (t)	电力 (MW)
1	R4	178	801	107	232	107	232	44	50	44	50
2	R3	177	797	116	230	116	230	44	50	44	50
3	R23	188	846	111	231	111	231	44	50	44	50
4	R5	155	698	118	230	118	230	44	50	44	50
5	R22	167	752	109	231	109	231	44	50	44	50
6	R6	190	855	110	231	110	231	44	50	44	50
7	R18	143	644	105	232	105	232	44	50	44	50
8	R19	145	653	109	231	109	231	44	50	44	50
9	R13	140	630	111	231	111	231	44	50	44	50
10	R15	141	635	90	232	90	232	61	32	68	45
11	R11	135	608	118	230	118	230	44	50	44	50
12	R12	122	549	107	232	107	232	44	50	44	50
13	R9	136	612	111	231	111	231	44	50	44	50
14	R10	132	594	108	232	108	232	44	50	44	50
15	R14	137	617	111	231	111	231	44	50	44	50
16	R16	147	662	108	231	108	231	44	50	44	50
17	R17	148	666	117	230	117	230	44	50	44	50
18	R21	152	684	123	229	123	229	44	50	44	50
19	R20	150	675	87	234	87	234	68	44	68	45
20	R8	155	698	111	231	111	231	44	50	44	50
21	R7	145	653	106	232	106	232	44	50	44	50
22	R2	173	779	107	232	107	232	44	50	44	50
23	R1	176	792	111	231	111	231	44	50	44	50
24	R24	161	725	109	231	109	231	44	50	44	50

段, CHP机组的煤炭消耗量呈缓慢上升趋势. 随着外购电价的升高, 为减少外购煤炭成本, CHP机组通过降低煤炭用量来控制成本. 这种调整策略有助于降低整个系统的煤炭消耗量, 从而实现节能减排的目标. CHP机组煤炭消耗量的降低得益于计及轧制的负荷曲线优化. 经过优化后, 系统能够在一定程度上降低购电成本, 同时也起到了“削峰填谷”的功能, 使发电、用电趋于平稳, 达到电力供需平衡, 实现电网经济运行的效果. 这种优化策略对于现代电力系统具有重要意义, 有助于提高能源利用效率, 降低能源消耗, 实现可持续发展.

图7展示了基于方案4所获得的高炉煤气、焦炉煤气和转炉煤气在煤气柜中储存容量的变化情况. 这些

曲线清晰地描绘了煤气柜在不同时间段内的变化趋势. 值得注意的是, 煤气柜在低谷时段呈现容量上升的趋势, 而在高峰时段则呈现容量下降的态势. 这种变化暗示着煤气柜在能源调度中发挥着重要作用, 采用了“削峰填谷”的调度策略, 通过在能源需求低谷时段存储能源, 并在高峰需求时释放能源, 以实现能源利用的平衡与优化. 这种智能调度手段有助于提高能源利用效率, 有效应对能源波动和需求差异.

对4种运行方案进行钢铁厂能源的运行结果分析, 得出以下的经济指标, 具体如表10所示. 方案1未考虑轧制单元与能源的协调优化, 导致总经济成本最高. 相比其他三种运行方案, 方案2的经济指标最低, 这是因为它只考虑了电力的负荷曲线. 然而, 在实际调度中,

表 9 方案4 (本文所提方法)计算所得CHP煤气消耗量

Table 9 CHP gas consumption from scheme 4 computed by the proposed method in this paper

周期	1#CHP (km ³)		2#CHP (km ³)		3#CHP (km ³)			4#CHP (km ³)			加热炉 (km ³)		
	BFG	COG	BFG	COG	BFG	COG	LDG	BFG	COG	LDG	BFG	COG	LDG
1	300	15	0	40	257	1	0	193	10	0	0	0	95
2	128	40	300	0	207	10	0	193	10	0	0	0	94
3	300	40	0	40	207	10	0	193	10	0	89	0	62
4	0	40	0	40	261	0	0	248	0	0	0	0	97
5	0	0	237	40	207	10	0	193	10	0	0	0	84
6	300	40	0	40	219	8	0	193	10	0	0	0	103
7	275	40	0	40	207	10	0	193	10	0	0	0	79
8	300	40	0	40	261	0	0	248	0	0	0	0	84
9	300	0	300	40	0	10	80	248	0	0	0	0	74
10	300	40	0	0	0	10	75	214	10	7	0	0	72
11	0	40	0	40	257	1	0	248	0	0	0	0	73
12	300	40	300	40	0	10	80	242	1	0	0	0	66
13	300	0	0	40	261	0	0	248	0	0	0	0	76
14	300	28	229	40	207	10	0	193	10	0	0	0	74
15	20	39	300	40	0	10	80	248	0	0	0	0	76
16	256	0	300	40	207	10	0	193	10	0	0	0	80
17	0	40	0	40	261	0	0	248	0	0	0	0	80
18	268	35	300	40	207	10	0	248	0	0	0	0	78
19	300	40	300	40	0	10	95	215	10	7	0	0	79
20	0	40	109	40	261	0	0	248	0	0	0	0	81
21	0	40	300	40	207	10	0	248	0	0	0	0	82
22	207	40	300	40	207	10	0	248	0	0	0	0	91
23	0	40	300	40	251	2	0	248	0	0	0	0	102
24	157	40	300	40	261	0	0	0	9	77	0	0	87

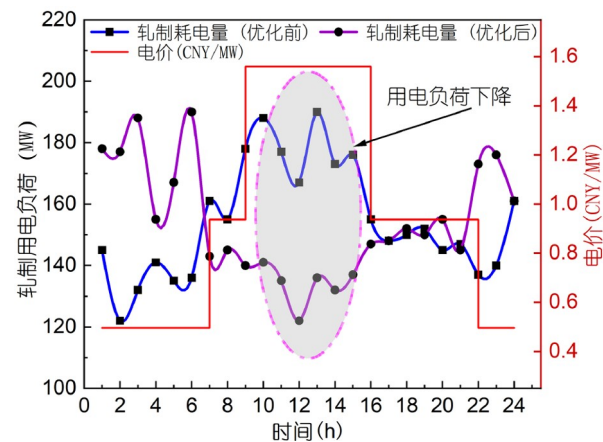


图 5 (网络版彩图)考虑轧制计划的用电负荷情况
Figure 5 (Color online) Electric load considering hot rolling production plans.

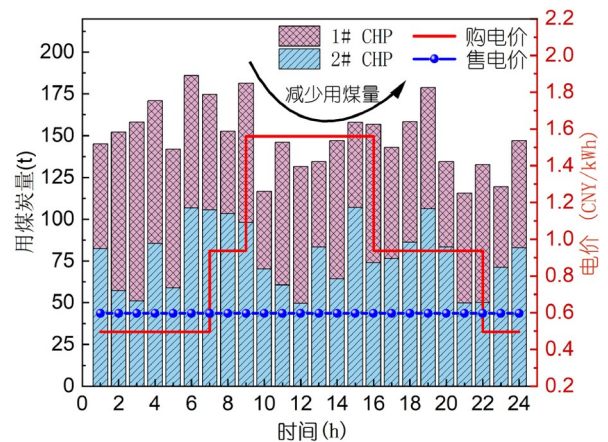


图 6 (网络版彩图) CHP机组煤炭消耗量
Figure 6 (Color online) Coal consumption of CHP units.

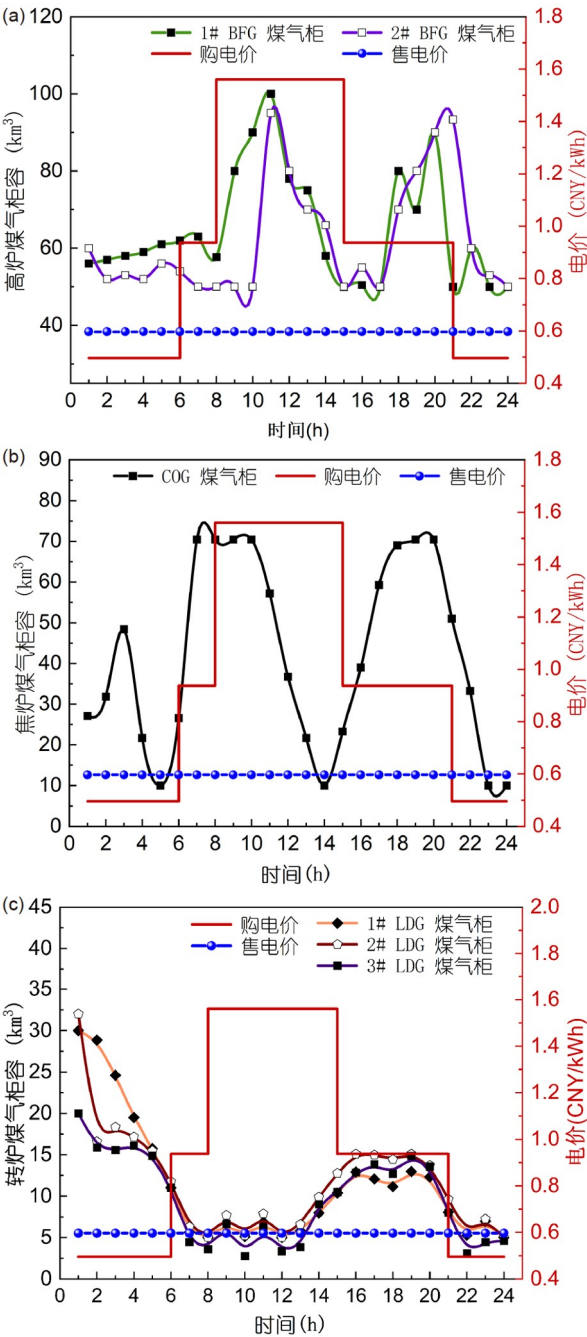


图 7 (网络版彩图)煤气柜柜容变化曲线。(a) 高炉煤气; (b) 焦炉煤气; (c) 转炉煤气
Figure 7 (Color online) Gasholders capacity curve. (a) BFG; (b) COG; (c) LDG.

能源供需量通常由预测算法给出, 由于预测算法的固有属性和各种工序的连锁影响, 预测结果与实际结果存在一定的偏差。由于预测结果的不确定性, 方案2直

接基于预测数据进行的决策方案与真实调度结果存在偏差。因此, 方案2是一种理想状态下的最优解, 但在实际调度中并不存在这种调度结果。相比之下, 方案3采用弱鲁棒算法在一定程度上抵制了能源预测数据的不确定性。虽然其总费用比方案2高出5.91万元, 但方案3能够最大程度地降低了预测结果的影响。在实际调度中, 其调度结果可能会比计算结果更优, 这是因为方案3考虑到了预测数据更差的情况。方案4与方案3的不同之处在于添加了CHP机组的可行性运行空间约束, 有效地排除了不可行的运行空间, 使得运行结果更符合CHP机组的真实运行条件。

为进一步阐述引入CHP机组的可行性运行空间约束对CHP运行效益的影响, 对方案3和方案4运行场景下1#CHP机组的热电分配情况进行了分析。图8展示了这两种方案下1#CHP机组的热电分配情况。为了清晰地呈现CHP机组的热电运行区域, 在图中仅展示了部分可见的运行区域, 图中的虚线以下表示可行性运行

表 10 不同运行方案结果对比
Table 10 Comparison of the indexes for different operating schemes

运行方案	EEC (万元)	EPC (万元)	ETC (万元)	总费用 (万元)
方案1	6	208	72	286
方案2	0	187.78	63.31	251.09
方案3	0	191	66	257
方案4 (本文所提方法)	0	193	67	260

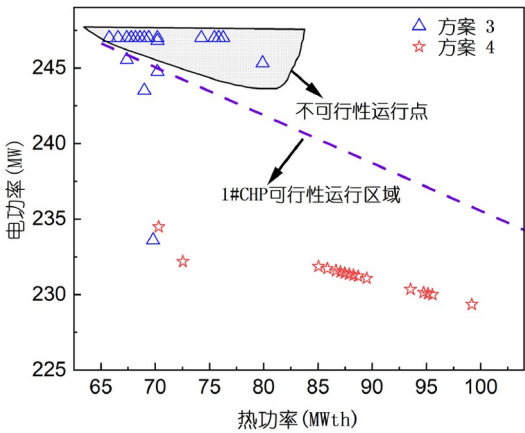


图 8 (网络版彩图) 1#CHP机组的热电分配点图
Figure 8 (Color online) Heat and power distribution diagram for CHP unit 1#.

区域. 从图中明显可以看出, 方案3的运行方案未考虑到CHP机组的热电运行区间约束, 导致调度方案存在大量不可行的运行点. 这些不可行的运行点既无法满足设备的实际运行需求, 又会导致能源浪费和运行效率低下. 相比之下, 方案4的运行方案成功引入了CHP机组的可行性运行空间约束, 确保获得的热电运行点均在约束范围内. 因此, 通过引入CHP机组的可行性运行空间约束, 可以获得更符合设备实际运行特点的调度方案, 进一步提高CHP机组的运行效率并降低能源消耗. 这也进一步证明了方案4相对于方案3的优势以及引入可行性运行空间约束的重要性.

4.3 鲁棒性分析

钢铁厂在实际运行优化中, 各种能源如副产煤气、蒸汽和电力的产量与消耗都依赖预测模型. 图9展示了该钢铁厂电力实际与预测需求量, 其中阴影部分代表本文所建立的不确定性集合.

鉴于钢铁工业的复杂工序特性以及预测模型的局限性, 能源预测结果与实际情况难免存在差异. 若仅依赖预测结果进行运行优化, 可能导致效果不佳甚至带来安全隐患. 因此, 本节通过验证预测结果的不确定性, 以阐明提出的双层运行优化框架的鲁棒性. 在这个框架中, 能源预测值被建模为不确定性集合, 并采用ILR来解决预测的不确定性问题.

预测的不确定性对优化结果有着重要的影响. 式(21)表明, 可以通过调整波动幅值 $\hat{b}$ 和不确定度 Γ 来改变不确定集合, 从而灵活调整运行方案, 减少不确定性带来的负面影响.

由表11可知, 当 $\Gamma = 0$ 时, 鲁棒优化框架等效于确定性模型, 即未考虑不确定性因素, 而是直接将预测结果作为边界约束进行优化求解. 可以发现, 随着不确定性度 Γ 的不断增大, 运行成本也相应增加. 这种现象可解释为钢铁厂的能源系统越多考虑不确定性, 获得的方案越“悲观”, 运行成本也随之越高.

需要注意的是, 尽管表11所采用的确定性优化方法显示出比鲁棒优化方法更低的运行成本, 但这并不意味着确定性优化方案就比鲁棒优化方案更优越.

该优化方案为钢铁厂生产工序和能源转换设备的副产煤气, 蒸汽和电力的分配量. 由于预测误差导致的能源不平衡量, 需要通过外购能源或者放散能源进行

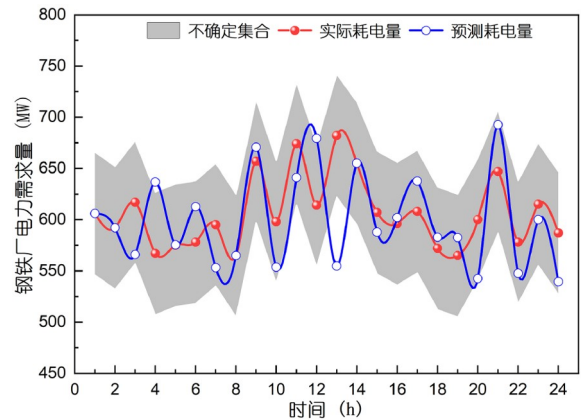


图9 (网络版彩图)钢铁厂电力实际/预测需求量

Figure 9 (Color online) Real/predicted power demand of the steel plant.

表11 不同不确定度下钢铁厂能源系统运行成本(波动幅值 $\hat{b} = 0.1$)

Table 11 Operating costs of the steel plant energy system under different uncertainty levels (fluctuation amplitudes $\hat{b} = 0.1$)

优化模型	运行成本 (万元)
确定优化	245.87
$\Gamma = 0$	245.87
$\Gamma = 1$	256.56
$\Gamma = 2$	275.48
$\Gamma = 3$	282.27
$\Gamma = 4$	309.44

调节. 其中预测误差表示预测值偏离实际值的程度相对于参考值的倍数.

所提鲁棒优化框架可通过调节波动幅值 $\hat{b}$ 来应对的预测误差的影响. 当波动幅值 $\hat{b}$ 增大时, 对应的误差也随之增大, 反之亦然. 鉴于此, 可通过波动幅值 $\hat{b}$ 大小来表征预测误差大小.

钢铁厂能源系统在实际运行优化中, 由预测误差引起的平衡成本与规划运行成本之和为实际运行成本. 图10绘制了 $\Gamma = 2$ 时, 不同波动幅值 $\hat{b}$ 下, 钢铁厂能源实际运行成本和平衡成本的波动曲线.

比较图10和表11可以发现, 尽管鲁棒优化的运行成本高于确定性优化, 但由于鲁棒优化考虑了副产煤气、蒸汽和电力产消量的预测不确定性, 在实时运行优化中, 由于预测误差所引起的平衡成本低于确定性优化方法.

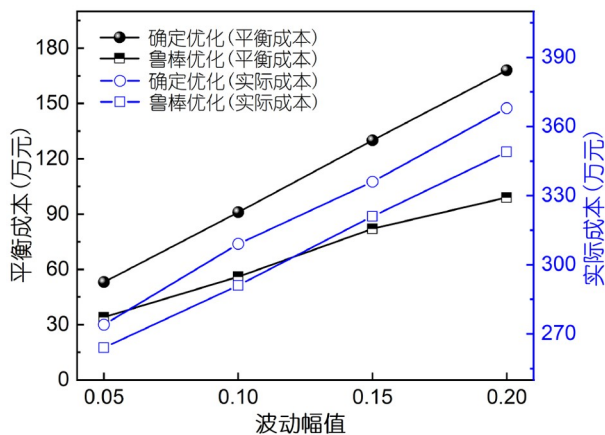


图 10 (网络版彩图)不同波动幅值下优化方法性能比较
Figure 10 (Color online) Performance comparison of optimization methods under different fluctuation amplitudes.

随着波动幅值 δ 的不断增大, 确定性优化的平衡成本显著上升. 虽然鲁棒优化的平衡成本也在不断增加, 但是其增幅更小. 这导致鲁棒优化的实际运行成本更为经济. 这说明鲁棒优化通过考虑预测的不确定性, 降低平衡成本的效果远远超过确定性优化所增加

的运行成本. 进一步说明, 本文提出的鲁棒优化框架通过其“悲观”的运行方案, 有效降低能源系统的平衡成本. 这为钢铁工业的能源系统赋予了一定的鲁棒性, 使其具备一定的抵御能源波动的能力.

5 结论与讨论

本文针对钢铁企业能源系统的运行优化问题开展研究, 提出基于生产-能源协同的双层鲁棒优化方法. 该方法的上层考虑了分时电价与轧制计划排产关系建立模型, 下层则将煤气、蒸汽、电力等管网的CHP机组等典型耦合设备进行建模. 为解决预测的不确定性问题, 本文还提出了改进的弱鲁棒方法, 从而获得最终的能源系统运行优化方案. 随后采用真实工业数据进行仿真实验, 验证了本文所提方法的经济性和鲁棒性.

基于本文研究, 未来可以进一步结合底层控制相关需求, 将调度、运行、控制等不同层面串联, 形成纵向优化结构, 并提出可证明收敛性的相关求解算法.

参考文献

- Hu Z, He D. Operation scheduling optimization of gas-steam-power conversion systems in iron and steel enterprises. *Appl Therm Eng*, 2022, 206: 118121
- Zeng Y, Xiao X, Li J, et al. A novel multi-period mixed-integer linear optimization model for optimal distribution of byproduct gases, steam and power in an iron and steel plant. *Energy*, 2018, 143: 881-899
- Wei Z, Zhai X, Zhang Q, et al. A MINLP model for multi-period optimization considering couple of gas-steam-electricity and time of use electricity price in steel plant. *Appl Therm Eng*, 2020, 168: 114834
- Wang T, Zhao J, Xu Q, et al. A dynamic scheduling framework for byproduct gas system combining expert knowledge and production plan. *IEEE Trans Automat Sci Eng*, 2023, 20: 541-552
- He D F, Liu P Z, Feng K, et al. Collaborative optimization of rolling plan and energy dispatching in steel plants (in Chinese). *China Metall*, 2019, 29: 75-80 [贺东风, 刘平泽, 冯凯等. 钢铁企业轧制计划与能源调度协调优化. *中国冶金*, 2019, 29: 75-80]
- Han Z, Pedrycz W, Zhao J, et al. Hierarchical granular computing-based model and its reinforcement structural learning for construction of long-term prediction intervals. *IEEE Trans Cybern*, 2022, 52: 666-676
- Jin F, Wang L, Zhao J, et al. Granular-causality-based byproduct energy scheduling for energy-intensive enterprise. *IEEE Trans Automat Sci Eng*, 2020, 17: 1662-1673
- Zhang Q, Li H, Ma J, et al. Dynamic forecasting and optimal scheduling of by-product gases in integrated iron and steel works. *J Iron Steel Res Int*, 2019, 26: 529-546
- Blonsky M, McKenna K, Maguire J, et al. Home energy management under realistic and uncertain conditions: A comparison of heuristic, deterministic, and stochastic control methods. *Appl Energy*, 2022, 325: 119770
- Garcia-Torres F, Bordons C, Tobajas J, et al. Stochastic optimization of microgrids with hybrid energy storage systems for grid flexibility services considering energy forecast uncertainties. *IEEE Trans Power Syst*, 2022, 36: 5537-5547
- Liu Y, Zhao J, Wang L, et al. Event-triggered online scheduling for industrial-integrated energy system. *IEEE Trans Ind Electron*, 2023, 70:

4027–4037

- 12 Cao X, Sun X, Xu Z, et al. Hydrogen-based networked microgrids planning through two-stage stochastic programming with mixed-integer conic recourse. *IEEE Trans Automat Sci Eng*, 2022, 19: 3672–3685
- 13 Han Z, Zhang X, Zhang H, et al. A hybrid granular-evolutionary computing method for cooperative scheduling optimization on integrated energy system in steel industry. *Swarm Evolary Computation*, 2022, 73: 101123
- 14 Jiang C, Long X Y, Zhang Z, et al. An interval robust optimization method for uncertain structures (in Chinese). *Sci Sin-Tech*, 2019, 49: 787–802 [唐嘉昌, 姜潮, 龙湘云等. 一种针对不确定性结构的区间鲁棒性优化方法. 中国科学: 技术科学, 2019, 49: 787–802]
- 15 Bao Z, Chen L, Qiu K. A robust optimization approach for the resource investment problem of an aircraft final assembly line. *IEEE Trans Automat Sci Eng*, 2023, 20: 2135–2146
- 16 Zhong J, Li Y, Cao Y, et al. Robust coordinated optimization with adaptive uncertainty set for a multi-energy microgrid. *IEEE Trans Sustain Energy*, 2023, 14: 111–124
- 17 Du G, Zhao D M, Liu X. Research review on optimal scheduling considering wind power uncertainty (in Chinese). Proceedings of the CSEE, 2023, 43: 2608–2627 [杜刚, 赵冬梅, 刘鑫. 计及风电不确定性优化调度研究综述. 中国电机工程学报, 2023, 43: 2608–2627]
- 18 Jiang S L, Peng G, Bogle I D L, et al. Two-stage robust optimization approach for flexible oxygen distribution under uncertainty in integrated iron and steel plants. *Appl Energy*, 2022, 306: 118022
- 19 Zhang R, Song S, Wu C. The hot strip mill scheduling problem with uncertainty: Robust optimization models and solution approaches. *IEEE Trans Cybern*, 2023, 53: 4079–4093
- 20 Zeng B, Zhao L. Solving two-stage robust optimization problems using a column-and-constraint generation method. *Operations Res Lett*, 2013, 41: 457–461
- 21 Zhang L, Zhang K, Zheng Z, et al. Two-stage distributionally robust integrated scheduling of oxygen distribution and steelmaking-continuous casting in steel enterprises. *Appl Energy*, 2023, 351: 121788
- 22 Sun Q, Wu Z, Gu W, et al. Tri-level multi-energy system planning method for zero energy buildings considering long- and short-term uncertainties. *IEEE Trans Sustain Energy*, 2023, 14: 339–355
- 23 Fischetti M, Monaci M. Light robustness. In: Ahuja R K, Möhring R H, Zaroliagis C D (eds.). Robust and Online Large-Scale Optimization. Berlin, Heidelberg: Springer, 2009. 5868
- 24 Cheng Y B, Ma Y H, Zheng G D, et al. Coordinated planning of thermo-electrolytic coupling for multiple CHP units considering demand response (in Chinese). *Power Sys Tech*, 2022, 46: 3821–3832. [陈艳波, 马彦虎, 郑国栋等. 计及需求响应的多CHP机组热电解耦协调规划. 电网技术, 2022, 46: 3821–3832]
- 25 Bulut M, Özcan E. Optimization of electricity transmission by Ford–Fulkerson algorithm. *Sustain Energy Grids Networks*, 2021, 28: 100544
- 26 Yang Q, Liu P, Zhang J, et al. Combined heat and power economic dispatch using an adaptive cuckoo search with differential evolution mutation. *Appl Energy*, 2022, 307: 118057
- 27 Boyd S P, Vandenberghe L. Convex Optimization. Cambridge: Cambridge University Press, 2004
- 28 Ma L F, Wu Y W, Liang Y J, et al. Light robust planning for generation expansion considering flexibility reformation of thermal power unit (in Chinese). *Auto of Electric Power systems*, 2020, 36: 3463–3469. [马飞龙, 吴耀武, 梁彦杰等. 计及火电机组灵活性改造的电源扩展鲁棒规划. 电力系统自动化, 2020, 44: 102–110]

Production-energy cooperation based two-layer robust optimization for energy system of steel enterprise

HAN ZhongYang^{1,2}, WANG ZhiYuan^{1,2}, ZHAO Jun^{1,2} & WANG Wei^{1,2}

¹Key Laboratory of Intelligent Control and Optimization for Industrial Equipment, Ministry of Education, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

²School of Control Science and Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China

Iron and steel production is closely related to energy media, such as gas, steam, and electricity, so that the related collaboration as well as their cooperation with the production plays a pivotal role in energy saving and emission reduction. The existing studies typically implement real-time optimization in closed-loop with prediction, whereas the subsequent uncertainty brings further challenge for this work. As such, a production-energy cooperation based two-layer optimization method is proposed in this study. It starts with the modeling for production planning considering time-of-use electricity price in the upper layer. Then taking economic cost as the objective and feasible region for equipment such as Combined Heat and Power (CHP) as the constraints, the model for real-time optimization of energy system is established in the lower layer. In order to deal with the uncertainty problem, an improved light robust optimization algorithm is designed in this study, so as to obtain the final running scheme for the energy system. Based on the real data of a steel enterprise in China, simulations are conducted to compare with the solution without the consideration of cooperative relationship, prediction uncertainty and feasible region of the CHP, aiming at verifying the benefit for economic cost reduction and the superiority of robustness for the proposed method.

steel enterprise, energy system, cooperative optimization, robust optimization

doi: [10.1360/SST-2023-0364](https://doi.org/10.1360/SST-2023-0364)