

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.240293

考虑设备变工况特性的园区综合能源系统双层优化

杨欢红¹, 赵峰¹, 黄文焘², 李昊², 严灵杰¹, 王宇轩¹

(1. 上海电力大学电气工程学院, 上海 200090; 2. 电力传输与功率变换控制教育部重点实验室(上海交通大学), 上海 200240)

摘要: 园区综合能源系统通过整合多种能源设备为用户提供可靠的能量供应, 但设备的变工况特性给容量配置的合理性及调度方案的准确性带来了严峻挑战。为此, 提出了一种考虑变工况特性的综合能源系统容量与调度双层优化方法。首先, 采用改进的核密度估计法构建更准确的能源供需场景。其次, 基于极致梯度提升算法, 建立设备效率修正模型以表征设备的变工况特性, 并考虑温度对设备寿命的影响, 将老化成本纳入目标函数进行优化。然后, 提出最优负载率跟踪策略, 通过解耦调度过程中输出、效率和负载率三者的关系, 主动调节能量转换设备的输出比例, 实现系统的柔性供能。最后, 通过仿真结果表明, 所提方法考虑了设备的变工况特性, 不仅提高了设备模型的准确度, 还增强了配置方案的科学性和调度方案的经济性。

关键词: 变工况特性; 极致梯度提升; 源荷不确定性; 优化调度; 园区综合能源系统

Two-level optimization for a community integrated energy system considering the off-design condition of equipment

YANG Huanhong¹, ZHAO Feng¹, HUANG Wentao², LI Hao², YAN Lingjie¹, WANG Yuxuan¹

(1. School of Electric Power Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China; 2. Key Laboratory of Control of Power Transmission and Conversion (Shanghai Jiao Tong University), Ministry of Education, Shanghai 200240, China)

Abstract: A community integrated energy system integrates various types of energy source to provide a reliable energy supply. However, the off-design condition characteristics of the equipment pose serious challenges to the rationality of capacity configuration and the accuracy of scheduling schemes. For this reason, a two-layer optimization method for capacity and scheduling of an integrated energy system considering off-design condition characteristics is proposed. First, an improved kernel density estimation method is used to construct more accurate energy supply and demand scenarios. Secondly, based on an extreme gradient boosting algorithm, an equipment efficiency correction model is established to characterize the off-design condition features of the equipment. And considering the impact of temperature on equipment life, aging costs are incorporated into the objective function for optimization. Then, by proposing an optimal load rate tracking strategy, this paper decouples the relationships among output, efficiency, and load rate during the scheduling process. By actively adjusting the output ratio of energy conversion devices, a flexible energy supply system is achieved. Finally, simulation results show that the proposed method takes into account the off-design condition characteristics of the equipment, not only improving the accuracy of the equipment model but also enhancing the scientific nature of the configuration plan and the economic aspect of the scheduling scheme.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 52177100).

Key words: off-design condition; extreme gradient boosting; source-load uncertainty; optimal scheduling; community integrated energy system

0 引言

随着能源供需关系的紧张和生态环境的恶化,

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(52177100); 电力传输与功率变换控制教育部重点实验室开放课题(2022AA05)

园区综合能源系统(community integrated energy systems, CIES)成为重点研究方向之一^[1-4]。CIES 作为能源互联网发展的重要载体, 通过不同能源间的转换与协调, 可以提高系统的经济性和环保性^[5-7]。然而, 多设备、多能流的融合使系统设计复杂, 环境参数和用户负荷的变化给供需匹配优化带来挑

战,同时能量转换设备的变工况特性也对系统调度方案的准确性产生影响。

CIES 涵盖了产能设备、储能设备和能源转换设备等多种设备,为了协调设备的运行并实现能源的优化利用,需要制定合理有效的调度策略^[8]。文献^[9]探讨了目前通用综合能源系统优化调度及求解的研究现状,现有研究常假设设备效率恒定,但设备实际运行状态常受负载率、环境温度等因素影响,导致实际效率低于额定值。因此,研究设备的变工况特性对于实现低碳经济调度至关重要。尽管已有研究对设备的变工况特性进行了数学建模,但针对变工况特性对 CIES 综合影响的探索仍有待拓展。文献^[10]以多项式形式构建了效率修正模型,并对其进行了分段线性近似和平滑处理;文献^[11]以多项式形式展现了设备效率与负载率的关系;文献^[12]考虑负载率、外部环境等多种影响因素,提出了基于变工况特性的能源转换设备数学模型;文献^[13]建立了燃料电池变工况条件下效率的分段线性化模型以提升燃料电池总体的运行效率。上述文献大多采用多项式拟合方法建立设备效率与负载率的变工况模型,考虑因素单一且包含大量数学运算,同时忽略了环境温度对设备变工况特性的影响,以及温度对设备寿命的潜在影响。文献^[14-16]验证了当环境温度高于设备的额定运行温度时,会加速设备氧化、蠕变等现象,从而导致材料性能下降和寿命缩短。此外由于系统内可再生能源、负荷需求等不确定因素的影响,不仅降低了变工况模型的精度,还影响了系统调度方案的准确性^[17]。

处理源荷不确定性的方法包括随机优化、鲁棒优化和分布鲁棒优化。文献^[18]提出了一种针对网络化微电网的随机多时间尺度优化系统,通过参数概率分布函数模拟可再生能源、负荷和能源价格的不确定性;文献^[19]提出了双层随机优化方法,通过改进的相对熵 K-means 聚类算法简化场景集;文献^[20]构建了考虑风能和太阳能预测的随机优化模型;文献^[21]提出了一种结合随机和分布鲁棒优化的三层方法应对区域 IES 不确定性。上述文献表明,基于概率论的随机优化方法能有效适应不确定场景,但大多数研究通常使用固定参数的概率分布来描述不确定性,这会导致模型估计不准确,难以与实际情况相匹配。

针对现有研究的不足,本文提出一种考虑设备变工况特性的园区综合能源系统双层优化方法。首先,采用改进的核密度估计法构建更准确的能源供需场景。其次,基于极致梯度提升算法,建立设备

效率修正模型以表征设备的变工况特性。然后,建立双层优化模型,上层模型以成本节约率与二氧化碳减排率为目标,将求解出的设备容量配置结果传递到下层,下层模型采用最优负载率跟踪策略,结合 XGBoost 算法实时调整设备的效率,同时考虑到温度对设备寿命的影响,将老化成本纳入目标函数进行优化,进而实现小时级最优调度,最后通过仿真验证所提方法的有效性。

1 考虑变工况特性的 CIES 模型

1.1 园区综合能源系统模型

CIES 内部涵盖多种能量转换设备、储能设备等,本文研究的园区综合能源系统结构图如图 1 所示。其中新能源设备包括光伏机组(photovoltaic, PV)、风力机组(wind turbine, WT),能量转换设备包括燃气轮机(gas turbine, GT)、燃气锅炉(gas boiler, GB)、电制冷机(electric chiller, EC)和吸收式制冷机(absorption chiller, AC),储能元件包括蓄电池(battery, BAT)。

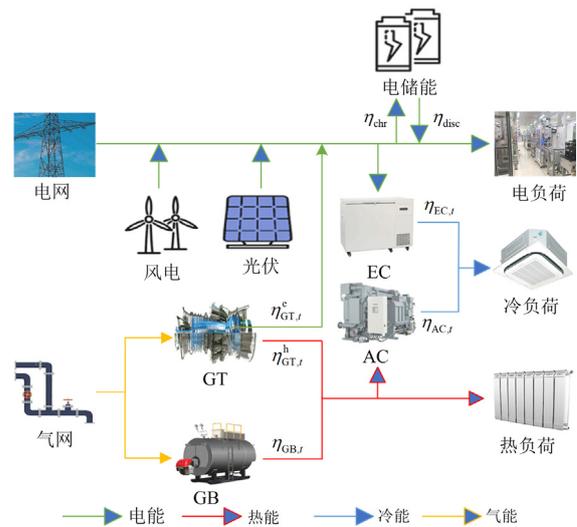


图 1 园区综合能源系统结构图

Fig. 1 Structure of CIES

1.2 CIES 设备建模

在设备建模中,风电机组和光伏机组对负载变化不敏感,效率较为稳定。由于蓄电池在满电充电或深度放电时效率略有下降,因此不考虑相应的变工况特性。而如 GT、GB、AC 和 EC 等设备,能源转换效率受环境、负荷变化等因素的影响较大,调度过程中采用实时效率以反映其变工况特性。

1.2.1 风机、光伏机组建模

风机、光伏机组的发电模型的建立可参考文献^[22]。

1.2.2 能量转换设备建模

能量转换设备的能量转换关系相似, 本文采用广义能量转换设备的通用模型, 对包括 GT、GB、EC、AC 在内的设备运行特性进行描述。

$$P_{r,t}^{\text{out}} = P_{r,t}^{\text{in}} \eta_{r,t} \quad (1)$$

式中, $P_{r,t}^{\text{out}}$ 、 $P_{r,t}^{\text{in}}$ 、 $\eta_{r,t}$ 分别为能量转换设备 t 时刻对应的输出功率、输入功率以及效率, $r \in \{\text{GT}, \text{GB}, \text{EC}, \text{AC}\}$ 。

1.2.3 储能设备建模

考虑到白天电价高、夜间电价低的差异, 储能设备通过在白天负荷高峰时放电, 夜间负荷低谷时充电, 满足削峰填谷的同时, 降低了系统成本。蓄电池的数学模型如式(2)所示。

$$E_{\text{bat},t} = E_{\text{bat},t-1} + (P_{\text{ch},t} \eta_{\text{ch}} - \frac{1}{\eta_{\text{dis}}} P_{\text{dis},t}) \Delta t \quad (2)$$

式中: $E_{\text{bat},t}$ 为 t 时刻蓄电池的蓄电量; $P_{\text{ch},t}$ 、 $P_{\text{dis},t}$ 分别为 t 时刻蓄电池充、放电量; η_{ch} 、 η_{dis} 分别为蓄电池充、放电效率; Δt 为调度时间步长。

1.3 设备运行约束条件

由于负荷波动, CIES 的能量转换设备通常在变工况下运行, 设备的效率会随着输出发生显著变化。负载率为设备输出功率与装机容量之比, 表示为

$$R_{r,t} = \frac{P_{r,t}^{\text{out}}}{N_r} \quad (3)$$

式中: $R_{r,t}$ 为第 r 类设备的负载率; N_r 为设备装机容量。

1.3.1 功率上下限约束

设备功率的上下限约束是为了确保其在安全运行区间内, 区间的设定主要受设备容量和启动条件的限制。

$$\begin{cases} P_{\text{GT},t,o} \leq N_{\text{GT}}, \gamma_{\text{GT},e} \leq R_{\text{GT},t} \leq 1 \\ H_{\text{GT},t,o} \leq N_{\text{GT}}, \gamma_{\text{GT},h} \leq R_{\text{GT},t} \leq 1 \\ H_{\text{GB},t,o} \leq N_{\text{GB}}, \gamma_{\text{GB}} \leq R_{\text{GB},t} \leq 1 \\ C_{\text{AC},t,o} \leq N_{\text{AC}}, \gamma_{\text{AC}} \leq R_{\text{AC},t} \leq 1 \\ C_{\text{EC},t,o} \leq N_{\text{EC}}, \gamma_{\text{EC}} \leq R_{\text{EC},t} \leq 1 \end{cases} \quad (4)$$

式中: $P_{\text{GT},t,o}$ 为场景 o 下 GT 输出的电功率; $H_{\text{GT},t,o}$ 、 $H_{\text{GB},t,o}$ 分别为场景 o 下 GT、GB 输出的热功率; $C_{\text{AC},t,o}$ 、 $C_{\text{EC},t,o}$ 分别为场景 o 下 AC、EC 输出的冷功率; N_{GT} 、 N_{GB} 、 N_{AC} 、 N_{EC} 分别为 GT、GB、AC、EC 的额定容量; $\gamma_{\text{GT},e}$ 、 $\gamma_{\text{GT},h}$ 、 γ_{GB} 、 γ_{AC} 、 γ_{EC} 分别为 GT、GB、AC、EC 启动所需要的最小负荷

系数。

1.3.2 爬坡约束

设备爬坡约束作为一种常用的约束条件, 通过控制设备的输出级别或参数的逐步变化, 避免突然大幅度改变工作参数对设备可能造成的损害。

$$\Delta P_{r,\min} \leq P_{r,t}^{\text{out}} - P_{r,t-1}^{\text{out}} \leq \Delta P_{r,\max} \quad (5)$$

式中, $\Delta P_{r,\max}$ 、 $\Delta P_{r,\min}$ 分别为第 r 类设备的爬坡功率上、下限。

1.3.3 储能约束

为确保储能设备的可持续调度, 在调度周期始末的剩余容量应当相等。同时, 储能充放电应保证在同一时刻只进行一种动作, 需要满足以下约束。

$$E_{\text{bat},0} = E_{\text{bat},24} \quad (6)$$

$$0 \leq U_{\text{ch},t} + U_{\text{dis},t} \leq 1 \quad (7)$$

$$\begin{cases} P_{\text{ch},\min} \leq P_{\text{ch},t} \leq P_{\text{ch},\max} \\ P_{\text{dis},\min} \leq P_{\text{dis},t} \leq P_{\text{dis},\max} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $E_{\text{bat},0}$ 、 $E_{\text{bat},24}$ 分别为储能设备在调度周期始、末的剩余容量; $U_{\text{ch},t}$ 、 $U_{\text{dis},t}$ 分别为储能设备充、放电状态; $P_{\text{ch},\max}$ 、 $P_{\text{dis},\max}$ 分别为储能设备最大的充、放电量; $P_{\text{ch},\min}$ 、 $P_{\text{dis},\min}$ 分别为储能设备最小的充、放电量; $P_{\text{ch},t}$ 、 $P_{\text{dis},t}$ 分别为储能设备 t 时刻的充、放电量。

1.3.4 电网约束

为了维持电网运行稳定、保障供电安全, 联络线交换功率应满足式(9)约束。

$$0 \leq P_{\text{buy},t} \leq P_{\text{buy},\max} \quad (9)$$

式中: $P_{\text{buy},t}$ 为通过联络线向上级电网购电量;

$P_{\text{buy},\max}$ 为联络线功率的限值。

同时, 由于所述 CIES 与上级配电网和气网相连, 本文采用文献[23]中电网和气网的安全约束模型以确保调度满足安全运行的要求。

1.4 阶梯式碳交易模型

碳交易机制通过市场手段控制生产中的碳排放, 生产单位以分配的无偿碳配额为基准, 额外排放需向市场购买碳排放权, 未用完配额可出售。系统碳排放量和成本的计算公式可参考文献[24]。

1.5 设备变工况模型搭建

图 1 所示园区的能量转换设备效率受负载率、环境温度等因素共同影响, 这些因素具有高度的随机性和非线性, 使得传统恒定效率模型难以准确描述其变化, 为 CIES 低碳经济调度带来较大困难。本文通过数据驱动的 XGBoost 算法建立设备效率修正模型, 利用厂商用户手册和设备历史运行数据, 预测 GT、GB、AC、EC 设备的效率非线性变化。

1.5.1 数据预处理及输入参数筛选

在训练模型前，对数据集及输入参数进行预处理。数据预处理包括运用 3σ 准则剔除分布在 3 个标准差外的异常数据，同时由于输入参数中，负载率和温度的值域相差较大，采用 z-score 标准化方法将数据转换为标准正态分布，从而降低算法的运算复杂度^[25]。数据清洗后，参考文献[26]对影响设备效率的主要参数进行筛选，影响效率的主要参数如表 1 所示。

表 1 影响效率的主要参数

Table 1 Main parameters affecting efficiency

设备参数	主要影响因素
燃气轮机电效率	负载率、环境温度
燃气轮机热效率	负载率、压缩比
燃气锅炉热效率	负载率、排烟温度
吸收式制冷机冷效率	负载率、出口温度
电制冷机冷效率	负载率

由于燃气轮机压缩比、燃气锅炉的排烟温度和吸收式制冷机的出口温度都可用环境温度的一次多项式拟合关系表示^[26]，因此，XGBoost 算法的输入参数设定为设备的负载率和温度。

1.5.2 基于极致梯度提升算法的效率修正模型

XGBoost 算法作为一种先进的集成学习算法，通过构建并整合多个分类与回归树(classification and regression trees, CART)，有效提高预测的准确性。

所建立的 XGBoost 的输入样本为影响设备效率的多种因素，包括设备负载率、温度；输出参数为待预测的设备效率。

XGBoost 中 CART 模型如式(10)所示。

$$\hat{\eta}_b = \sum_{q=1}^Q f_q(R_b, T_b), f_q \in f \quad (10)$$

式中： $\hat{\eta}_b$ 表示能量转换设备的预测效率； T_b 表示输入的温度； f 表示所有树的集合； f_q 表示第 q 个分类树的结构； Q 表示树的数量； R_b 为第 b 个样本中设备的负载率。

通过多次迭代训练一系列弱学习器，并采用正则化项减缓过拟合，最优化目标函数 $L^{(v)}$ 表达式为

$$L^{(v)} = \sum_{b=1}^B l(\eta_b, \hat{\eta}_b^{(v-1)} + f_v(R_b, T_b)) + \Omega(f_v) \quad (11)$$

$$\Omega(f_v) = \gamma Z + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T \omega_j^2 \quad (12)$$

式中： η_b 为实际运行效率； $l(\eta_b, \hat{\eta}_b^{(v-1)} + f_v(R_b, T_b))$ 表示实际效率与第 $v-1$ 次预测效率的误差函数； Ω 表示正则化项，用以衡量树的复杂度防止网络过拟合；

γ 、 λ 为控制模型复杂度的超参数； Z 表示叶子节点的个数； B 表示样本总数； ω_j 表示第 j 个叶子节点的权重。通过求解目标函数的最小值，最终模型输出结果为设备的能源转换效率。

通过 XGBoost 算法计算输出设备的实时能源转换效率，从而对能源转换设备模型进行修正，最终实现更准确的调度计划。

2 考虑源荷不确定性的双层优化模型

2.1 随机多场景生成

考虑到场景中的风速、光照强度以及负荷的不确定性，样本服从的概率密度函数通常是未知的，参数估计方法受到很大的限制，核密度估计(kernel density estimation, KDE)作为一种非参数拟合方法，能够直接利用数据对未知的概率密度进行估计，已知 n 个数据样本，其对应的概率密度函数可表示为

$$f(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - X_i}{h}\right) \quad (13)$$

式中： h 为带宽宽度； X_i 为第 i 个样本数据； $K(x)$ 为核函数，本文采用高斯核函数。

由式(13)可知，带宽宽度 h 的选择对构建核函数至关重要，本文使用最小二乘交叉验证算法(least square cross-validation, LSCV)进行带宽选择，根据局部数据对带宽进行实时调整，将高斯核函数代入最小误差目标函数 $J(h)$ ，表示为

$$\begin{cases} \min J(h) = \int [f(x)]^2 dx - \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n f(x_i) \\ \int [f(x)]^2 dx = \frac{1}{\sqrt{2\pi n^2 h}} \sum_{i=1}^n \sum_{j \neq i}^n \exp\left[-\frac{x_i^2 - x_j^2}{2h}\right] \\ \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n f(x_i) = \frac{2}{\sqrt{2\pi n^2 h}} \sum_{i=1}^n \sum_{j \neq i}^n \exp\left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - x_j}{h}\right)^2\right] \end{cases} \quad (14)$$

通过计算每个带宽的点间交叉验证误差，寻找能够使交叉验证误差最小的带宽值，设置该带宽值为最佳带宽，从而使场景拟合效果具有更高的准确性。本文使用 LSCV-KDE 拟合数据集的概率密度分布，得到包括风速、光照强度以及电、热、冷负荷各数据的概率密度分布函数。

本文采用拉丁超立方采样和自组织映射聚类对典型场景集进行生成和削减，相关算法可参考文献[27]。

2.2 双层多目标优化模型

CIES 的双层优化模型包括上层容量配置优化与下层调度优化。上层优化以经济性和环保性为目标，选择最佳的容量配置代入下层优化。下层优化以运行成本为目标，在求解最优调度计划时考虑变

工况特性。

2.2.1 上层容量配置优化

上层优化模型的目标为每个设备的最优容量, 多目标函数包括总成本节约率与二氧化碳减排率。

$$F_1 = \frac{f_{\text{ref},1} - f_1}{f_{\text{ref},1}} \times 100\% \quad (15)$$

$$F_2 = \frac{f_{\text{ref},2} - Q_{\text{total}}}{f_{\text{ref},2}} \times 100\% \quad (16)$$

$$\begin{cases} f_1 = \sum_{o=1}^O p_o (f_{\text{inv},o} + f_{\text{om},o} + f_{\text{gas},o} + f_{\text{grid},o}) \\ f_{\text{inv},o} = \sum_{d=1}^5 \frac{r_{p,d} (r_{p,d} + 1)^{r_{q,d}}}{(r_{p,d} + 1)^{r_{q,d}} - 1} E_{d,N} c_{q,d} / 365 \\ f_{\text{om},o} = \sum_{d=1}^5 c_{\text{om},d} E_{d,N} c_{q,d} / 365 \\ f_{\text{gas},o} = \sum_{t=1}^{24} \left(\frac{G_{\text{GT},t,o} + G_{\text{GB},t,o}}{\alpha_g} \right) c_{\text{g,buy}}^t \Delta t \\ f_{\text{grid},o} = \sum_{t=1}^{24} P_{\text{buy},t,o} c_{\text{e,buy}}^t \Delta t \end{cases} \quad (17)$$

式中: F_1 、 F_2 分别为总成本节约率与二氧化碳减排率; $f_{\text{ref},1}$ 、 $f_{\text{ref},2}$ 分别为总成本和二氧化碳排放量的参考值; Q_{total} 为参考文献[24]得到的实际碳排放量; f_1 、 $f_{\text{inv},o}$ 、 $f_{\text{om},o}$ 、 $f_{\text{gas},o}$ 、 $f_{\text{grid},o}$ 分别为总成本、第 o 个场景的投资成本、设备运维成本、购电成本以及购气成本; p_o 为典型场景的概率; O 为典型场景数; $d = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ 分别对应 GT、GB、EC、AC、BAT 五类设备; $r_{p,d}$ 、 $r_{q,d}$ 、 $E_{d,N}$ 、 $c_{q,d}$ 分别为第 d 类设备的折旧率、折旧年限、额定容量和单位容量的建设成本; $c_{\text{e,buy}}^t$ 、 $c_{\text{g,buy}}^t$ 分别为 t 时刻的电价与气价; α_g 为天然气热值; $c_{\text{om},d}$ 为第 o 个场景设备的单位功率运维成本; $G_{\text{GT},t,o}$ 、 $G_{\text{GB},t,o}$ 分别为输入 GT 与 GB 的气功率; $P_{\text{buy},t,o}$ 为第 o 个场景 t 时刻的购电量, 采用逼近理想解算法对多目标进行择优得到上层容量配置结果。

2.2.2 下层调度优化

在确定上层设备容量后, 将该值作为固定参数用于下层实时调度优化。考虑变工况特性对调度的影响, 环境温度作为影响因素之一, 会对设备寿命产生影响。为了便于计算, 将能源转换设备及其内部组件视为整体。当环境温度超过额定温度时, 内部元件可能因热胀冷缩效应受损, 导致松动、膨胀、热应力增加等问题, 从而缩短设备寿命, 增加维护成本。

设备的寿命特征会随着温度的上升呈指数形式

变化^[28]。环境温度与设备内部反应速率的关系如式(18)所示。

$$\frac{\partial M}{\partial t} = A_0 e^{-\frac{E_a}{kT}} \quad (18)$$

式中: M 为元器件的衰减量; E_a 为激活能参数; k 为玻尔兹曼常数, 取 8.617×10^{-5} ; T 为热力学温度; A_0 为前系数。

当设备的寿命分别为 W_1 、 W_2 时, 对应的元器件衰减量分别为 M_1 和 M_2 , 则式(18)可表示为

$$\int_{M_1}^{M_2} dm = \int_{W_1}^{W_2} A_0 e^{-\frac{E_a}{kT}} dW \quad (19)$$

由于本文只考虑负载率和环境温度对设备变工况特性的影响, 因此只考虑温度应力, 若温度应力不随时间变化, 则式(19)化简为式(20)。

$$\ln \Delta M = \ln A_0 - \frac{E_a}{kT} + \ln W \quad (20)$$

式中, ΔM 为元器件衰减量的变化值。将常数项化简, 最终可得设备的寿命 W 与温度之间的关系, 如式(21)所示。

$$W = Ae^{-\frac{E_a}{kT}} \quad (21)$$

式中, A 为常数项, $A = \Delta M / A_0$ 。

寿命加速衰减比 A_F 为设备在实际温度下运行的实际寿命 $W_{d,t,o}$ 与在额定温度下运行的额定寿命 $W_{d,N}$ 的比值, 如式(22)所示。

$$A_F = \frac{W_{d,t,o}}{W_{d,N}} \quad (22)$$

当下层调度优化考虑设备变工况特性时, 设备在高于非额定温度下运行可能会加速老化, 进而增加额外成本, 因此在下层目标函数中增加老化成本 f_{ag} 以更全面地考虑温度因素对系统容量配置和调度的影响。

$$\begin{aligned} f_{\text{ag}} = & \sum_{o=1}^3 \sum_{t=1}^{24} \sum_{d=1}^5 U_{d,t,o} \left(1 - \frac{1}{A_F}\right) \cdot \frac{p_o f_{\text{inv},d,o}}{24} = \\ & \sum_{o=1}^3 \sum_{t=1}^{24} \sum_{d=1}^5 U_{d,t,o} \left(1 - e^{\frac{E_a}{k} \left(\frac{1}{T_{d,t,o}} - \frac{1}{T_{d,N}}\right)}\right) \cdot \frac{p_o f_{\text{inv},d,o}}{24} \end{aligned} \quad (23)$$

式中: $T_{d,t,o}$ 为场景 o 下 t 时刻设备 d 的温度; $T_{d,N}$ 为第 d 类设备的额定温度; $U_{d,t,o}$ 为 0,1 变量, 当环境温度大于额定温度时, 为 1, 否则为 0; $f_{\text{inv},d,o}$ 为场景 o 下第 d 类设备的投资成本。

为了解耦负载率、效率和输出功率的耦合性, 本文提出最优负载率跟踪策略, 如图 2 所示。通过试验法确定各设备初始负载率 $R_{d,i}$ 及相应效率, 以运

行成本最小为目标进行调度优化, 并根据结果更新负载率 $R_{d,t}$ 。若新旧负载率偏差过大, 则需重新优化直至偏差在阈值内, 此时即为最优调度计划。

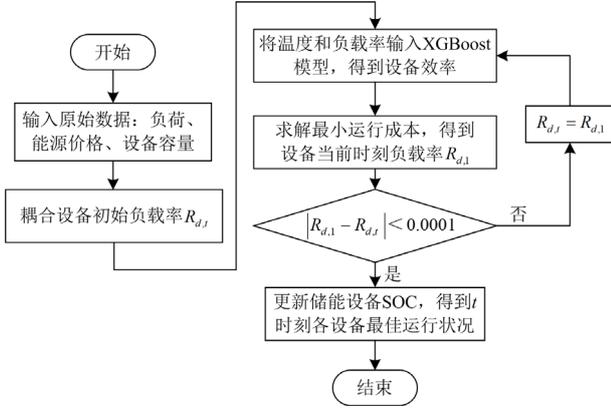


图2 最优负载率跟踪策略
Fig. 2 Optimal load rate following strategy

下层最小运行成本目标函数 F_3 为

$$F_3 = \sum_{o=1}^O P_o (f_{om,o} + f_{gas,o} + f_{grid,o} + f_{CO_2,o} + f_{p,o} + f_{ag,o}) \quad (24)$$

$$f_{p,o} = \sum_{t=1}^{24} \sum_{d=1}^5 (\Delta P_{grid,t,o} \theta_{grid} + \Delta G_{gas,t,o} \theta_{gas} + \Delta P_{d,t,o}^{out} \theta_d) \quad (25)$$

式中: $f_{p,o}$ 为惩罚成本, 即在实际运行中, 由于设备运行效率难以达到额定效率, 调度方案存在较大误差难以执行, 对设备出力进行修正的成本; $f_{ag,o}$ 为场景 o 下的老化成本; $f_{CO_2,o}$ 为碳排放成本; $\Delta P_{grid,t,o}$ 、 $\Delta G_{gas,t,o}$ 、 $\Delta P_{d,t,o}^{out}$ 分别为场景 o 下购电、购气及设备输出功率的偏差量; θ_{grid} 、 θ_{gas} 、 θ_d 分别为购电、购气及设备输出功率的单位偏差量惩罚成本。

2.2.3 约束条件

除不等式约束式(4)—式(9)外, 由于考虑了温度因素对变工况特性的影响, GT、GB、AC、EC 应运行在允许温度范围内, 其输出如式(26)—式(30)所示。

$$P_{GT,t,o} = \begin{cases} G_{GT,t,o} \eta_{GT,t,o}^e, & T_{GT,min} \leq T_{GT,t,o} \leq T_{GT,max} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (26)$$

$$H_{GT,t,o} = \begin{cases} G_{GT,t,o} \eta_{GT,t,o}^h, & T_{GT,min} \leq T_{GT,t,o} \leq T_{GT,max} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (27)$$

$$H_{GB,t,o} = \begin{cases} G_{GB,t,o} \eta_{GB,t,o}, & T_{GB,min} \leq T_{GB,t,o} \leq T_{GB,max} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (28)$$

$$C_{AC,t,o} = \begin{cases} H_{AC,t,o} \eta_{AC,t,o}, & T_{AC,min} \leq T_{AC,t,o} \leq T_{AC,max} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (29)$$

$$C_{EC,t,o} = \begin{cases} P_{EC,t,o} \eta_{EC,t,o}, & T_{EC,min} \leq T_{EC,t,o} \leq T_{EC,max} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (30)$$

式中: $T_{GT,min}$ 、 $T_{GB,min}$ 、 $T_{AC,min}$ 、 $T_{EC,min}$ 分别为 GT、GB、AC、EC 允许的最小运行温度; $T_{GT,max}$ 、 $T_{GB,max}$ 、 $T_{AC,max}$ 、 $T_{EC,max}$ 分别为 GT、GB、AC、EC 允许的最大运行温度; $T_{GT,t,o}$ 、 $T_{GB,t,o}$ 、 $T_{AC,t,o}$ 、 $T_{EC,t,o}$ 分别为 GT、GB、AC、EC 的运行温度; $\eta_{GT,t,o}^e$ 、 $\eta_{GT,t,o}^h$ 、 $\eta_{GB,t,o}$ 、 $\eta_{AC,t,o}$ 、 $\eta_{EC,t,o}$ 分别为场景 o 下 t 时刻 GT 电效率、GT 热效率、GB 热效率、AC 冷效率和 EC 冷效率; $H_{AC,t,o}$ 、 $P_{EC,t,o}$ 分别为 AC 输入热功率和 EC 输入电功率。

同时, 综合能源系统还应满足功率平衡约束, 电功率平衡、热功率平衡、冷功率平衡约束分别如式(31)—式(33)所示。

$$P_{GT,t,o} + P_{dis,t,o} + P_{buy,t,o} + P_{wt,t,o} + P_{pv,t,o} = \quad (31)$$

$$P_{EC,t,o} + P_{ch,t,o} + P_{load,t,o} \quad (32)$$

$$H_{GT,t,o} + H_{GB,t,o} = H_{AC,t,o} + H_{load,t,o} \quad (33)$$

式中: $P_{wt,t,o}$ 、 $P_{pv,t,o}$ 分别为风电机组和光伏机组 t 时刻输出功率; $P_{load,t,o}$ 、 $H_{load,t,o}$ 、 $C_{load,t,o}$ 分别为 t 时刻电负荷、热负荷和冷负荷需求; $P_{ch,t,o}$ 、 $P_{dis,t,o}$ 分别为场景 o 下储能设备 t 时刻的充、放电量。

2.2.4 双层优化算法

图3为双层协同优化模型。上层借助 NSGA-II 算法来处理多目标优化问题, 确定各能源设备的最佳容量。下层调度优化重点考虑各类设备的协调机制, 在满足系统设备约束和运行约束的前提下, 满足各类负荷需求, 同时实现经济性最优, 由此各设

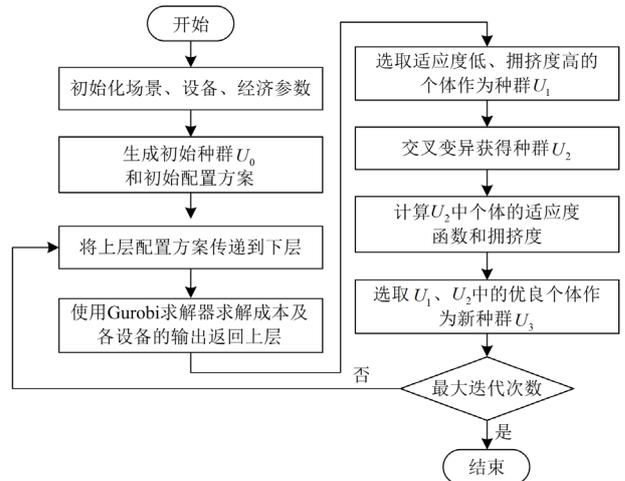


图3 双层优化模型
Fig. 3 Double layer optimization model

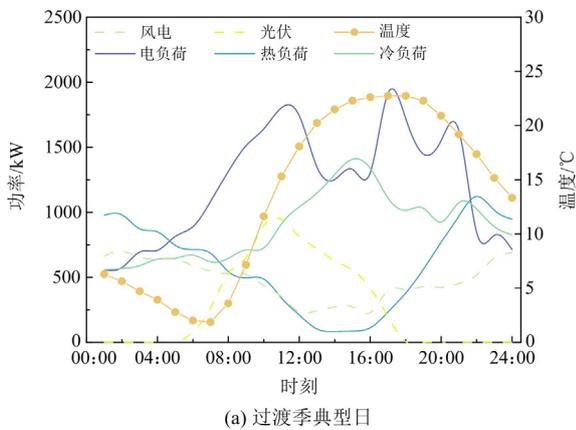
备的出力情况经过了协调, 形成了最终的调度计划。运用 Gurobi 求解器获得数值解, 从而完成整个系统的优化。

3 仿真验证

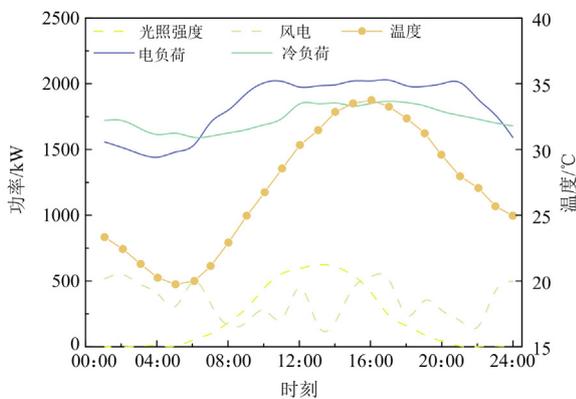
3.1 参数设置及场景构建

本文以华北某工业园区一年的实际工程数据为依据, 选取了 3 种出现概率最大的典型场景。设定碳交易增长率为 25%, 基价为 120 元/吨, 碳排放区间长度为 2 吨, 典型场景下风光、负荷及温度曲线如图 4 所示。日内分时电价如表 2 所示。NSGA-II 模型参数如表 3 所示, XGBoost 算法参数使用贝叶斯优化进行调优^[29], 参数设置如表 4 所示, 设备正常工作温度范围和不同工况设备参数如表 5、表 6 所示。

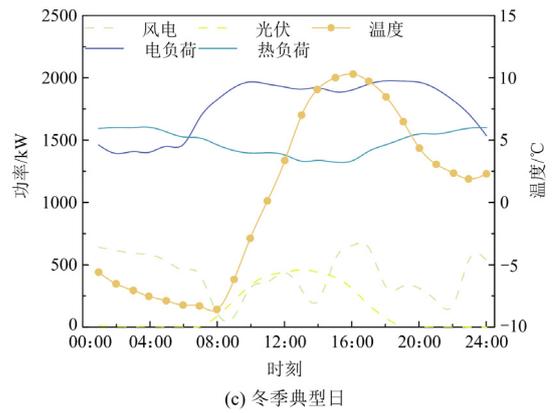
为分析变工况对于综合能源系统调度及配置的影响, 本文构建了如下 3 种场景进行对比, 其中基准场景由随机场景生成方法生成。场景 I: 恒定工况、基准场景; 场景 II: 恒定工况、典型场景; 场景 III: 变工况、典型场景, 即本文所考虑场景。3 种场景均考虑温度的影响。



(a) 过渡季典型日



(b) 夏季典型日



(c) 冬季典型日

图 4 典型场景风、光、负荷及温度曲线

Fig. 4 Typical scenarios of wind power, PV, load and temperature curves

表 2 日内分时电价

Table 2 Time-of-use tariffs within the day

类别	时段	电价/(元/kWh)
谷时段	00:00—06:00; 22:00—24:00	0.4
平时段	06:00—09:00; 11:00—15:00; 20:00—22:00	0.7
峰时段	09:00—11:00; 15:00—20:00	1.2

表 3 NSGA-II 参数设置

Table 3 NSGA-II parameter settings

参数	取值
种群规模	150
最大迭代次数	100
遗传概率	0.8
变异概率	0.15
折旧年限/年	20
折旧率	0.08

表 4 XGBoost 参数设置

Table 4 XGBoost parameter settings

参数	取值
学习率	0.0152
迭代次数	897
树的最大深度	1
每棵树样本比例	0.31
损失函数降低比例	0.78
L2 正则化权重	0.474
L1 正则化权重	0.004

表 5 设备正常工作温度范围

Table 5 Normal operating temperature range of equipment

设备类别	允许工作温度范围/°C	额定温度/°C
燃气轮机	[-40,45]	15
燃气锅炉	[-10,40]	20
电制冷机	[10,55]	25
吸收式制冷机	[5,50]	30
蓄电池	[-20,60]	25

表 6 不同工况设备参数

Table 6 Equipment parameters under different operating conditions

设备	恒定工况		变工况	
	转换效率	装机容量/kW	转换效率	装机容量/kW
GT	0.35(电效率) 0.53(热效率)	1600	[0.15,0.35] [0.3,0.53]	[0,2000]
GB	0.94	2050	[0.78,0.94]	[0,2500]
EC	4	273	[1.8,4]	[0,1500]
AC	1.69	682	[0.5,1.69]	[0,1500]
蓄电池	0.95	300	0.95	[0,1000]

3.2 典型场景构建法对 CIES 的影响

为验证典型场景构建对系统调度的影响，将场景 I 与场景 II 进行对比，3 种场景的成本如表 7 所示。

表 7 3 种场景成本

Table 7 Costs for three scenarios

成本	元		
	I(恒定工况, 基准场景)	II(恒定工况, 典型场景)	III(变工况, 典型场景)
投资成本	3429.40	3429.40	2745.16
购能成本	16 091.76	14 540.32	16 690.64
碳排放成本	2481.51	2075.01	1753.27
运维成本	1426.39	1320.43	1346.29
惩罚成本	3173.58	2563.82	182.34
老化成本	2163.74	940.23	752.63
总成本	28 766.38	24 869.21	23 470.33

由表 7 可知，当采用恒定效率模型时，基准场景的总成本比典型场景高 13.55%，这种成本上涨主要是由于购能成本、惩罚成本和老化成本的增加。因为在基准场景下，日前预测数据与实际值的偏差导致设备面临较大的温差变化，系统不仅需要增加向上级电网的购电能量，同时还需要支付更高的日内短时修正所需要的惩罚成本以及老化成本，使得场景 I 的总成本最高。

为评估典型场景构建方法对拟合变工况特性的影响，通过比较基准与典型场景下设备逐时预测效率与实际效率的偏差，以其平均值作为评价指标。预测效率偏差如图 5 所示。

由图 5 可知，典型场景下各设备的预测偏差均有所下降，表明该算法能对日内场景进行更准确的估计，使 XGBoost 算法的输入参数更贴切实际值，从而减小各设备预测效率与实际效率的偏差。

3.3 变工况特性对 CIES 的影响

3.3.1 变工况特性对容量配置的影响

在典型场景下，通过对比场景 II 与场景 III 验

证变工况对系统容量配置的影响。两种场景下设备的容量配置结果如表 8 所示。

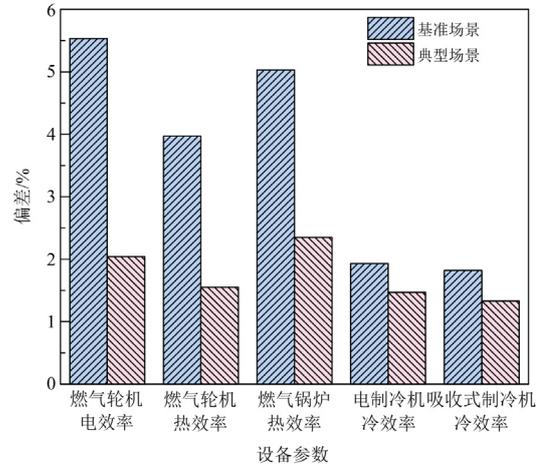


图 5 不同场景预测效率偏差

Fig. 5 Prediction efficiency deviation in different scenarios

表 8 各场景设备容量配置

Table 8 Equipment capacity configuration for each scenario

场景	II(恒定工况, 典型场景)	III(变工况, 典型场景)
GT/kW	1600	1106
GB/kW	2050	1260
EC/kW	273	415
AC/kW	682	543
BAT/kWh	300	671

由表 8 可知，考虑变工况特性的场景在配置容量上有所降低，结合表 7 分析可知，这种降低一方面减少了投资成本；另一方面减少了设备的冗余容量，保障设备运行于高负载率区间，从而提高了设备效率。在电功率方面，能量转换设备在变工况下的效率未能达到额定值，导致经济效益降低。电负荷主要通过风机、光伏发电以及外部购电来满足，因此减小了场景 III 中 GT 的配置容量。在热功率方面，为了满足 AC 在日间低负荷时段的热供需求，仍需依赖 GT 与 GB 的联合供热，而在场景 II 中 GB 的配置容量过剩，导致产生额外的投资成本。在冷功率方面，EC 利用高品质电能运转，受变工况特性影响较小，因此场景 III 增加了 EC 的配置容量以更好地提高经济效益。

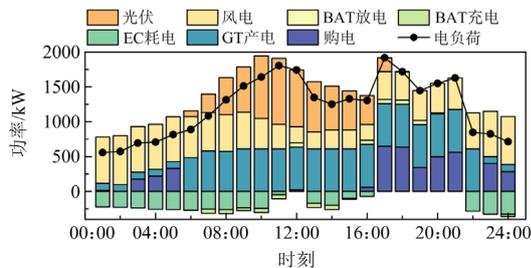
3.3.2 变工况特性对调度优化的影响

为探讨变工况特性对综合能源系统调度的影响，对过渡季典型场景进行分析，其中电价作为电力市场参与调度的手段，在电价谷时段，系统优先购电以满足负荷需求；而在电价峰时段，系统为满足经济性需求，会减少向上级电网的购电量。为进一步分析变工况特性对调度的影响，将场景 II 与场

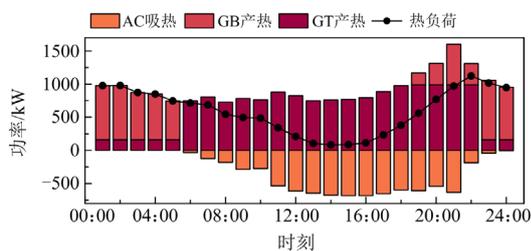
景 III 进行对比。图 6 为场景 II、III 下 3 种能源构成对比图。

由图 6 可知, 通过变工况模型与恒定效率模型得到的运行策略相似, 然而设备的输出能力受到其变工况特性的负面影响, 导致部分时段的能源构成产生差异。

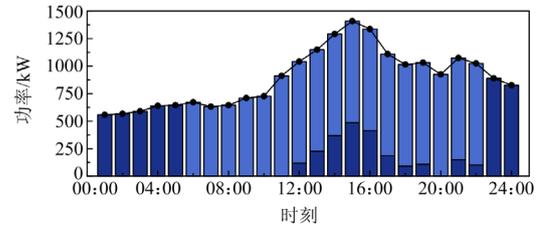
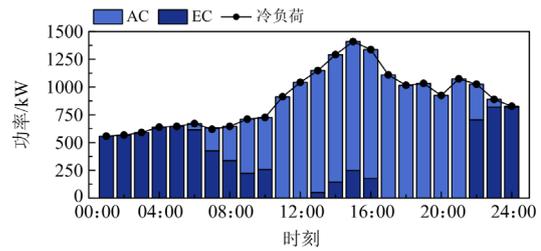
在电功率对比中, 场景 III 考虑设备变工况特性, 系统在电价较低时段(01:00—05:00、23:00—24:00), 更倾向于优先使用低成本的电能购买方式, 部分负荷由电网供应, 并利用蓄电池进行充电。在电价高峰时段(09:00—11:00), 系统采取减少耗能的策略以降低购电成本, 例如通过减少 EC 的用电量。而在高负荷时段(16:00—20:00), 尽管 GT 机组已经运行至满负荷, 但仍然无法满足增加的负荷, 导致系统需要供应更多的电网电力, 购电量相应增加, 同时蓄电池由充电转为放电, 以满足电负荷的需求。



(a) 场景II、III电功率对比



(b) 场景II、III热功率对比



(c) 场景II、III冷功率对比

图 6 场景 II、III 能源构成图

Fig. 6 Energy composition diagram of scenarios II and III

相对地, 在场景 II 中, 由于设备采用恒定效率模型, 蓄电池的充放电状态主要受电价影响, 因此在不同时段的充放电规律与场景 III 基本相似。GT 机组保持恒定效率运行, 因此在电价平稳或处于峰时段时, 一直处于满载运行状态, 保证了系统的高效性和经济性。

在热功率对比中, 当电价一定时, 调度方案不仅与设备本身的效率有关, 还与当前时刻负荷水平有关。在热负荷高峰时段(01:00—05:00、23:00—24:00), 场景 II、III 的能量构成大体相同, 为避免 GT 的频繁启停产生不必要的损耗, 在此时段 GT 保持最低功率运行, 热负荷主要由 GB 满足。随着热负荷逐渐降低(06:00—22:00), 场景 III 中 GB、GT 受变工况特性影响, 效率水平逐渐降低, 但因 GT 热电经济性较好, 能够在一定程度上提高 CIES 运行经济性, 此时使用 GT 作为主要供热设备, 由于容量限制, 剩余热负荷由 GB 提供。

场景 II 与场景 III 的冷负荷出力情况相似。在电价谷、平时段(01:00—05:00、12:00—19:00、23:00—24:00), 冷负荷主要由 AC 和 EC 提供。EC 在这段时间内具有较高的经济效益, 因此主要用于满足冷负荷需求。此外, 可用热能的减少导致 AC 机组难以保持高效率运行。与恒定工况模型相比, 变工况模型下可能会出现 12:00—19:00 时段 AC 出力减少、EC 出力增加的情况。在电价峰值时段(06:00—10:00), 电价上升使 EC 的经济效益降低。同时, 由 GT 和 GB 产生的过剩热能由 AC 吸收并制冷, 满足冷负荷需求。因此, 变工况模型下该时段 AC 的出力增加。

3.4 温度因素对变工况特性和调度的影响

为分析温度因素对设备变工况特性和调度的影响,在场景 III 的基础上,排除温度因素的影响,设置为场景 IV。

温度对设备出力的影响如图 7 所示。对比场景 III 与场景 IV 之间的差异,可以看出温度升高导致设备性能受到影响。具体来说,温度上升快速加速了 EC 和 GT 的老化,这在场景 III 中表现为: 1) EC 耗电量波动增大,因为系统在保持效率的同时,需要应对温度引起的负荷变化; 2) 因老化导致的效率降低,使得 GT 产电量下降; 3) 为了满足用电需求,导致购电量及其成本增加。

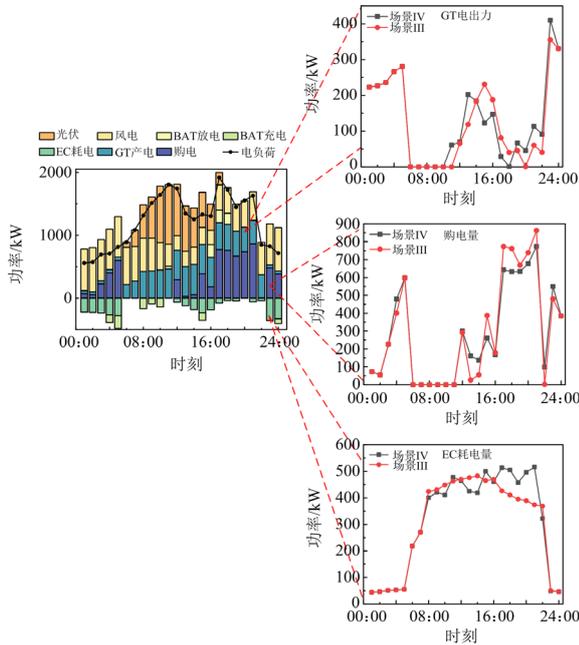


图 7 温度对设备出力的影响

Fig. 7 Influence of temperature on equipment output

两种场景下成本及变工况拟合误差如表 9 所示。从表 9 可以看出,场景 III 中老化成本较低,表明通过有效的温度管理和老化控制,可以减少长期维修与替换成本,进一步说明温度因素与变工况特性和优化调度存在密不可分的关系。

由表 9 可知,与场景 III 相比,场景 IV 的总成本增加了 4.1%,这种成本增长主要源自惩罚成本的上升。在场景 IV 中,由于忽略了温度的影响,XGBoost 算法的拟合误差变大,导致效率的拟合偏差增加了 16.65%。这使得日前调度计划中各设备的出力与实际出力之间产生了偏差,进而带来了较高的惩罚成本,最终引起调度计划总成本上升。进一步验证了温度因素不仅会影响设备的效率拟合效果,而且对调度计划也有重要影响。

表 9 两种场景对比

Table 9 Comparison of two scenarios

场景	III	IV
投资成本/元	2745.16	3287.28
购电成本/元	5769.30	4889.47
购气成本/元	10 921.34	10 726.01
碳排放成本/元	1753.27	1914.14
运维成本/元	1346.29	1333.36
惩罚成本/元	182.34	1373.08
老化成本/元	752.63	901.26
总成本/元	23 470.33	24 424.60
效率拟合偏差/%	1.748	2.038

3.5 变工况特性拟合效果对比

为了对比不同方法对设备变工况特性的拟合效果,以均方根误差变异系数为标准对模型的准确程度进行评价。均方根误差变异系数 V 计算公式如式 (34) 所示。

$$V = \frac{\sqrt{E \sum_{e=1}^E (Y_e - \hat{Y}_e)^2}}{\sum_{e=1}^E Y_e} \times 100\% \quad (34)$$

式中: E 为数据的总个数; Y_e 、 \hat{Y}_e 分别为第 e 个效率的实测值和预测值。

本文采用 5 折交叉验证,并重复 100 次实验。为了验证 XGBoost 算法的有效性,对设备效率拟合误差采用多种算法进行比较分析,包括 XGBoost、深度神经网络(deep neural networks, DNN)、长短期记忆(long short-term memory, LSTM)神经网络、多项式拟合以及恒定效率模型,验证了 XGBoost 算法的有效性。其中,将恒定效率模型的计算结果作为基准值,与其他算法的结果进行对比。相关算法的参数调整依据参考文献[29]。各算法对变工况特性的拟合效果对比如图 8 所示。

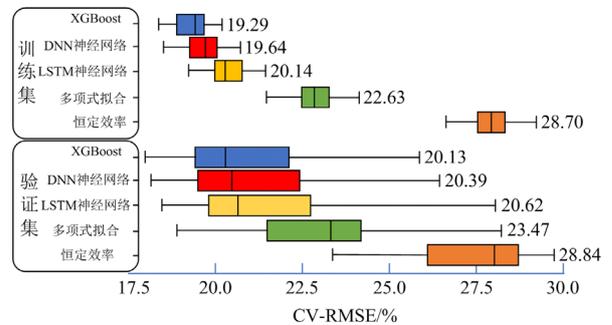


图 8 变工况特性拟合效果对比

Fig. 8 Comparison of fitting effects for off-design condition performance

通过图 8 的对比结果可知, 在验证集上, XGBoost 算法的误差明显低于 DNN 神经网络、LSTM 神经网络、多项式拟合算法和恒定效率模型, 降低幅度分别为 1.28%、2.38%、14.23%和 30.20%。这表明 XGBoost 算法在拟合设备效率的非线性变化方面具有显著优势, 能够更精确地反映实际运行中设备的变工况特性。同时, 尽管 XGBoost 算法与 DNN、LSTM 等深度学习算法的精确度相近, 然而由于 XGBoost 算法具有简单的模型结构、高度的并行性和简单的参数调节等特性, 相较于需要多层神经网络和大量超参数的 DNN、LSTM 等深度学习算法, XGBoost 算法在训练时间上具有明显的优势。当以本文的数据集进行训练时, XGBoost 算法的训练时间为 143 s, 相较于 LSTM 神经网络的训练时间 2842 s 和 DNN 算法的 3471 s, 训练时间大幅减少, 由此验证了 XGBoost 算法在效率拟合方面的有效性。

4 结论

本文在考虑设备的变工况特性的基础上, 提出了一种考虑设备变工况特性的园区综合能源系统双层优化, 通过算例验证得到如下结论。

1) 建立了考虑变工况特性的综合能源双层优化模型。分析结果表明, 变工况特性会对 CIES 的调度计划产生影响, 使设备在高需求时段运行更稳定, 并在低需求时段有效减少运行。此外, 通过优化设备配置, 减少了冗余装机容量, 在一定程度上保障设备运行于高负载率, 提高了设备效率, 进而显著降低了 CIES 的运营成本, 提高了系统的经济性。

2) 采用核密度估计法构建典型场景, 提高了变工况模型输入参数的准确性和模型预测效率的精度, 进而降低了系统所需成本, 提高了经济性。

3) 构建了一种基于 XGBoost 算法的效率修正模型描述设备的变工况特性。通过与 DNN 神经网络、LSTM 神经网络、多项式拟合算法和恒定效率模型进行对比, 验证了 XGBoost 算法在效率拟合方面的精确性和高效性, 且考虑了负载率和温度等因素, 更符合实际设备运行的复杂情况。

附录 A NSGA-II算法有效性证明

为验证 NSGA-II算法的有效性, 通过设置收敛判据保证算法解的一致性, 本文收敛判据设置为: 世代距离小于等于 0.005。如果满足以上条件即可判断模型收敛, 并输出系统最终的容量配置结果和调度方案。NSGA-II 世代距离收敛过程如图 A1 所示, 世代距离公式如式(A1)所示。

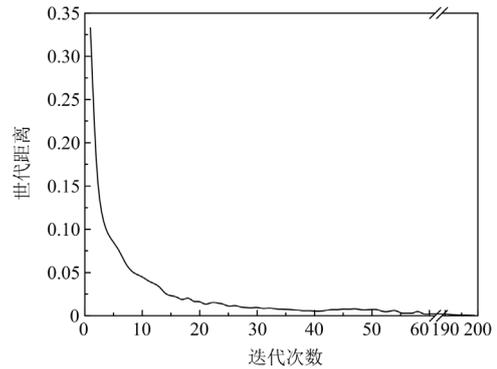


图 A1 NSGA-II世代距离收敛过程

Fig. A1 NSGA-II generation distance convergence process

由图 A1 可知, 在迭代初期, 世代距离急剧下降, 并在迭代次数到达 50 次时, 此时已满足世代距离收敛要求, 当迭代进行到 200 次时, 此时世代距离接近于 0, 所得解可近似看作帕累托最优前沿, 说明算法具有较好的收敛性。

$$G_D = \sqrt{\frac{\sum_{a=1}^{p_f} U_a}{p_f}} \quad (A1)$$

式中: G_D 为世代距离, 表示当代种群与帕累托最优前沿之间的平均欧氏距离; U_a 为第 a 个解与真实帕累托前沿的欧几里得距离; p_f 为帕累托前沿的个数。

参考文献

- [1] QIU Yibin, LI Qi, AI Yuxuan, et al. Two-stage distributionally robust optimization-based coordinated scheduling of integrated energy system with electricity-hydrogen hybrid energy storage[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2023, 8(2): 542-555.
- [2] 韩子娇, 那广宇, 董鹤楠, 等. 考虑灵活性供需平衡的含电转氢综合能源系统鲁棒优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(6): 161-169.
HAN Zijiao, NA Guangyu, DONG Henan, et al. Robust optimal operation of integrated energy system with P2H considering flexibility balance[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(6): 161-169.
- [3] 许剑, 刘松阳, 卢建生, 等. 基于递阶模型的综合能源系统多时间尺度运行优化研究[J]. 供用电, 2023, 40(1): 73-79.
XU Jian, LIU Songyang, LU Jiansheng, et al. Research on multi-time scale operation optimization of integrated energy system based on hierarchical model[J]. Distribution & Utilization, 2023, 40(1): 73-79.
- [4] 卞飞宇, 陈常念, 赵浩然, 等. 太阳能驱动的氢-冷-热-电综合能源系统性能分析[J]. 供用电, 2022, 39(1): 17-23.

- BIAN Feiyu, CHEN Changnian, ZHAO Haoran, et al. Performance assessment of hydrogen-cooling-heating-electricity integrated energy system driven by solar energy[J]. *Distribution & Utilization*, 2022, 39(1): 17-23.
- [5] 赵会茹, 王学杰, 斯琴卓娅. 考虑多重不确定性的垃圾焚烧热电联产电厂日前鲁棒申报策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(4): 104-113.
- ZHAO Huiru, WANG Xuejie, SIQIN Zhuoya. Day-ahead robust offering strategy of waste-to-energy combined heat and power plant considering multiple uncertainties[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(4): 104-113.
- [6] 汤东升, 钟伟, 慕小斌, 等. 基于鲁棒模型的多站融合场景下综合能源系统全局低碳策略[J]. *电测与仪表*, 2022, 59(6): 113-121.
- TANG Dongsheng, ZHONG Weidong, MU Xiaobin, et al. Global low carbon strategy of integrated energy system in multi-station integration based on robust model[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2022, 59(6): 113-121.
- [7] 林佳兴, 孙亮, 李佳雯, 等. 计及电热综合需求响应的综合能源系统优化调度[J]. *电测与仪表*, 2022, 59(9): 16-22.
- LIN Jiaying, SUN Liang, LI Jiawen, et al. Research on optimal scheduling of integrated energy system considering comprehensive demand side response of electric heating[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2022, 59(9): 16-22.
- [8] 杨欢红, 周泽, 黄文焘, 等. 计及废物处理和甲醇合成的工业园区综合能源低碳经济运行策略[J]. *电网技术*, 2023, 47(10): 4201-4210.
- YANG Huanhong, ZHOU Ze, HUANG Wentao, et al. Integrated energy low-carbon economic operation of industrial parks considering waste treatment and methanol synthesis[J]. *Power System Technology*, 2023, 47(10): 4201-4210.
- [9] 王丹, 李思源, 贾宏杰, 等. 含可再生能源的区域综合能源系统区间化安全域研究(一): 概念、建模与降维观测[J]. *中国电机工程学报*, 2022, 42(9): 3188-3204.
- WANG Dan, LI Siyuan, JIA Hongjie, et al. Research on interval security region of regional integrated energy system integrated with renewable energy sources (part I): concepts, modeling and dimension reduction observation[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(9): 3188-3204.
- [10] 赵军, 张敏, 常潇, 等. 考虑设备变工况特性的多主体综合能源系统低碳经济调度策略[J/OL]. *电力系统及其自动化学报*: 1-10[2024-05-12]. <http://doi.org.shiep.vpn358.com/10.19635/j.cnki.csu-epsa.001441>.
- ZHAO Jun, ZHANG Min, CHANG Xiao, et al. Low-carbon economic scheduling strategy for multi-agent integrated energy system considering off-design performance of device[J/OL]. *Proceedings of the CSU-EPSA*: 1-10[2024-05-12]. <http://doi.org.shiep.vpn358.com/10.19635/j.cnki.csu-epsa.001441>.
- [11] 温港成, 石鑫, 张怡, 等. 考虑设备变工况特性的园区综合能源系统两阶段规划优化方法研究[J]. *综合智慧能源*, 2022, 44(10): 1-11.
- WEN Gangcheng, SHI Xin, ZHANG Yi, et al. Research on two-stage planning optimization approach for community integrated energy systems considering off-design conditions[J]. *Integrated Intelligent Energy*, 2022, 44(10): 1-11.
- [12] 王强钢, 吴雪翠, 杨龙杰, 等. 考虑设备变工况特性和灵活性供需匹配的园区综合能源系统优化配置模型[J]. *电力自动化设备*, 2023, 43(3): 20-28, 37.
- WANG Qianggang, WU Xuehui, YANG Longjie, et al. Optimal allocation model of community integrated energy system considering off-design performance of device and flexible supply and demand matching[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2023, 43(3): 20-28, 37.
- [13] 殷骏, 李笑竹, 杜锡力, 等. 考虑燃料电池变工况特性的风-光-氢综合能源系统优化调度[J]. *电力自动化设备*, 2023, 43(12): 151-158.
- YIN Jun, LI Xiaozhu, DU Xili, et al. Optimal scheduling of wind-solar-hydrogen integrated energy system considering variable operating condition of fuel cell[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2023, 43(12): 151-158.
- [14] LIU J, SONG B, ZHANG E, et al. Two-stage residual lifespan prediction model for oil-paper insulation based on analysis of furfural and methanol in oil[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2023, 38(1): 432-441.
- [15] JAGUEMONT J, BOULON L, VENET P, et al. Lithium-ion battery aging experiments at subzero temperatures and model development for capacity fade estimation[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(6): 4328-4343.
- [16] 金龙, 周泽昕, 詹荣荣, 等. 继电保护设备元器件温度仿真分析与寿命评估[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(13): 159-168.
- JIN Long, ZHOU Zexin, ZHAN Rongrong, et al. Temperature simulation analysis and life evaluation for components of relay protection equipment[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(13): 159-168.
- [17] 陈晚晴, 穆云飞, 贾宏杰, 等. 考虑设备变工况特性的区域综合能源系统优化调度方法[J]. *电网技术*, 2021, 45(3): 951-958.

- CHEN Wanqing, MU Yunfei, JIA Hongjie, et al. Operation optimization method for regional integrated energy system considering part-load performances of devices[J]. Power System Technology, 2021, 45(3): 951-958.
- [18] HAN F, ZENG J, LIN J, et al. Multi-stage distributionally robust optimization for hybrid energy storage in regional integrated energy system considering robustness and nonanticipativity[J]. Energy, 2023, 277.
- [19] JANI A, KARIMI H, JADID S. Two-layer stochastic day-ahead and real-time energy management of networked microgrids considering integration of renewable energy resources[J]. Applied Energy, 2022, 323.
- [20] LI K, YANG F, WANG L, et al. A scenario-based two-stage stochastic optimization approach for multi-energy microgrids[J]. Applied Energy, 2022, 322.
- [21] AZIZI A, KARIMI H, JADID S. Daily operation of multi-energy systems based on stochastic optimization considering prediction of renewable energy generation[J]. IET Renewable Power Generation, 2021, 16: 245-260.
- [22] 李云鸢, 刘吉臻, 马素玲, 等. 基于变工况模型的综合能源系统源-荷互动多目标优化调度[J]. 电网技术, 2022, 46(7): 2472-2485.
- LI Yunzhi, LIU Jizhen, MA Suling, et al. Source-load interactive multi-objective optimal dispatching of integrated energy system based on off-design model[J]. Power System Technology, 2022, 46(7): 2472-2485.
- [23] 张晓辉, 刘小琰, 钟嘉庆. 考虑奖惩阶梯型碳交易和电-热转移负荷不确定性的综合能源系统规划[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(19): 6132-6142.
- ZHANG Xiaohui, LIU Xiaoyan, ZHONG Jiaqing. Integrated energy system planning considering a reward and punishment ladder-type carbon trading and electric-thermal transfer load uncertainty[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(19): 6132-6142.
- [24] 袁世琦, 潘鹏程, 魏业文, 等. 园区综合能源系统低碳经济优化调度模型研究[J]. 太阳能学报, 2024, 45(3): 347-356.
- YUAN Shiqi, PAN Pengcheng, WEI Yewen, et al. Study on low-carbon economic optimal scheduling model of community integrated energy system[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2024, 45(3): 347-356.
- [25] XIE J, LI Z, ZHOU Z, et al. A novel bearing fault classification method based on XGBoost: the fusion of deep learning-based features and empirical features[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-9.
- [26] 李建林, 田立亭, 程林, 等. 考虑变工况特性的微能源系统优化规划(一)基本模型和分析[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(19): 18-26, 49.
- LI Jianlin, TIAN Liting, CHENG Lin, et al. Optimal planning of micro-energy system considering off-design performance part one general model and analysis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(19): 18-26, 49.
- [27] WANG M, LIU X, SOOMRO N Q, et al. Content-sensitive superpixel segmentation via self-organization-map neural network[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2019, 63.
- [28] KUMBA K, SIMON S P, GUNDU V, et al. An evaluation of battery degradation and predictive methods under resistive load caused by intermittent solar radiation[J]. IEEE Access, 2024, 12: 33720-33729.
- [29] BILALI A E, ABDESLAM T, AYOUB N, et al. An interpretable machine learning approach based on DNN, SVR, extra tree, and XGBoost models for predicting daily pan evaporation[J]. Journal of Environmental Management, 2023, 327.

收稿日期: 2023-03-31; 修回日期: 2023-08-25

作者简介:

杨欢红(1965—), 女, 硕士, 副教授, 研究方向为电力系统优化调度与控制、可再生能源发电技术; E-mail: yanghuahong0907@163.com

赵峰(1999—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为综合能源优化调度; E-mail: 904947164@qq.com

黄文焘(1989—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为微电网、交直流电力系统保护与控制。E-mail: hwt8989@sjtu.edu.cn

(编辑 许威)