

多能源发电控制模式下多机组负荷分配优化

吴燕玲¹, 任庆², 徐家豪², 钟巍²

(1. 常州英集动力科技有限公司, 江苏 常州 213000; 2. 浙江大学 能源工程学院, 浙江 杭州 310027)

摘要:以东北地区某1100 MW电厂进行示范验证,研究了新型电网调度模式下的电厂负荷分配问题。基于机组特性和电网调峰补贴政策建立了全厂的经济性收益评估模型,并结合热力系统映射模型和智能优化算法,形成面向多能源发电协同控制模式的多机组热电负荷分配实时优化方案和日前优化方案。研究表明:基于实时优化方法获得的负荷分配方案在7种历史工况下可以实现11.56%~33.94%的经济性提升;日前优化方法相比于实时优化可以进一步提升电厂的经济性,在所选取典型日场景中可提升28.07%;有效解决新型电网调度模式下电厂内负荷分配的难题,为运维人员的决策提供指导。

关键词:热电联产;经济性模型;负荷分配;日前优化;实时优化

中图分类号:TK11 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2023.08.009

[引用本文格式]吴燕玲,任庆,徐家豪,等.多能源发电控制模式下多机组负荷分配优化[J].热能动力工程,2023,38(8):68-75. WU Yan-ling, REN Qing, XU Jia-hao, et al. Optimization of multi-unit load distribution under multi-energy generation control mode[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2023, 38(8): 68-75.

Optimization of Multi-unit Load Distribution under Multi-energy Generation Control Mode

WU Yan-ling¹, REN Qing², XU Jia-hao², ZHONG Wei²

(1. Changzhou Engipower Technology Co., Ltd., Changzhou, China, Post Code: 213000;
2. College of Energy Engineering, Zhejiang University, Hangzhou, China, Post Code: 310027)

Abstract: A demonstration verification was conducted on a 1100 MW power plant in Northeast China to study the load distribution problem of the power plant under the new power grid dispatching mode. Based on the unit characteristics and grid peaking subsidy policy, a plant-wide economic revenue evaluation model was established, and combined with the thermal system mapping model and intelligent optimization algorithm, a real-time optimization scheme for multi-unit cogeneration load distribution and a day-ahead optimization scheme for multi-energy generation cooperative control mode were formed. Results show that the load distribution scheme obtained by real-time optimization method can achieve an economic improvement of 11.56% to 33.94% under 7 historical working conditions; the day-ahead optimization method can further improve the economics of the plant compared to real-time optimization by 28.07% in the selected typical day scenario; the method can effectively solve the difficult problem of load allocation within the power plant under the new grid dispatching mode and provide guidance for the decision making of the operation and maintenance personnel.

收稿日期:2022-09-07; 修订日期:2022-11-24

基金项目:国家自然科学基金项目(51806190);国家重点研发计划(2019YFE0126000)

Fund-supported Project: National Natural Science Foundation of China (51806190); National Key R & D Program of China (2019YFE0126000)

作者简介:吴燕玲(1982-),女,常州英集动力科技有限公司副研究员。

通讯作者:钟巍(1975-),男,浙江大学教授。

Key words: combined heat and power generation, economical model, load distribution, day-ahead optimization; real-time optimization

引 言

我国煤电机组中,热电联产机组的装机容量达到了 40%,其热电耦合程度高,易造成热能或电能的供需不匹配,影响机组调峰能力^[1],往往需要通过机组灵活性改造,使机组能在更大的热电负荷区间内运行^[2]。为了适应机组灵活性改造,辽宁省提出施行电网调度中心下发负荷到电厂、电厂进一步自主分配厂内机组负荷的新型运行方式,即多能源发电协同控制(Multi-energy Generation Control, MEGC)模式^[3]。相比于电力系统广泛使用的自动发电控制(Automatic Generation Control, AGC),即电网调度中心将调度指令直接下发到各具体机组的运行方式^[4],MEGC 模式有助于电厂选用更合适的负荷分配方式以提高电厂效益。

在 MEGC 模式下,如何选取优化目标与算法、改进电厂层级负荷分配策略,是实现多机组协同运行的关键。李东麟等人^[5]采用动态规划法与改进人工蚁群算法优化了煤耗量。李涛等人^[6]提出一种多目标灰狼算法对煤耗量进行了优化。徐朔文等人^[7]使用径向基神经网络与改进遗传算法进行负荷优化,有效降低了煤耗率。刘吉等人^[8]引入大数据模型,利用 MapReduce 模型实现 NSGA-II 算法的并行处理及厂级多目标负荷优化。刘钢等人^[9]将优化目标定为最小气耗量,通过混沌优化算法对火电站进行优化和调度。王伟等人^[10]构建了污染物排放浓度特性模型,考虑了负荷优化分配模型中的环境成本。曾德良等人^[11]研究了兼顾经济性和环保性的火电机组负荷优化分配算法。朱誉等人^[12]在优化目标中综合考虑了供电煤耗率、污染物排放量。Yuan 等人^[13]综合了经济性、环保性和快速性,使用目标乘除法研究火电厂最优负荷分配问题。国内外较多学者采用电厂的煤耗率或煤耗量作为负荷分配的优化目标,倾向于改进优化算法以提升电厂效益。但在 MEGC 模式下,研究如何协调煤耗量与调峰政策补贴间的关系以及如何指导电厂分配多机

组的负荷更加重要。

本文面向新型电力系统下参与调峰辅助服务的电厂,建立了综合考虑供电供热收益、调峰辅助收益以及其它成本在内的电厂整体经济性评价模型,设计了机组间负荷分配实时优化与日前优化两种优化方法。

1 电厂模型

1.1 电厂热力模型

为了研究包含多个热电联产机组且承担调峰任务的电厂的负荷分配问题,需要建立准确高效的电厂热力系统映射模型。从原理上讲,电厂建模方式可分为机理建模与数据建模两类^[14],其中机理建模预测结果有较高的准确性,但计算效率较低,且模型准确度会随着电厂设施的老化而下降;数据建模通过机器学习方法预测输入与输出数据的关系,能够快速获得较为准确的数据,但出于安全考虑难以获得足够的工况样本。因此,本文采用了基于机理仿真拓展的电厂热力系统数据代理映射模型构建方法构建电厂热力模型^[15]。

本文研究对象为包含 4 台供热火电机组的电厂,含容量 200 和 350 MW 的机组各 2 台,全厂总装机容量为 1 100 MW。其中 1,2 号机组原为超高压、一次中间再热、三缸双排汽的 200 MW 机组,后 1 号机组进行了高背压供热改造,2 号机组进行了光轴改造;3,4 号机组原为亚临界、一次中间再热、高中压合缸、双缸双排汽、反动凝汽式的 350 MW 机组,后均进行了切缸改造。

首先构建机理模型,并对模型的准确性进行验证。现有该电厂各台机组在负荷率为 40%~100% 之间共 7 组设计工况数据,基于模型在对应的 7 个负荷率的纯凝工况下进行仿真计算,选取各机组的发电功率作为比较对象,将仿真结果与设计数据相比较,两者误差如表 1 所示。由表 1 可知,电厂机理模型的仿真计算结果与设计数据的误差均小于 2%,机理模型精度较高。

表 1 电厂机理映射模型仿真数据与设计数据的误差

Tab. 1 Deviation of simulation data of mechanism mapping model and design data in power plant

机组	不同负荷率下设计数据与仿真数据的误差/%						
	100%	90%	80%	70%	60%	50%	40%
1 号	0.308	0.309	0.679	0.134	0.630	0.362	0.514
2 号	0.307	0.306	0.680	0.137	0.628	0.351	0.510
3 号	0.447	0.510	0.590	0.682	0.797	0.956	1.199
4 号	0.683	0.731	0.792	0.897	1.007	0.923	1.156

在此基础上,构建大量不同热电负荷的工况作为数据集以建立电厂代理映射模型,比较不同工况下电厂代理映射模型与机理模型的计算误差,结果如图 1 所示。由图 1 可知,代理模型与机理模型之间主汽量、抽汽量和煤耗量的误差始终保持在 1% 以下,数据代理模型可替代电厂机理模型,用于电厂性能预测。

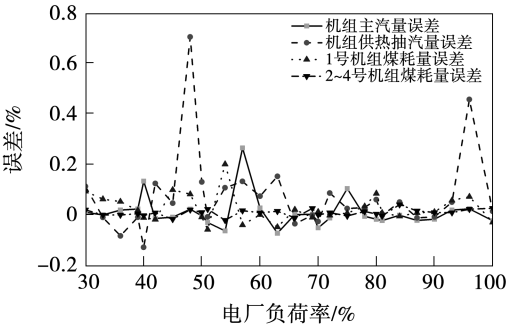


图 1 电厂数据代理映射模型与机理模型的计算误差
Fig. 1 Deviation of data proxy mapping model and mechanism model in power plant

1.2 经济性评价模型

考虑调峰辅助服务补偿与碳交易规则,将煤电厂的主要收益分为供电收益、供热收益与调峰辅助服务收益,运行成本的主要组成部分为煤耗成本和碳排放交易成本。因此,电厂总利润为:

$$E_{total} = (E_g + E_h + E_{if}) - (C_{coal} + C_{ct}) \quad (1)$$

式中: E_{total} —电厂总收益,元; E_g —电厂发电收益,元; E_h —供热收益,元; E_{if} —调峰辅助服务收益,元; C_{coal} —煤耗成本,元; C_{ct} —碳交易成本,元。

为鼓励煤电机组更积极地参与调峰,各地区制定了电力调峰辅助相关政策,对参与调峰的机组给予一定补贴,对未达到调峰标准的机组实行一定惩罚。调峰补贴收益已成为煤电机组重要的收益来源之一。

电力深度调峰收益采用分阶段的补偿标准,并以电厂整体的供电负荷率作为对照基准。电厂的供电负荷率是指电厂整体向外的供电负荷与电厂各机组设计负荷的比率,与电厂实发负荷不同,不包括电锅炉和厂内自用耗电部分,根据式(2)计算:

$$\beta_t = \frac{\sum_{i=1}^m P_i(t) - \sum (P_{al} + P_{eb})}{\sum_{i=1}^m P_i(t)} \times 100\% \quad (2)$$

式中: β_t —电厂供电负荷率; $P_i(t)$ —第*i*台机组发电量,kW; m —机组总台数; P_{al} —电厂厂内自用电量,kW; P_{eb} —电锅炉耗电量,kW。

电网设置多个不同的调峰基准负荷率,当煤电机组的供电负荷低于基准负荷率时,即可获得补贴收益。日机组负荷基准率越低,调峰电价越高,获得调峰辅助收益也越高。设电网设定的各级调峰基准负荷率为 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$,机组的调峰收益为:

$$E_{if} = \begin{cases} \int_t p_{if,n}(\alpha_n - \beta_t) P_{tha} dt + \int_t \sum_{i=1}^{n-1} p_{if,i}(\alpha_i - \alpha_{i+1}) P dt, & \alpha_1 > \alpha_2 > \dots > \alpha_n > \beta_t > \alpha_{n+1} > \dots \\ \int_t p_{cf}(\alpha_1 - \beta_t) P_{tha} dt, & \beta_t > \alpha_1 > \alpha_2 > \dots \end{cases} \quad (3)$$

式中: $p_{if,n}$ —第*n*级调峰单价,元/(kW·h); p_{cf} —调峰未达标时的惩罚单价,元/(kW·h); α_n —第*n*级调峰基准负荷率; α_i —第*i*级调峰基准负荷率; β_t —电厂总体的供电负荷率; P_{tha} —机组 100% 负荷率工况下的电负荷,kW; t —机组运行时间,h。

机组对外供电负荷越低,获得的调峰收益越高,但供电收益会随之降低,且若大幅降低机组运行负荷,会使机组偏离最佳运行工况,对机组本身的能效和煤耗也会造成不良影响。

电厂发电收益与供热收益为:

$$E_g = \int_t p_g(t) \left[\sum_{i=1}^m P_i(t) - \sum (P_{al} + P_{eb}) \right] dt \quad (4)$$

$$E_h = \int_t p_h \left(\sum_{i=1}^m H_i(t) + \sum P_{eb} \right) dt \quad (5)$$

式中: $p_g(t)$ —当前的上网电价,元/(kW·h); p_h —单位供热收费,元/(kW·h); $H_i(t)$ —第 i 台机组供热量, kW。

通过各机组的热电负荷可计算出给定负荷下机组的煤耗量成本为:

$$C_{coal} = \int_t p_{coal} \sum_{i=1}^m B_i(t) dt \quad (6)$$

式中: p_{coal} —煤炭单价,元/t; $B_i(t)$ —第 i 台机组的煤耗量, t/h。

在建立电厂热力系统映射模型后,可通过热、电负荷直接计算获得煤耗量:

$$B_i(t) = f_i(P_i(t), H_i(t)) \quad (7)$$

受“双碳”政策的影响,碳交易机制在多地落地实施,碳交易成本计算公式为:

$$C_{ct} = p_{ct}(M_{ce} - M_{cq}) \quad (8)$$

式中: p_{ct} —碳交易单价,元; M_{ce} —碳排放量, t; M_{cq} —碳配额, t。

碳配额与碳排放量都可以根据发电负荷进行计算。此外,热电联产机组还需供应热能,因此在计算时需要将供热量等效计算为发电量,通过等效发电负荷计算碳配额和碳排放量:

$$M_{cq} = \int_t \lambda \sum_{i=1}^m [P_i(t) + b_i H_i(t)] dt \quad (9)$$

$$M_{ce} = \int_t \sum_{i=1}^m \gamma_i [P_i(t) + b_i H_i(t)] dt \quad (10)$$

式中: λ —单位电量碳排放分配系数, t/(kW·h); b_i —热负荷转化为电负荷的系数,其数值等于机组主蒸汽流量不变的条件下,增加单位供热量所减小的发电量; γ_i —第 i 台机组的碳排放强度, t/(kW·h)。

综上,电厂总利润是关于热、电负荷的函数,即:

$$E_{total} = f\left(\sum_{i=1}^m P_i(t), \sum_{i=1}^m H_i(t)\right) \quad (11)$$

基于热电负荷的电厂经济性评价模型结构如图 2 所示。

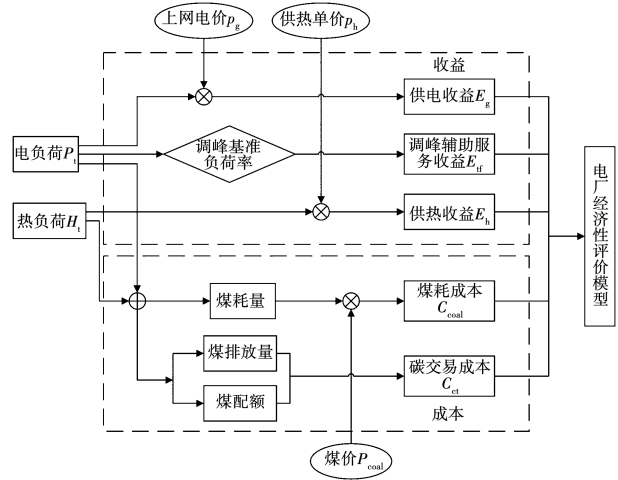


图 2 基于热电负荷的电厂经济性评价模型结构

Fig. 2 Model structure for economic evaluation of power plants based on thermoelectric load

2 优化方法

2.1 机组间负荷分配实时优化方法

将电厂热力系统映射模型、电厂经济性评价模型与智能优化算法相结合,提出电厂内部机组间负荷分配实时优化方法,其优化目标为:

$$\max E_{total} = \max f\left(\sum_{i=1}^m P_i(t), \sum_{i=1}^m H_i(t)\right) \quad (12)$$

约束条件为:

$$\begin{cases} g_j\left(\sum_{i=1}^m P_i(t), \sum_{i=1}^m H_i(t)\right) \geq 0 \\ h_j\left(\sum_{i=1}^m P_i(t), \sum_{i=1}^m H_i(t)\right) = 0 \end{cases} \quad (13)$$

式中: $g_j(x)$ —不等式约束条件; $h_j(x)$ —等式约束条件。

实时优化过程如图 3 所示。由图 3 可知,机组间负荷分配实时优化具体过程为:电厂获得全厂的热电负荷的需求,初步分配各机组的热电负荷,通过罚函数改进的粒子群算法进行寻优计算。由于机组在进行供热模式切换的过程中会消耗时间,而电负荷的调度指令为每 15 min 更新一次,因此优先在当前模式下进行寻优过程。若当前模式下的约束条件不能满足获得热电负荷指令要求,则再进行其他模式下的寻优。设定最大的寻优次数,避免结果无法收敛时循环流程一直进行。寻优结束后,输出各机组热电负荷的分配方案。

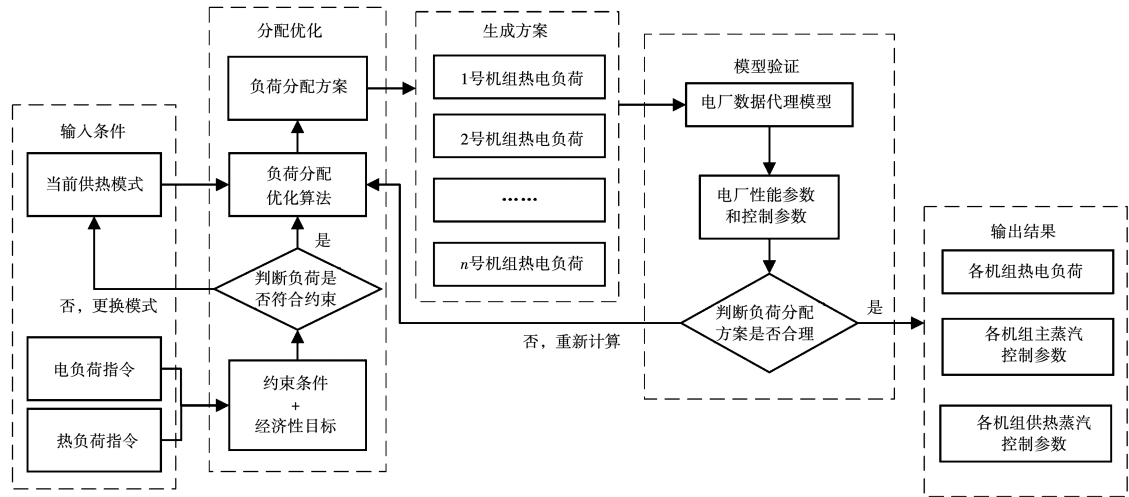


图 3 电厂负荷分配的实时优化过程

Fig. 3 Real-time optimization process of power plant load distribution

2.2 机组间负荷分配日前优化方法

MEGC 模式给予电厂日前决策的自由度,电厂在前一天可以充分考虑自身情况,向电网调度中心申请次日日本电厂所希望承担的发电负荷,即日前负荷。

与实时优化不同,日前负荷以单日 24 h 内连续的负荷作为输入,在进行负荷分配优化的过程中,可对机组运行的模式组合进行选取,而不是固定的某一供热模式,电厂的运行维护可根据优化结果提前切换模式和调整负荷。此外,日前优化的重要目

的是协助电厂制定生产计划,决定次日承担的发电负荷,因此日前优化的输入不包括电负荷,仅有热负荷。

机组间负荷分配的日前优化过程为:将前一日的热负荷数据作为输入,进行粒子群的初始化,进而通过粒子群算法计算对应热负荷下的最优工况,将该工况输入电厂性能在线预测模型,对优化产生的工况加以验证。电厂负荷分配日前优化过程如图 4 所示。

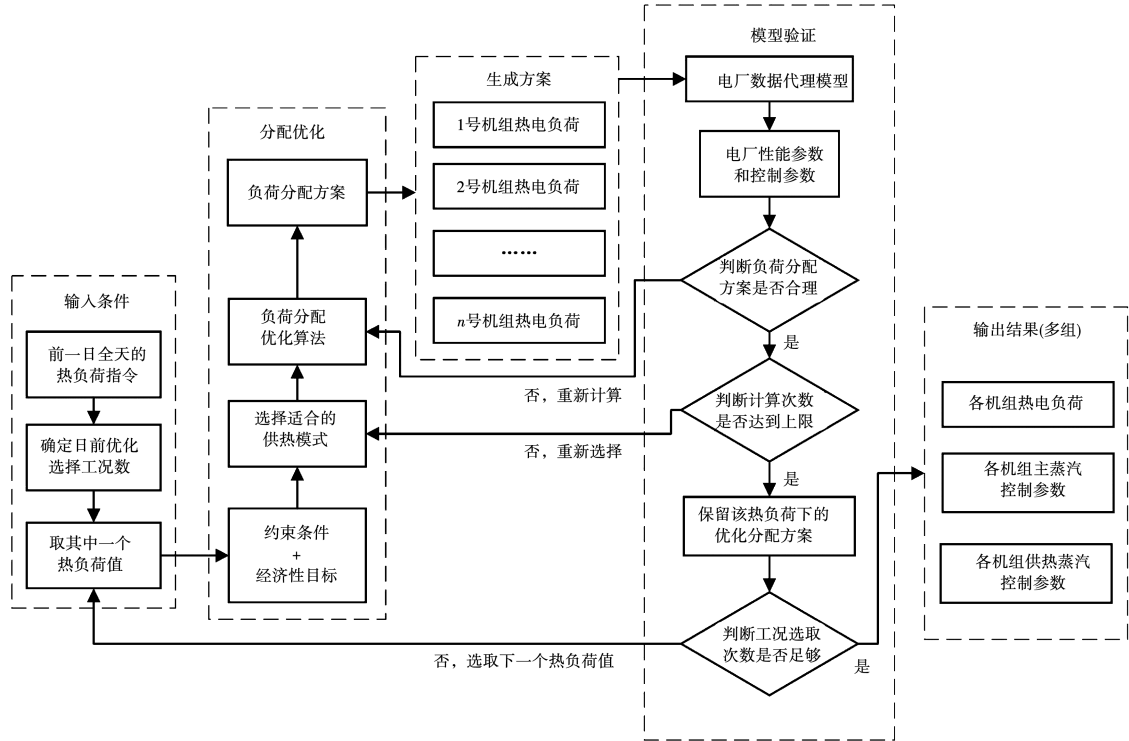


图 4 电厂负荷分配的日前优化过程

Fig. 4 Day-ahead optimization process of power plant load distribution

3 负荷分配优化结果

3.1 机组实时负荷分配优化结果

东北地区开展集中供热的时间大多为 11 月 ~ 次年 3 月,在供暖期间,热网一次网的温度会控制在 70 ~ 100 ℃ 的区间。在该案例中,所研究电厂的负荷率均在调峰基准率之下,都得到了调峰收益且避开了调峰未达标惩罚。为验证不同热负荷条件下实时负荷优化方法的效果,均匀选取 70 ~ 100 ℃ 区间中的 7 个温度,从历史运行数据中选取 7 组与所选温度相同的工况,分别进行热电负荷分配实时优化研究,获得优化后的电厂负荷分配方案,并与优化前的方案进行比较,结果如图 5 所示。

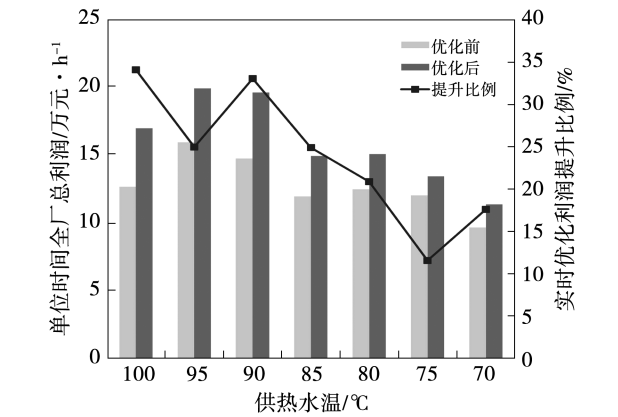


图 5 实时优化前后经济性效果对比

Fig.5 Comparison of economic effects before and after real-time optimization

由图 5 可知,经过实时优化计算后,电厂总利润提升了 11.56% ~ 33.94%。从总体趋势来看,在热负荷较高的工况下,所能获得的总利润更高,这与电厂的最优工作状态一般处于高负荷率有关。而实时优化后经济性提升幅度的大小,不但与所选取工况的热电负荷有关,也与当时电厂实际的分配方案有关。而目前电厂的实际负荷分配依赖人工经验,未做到精细的定量化,因此不具有普遍性。但可以看出,实时优化对于提升电厂的经济性效果显著。

3.2 机组日前负荷分配优化结果

除了实时优化,日前优化也是 MEGC 的重要组成部分。单日 24 h 内的气候温度变化较小,热负荷较稳定,但电负荷则会随着时间有较大的波动,呈现

周期性变化。图 6 为某电厂某日 24 h 内的全厂热电负荷的变化曲线。在进行日前优化的过程中,将 24 个预测的热负荷值作为输入,分别计算出全天电厂运行的经济性最优方案。

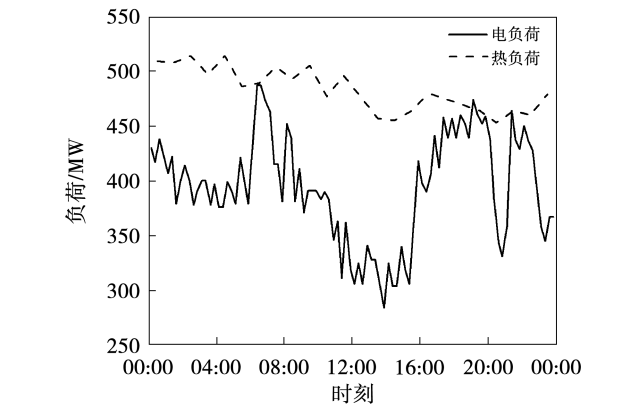


图 6 某电厂某日 24 h 内热电负荷变化

Fig.6 Heat and electrical load change in a power plant within 24 hours of a day

图 7 和图 8 为两种优化的收益组成。由于实时优化和日前优化包含了相同的热负荷约束条件,总的热负荷是一定的,因此供热收益基本相同,但供电收益和调峰服务收益则差异较大。日前优化方案的供电收益虽然减少,但是调峰辅助收益相对于实时优化的结果有明显增加。

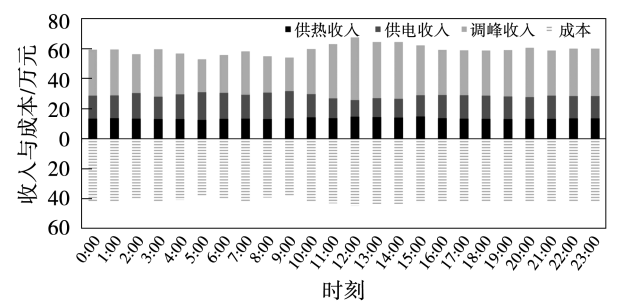


图 7 实时优化收益组成

Fig.7 Real-time optimization of revenue components

图 9 为电厂在采用日前优化的方案前后的经济性比较。由图 9 可知,提升最低的时刻为 22:00,仅增长 4.28%,而 0:00 增长的比率为 56.30%。综合全日的优化结果,采取日前优化可使电厂总收入提升 28.07%。可见,日前优化辅助生产计划对电厂

整体收益具有良好的提升效果。

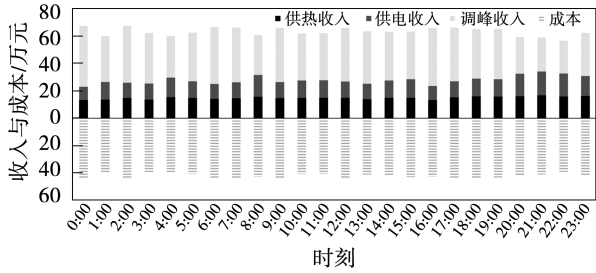


图 8 日前优化收益组成

Fig. 8 Day-ahead optimization of revenue components

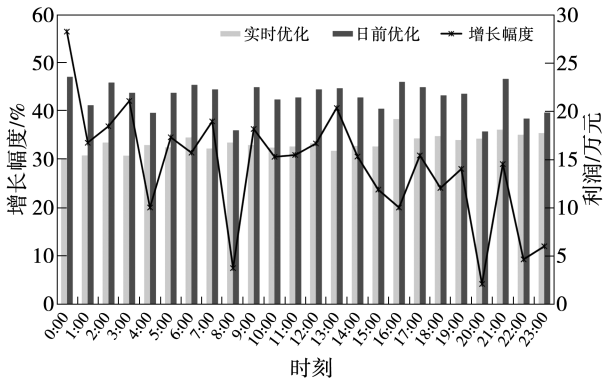


图 9 日前优化与实时优化的经济性比较

Fig. 9 Comparison of economics of day-ahead optimization versus real-time optimization

4 结 论

(1) 本文结合热力系统映射模型、调峰辅助服务补偿及碳交易规则,将电厂运行中供热收益、供电收益、调峰辅助服务收益、煤耗成本以及碳交易成本表达为关于电厂热电负荷的函数,构建了电厂经济性评价模型。

(2) 实时优化方法可使该电厂的经济性提升 11.56% ~ 33.94%。在某一运行日中,通过日前优化,电厂的总收益可提高 28.07%。对电厂采用日前优化的方法,提前规划次日的生产计划,可以提高电厂整体的经济性。在实际的生产运行过程中,将日前优化与实时优化相互结合,能够进一步提升电厂的经济性。

参考文献:

[1] 张福祥. 热电联产机组能量梯级利用及灵活调峰运行 [D]. 北

京:华北电力大学,2020.

ZHANG Fu-xiang. Energy cascade utilization and flexibility enhancement of the combined heat and power unit [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2020.

[2] 张广才,周 科,鲁 芬,等. 燃煤机组深度调峰技术探讨 [J]. 热力发电, 2017, 46 (9) : 17 - 23.

ZHANG Guang-cai, ZHOU Ke, LU Fen, et al. Discussions on deep peaking technology of coal-fired power plants [J]. Thermal Power Generation, 2017, 46 (9) : 17 - 23.

[3] 宋 浩,陈晓利,高继录,等. 多供热机组多模式深度调峰协同运行技术路线研究 [J]. 汽轮机技术, 2021, 63 (6) : 448 - 450, 457.

SONG Hao, CHEN Xiao-li, GAO Ji-lu, et al. Study on the technical route of multi-mode deep peak-shaving cooperative operation of multi-heating units [J]. Turbine Technology, 2021, 63 (6) : 448 - 450, 457.

[4] 王 友,马晓茜,刘 翱. 自动发电控制下的火电厂厂级负荷优化分配 [J]. 中国电机工程学报, 2008, 28 (14) : 103 - 107.

WANG You, MA Xiao-qian, LIU Ao. Study on plant-level optimal load distribution based on automatic generation control [J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28 (14) : 103 - 107.

[5] 李东麟,朱建宏,王华广,等. 基于改进人工蜂群动态规划的厂级负荷优化分配 [J]. 热力发电, 2022, 51 (3) : 153 - 158.

LI Dong-lin, ZHU Jian-hong, WANG Hua-guang, et al. Plant-level load optimal distribution based on improved artificial bee colony dynamic programming [J]. Thermal Power Generation, 2022, 51 (3) : 153 - 158.

[6] 李 涛,曹 越,司凤琪. 基于 NSGWO 的火电厂负荷优化分配研究 [J]. 热能动力工程, 2022, 37 (1) : 21 - 27.

LI Tao, CAO Yue, SI Feng-qi. Research on optimal load distribution of thermal power plants based on NSGWO [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2022, 37 (1) : 21 - 27.

[7] 徐朔文,王 丹. 径向神经网络和遗传算法优化热电负荷分配 [J]. 自动化仪表, 2022, 43 (1) : 65 - 68.

XU Shuo-wen, WANG Dan. Radial basis function neural network and genetic algorithm to optimize thermoelectric load distribution [J]. Process Automation Instrumentation, 2022, 43 (1) : 65 - 68.

[8] 刘 吉,刘炳含,张 月,等. 基于大数据技术的火电厂节能环保多目标负荷优化分配 [J]. 工程热物理学报, 2020, 41 (1) : 29 - 38.

LIU Ji, LIU Bing-han, ZHANG Yue, et al. Energy-saving and environmental protection multi-target load dispatching of thermal power plants based on big data technology [J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2020, 41 (1) : 29 - 38.

[9] 刘 钢,金铁群,曹 旭,等. 基于深度学习及混沌优化的燃机电站机组热电负荷优化分配 [J]. 热力发电, 2022, 51 (2) :

178 – 182.

LIU Gang, JIN Yi-qun, CAO Xu, et al. Load optimal distribution of combined heat and power in gas turbine power plant using deep learning and chaotic optimization method[J]. Thermal Power Generation, 2022, 51(2): 178 – 182.

[10] 王 伟, 常 浩, 苏宏业, 等. 考虑环境成本的火电厂负荷优化分配[J]. 热力发电, 2014, 43(11): 97 – 103.

WANG Wei, CHANG Hao, SU Hong-ye, et al. Load optimal distribution for power plants with consideration of environmental costs[J]. Thermal Power Generation, 2014, 43(11): 97 – 103.

[11] 曾德良, 简一帆. 火电厂负荷分配的多目标优化算法[J]. 热力发电, 2017, 46(5): 98 – 104.

ZENG De-liang, JIAN Yi-fan. Multi-objective optimization algorithm for load distribution in thermal power plants[J]. Thermal Power Generation, 2017, 46(5): 98 – 104.

[12] 朱 誉, 司风琪, 刘飞龙, 等. 基于 MDPA 算法的火电厂多目标负荷优化分配模型[J]. 热力发电, 2014, 43(12): 89 – 94.

ZHU Yu, SI Feng-qi, LIU Fei-long, et al. MDPA algorithm based multi-objective load dispatch[J]. Thermal Power Generation, 2014, 43(12): 89 – 94.

[13] YUAN G, YU T, DU J. Multi-objective optimal load distribution based on sub goals multiplication and division in power plants[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 2963(494/495): 1715 – 1718.

[14] 李明超. 电厂热力系统稳态建模仿真软件开发及应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2020.

LI Ming-chao. Development and application of steady modeling and simulation software for thermal system of power plant[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2020.

[15] 钟 巍, 任 庆, 尹冬年, 等. 基于机理仿真拓展的电厂热力系统数据代理映射模型构建方法[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(2): 416 – 423.

ZHONG Wei, REN Qing, YIN Dong-nian, et al. A data surrogate mapping model construction method for power plant thermal system based on mechanism simulation extension[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(2): 416 – 423.

(刘 颖 编辑)

(上接第 20 页)

[7] 张人会, 郭 荣, 杨军虎, 等. 基于 CFD 的空间导叶内部流场分析及优化设计[J]. 排灌机械工程学报, 2015, 33(9): 762 – 767.

ZANG Ren-hui, GUO Rong, YANG Jun-hu, et al. Analysis of flow in vane diffuser and its optimization based on CFD method[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2015, 33(9): 762 – 767.

[8] 程效锐, 吕博儒, 张雪莲, 等. 导叶出口边位置对井用潜水泵性能的影响[J]. 农业工程学报, 2018, 34(10): 68 – 75.

CHENG Xiao-rui, LYU Bo-ru, ZHANG Xue-lian, et al. Influence of outlet edge position of guide vane on performance of well submersible pump[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(10): 68 – 75.

[9] 顾延东, 袁寿其, 裴 吉, 等. 导叶安装位置对混流泵压力脉动特性的影响[J]. 排灌机械工程学报, 2017, 35(2): 93 – 99.

GU Yan-dong, YUAN Shou-qi, PEI Ji, et al. Effects of diffuser installation position on pressure fluctuation in mixed flow pump[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2017, 35(2): 93 – 99.

[10] 程效锐, 贾程莉, 杨从新, 等. 导叶周向布置位置对核主泵压力脉动的影响[J]. 机械工程学报, 2016, 52(16): 197 – 204.

CHENG Xiao-rui, JIA Cheng-li, YANG Cong-xin, et al. Influence of circumferential position of guide vane on unsteady flow characteristics in reactor coolant pump[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(16): 197 – 204.

[11] 董 亮, 刘厚林. 叶片泵 CFD 数值计算实例详解[M]. 北京: 机械工业出版社, 2015.

DONG Liang, LIU Hou-lin. Detailed examples of CFD numerical calculations for vane pumps[M]. Beijing: China Machine Press, 2015.

[12] 苏铭德, 黄素逸. 计算流体力学基础[M]. 北京: 清华大学出版社, 1997.

SU Ming-de, HUANG Su-yi. Computational fluid dynamics fundamentals[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1997.

(丛 敏 编辑)