

考虑动态能源集线器的综合能源系统分布鲁棒低碳经济调度

林文凯,李勇,凌锋,郭钊秀
(湖南大学 电气与信息工程学院,湖南 长沙 410082)

摘要:针对综合能源系统中运行设备的时变效率和源荷不确定性带来高成本、高风险和高碳排的可能性,提出一种考虑动态能源集线器的综合能源系统分布鲁棒低碳经济调度方法。基于数据驱动反向传播神经网络以拟合能量转换设备的动态效率模型并将其线性化;建立低碳经济调度双层优化模型,上层以运行成本最小为目标构建能流层,下层基于扩展碳排放流理论建立碳流层,并引入阶梯型碳交易机制引导用户参与需求响应;将所建调度模型转化为基于KL散度的分布鲁棒优化模型,并给出列与约束生成算法求解步骤;通过算例验证所提方法的有效性。

关键词:综合能源系统;动态能源集线器;分布鲁棒优化;碳排放流;需求响应

中图分类号:TM73

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202601015

0 引言

近年来,我国发挥综合能源系统(integrated energy system, IES)在多能互补、能源梯级利用方面的优势以促进可再生能源消纳。然而,各设备运行工况并非时刻保持不变,且新能源出力和多能负荷具有随机性,对系统高效稳定运行提出了更严苛的要求^[1-2]。如何准确刻画IES的动态特性并保证系统可靠、低碳运行^[3]成为现阶段的研究重点。

目前有关动态刻画能源耦合交互的研究主要基于多项式和机器学习两大角度。在多项式方面,多数研究在利用多项式拟合设备效率的基础上采用分段线性化以提高模型求解效率,但非线性拟合误差与分段数呈正相关,难以在控制误差和保证求解效率间取得良好平衡^[4-5]。在机器学习方面,文献[6]采用深度强化学习增强了对电动汽车充电站的控制管理;文献[7]分别采用反向传播(back propagation, BP)神经网络建立光伏预测模型,提高了光伏场景预测精度;文献[8]基于BP神经网络驱动动态能源集线器(dynamic energy hub, DEH)模型拟合设备时变效率,减小了调度方案成本的预测误差。

随着日趋增长的新能源接入,如何在不确定性下实现能量最优调度被越来越多的学者讨论。其中,随机优化(stochastic optimization, SO)和鲁棒优化(robust optimization, RO)是当前主要的不确定处

理方法,而两者却分别存在过于冒险和过于保守的弊端^[9-10]。文献[11-12]采用分布鲁棒优化(distributionally robust optimization, DRO)模型处理调度存在的不确定性,有效对前述问题进行了折中处理。在概率模糊集构建方法上,包括基于矩信息和基于距离2种,后者常见的又分为Wasserstein球、向量范数、KL散度等^[13]。基于距离构建概率模糊集,一方面能有效降低系统调度的风险,另一方面相较于矩不确定性集能更好地捕捉概率分布形状的变化;Wasserstein距离计算复杂度高,而范数无法捕捉概率分布之间的差异,相比之下,在大量离散样本数据下基于KL散度的模糊集更能在算例模型中表现出更好的鲁棒性和更高的计算效率。

实现IES的节能减排是另一研究热点。文献[14-15]引入了阶梯式碳交易机制,相较于传统碳交易进一步降低了碳排放。鉴于大部分传统低碳调度研究均针对供能侧征收碳排放费用展开,忽略了作为能源消费者的用能侧应承担的碳排放责任,碳排放流应运而生。文献[16]考虑到对供能侧征收碳税存在用能侧支出高的弊端,基于碳排放流理论,将碳责任分摊到负荷侧,有效避免了前述问题。文献[17-18]扩展了储能荷碳率概念,该精细化碳流模型适用于更加复杂的IES结构。

尽管目前研究在提高IES建模准确性、调度鲁棒性和低碳性已有充分进展,但在方法便捷性、模型精度和多目标规划尚有不足,包括:神经网络中激活函数引入的非线性项使得基于神经网络的DEH建模多采用智能算法^[19]处理,不便于求解器的直接求解;多数研究在构建储能设备 t 时刻的碳流模型时仅考虑 $t-1$ 时刻的碳势,忽略了碳流量的时间累积性,导致碳流模型精度较低;此外,碳视角下需求响应(demand response, DR)协同DRO时的碳减排潜力尚未充分探讨。

收稿日期:2025-03-09;修回日期:2025-07-29

在线出版日期:2026-02-10

基金项目:湖南省自然科学基金青年学生基础研究项目(2024JJ10024);国家自然科学基金联合基金重点支持项目(U22B20104)

Project supported by the Young Students Basic Research of the Natural Science Foundation of Hunan Province (2024JJ10024) and the Key Program of Joint Fund of the National Natural Science Foundation of China(U22B20104)

综上所述,本文提出了考虑DEH的分布鲁棒低碳经济双层优化方法。首先,基于BP神经网络驱动DEH模型,针对应用神经网络所产生的非线性问题引入线性化方法。其次,构建包含能流层和碳流层的低碳双层优化模型,在碳流层基于精细化扩展碳流模型构建阶梯型碳交易机制引导负荷参与DR。然后,构建KL散度模糊集,建立基于KL散度的DRO模型,采用列与约束生成(column and constraint generation, C&CG)算法迭代求解。最后,通过算例分析验证所提方法的有效性。

1 DEH建模

1.1 DEH模型概述

通常来说,能源集线器(energy hub, EH)通过1个耦合矩阵 X 来刻画设备的输入输出关系,一般由输出能量分配系数和能量转化效率的线性组合构成。耦合矩阵 X 的元素如式(1)所示。

$$x_{uv} = \alpha_{uv} \beta_{uv} \quad \forall u, v \in I \quad (1)$$

式中: I 为系统中能源形式的集合; α_{uv} 为能量输入 u 转化为输出 v 的能量分配系数; β_{uv} 为相应设备的能量转化效率。

在传统EH模型中,认为能量转换设备的效率为常值。这虽然简化了IES机组的建模与最优调度的求解,但对调度方案的准确性产生了一定影响,这是因为大多数设备的效率受实时运行工况的影响,导致设备在理想情况下,线性的输入和输出功率随时间推移偏离线性关系。

为提高EH模型的准确性,可以通过构造DEH模型,对不同运行工况下的转换效率进行修正,利用设备运行数据拟合实际的能量输入和输出关系。

1.2 基于BP神经网络的DEH建模

考虑到神经网络强大的非线性映射能力和高度灵活的结构,可以采用神经网络构建设备的DEH模型,选用均方误差(mean squared error, MSE)作为损失函数量化模型性能并判断训练是否收敛。神经网络的结构如附录A图A1所示,具体计算过程如式(2)所示。

$$\begin{cases} h_1 = f(W_1 p_{in} + b_1) \\ h_2 = f(W_2 h_1 + b_2) \\ \vdots \\ h_i = f(W_i h_{i-1} + b_i) \\ \vdots \\ h_n = f(W_n h_{n-1} + b_n) \\ p_{out} = W_{out} h_{out} + b_{out} \end{cases} \quad (2)$$

式中: p_{in} 、 p_{out} 分别为输入、输出功率向量; W_i 、 b_i 和 W_{out} 、 b_{out} 分别为第 i 层隐藏层和输出层的权重矩阵、偏置矩阵; h_i 为第 i 层隐藏层的输出向量; n 为隐藏

层层数; f 为激活函数,选用ReLU函数,即 $f(x) = \text{ReLU}(x) = \max(0, x)$, x 为函数的输入向量。

由此,式(2)中表示BP神经网络隐藏层的传递过程可以转化为式(3)。

$$h_i = \begin{cases} \max(0, W_i p_{in} + b_i) & i=1 \\ \max(0, W_i h_{i-1} + b_i) & i \in (1, n) \end{cases} \quad (3)$$

鉴于ReLU激活函数因自身结构会引入非线性项,不利于求解器直接求解,需考虑将其用线性规划等效^[20]。通过引入0-1变量 d_{ik} ,可将式(3)等效转化为式(4)~(11)。

$$d_{ik} \in \{0, 1\} \quad (4)$$

$$g_{ik} = \begin{cases} (W_i p_{in} + b_i)_k & i=1 \\ (W_i h_{i-1} + b_i)_k & i \in (1, n) \end{cases} \quad (5)$$

$$-U_{ik} \leq g_{ik} \leq U_{ik} \quad (6)$$

$$U_{ik} > M \quad (7)$$

$$h_{ik} \leq U_{ik}(1 - d_{ik}) + g_{ik} \quad (8)$$

$$h_{ik} \leq d_{ik} U_{ik} \quad (9)$$

$$h_{ik} \geq 0 \quad (10)$$

$$h_{ik} \geq g_{ik} \quad (11)$$

式中: d_{ik} 为第 i 层中第 k 个神经元的激活函数的状态; g_{ik} 、 h_{ik} 分别为第 i 层中第 k 个神经元在通过激活函数转化前的计算值、转化后的变换结果; U_{ik} 为 g_{ik} 的可行取值上限。

式(6)表示 g_{ik} 的取值范围在 $\pm U_{ik}$ 之间。式(7)通过设置一较大常数 M 限制 U_{ik} 的下限,以保证式(6)在所有 i, k 取值下恒成立。当 $g_{ik} \leq 0$ 时,式(8)和式(10)通过约束限制 $d_{ik} = 0$,在此基础上结合式(9)和式(10)约束限制 $h_{ik} = 0$;当 $g_{ik} > 0$ 时,式(9)和式(11)通过约束限制 $d_{ik} = 1$,在此基础上结合式(8)和式(11)约束限制 $h_{ik} = g_{ik}$ 。通过以上线性化过程,由ReLU函数在隐藏层传递中引起的非线性问题可转化为混合整数线性规划问题,如式(12)所示。

$$h_{ik} = \max(0, g_{ik}) = \begin{cases} g_{ik} \leq 0 \Rightarrow h_{ik} = 0 \\ g_{ik} > 0 \Rightarrow h_{ik} = g_{ik} \end{cases} \quad i \in [1, n] \quad (12)$$

2 低碳双层优化模型

本章分析如附录A图A2所示的IES,其由离心式冷水机组(centrifugal chiller, CC)、冷热电三联供机组(combined cooling, heating and power, CCHP)、风冷热泵机组(heat pump, HP)、燃气锅炉(gas boiler, GB)、储电设备(electricity storage, ES)、储热设备(heat storage, HS)、光伏机组(photovoltaic, PV)和多能负荷构成,包含能源供应、转换、存储、消耗的过程。该系统从外部电网和气网分别购入电能和天然气,通过多能流网络将能量传递到负荷侧,满足多能用户的需求。

本文所提双层优化模型框架如附录A图A3所示,包含能流层和碳流层。首先,能流层以最小化运行成本为目标,优化得到系统购售能、各设备出力 and 充放能功率,并传递给碳流层;然后,碳流层构建各设备和母线的精细化碳流模型,以阶梯型碳交易和DR成本之和最小为目标,求解得到系统电、热、冷负荷变化量,并将DR后的多能负荷值返回给能流层以实现迭代;设置很小常数 ε_{out} 表征不再发生DR时退出迭代,得到优化调度结果。

2.1 能流层

2.1.1 目标函数

能流层以IES能流层成本最小为目标,如式(13)所示。

$$\min C_{\text{IES,P}} = C_{\text{om}} + C_{\text{eb}} + C_{\text{gb}} - C_{\text{es}} \quad (13)$$

式中: $C_{\text{IES,P}}$ 、 C_{om} 、 C_{eb} 、 C_{gb} 、 C_{es} 分别为能流层成本、运维成本、购电成本、购气成本、售电收益。

系统运维成本 C_{om} 包括能量转换、储能设备的运行和维护成本,以及PV的运行成本,如式(14)所示。

$$C_{\text{om}} = \sum_{\kappa} \left(c_{Q_{\kappa}}^{\kappa} Q_{\kappa}^{\kappa} + \sum_{t=1}^T c_{P_{\kappa,t}}^{\kappa} P_{\kappa,t}^{\kappa} \right) + N_{\text{ES}} \left(c_{Q_{\text{ES}}} Q_{\text{ES}} + \sum_{t=1}^T c_{P_{\text{ES},t}} P_{\text{ES},t} \right) + N_{\text{HS}} \left(c_{Q_{\text{HS}}} Q_{\text{HS}} + \sum_{t=1}^T c_{P_{\text{HS},t}} P_{\text{HS},t} \right) + N_{\text{PV}} \sum_{t=1}^T c_{P_{\text{PV},t}} P_{\text{PV},t} \quad (14)$$

式中: $\kappa \in \{\text{CC}, \text{CCHP}, \text{HP}, \text{GB}\}$; N_{ES} 、 N_{HS} 、 N_{PV} 分别为储电设备、储热设备、PV的数量; Q_{κ}^{κ} 、 Q_{ES} 、 Q_{HS} 和 $P_{\kappa,t}^{\kappa}$ 、 $P_{\text{ES},t}$ 、 $P_{\text{HS},t}$ 、 $P_{\text{PV},t}$ 分别为各设备对应的容量和 t 时刻对应的功率; $c_{Q_{\kappa}}^{\kappa}$ 、 $c_{Q_{\text{ES}}}$ 、 $c_{Q_{\text{HS}}}$ 和 $c_{P_{\kappa,t}}^{\kappa}$ 、 $c_{P_{\text{ES},t}}$ 、 $c_{P_{\text{HS},t}}$ 、 $c_{P_{\text{PV},t}}$ 分别为各设备单位维护成本和单位运行成本; $T=24$ h,为调度周期。

系统购电 C_{eb} 、购气成本 C_{gb} 和售电收益 C_{es} 如式(15)~(17)所示。

$$C_{\text{eb}} = \sum_{t=1}^T c_{\text{eb}} E_{b,t} \quad (15)$$

$$C_{\text{gb}} = \sum_{t=1}^T c_{\text{gb}} \frac{3600 G_{b,t}}{\delta_g} \quad (16)$$

$$C_{\text{es}} = \sum_{t=1}^T c_{\text{es}} E_{s,t} \quad (17)$$

式中: $E_{b,t}$ 、 $E_{s,t}$ 、 $G_{b,t}$ 分别为 t 时刻IES与上层电网、电网间的购、售电功率和购气功率; c_{eb} 、 c_{gb} 、 c_{es} 分别为系统与外部单位购电、购气成本、单位售电收益; δ_g 为天然气热值,取 35600 kJ/m^3 。

2.1.2 约束条件

能流层的约束条件包括设备出力约束、储能设备运行约束、能量供需平衡、能量交易约束,具体表达式如附录B式(B1)~(B12)所示。

2.2 碳流层

2.2.1 目标函数

碳流层以IES碳流层成本 $C_{\text{IES,C}}$ 最小为目标,如式(18)所示。

$$\min C_{\text{IES,C}} = C_{\text{CO}_2} + C_{\text{DR}} \quad (18)$$

式中: C_{CO_2} 、 C_{DR} 分别为碳交易成本、DR成本。

系统碳排放成本采用阶梯型碳交易计算,如式(19)、(20)所示。

$$C_{\text{CO}_2} = c_{\text{CO}_2} E_{-} + \sum_{r=1}^{r_{\text{max}}} E_r \left[c_{\text{CO}_2} + (r-1) \Delta \right] \quad (19)$$

$$\Delta E_{\text{IES,C}} = E_{\text{IES,C}} - Q_{\text{IES,C}} = E_{-} + \sum_{r=1}^{r_{\text{max}}} E_r \quad (20)$$

式中: c_{CO_2} 、 Δ 分别为基准碳价、碳价增量; $E_{\text{IES,C}}$ 、 $Q_{\text{IES,C}}$ 、 $\Delta E_{\text{IES,C}}$ 分别为系统总碳排放量、无偿碳配额、实际参与交易的碳排放量; E_{-} 、 E_r 分别为 $\Delta E_{\text{IES,C}} \leq 0$ 时的碳排放量、 $\Delta E_{\text{IES,C}} > 0$ 时分配给第 r 个区间碳排放量; r_{max} 为 $\Delta E_{\text{IES,C}} > 0$ 时的碳排放区间数。

系统DR成本如式(21)所示。

$$C_{\text{DR}} = c_{\text{DR}} \left(\sum_{t=1}^T S_t^{\text{EL,tran}} + S_t^{\text{HL,tran}} + S_t^{\text{CL,tran}} \right) \quad (21)$$

式中: c_{DR} 为DR单价; $S_t^{\text{EL,tran}}$ 、 $S_t^{\text{HL,tran}}$ 、 $S_t^{\text{CL,tran}}$ 分别为电、热、冷负荷在 t 时刻的DR变化量。

2.2.2 约束条件

1) 设备碳排放流约束。

对能量转换设备,根据碳排放守恒原则,可得碳势计算如式(22)、(23)所示。

$$\rho_{\text{tr},t,\text{in}}^{\kappa} P_{\text{tr},t,\text{in}}^{\kappa} = \sum_m \rho_{\text{tr},t,m}^{\kappa} P_{\text{tr},t,m}^{\kappa} \quad (22)$$

$$\begin{cases} \rho_{\text{tr},t,\text{H}}^{\kappa} = \mu_1^{\kappa} \rho_{\text{tr},t,\text{E}}^{\kappa} \\ \rho_{\text{tr},t,\text{C}}^{\kappa} = \mu_2^{\kappa} \rho_{\text{tr},t,\text{E}}^{\kappa} \end{cases} \quad (23)$$

式中: $m \in \{\text{E}, \text{H}, \text{C}\}$,取决于设备输出能量的形式,分为电能、热能、冷能; $\rho_{\text{tr},t,\text{in}}^{\kappa}$ 、 $\rho_{\text{tr},t,m}^{\kappa}$ 分别为 t 时刻设备输入、输出端口的碳势; $P_{\text{tr},t,\text{in}}^{\kappa}$ 、 $P_{\text{tr},t,m}^{\kappa}$ 分别为 t 时刻的设备输入功率、输出能量 m 的功率; μ_1^{κ} 、 μ_2^{κ} 分别为能量转换设备的热电比、冷电比; $\rho_{\text{tr},t,\text{H}}^{\kappa}$ 、 $\rho_{\text{tr},t,\text{C}}^{\kappa}$ 分别为 t 时刻设备输出热能、冷能时输出端口的碳势。

对储能设备,引入储能荷碳率的概念,以储电设备为例,充电相当于负荷,碳势为电母线的碳势;放电时则相当于电源,碳势计算 $\rho_{\text{ES},t}$ 如式(24)所示。

$$\rho_{\text{ES},t} = \begin{cases} \frac{\rho_{\text{ES},0} W_{\text{ES},0}}{W_{\text{ES},t} + \frac{P_{\text{ESdis},t}}{\eta_{\text{ESdis}}}} & t=1 \\ \frac{\sum_{w=1}^{t-1} \left(\rho_{\text{EM},w} P_{\text{ESc},w} \eta_{\text{ESc}} - \rho_{\text{ES},w} \frac{P_{\text{ESdis},w}}{\eta_{\text{ESdis}}} \right) + \rho_{\text{ES},0} W_{\text{ES},0}}{W_{\text{ES},t} + \frac{P_{\text{ESdis},t}}{\eta_{\text{ESdis}}}} & 1 < t \leq T \end{cases} \quad (24)$$

式中: $\rho_{\text{ES},0}$ 为储电设备的初始碳势; $\rho_{\text{ES},w}$ 为在 w 时刻处于放电状态时,储电设备的碳势; $W_{\text{ES},0}$ 、 $W_{\text{ES},t}$ 分别为初始储电量、 t 时刻的储电量; $P_{\text{ESdis},t}$ 为 t 时刻的放电功率; η_{ESc} 、 η_{ESdis} 分别为充、放电效率; $\rho_{\text{EM},w}$ 为 w 时刻与储电设备相连的电母线的碳势; $P_{\text{ESc},w}$ 为 w 时刻

的充电功率。储热设备的碳势计算同理。相较于已有的储能碳流模型,该模型综合考虑了与之相连的母线碳势变化和前 $t-1$ 个时段碳流量的累积,更加接近实际情况。

2) 母线碳排放流约束。

以电母线为例,其碳势 $\rho_{EM,t}$ 的计算如式(25)所示。

$$\rho_{EM,t} = \frac{\rho_{E_{b,t}} E_{b,t} + \sum_{\kappa=CCHP} \rho_{tr,t,E}^{\kappa} P_{tr,t,E}^{\kappa} + N_{PV} \rho_{PV,t} P_{PV,t} + N_{ES} \rho_{ES,t} P_{ESdis,t}}{E_{b,t} + \sum_{\kappa=CCHP} P_{tr,t,E}^{\kappa} + N_{PV} P_{PV,t} + N_{ES} P_{ESdis,t}} \quad (25)$$

式中: $\rho_{E_{b,t}}$ 为 t 时刻电网输入电能的碳势; $\rho_{EM,t}$ 为 t 时刻电母线的碳势,表示在 t 时刻以单位功率注入母线的碳排放; $\rho_{PV,t}$ 为 t 时刻 PV 的碳势; $\rho_{tr,t,E}^{\kappa}$ 、 $P_{tr,t,E}^{\kappa}$ 分别为 t 时刻能量转换设备的碳势、输出电功率。

热、冷母线的碳势计算同理。其中,母线碳势的分子为碳流率,指在 t 时刻单位时间内注入母线的碳排放量,分母为 t 时刻注入相应母线的功率。

碳流层约束条件还包括阶梯型碳交易约束和 DR 约束,具体如附录 B 式(B13) — (B16) 所示。

3 DRO 模型转化与求解

假设多能负荷需求和 PV 发电相对预测值的误差满足正态分布,均值为 0,标准差为 10%,采用场景生成和削减技术构建若干典型场景^[21-22],基于拉丁超立方抽样(latin hypercube sampling, LHS)将获取的电、热、冷负荷数据及构建的 PV 出力情况生成 1000 个场景后,采用快速前代消除技术削减为 N_s 个场景。虽然通过场景生成与削减初步描述了系统的不确定性,但仅此往往难以保证系统的可靠性且依赖精确的概率分布。因此,本文采用基于 KL 散度的 DRO 方法。

3.1 KL 散度概率模糊集

前文利用场景生成和削减技术构建了源荷场景的概率经验分布,记为 $p_{s,all} = [p_1, p_2, \dots, p_{N_s}]^T$,显然该分布为一种离散分布。为此,本文采用 KL 散度方法度量场景概率真实分布和经验分布的信息距离以确定模糊集形状,如式(26) — (28) 所示。

$$D_{KL}(q_{s,all} \| p_{s,all}) = \sum_{s=1}^{N_s} q_s \ln \frac{q_s}{p_s} \quad (26)$$

$$M_q = \{q_{s,all} | D_{KL}(q_{s,all} \| p_{s,all}) \leq \theta\} \quad (27)$$

$$\theta = \frac{\chi_{N_s-1, \alpha}^2}{2N} \quad (28)$$

式中: D_{KL} 为 2 个概率分布的 KL 距离; $q_{s,all}$ 、 q_s 分别为在 KL 散度模糊集下真实分布中的场景概率组成的行向量、第 s 个场景出现的概率; p_s 为经验分布中第

个场景出现的概率; M_q 、 θ 分别为场景概率的 KL 散度模糊集、半径。 θ 越大,模型越保守,适用风险更大的系统;反之,模型更加精确,但鲁棒性随之降低。 θ 的选择参考文献[23],如式(28)所示,其值与场景生成数 N 和自由度为 N_s-1 的卡方分布上的 α 分位数 $\chi_{N_s-1, \alpha}^2$ 有关, α 为置信水平。

3.2 DRO 模型的构建与求解

在搭建 M_q 后,构建 min-max-min 结构的两阶段 DRO 模型,每次迭代的主要目标在于找到最坏情况下的概率分布并以此不断更新目标函数最优值,如式(29)所示。

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_u \left[\max_{q_s \in M_q} \sum_{s=1}^{N_s} q_s \min_{p \in \psi(u)} c^T p \right] \\ \text{s.t. } Ap \geq a \\ Bp = b \\ Cu + Dp \geq e \\ Eu + Fp = f \\ I_s p = \hat{V}_s \end{array} \right. \quad (29)$$

式中:第 1 阶段主问题为 min 层,以在最差概率分布情况下的各场景能流层成本加权之和最小为目标函数, u 为优化向量,包含各时刻系统购售电计划和储能设备的充放能状态;第 2 阶段子问题为 min-max 层,优化向量为 q_s, all 和 p, q_s, all 由 q_s 组成, p, c 分别为目标函数中的各时刻各设备出力情况、相应系数; A, B, C, D, E, F, I_s 和 a, b, e, f, \hat{V}_s 分别为常系数矩阵和向量,其中 \hat{V}_s 为第 s 个场景中由 PV 负荷构成的向量; $\psi(u)$ 为当 1 组 u 确定后 p 的可行域。优化向量 u, p 和 q_s, all 如式(30)所示。

$$\left\{ \begin{array}{l} u = [U_{E_{b,t}}, U_{E_{c,t}}, U_{HSdis,t}, U_{HSc,t}, U_{ESdis,t}, U_{ESc,t}]^T \\ p = [E_{b,t}, E_{s,t}, P_{tr,t,in}^{\kappa}, P_{tr,t,m}^{\kappa}, P_{HSdis,t}, P_{HSc,t}, W_{HS,t}, \\ P_{ESdis,t}, P_{ESc,t}, W_{ES,t}, P_{PV,t}, S_t^{EL}, S_t^{HL}, S_t^{CL}]^T \\ q_{s,all} = [q_1, \dots, q_s, \dots, q_{N_s}]^T \end{array} \right. \quad (30)$$

3.2.1 主问题

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{u^\omega, \alpha} \alpha \\ \text{s.t. } Z \geq \sum_{s=1}^{N_s} \hat{q}_s^{\omega-1} c^T p \\ Ap \geq a \\ Bp = b \\ Cu^\omega + Dp \geq e \\ Eu^\omega + Fp = f \\ I_s p = \hat{V}_s \\ \forall \omega = 1, 2, \dots, \omega_{max} \end{array} \right. \rightarrow L_B^\omega \quad (31)$$

式中: Z 为辅助变量,用于估计子问题目标函数值;

ω, ω_{\max} 分别为当前迭代次数、最大迭代次数; u^ω 为第 ω 次迭代中主问题优化变量; $\hat{q}_s^{\omega-1}$ 为前一次迭代确定的最差概率分布 $\hat{q}_s^{\omega-1}$ 下第 s 个场景的概率, 当 $\omega=1$ 时, $\hat{q}_s^{\omega-1} = p_{s, \text{all}}$; 主问题在第 ω 次迭代中求解得到的目标函数值为下界 $L_B^{\omega[24-25]}$ 。

3.2.2 子问题

$$\left\{ \begin{array}{l} \max_{q_s \in M_q} \sum_{s=1}^{N_s} q_s \min_{p \in \psi(u)} c^T p \\ \text{s.t. } Ap \geq a \\ Bp = b \\ C\hat{u}^\omega + Dp \geq e \\ E\hat{u}^\omega + Fp = f \\ I_s p = \hat{V}_s \end{array} \right. \rightarrow U_B^\omega \quad (32)$$

式中: \hat{u}^ω 为在第 ω 次迭代中主问题得到的优化变量, 在子问题中为常向量; 主问题在第 ω 次迭代中求解得到的目标函数值为上界 U_B^ω 。

注意到子问题包含上下层优化表达式中的优化向量 $q_{s, \text{all}}$ 与 p 相互独立, 且 $q_{s, \text{all}}$ 未出现在子问题的约束条件中, 因此子问题求解无需采用对偶转换或卡罗需-库恩-塔克 (Karush-Kuhn-Tucker, KKT) 条件, 子问题目标函数可转化为式(33)。

$$\max_{q_s \in M_q} \sum_{s=1}^{N_s} q_s f_s(\hat{u}^\omega, p) \quad (33)$$

式中: $f_s(\hat{u}^\omega, p)$ 为子问题下层的目标函数为场景 s 的能流层成本最小。在求解 f_s 后将得到的各设备出力情况 \hat{p}^ω 代入上层模型, 得到第 ω 次迭代后式(32)的上界 U_B^ω 和最差概率分布向量 $\hat{q}_s^{\omega, \text{all}}$ 传递给主问题。

本文采用 C&CG 算法求解所提 DRO 模型, 求解流程如附录 B 图 B1 所示。其中, 设置 1 个很小常数 ε_s 作为 C&CG 算法迭代收敛条件。

3.3 DRO 鲁棒性评价指标

为合理评价 DRO 模型的鲁棒性, 本节引入传统 SO 和 RO 模型以协同构建 DRO 评价指标, 从调度成本角度量化 DRO 的鲁棒性, 如式(34)所示。

$$\nu = \frac{C_{\text{DRO}} - C_{\text{SO}}}{C_{\text{RO}} - C_{\text{SO}}} \in (0, 1) \quad (34)$$

式中: ν 为 DRO 模型的归一化总成本; $C_{\text{DRO}}, C_{\text{SO}}, C_{\text{RO}}$ 分别为 DRO、SO、RO 模型的总成本。 ν 越接近 1, 表明 DRO 模型的鲁棒性越强。

4 算例分析

本文采用如图 A2 所示某实际 IES 作为算例, 该系统包含 1 台 CCHP、2 台定频 CC、2 台磁悬浮 CC、3 台四管制 HP、2 台 HP、4 台 GB、1 座 PV 电站、1 台 ES 和 1 台 HS, 各设备额定参数和能源价格分别如附录 C 表 C1、C2 所示; 外部输入电能和天然气的碳势曲线参考文献[26]; 经场景生成和削减获得的典型负

荷和 PV 发电曲线如附录 C 图 C1 所示, 除特殊说明外, 后续算例均在 $N_s=5$ 前提下建立。基于 BP 神经网络的 DEH 在 Pycharm 平台训练, IES 优化调度在 MATLAB 平台调用 YALMIP 工具箱求解。

4.1 DEH 建模分析

本文基于 BP 神经网络构建 DEH 模型, 以磁悬浮 CC 为例, 利用 BP 神经网络模型构造其能量动态输出和输入关系, 如附录 C 表 C3 所示。附录 C 图 C2 展示了损失函数曲线, 在所设参数下损失函数趋于 0。图 1 展示了该机组在各情况下的输入输出关系。不难看出, 磁悬浮 CC 运行时的效率是非线性的, 这是因为运行中的机组效率很大程度受到负荷率的影响, 二者基本呈正相关^[5]。结合图 C1 可知, 本文 IES 模型中的冷负荷处于高水平, 因此磁悬浮 CC 在启用时段多运行于高负荷率状态, 使该机组在大多时段的实际效率高于额定值, 将一定程度上影响双层优化模型的求解结果。

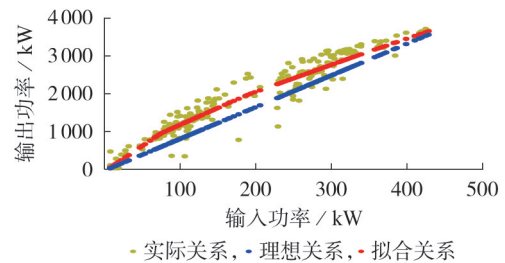


图1 磁悬浮CC的输入、输出功率

Fig.1 Input and output power of maglev CC

仅考虑以经济性最优为目标的能流层模型, 对比基于额定参数构建 EH 和基于 BP 神经网络的 DEH 的运行成本和碳排放, 如表 1 所示。

表1 2种EH模型下的调度成本与时间

Table 1 Scheduling cost and time under two EH models

模型	能流层成本 / 元	碳排放量 / kg	求解时间 / s
传统EH	25 885.0	37 517.2	0.204
DEH	25 146.9	37 131.9	0.648

由表 1 可知, 在考虑设备变效率特性后能流层成本降低了 738.1 元, 结合图 1 可知, 实际运行时较高的负荷率会增大能量转换效率, 有利于提高 IES 运行的经济性, 且更低的输入能量也降低了系统碳排放, 表明基于 BP 神经网络的 DEH 能提高 IES 调度的准确性。同时, 2 种方法的求解时间均很短, 表明所提线性化方法的求解效率较高, 符合调度时间需求。

4.2 调度成本分析

为验证本文所提考虑 DEH 的分布鲁棒低碳经济调度方法的有效性, 设置以下 3 种方案进行对比。方案 1, 仅考虑能流层, 不考虑 DRO; 方案 2, 考虑能

流层和碳流层,不考虑DRO;方案3,考虑能流层、碳流层以及DRO($\alpha=0.99$)。

3种方案下的成本如表2所示。不同方案的各项成本明细如图2所示。其中,净购电成本指系统购电成本和售电收益之差。

表2 不同方案下的成本

Table 2 Costs under different cases

方案	能流层成本/元	碳流层成本/元	总成本/元
1	25 146.9	4 583.4	29 730.3
2	24 391.8	4 035.5	28 427.3
3	24 485.9	4 074.9	28 560.8

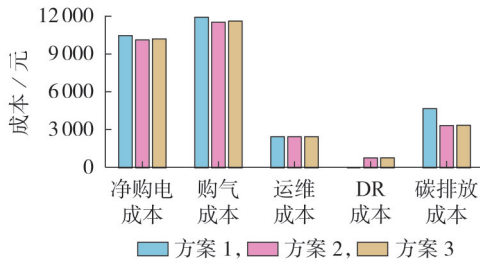


图2 不同方案的成本明细

Fig.2 Cost breakdown of different cases

由表2和图2可知:方案2在方案1基础上考虑了碳势引导的DR,各成本均降低:能流层成本降低了3.00%,碳流层成本降低了11.95%,碳排放成本降低了28.65%。其中能流层成本差异主要表现在净购电和购气成本上,这是因为多能负荷参与DR后,呈现碳势高的时段用能功率降低、碳势低的时段用能功率增大的趋势,结合表C2和外部碳势曲线可知,低碳势时段与低购能价格时段重合度较高,因此净购电和购气成本减小。

方案3在方案2的基础上考虑了DRO,各成本略有增大:能流层成本增长了0.39%,碳流层成本增长了0.98%,碳排放成本增长了0.51%,表明考虑最恶劣场景概率分布后,以经济性和低碳性略下降为代价换取鲁棒性增大,展现了所提模型在协同调度经济性、鲁棒性和低碳性的有效性。

4.3 低碳优化分析

图3展示了DR前(方案1)和DR后(方案2)的购售能和负荷的变化情况。相较于方案1,方案2引导需求侧负荷向低碳势处转移。注意到在15:00时刻,附近电网的碳势处于1d中较高水平,结合图3在2种方案下的购售能变化可知:在15:00时刻前,天然气碳势相对电网的碳势小,系统采纳更多的天然气满足供需平衡,同时该时段PV发电量大,由于其碳势小,环保性高,因此负荷受低碳引导转移到该时段;在15:00时刻后,随着电网碳势达到峰值且和PV发电量一同呈下降趋势,因此系统灵活地采取以减少购电量为主的策略并转移该时段的负荷,降低

了碳排放。在此基础上,考虑到PV发电成本和碳势较低,因此转移至PV出力多的时段可有效削弱对外部能源的依赖,同时实现调度经济性和低碳性。

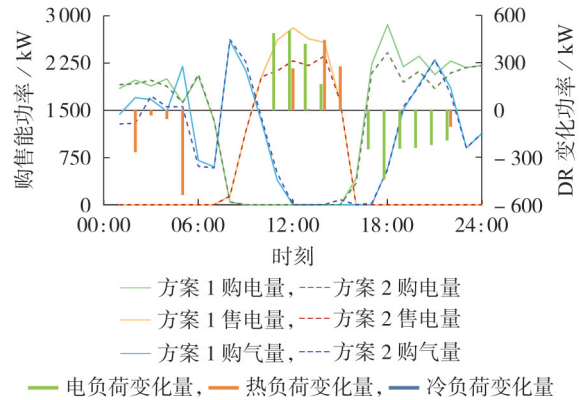


图3 DR前后购售能和负荷变化

Fig.3 Changes in trading energy and load before and after DR

由图3知,冷负荷并未参与DR,这与其碳势密切相关。经求解得到电、热、冷负荷的平均碳势分别为 0.309 、 0.157 、 $0.045 \text{ kg} \cdot (\text{kWh})^{-1}$,可知冷负荷碳势在调度尺度内均很低,这是因为冷能的供给基本源于CC和HP,如附录C图C3所示。由于这2种机组的制冷系数相较于其他机组高得多,能以消耗较低的源侧碳排放供应大量冷能,具有更高清洁度。因此冷负荷只能以较大成本代价换取较弱的碳减排,难以激励冷负荷参与DR。由此可见,负荷参与DR前会充分考虑实现降碳包含的成本代价,系统供能结构起着重要作用。

以图C1(a)的场景为例,展示PV发电和储能设备碳势情况,如附录C图C4所示。由图可知,鉴于PV发电的高环保性,ES、HS和电、热母线的碳势随PV发电量的增大而降低,且08:00—11:00时段HS碳势降至0,表明该时段HS放热时的碳排放量为0;此外,在大多PV发电峰值时段储能设备碳势和母线一致,表明该时段倾向于存储能量以促进PV消纳。由此,从改进的碳流模型角度验证了储能设备作为低碳资源的灵活利用。

4.4 DRO分析

将本文所提模型与能流层采用传统SO、RO模型进行对比,如表3所示。表中给出了不同优化模型下成本和碳排放量,其中碳价增量 Δ 、DR价格 c_{DR} 、碳排放区间长度 λ_{CO_2} 分别取0.3、0.3、2000。由表可知,本文所提DRO模型的经济性介于SO和RO之间,且碳排放量最低。在调度经济性方面,SO仅依赖于场景概率准确性分布下的最优结果,因此调度经济性最优;RO仅考虑几乎不可能出现的最差场景,导致优化结果过于保守;DRO通过两阶段的求

解考虑不确定性场景的最差分布情况,兼具SO和DRO的优点。在调度低碳性方面,鉴于SO因经济性目标的影响导致其受低碳DR的激励最弱,碳排放量较大;RO为最大化鲁棒性会购入最多能量,因此机组出力多,碳排放量最大;相比之下,所提低碳双层优化协同DRO模型能在略增大能量输入的基础上积极响应低碳DR,提高调度低碳性。

表3 不同模型下的成本和碳排放量

Table 3 Cost and carbon emission under different models

模型	能流层成本/元	DR成本/元	碳排放量/kg
SO	24168.0	346.6	36159.2
RO	26073.9	696.2	36649.7
DRO($\alpha=0.99$)	24485.9	812.1	35963.0

表3中DRO模型的各场景成本和概率变化如附录C图C5所示。由图可知,基于KL散度的DRO使原成本大的场景概率增大,成本小的场景概率减小,即采用DRO能较好应对系统存在的风险。因此,不同的KL散度半径 θ 的选取会对经济性和鲁棒性的平衡产生影响。附录C表C4给出了不同参数组合下的归一化总成本 ν 的变化情况。由表可知,随着置信水平 α 增大,概率分布边界拓宽, ν 呈增长趋势,表明调度具有更高的鲁棒性,同时典型场景数 N_s 对鲁棒性的影响远高于置信水平 α ;此外,注意到 ν 在不同 α 取值下均较小,表明本文所提DRO调度结果偏向经济性。综上所述,在调度中可根据实际需求调整经削减获得的典型场景数,以实现经济性和鲁棒性的平衡。

4.5 DR和碳交易价格影响分析

DR价格、阶梯型碳价等不同取值会对系统各成本产生显著影响。图4展示了 λ_{CO_2} 取2000时,DR价格 c_{DR} 和碳价增量 Δ 变化对系统能流层成本和碳流层成本的影响。

由图4可以看出,随着 c_{DR} 增大,碳流层成本和能流层成本均呈增大趋势;随着 Δ 增大,碳流层成本呈增大趋势而能流层成本呈减小趋势。这是因为当决策者制定更高的 c_{DR} 时,系统要给予用户更大的补偿,导致碳流层成本增大;对于能流层,考虑到DR成本作为融入碳流层的目标函数,因此当 c_{DR} 增大到某一程度后,系统为保证实现碳减排的经济性,将抑制需求侧负荷低碳转移,由图C4知,大部分母线低碳势时段(08:00—16:00)恰为用电高峰期,但该时段PV出力大且发电成本低,负荷转移到该时段越少,能流层成本的上升趋势越显著。

当 λ_{CO_2} 、 c_{DR} 分别取2000、0.3时,在不同 Δ 下的碳排放量和碳流层成本如附录C图C6所示。由图可知,二者分别随 Δ 增大而减小和增大,这是因为 Δ 的

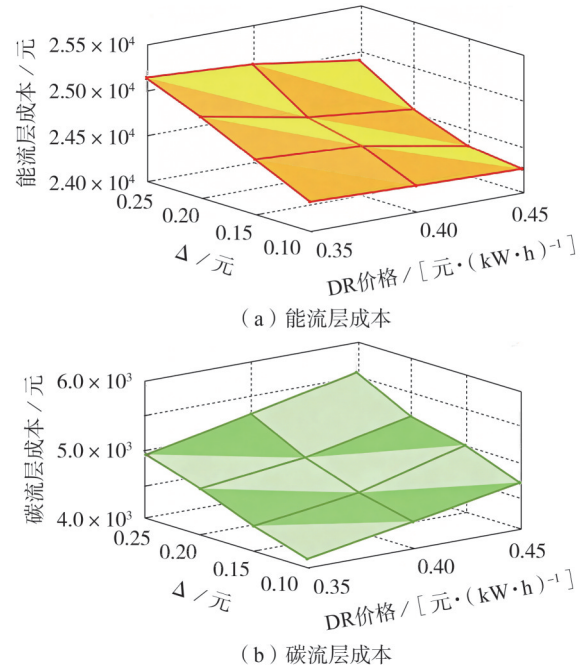


图4 不同 Δ 和 c_{DR} 下的成本

Fig.4 Costs under different Δ and c_{DR}

提高会促使系统激励用户用能的低碳转移,同时支付更多成本以实现碳减排,碳流层成本也随之增大。当碳价增长到一定程度时,系统碳排放量趋近下限,此时只会徒增碳排放成本;由于 Δ 的提高促使用户用能向低碳势区转移,结合图C4可知,大部分母线低碳势时段PV发电量大且成本低,因此能流层成本随碳价增量的增大略呈下降趋势。此外,由图4可知,相较于 Δ ,能流层成本对 c_{DR} 变化的响应更加灵敏,碳流层成本对 c_{DR} 变化的响应灵敏度相差不大。因此,在实际调度中可根据需求调整DR定价和碳价结构,以协同经济性和低碳性的实现。

5 结论

本文建立了考虑DEH的IES分布鲁棒低碳经济调度模型,并通过算例分析得到如下结论。

1)基于BP神经网络驱动的DEH及线性化方法提升了IES建模精度与便捷性,有助于决策者更准确地制定调度计划。

2)研究了碳势引导下的DR和改进的精细化碳流模型,冷负荷未参与DR的现象反映受制于供能结构,验证了储能设备作为低碳资源的灵活应用,挖掘了多能负荷和储能设备的碳减排潜力。

3)基于KL散度的DRO在低碳双层优化框架中不仅提高了不确定性下调度的鲁棒性,同时实现了调度低碳化;验证了DRO鲁棒性对典型场景数的灵敏度远大于置信水平。

4)研究了DR价格和阶梯型碳价对双层模型的成本和碳排放的影响,所得结论表明合理的定价机

制对制定调度计划具有重要意义。

本文所提方法提高了模型精度与调度鲁棒性、低碳性,但尚未考虑供需侧多主体利益的协同优化,后续将考虑进一步完善相关模型以拓展IES的多目标优化。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 肖峻,王聪,宋晨辉. 综合能源系统能碳安全域的建模与求解[J]. 电力系统自动化,2025,49(6):23-32.
XIAO Jun,WANG Cong,SONG Chenhui. Modeling and solution for energy-carbon security regions of integrated energy system[J]. Automation of Electric Power Systems,2025,49(6):23-32.
- [2] 张苏涵,顾伟,俞睿智,等. 综合能源系统建模与仿真:综述、思考与展望[J]. 电力系统自动化,2024,48(17):1-21.
ZHANG Suhan,GU Wei,YU Ruizhi,et al. Modeling and simulation of integrated energy system:review,reflection and prospects[J]. Automation of Electric Power Systems,2024,48(17):1-21.
- [3] 杨茂,朱一丹,于欣楠,等. 多时间尺度下考虑源-荷协同降碳的综合能源系统分布鲁棒低碳调度[J]. 电力自动化设备,2025,45(2):34-42.
YANG Mao,ZHU Yidan,YU Xinnan,et al. Distributionally robust low-carbon scheduling of integrated energy system considering source-load collaborative carbon reduction under multiple time scales[J]. Electric Power Automation Equipment,2025,45(2):34-42.
- [4] HUANG W J,ZHANG N,WANG Y,et al. Matrix modeling of energy hub with variable energy efficiencies[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems,2020,119:105876.
- [5] 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.
- [6] ASHA RANI G S,LAL PRIYA P S,JAYAN J,et al. Data-driven energy management of an electric vehicle charging station using deep reinforcement learning[J]. IEEE Access,2024,12:65956-65966.
- [7] 郭方洪,冯秀荣,杨溟,等. 基于数据模型双驱动的新能源微电网分布鲁棒优化调度[J]. 电力系统自动化,2024,48(20):36-47.
GUO Fanghong,FENG Xiurong,YANG Hao,et al. Dual-data-model-driven distributionally robust optimal scheduling of renewable energy microgrid[J]. Automation of Electric Power Systems,2024,48(20):36-47.
- [8] 许煜蕊,穆云飞,曹严,等. 基于深度神经网络的变工况下综合能源系统低碳经济调度[J]. 高电压技术,2023,49(4):1422-1429.
XU Yurui,MU Yunfei,CAO Yan,et al. Low-carbon economic dispatch of integrated energy system under off-design conditions based on deep neural network[J]. High Voltage Engineering,2023,49(4):1422-1429.
- [9] 崔永玲,王成福,牛远方,等. 考虑综合需求响应不确定性的综合能源系统两阶段随机优化决策[J]. 电网技术,2025,49(6):2232-2242.
CUI Yongling,WANG Chengfu,NIU Yuanfang,et al. Two-stage stochastic optimization decision of integrated energy system considering the uncertainty of integrated demand response[J]. Power System Technology,2025,49(6):2232-2242.
- [10] 秦景辉,潘学萍,孙晓荣,等. 综合能源系统两阶段鲁棒优化调度及碳-绿色证书联合交易下重复收费的影响[J]. 电力自动化设备,2024,44(6):59-67.
QIN Jinghui,PAN Xueping,SUN Xiaorong,et al. Two-stage robust optimization scheduling of integrated energy system and influence of repeated benefit under carbon-green certificate joint trading[J]. Electric Power Automation Equipment,2024,44(6):59-67.
- [11] 郑丁园,崔双喜,樊小朝,等. 计及风电不确定性的综合能源系统多目标分布鲁棒优化调度[J]. 智慧电力,2024,52(8):1-8,18.
ZHENG Dingyuan,CUI Shuangxi,FAN Xiaochao,et al. Multi-objective distributionally robust optimization scheduling for integrated energy system considering wind power uncertainty[J]. Smart Power,2024,52(8):1-8,18.
- [12] 孙惠娟,胡紫平,彭春华,等. 含氢综合能源系统多目标最优折中分布鲁棒低碳调度[J]. 电力自动化设备,2025,45(4):10-18,36.
SUN Huijuan,HU Ziping,PENG Chunhua,et al. Multi-objective optimal compromise distributionally robust low-carbon scheduling of hydrogen-containing integrated energy system[J]. Electric Power Automation Equipment,2025,45(4):10-18,36.
- [13] 于馨玮,陈继明,仇志华. 分布鲁棒优化在综合能源系统调度与规划中的应用综述[J]. 全球能源互联网,2023,6(2):207-215.
YU Xinwei,CHEN Jiming,ZHANG Zhihua. A review of the application of distributionally robust optimization in integrated energy system dispatching and planning[J]. Journal of Global Energy Interconnection,2023,6(2):207-215.
- [14] 刘妍,胡志坚,陈锦鹏,等. 含碳捕集电厂与氢能多元利用的综合能源系统低碳经济调度[J]. 电力系统自动化,2024,48(1):31-40.
LIU Yan,HU Zhijian,CHEN Jinpeng,et al. Low-carbon economic dispatch of integrated energy system considering carbon capture power plant and multi-utilization of hydrogen energy[J]. Automation of Electric Power Systems,2024,48(1):31-40.
- [15] 李红伟,吴佳航,王佳怡,等. 计及P2G及碳捕集的风光氢储综合能源系统低碳经济调度[J]. 电力系统保护与控制,2024,52(16):26-36.
LI Hongwei,WU Jiahang,WANG Jiayi,et al. Low-carbon economic dispatch of a wind,solar,and hydrogen storage integrated energy system considering P2G and carbon capture[J]. Power System Protection and Control,2024,52(16):26-36.
- [16] CHENG Y H,ZHANG N,ZHANG B S,et al. Low-carbon operation of multiple energy systems based on energy-carbon integrated prices[J]. IEEE Transactions on Smart Grid,2020,11(2):1307-1318.
- [17] 杨明,李明冰,张玉敏,等. 基于纳什议价模型的园区综合能源系统低碳优化调度[J]. 电力系统自动化,2025,49(19):39-48.
YANG Ming,LI Mingbing,ZHANG Yumin,et al. Low-carbon optimal dispatch of park-level integrated energy system based on Nash bargaining model[J]. Automation of Electric Power Systems,2025,49(19):39-48.
- [18] 孙国强,刘玥池,韩海腾,等. 基于碳势-负荷数据双向反馈机制的配电网调度策略[J]. 电力自动化设备,2024,44(12):231-238.
SUN Guoqiang,LIU Yuechi,HAN Haiteng,et al. Dispatch strategy for distribution network based on carbon intensity-load data bi-directional feedback mechanism[J]. Electric Power Automation Equipment,2024,44(12):231-238.

- [19] 张磊,吴红斌,何叶,等. 基于深度强化学习的氢能综合能源系统优化调度方法[J]. 电力系统自动化,2024,48(16):132-141. ZHANG Lei, WU Hongbin, HE Ye, et al. Optimal scheduling method for integrated energy systems with hydrogen based on deep reinforcement learning [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(16): 132-141.
- [20] GUO Y X, LI Y, ZHOU S S, et al. Optimal dispatch for integrated energy system considering data-driven dynamic energy hubs and thermal dynamics of pipeline networks [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2024, 15(5): 4537-4549.
- [21] 付文杰,王喻玺,申洪涛,等. 基于拉丁超立方抽样和场景消减的居民用户基线负荷估计方法[J]. 电网技术, 2022, 46(6): 2298-2307. FU Wenjie, WANG Yuxi, SHEN Hongtao, et al. Residential customer baseline load estimation based on Latin hypercube sampling and scenario subtraction [J]. Power System Technology, 2022, 46(6): 2298-2307.
- [22] 陈文颖,刘洋,刘卫亮,等. 绿电交易场景下计及温控负荷的高铁站两阶段调度策略[J]. 太阳能学报, 2025, 46(1): 547-556. CHEN Wenying, LIU Yang, LIU Weiliang, et al. Two-stage scheduling strategy for high-speed railway stations incorporating thermostatically controlled loads in green energy trading scenario [J]. Acta Energetica Sinica, 2025, 46(1): 547-556.
- [23] CHEN Y W, GUO Q L, SUN H B, et al. A distributionally robust optimization model for unit commitment based on Kullback-Leibler divergence [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(5): 5147-5160.
- [24] 魏梅芳,吴燕,黎跃龙,等. 基于分布鲁棒优化的微电网日前经济运行模型与求解方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2022, 34(12): 81-90. WEI Meifang, WU Yan, LI Yuelong, et al. Day-ahead economic operation model of microgrid and its solving method based on distributed robust optimization [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2022, 34(12): 81-90.
- [25] 童潇宁,王月强,仇张权,等. 基于数据驱动多面体集合的交直流混合配电网鲁棒调度方法[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(3): 38-50. TONG Xiaoning, WANG Yueqiang, QIU Zhangquan, et al. Robust scheduling method for AC/DC hybrid distribution networks based on a data-driven polyhedral set [J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(3): 38-50.
- [26] 杨毅,易文飞,王晨清,等. 基于碳排放流理论的园区综合能源系统低碳经济调度[J]. 电力建设, 2022, 43(11): 33-41. YANG Yi, YI Wenfei, WANG Chenqing, et al. Low-carbon economic dispatching of park integrated energy system applying carbon emission flow theory [J]. Electric Power Construction, 2022, 43(11): 33-41.

作者简介:

林文凯(2003—),男,主要研究方向为综合能源系统运行(**E-mail**:wenkailin_hnu@163.com);

李勇(1982—),男,教授,博士研究生导师,通信作者,主要研究方向为能源/电力系统优化运行与控制、电能变换系统与装备(**E-mail**:yongli@hnu.edu.cn)。

(编辑 丁欣欣)

Distributionally robust low-carbon economic dispatch of integrated energy system considering dynamic energy hub

LIN Wenkai, LI Yong, LING Feng, GUO Yixiu

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: Aiming at the possibility of high cost, high risk and high carbon emission due to the time-varying efficiency of operating equipment and source-load uncertainty in integrated energy system, a distributionally robust low-carbon economic dispatch of integrated energy system considering dynamic energy hub is proposed. A data-driven back propagation neural network is used to fit the dynamic efficiency model of energy conversion equipment and linearize it. A two-layer optimization model of low-carbon economic dispatching is established. The upper layer constructs the energy flow layer with the minimizing operational costs as the goal. The lower layer constructs the carbon flow layer based on the extended carbon emission flow theory. A stepped carbon trading mechanism is introduced to guide users' participation in demand response. The proposed dispatching model is transformed into a distributionally robust optimization model based on KL divergence. The generation algorithm steps of the column and constraint are given. The effectiveness of the proposed method is verified through examples.

Key words: integrated energy system; dynamic energy hub; distributionally robust optimization; carbon emission flow; demand response