

考虑柔性负荷的新型电力系统源荷日前-日内低碳优化调度

李若琼¹, 司宇杰¹, 杨承辰², 李欣³

(1. 兰州交通大学自动化与电气工程学院, 兰州 730070; 2. 云南电网有限责任公司, 昆明 650000; 3. 兰州交通大学新能源与动力工程学院, 兰州 730070)

摘要: 柔性负荷参与新型电力系统的优化调度对于提高新能源的消纳能力具有显著作用, 但目前柔性负荷潜力尚未充分挖掘。针对这一问题, 提出一种基于源荷预测的日前-日内优化调度方法。首先, 采用麻雀搜索算法优化卷积长短期记忆神经网络(sparrow search algorithm is used to optimize the convolutional long-term and short-term memory neural network, SSA-CNN-LSTM)对新能源和负荷进行日前和日内功率预测; 其次, 根据柔性负荷的特性和需求响应灵活性, 将负荷分为可平移、可转移和可削减负荷等不同类型, 以考虑阶梯式碳交易成本的系统运行成本和污染气体排放最优为目标构建源荷互动的日前-日内两阶段低碳环境经济调度模型; 最后, 利用改进多目标灰狼算法(multi-objective grey wolf algorithm, MOGWO)对模型进行求解。算例分析表明, 通过对柔性负荷分类参与调度较传统方式总成本降低 8.6%、污染物排放减少 4.1%、新能源消纳能力提高 4.2%, 在长时间尺度内显著降低新能源和负荷响应的不确定性并提高新型电力系统的低碳环境经济综合效益。

关键词: 柔性负荷; 新型电力系统; 源-荷多时间尺度; 低碳优化调度

Day-Ahead and Intra-Day Low-Carbon Optimal Scheduling of New Power System Source-Load Considering Flexible Load

LI Ruojiong¹, SI Yujie¹, YANG Chengchen², LI Xin³

(1. School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China; 2. Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650000, China; 3. School of New Energy and Power Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: The participation of flexible load in the optimal scheduling of new power system has a significant effect on improving the consumption capacity of new energy, but the potential of flexible load has not been fully explored. To solve this problem, this paper presents a day-ahead and intra-day optimal scheduling method based on source-load prediction. Firstly, the sparrow search algorithm is used to optimize the convolutional long-term and short-term memory neural network (SSA-CNN-LSTM) for day-ahead and intra-day power prediction of new energy and load. Secondly, according to the characteristics of flexible load and the flexibility of demand response, the load is divided into different types, such as shiftable, transferable and reducible load. The day-ahead and intra-day two-stage low-carbon environmental economic dispatch model of source-load interaction is constructed with the goal of optimizing the system operation cost and pollutant gas emission considering the staged carbon transaction cost. Finally, the improved multi-objective grey wolf algorithm (MOGWO) is used to solve the model. The example analysis shows that the total cost of the flexible load classification is reduced by 8.6%, the pollutant emission is reduced by 4.1%, and the new energy consumption capacity is increased by 4.2% compared with the traditional method. The uncertainty of new energy and load response is significantly reduced in multiple time scales and the low-carbon environmental and economic comprehensive benefits of the new power system are improved.

Key words: flexible load; new power system; source-load multi-time scale; low-carbon optimal scheduling

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51767015); 甘肃省自然科学基金资助重点项目(22JR5RA317)。

Foundation item: Supported by the National Natural Science Foundation of China (51767015); the Key Program of Natural Science Foundation of Gansu Province (22JR5RA317).

0 引言

随着“双碳”目标的临近,我国提出构建新型电力系统,新型电力系统是以确保能源电力安全为前提,以满足经济社会发展电力需求为首要目标,以最大化消纳新能源为主要任务的电力系统^[1]。新型电力系统供需双侧较之传统电力系统均有变化,具体表现为风电、光伏等新能源的随机性、波动性和用电负荷的峰谷差矛盾激化。为了新型电力系统运行的稳定性与安全性,在必要的时候需抛弃部分风电、光伏来保证新型电力系统的稳定安全运行。如何充分挖掘源荷双侧的灵活调节潜力、建立灵活性需求与供给的平衡,以支撑高比例新能源消纳和保障系统运行的经济性、安全性是热点问题^[2]。

我国在构建新型电力系统的方案中提出,柔性负荷可通过需求响应(demand response, DR)达到促进新能源消纳,加快构建新型电力系统的目标。DR分为价格型需求响应(price-based demand response, PDR)与激励型需求响应(incentive-based demand response, IDR)^[3-5]。目前对于DR参与新型电力系统的研究集中于日前调度阶段,在大规模新能源接入的情况下,柔性负荷参与DR也具有一定的不确定性,导致日前调度计划的准确性和实用性变得难以保证^[6-9]。由于源荷的预测精度可随着时间尺度的缩短而逐级提高,因此有必要在日前、日内时间尺度上进行滚动修正,建立多时间尺度的优化调度模型。

受限于当前的预测水平、预测精度和调度前瞻性之间的矛盾可能导致系统在应对变化时出现困难,因此提高源荷两侧的预测精度对于实现新型电力系统多时间尺度优化调度具有重要意义。然而新型电力系统下能源消费模式逐渐多样化,用户多元化特征明显,用户用电行为更加复杂^[10],源荷两侧预测难度也随之增大。长短时记忆神经网络(long-short-term memory, LSTM)能够提取长、短时间序列的复杂特征关系,在处理时间序列方面具有良好的性能。卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)具有强大的信息特征提取能力,可弥补其他预测模型的不足;神经网络参数往往依靠研究人员手动选取,难以保证预测效果,而利用专门的优化算法对参数寻优可显著提升神经网络性能。麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)

具有搜索精度高,收敛速度快等优点,可有效解决CNN-LSTM模型寻优能力不足的缺陷。

现阶段我国DR机制还不成熟,不同类型的柔性负荷对PDR和IDR的响应程度都有较大差异^[11-14]。对于柔性负荷参与DR时往往进行抽象和简化,缺乏对柔性负荷参与DR的详细建模。因此需充分挖掘新型电力系统中的不同类型柔性负荷参与DR的潜力。在“双碳”战略发展的趋势下,能同时考虑经济性和环保性的环境经济调度模式逐渐成为当前研究的热点^[15-17]。在研究环境经济型的新型电力系统优化调度中,碳交易机制应运而生,作为一种政策工具,其目的是建立倒逼机制,迫使碳排放量高的能源降低发电比例,提高新能源的上网容量^[18-20]。目前研究表明碳交易机制在减少碳排放方面效果显著,但如何确定更合理的碳交易机制,量化碳排放量还有待研究^[21-22]。

新型电力系统多时间尺度多目标优化调度模型求解是系统规划运行的一个重要组成部分,由于多时间尺度多目标优化调度模型往往存在非线性、多目标和多约束等特点,使得精确求解模型变得困难。文献[23]提出用改进多目标粒子群优化算法求解电力系统的多时间尺度多目标优化调度问题。文献[24]针对考虑风光出力不确定性的多时间尺度多目标优化调度模型采用改进的多目标遗传算法对其求解。而多目标灰狼算法(multi-objective grey wolf algorithm, MOGWO)具有原理简单、全局搜索能力强、鲁棒性强等优点,相较于其他智能算法,对于多时间尺度多目标优化调度模型具有明显的优势,并对MOGWO算法易陷入局部最优、收敛速度慢等缺陷有所改善。

综上所述,本文针对多时间尺度多目标优化调度需对源荷两侧有高精度的预测要求,使用麻雀搜索算法优化卷积长短时记忆神经网络(sparrow search algorithm is used to optimize the convolutional long-term and short-term memory neural network, SSA-CNN-LSTM)预测模型对数据进行预测,降低源荷两侧的不确定性对多时间尺度多目标优化调度的影响。综合考虑不同类型柔性负荷参与DR的特性,提出多类型柔性负荷参与新型电力系统的日前-日内两阶段低碳环境经济调度方法,并以考虑阶梯式碳交易成本的系统运行成本和大气污染物排放量为最优目标。对多时间尺度多目标优化调度模

型采用改进的 MOGWO 算法进行求解。最后通过算例仿真验证本文方法的有效性。

1 基于 SSA-CNN-LSTM 的源荷预测

针对具有时序特性和多元化特征的源荷双侧, 采用 SSA-CNN-LSTM 模型进行数据预测, 提高源荷两侧预测的准确性和稳定性。

LSTM 模型通过添加“门机制”来选择性舍弃次要信息, 使其在多输入多输出时间序列数据方面具有良好的预测能力。CNN 模型的特征提取性能很好, 可以弥补 LSTM 模型的不足^[25]。CNN-LSTM 模型由 6 部分组成: 首先输入层输入原始数据; 其次卷积层提取数据特征, 池化层降低数据维度, 全连接层对处理后的数据进行分类; 然后将数据输入到 LSTM 层进行训练, 将训练好的数据输入到输出层得到输出值。CNN-LSTM 模型结构图如图 1 所示。

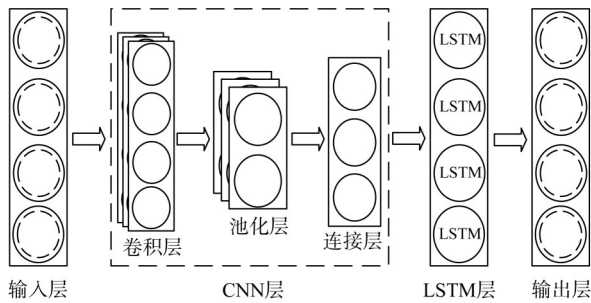


图 1 CNN-LSTM 网络结构图

Fig. 1 Network structure diagram of CNN-LSTM

CNN-LSTM 模型的关键参数主要由研究人员根据经验选取^[26], 为避免 CNN-LSTM 模型陷入局部最优, 采用 SSA 优化 CNN-LSTM 的关键参数。SSA 的实现步骤如下。

首先种群数量由 n 只麻雀组成, 问题变量维数用 m 表示, 其群体可用式(1)表示。

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,m} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n,1} & x_{n,2} & \cdots & x_{n,m} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}$ 为麻雀种群; $x_{n,m}$ 为麻雀 n 在 m 维的位置。

在算法中, 适应度高的发现者会优先获得食物, 同时会吸引其他个体加入, 也具有更大的搜寻范围。在迭代过程中, 发现者会不断进行位置更新。适应度用式(2)表示。

$$\mathbf{F}_x = \begin{bmatrix} f([x_{1,1}, x_{1,2}, \cdots, x_{1,m}]) \\ f([x_{2,1}, x_{2,2}, \cdots, x_{2,m}]) \\ \vdots \\ f([x_{n,1}, x_{n,2}, \cdots, x_{n,m}]) \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{F}_x$ 为种群的适应度值; $f(\cdot)$ 为适应度函数。

发现者更新位置用式(3)表示。

$$X_{i,j}^{d+1} = \begin{cases} X_{i,j}^d \cdot \exp(-\frac{i}{a \times i_{\max}}), & R_2 < S \\ X_{i,j}^d + Q \cdot L, & R_2 \geq S \end{cases} \quad (3)$$

式中: $X_{i,j}^d$ 为 d 次迭代的位置, 即发现者当前位置; a 为随机数; $i_{\max}$ 为最大迭代次数; Q 为服从正态分布的随机数; L 为 $1 \times m$ 的矩阵; R_2 为预警值; S 为安全值。

当发现者搜寻到更好的食物时, 其他麻雀会加入抢夺食物, 若抢夺成功称之为加入者, 加入者更新位置用式(4)表示。

$$X_{i,j}^{d+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp(\frac{X_{\text{worst}}^d - X_{i,j}^d}{i^2}), & i > n/2 \\ X_p^{d+1} + |X_{i,j}^d - X_p^{d+1}| \cdot A^+ \cdot L, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中: X_{worst}^d 为 d 次迭代中全局最差位置; X_p^{d+1} 为发现者在迭代中最优位置; A^+ 为一个 $1 \times d$ 的矩阵, 每个元素随机赋值为 1 或 -1。当 $i > n/2$ 时, 此时第 i 只加入者适应度较低, 需要飞向其他位置进行觅食获取能量。

在麻雀群中有一群警觉的麻雀, 它们察觉到了周围的威胁, 它们会随意地警戒, 保护着自己的种群。其用式(5)表示。

$$X_{i,j}^{d+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^d + \beta \cdot |X_{i,j}^d - X_{\text{best}}^d|, & f_i > f_g \\ X_{i,j}^d + K \cdot (\frac{|X_{i,j}^d - X_{\text{worst}}^d|}{(f_i - f_w) + \varepsilon}), & f_i = f_g \end{cases} \quad (5)$$

式中: X_{best}^d 为 d 次迭代中全局最优位置; β 为步长控制参数; f_i 、 f_g 分别为当前麻雀位置和全局最优位置的适应度值; f_w 为全局最差适应度值; K 为 $[-1, 1]$ 的随机数; ε 为接近于 0 的数。

2 柔性负荷需求响应特性分析

在综合考虑 PDR 和 IDR 的条件下, 根据柔性负荷参与 DR 的方式可分为 3 类: 可平移负荷、可转移负荷、可削减负荷, 相应的各负荷约束条件如下^[27-28]。

2.1 可平移负荷

可平移负荷是在一定时间内具有固定功率和持续工作时长的负荷。启动后需持续消耗能量,不可中断,需整体平移,可平移到多个时段。为保证负荷平移的有效进行,可平移负荷需满足以下约束。

1) 可平移负荷工作时间约束

$$T_{r,t-1}^{\text{on}}(x_{t-1}^{\text{sft}} - x_t^{\text{sft}}) = T_t^{\text{HL}} \quad (6)$$

式中: $T_{r,t-1}^{\text{on}}$ 、 T_t^{HL} 分别为可平移负荷的已连续工作的时间和固定工作时间; x_t^{sft} 为可平移负荷参与DR的状态变量

2) 可平移负荷转移时间约束

$$\begin{cases} \sum_{t=1}^T (1 - x_{t-1}^{\text{sft}}) x_t^{\text{sft}} \geq T_{\text{set}}^{\text{on}} \\ \sum_{t=1}^T (1 - x_{t-1}^{\text{sft}}) x_t^{\text{sft}} + T_r^{\text{HL}} \leq T_{\text{set}}^{\text{off}} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $T_{\text{set}}^{\text{on}}$ 、 $T_{\text{set}}^{\text{off}}$ 分别为负荷平移的起始和终止时间; T 为可平移负荷参与调度周期。

3) 可平移负荷电量平衡约束

$$\sum_{t=1}^T P_{\text{sft}}' \Delta T = \sum_{t=1}^T P_{\text{sft0}}' \Delta T \quad (8)$$

式中: P_{sft}' 、 P_{sft0}' 分别为参与DR前的可平移负荷参与需求响应前、后在 t 时刻的负荷; ΔT 为响应时间总和。

4) 可平移负荷转移功率约束

$$-P_{\text{sft,max}}^{\text{dn},t} \leq P_{\text{sft}}^t \leq P_{\text{sft,max}}^{\text{up},t} \quad (9)$$

式中 $P_{\text{sft,max}}^{\text{dn},t}$ 、 $P_{\text{sft,max}}^{\text{up},t}$ 分别为可平移负荷参与需求响应在 t 时刻负荷增、减上限。

2.2 可转移负荷

可转移负荷是一种在总负荷量保持不变的条件下,周期内功率和持续时长可调节的一种负荷。为防止负荷频繁转移,可转移负荷需满足以下约束。

1) 最小连续时间约束

$$\sum_{t=1}^{t+T_{\text{min}}^{\text{tran}}-1} x_t^{\text{tran}} \geq T_{\text{min}}^{\text{tran}} \quad (10)$$

式中: x_t^{tran} 为0-1变量,表示 t 时刻的转移状态; $T_{\text{min}}^{\text{tran}}$ 为连续运行的最短时间。

2) 转移功率约束

$$x_t^{\text{tran}} P_{\text{min}}^{\text{tran}} \leq P_t^{\text{tran}} \leq x_t^{\text{tran}} P_{\text{max}}^{\text{tran}} \quad (11)$$

式中: P_t^{tran} 为时刻 t 转移的功率; $P_{\text{max}}^{\text{tran}}$ 、 $P_{\text{min}}^{\text{tran}}$ 分别为转移功率的上、下限值。

3) 可转移负荷电量平衡约束

$$\sum_{t=1}^T P_{\text{tran}} \Delta T = \sum_{t=1}^T P_{\text{tran0}} \Delta T \quad (12)$$

式中: P_{tran0} 为参与DR前的可转移负荷; P_{tran} 为参与DR后的可转移负荷。

2.3 可削减负荷

可削减负荷是一定程度上能削减功率、缩短时间或中断运行的负荷,为保证负荷削减的合理性,可削减负荷需满足以下约束。

1) 削减功率约束

$$x_t^{\text{cut}} \Delta P_{t,\text{min}}^{\text{cut}} \leq \Delta P_t^{\text{cut}} \leq x_t^{\text{cut}} \Delta P_{t,\text{max}}^{\text{cut}} \quad (13)$$

式中: ΔP_t^{cut} 为可削减负荷在 t 时刻参与DR的功率; $P_{t,\text{min}}^{\text{cut}}$ 、 $\Delta P_{t,\text{max}}^{\text{cut}}$ 分别为可削减负荷在 t 时刻的最小、最大负荷削减量; x_t^{cut} 为可削减负荷的削减状态。

2) 最小连续削减时间约束

$$(x_t^{\text{cut}} - x_{t-1}^{\text{cut}})(T_{t-1}^{\text{cut}} - T_{\text{min}}^{\text{cut}}) \leq 0 \quad (14)$$

式中: T_{t-1}^{cut} 为可削减负荷在 $t-1$ 时刻累计的削减时间; $T_{\text{min}}^{\text{cut}}$ 为可削减负荷最小可削减时间。

3) 最大连续削减时间约束

$$\sum_{t=k_1}^{k_1+T_{\text{max}}^{\text{cut}}} x_t^{\text{cut}} \leq T_{\text{max}}^{\text{cut}}, k_1 = 1, \dots, T - T_{\text{max}}^{\text{cut}} \quad (15)$$

式中 $T_{\text{max}}^{\text{cut}}$ 为最大连续削减时间。

4) 削减次数约束

$$\sum_{t=1}^T P_t^{\text{tran}} x_t^{\text{cut}} \leq N_{\text{max}} \quad (16)$$

式中 N_{max} 为最大削减次数。

3 阶梯式碳交易模型及源荷多时间尺度优化框架

本文采用阶梯式碳交易来挖掘系统源侧的低碳潜力,但此方式存在一定局限,可在荷侧采用柔性负荷参与DR的多时间尺度优化调度方式,通过源荷互动提高系统的低碳性能和新能源的消纳能力。

3.1 阶梯式碳交易模型

本文仅研究火电机组参与碳交易,光伏、风力发电由于其碳排放量为0,并不参与到碳交易过程中。本文采用基准线法确定无偿分配额度 $E_{\text{qt}}^{[29]}$:

$$E_{\text{qt}} = \mu P_{L,t} \quad (17)$$

式中: E_{qt} 为 t 时刻无偿分配额度; μ 为基准线排放因子; $P_{L,t}$ 为 t 时刻的负荷预测功率。

当火电机组的碳排放量小于无偿分配额度时,可出售多余的碳排放配额获得收益。当火电机组的碳排放量超出无偿分配额度时,对于超额的份额实行阶梯定价以控制碳交易成本。阶梯型碳交易成本用式(18)~(19)表示。

$$C_t = \begin{cases} K_c(E_r - E_{qt}), E_r \leq E_{qt} \\ K_c(E_r - E_{qt}), E_{qt} < E_r \leq E_{qt} + v \\ K_c v + (1 + \sigma)K_c(E_r - E_{qt} - v), \\ E_{qt} + v < E_r \leq E_{qt} + 2v \\ (2 + \sigma)K_c v + (1 + 2\sigma)K_c(E_r - E_{qt} - 2v), \\ E_{qt} + 2v < E_r \leq E_{qt} + 3v \\ (3 + 3\sigma)K_c v + (1 + 3\sigma)K_c(E_r - E_{qt} - 3v), \\ E_{qt} + 3v < E_r \leq E_{qt} + 4v \\ (6 + 4\sigma)K_c v + (1 + 4\sigma)K_c(E_r - E_{qt} - 4v), \\ E_{qt} > E_{qt} + 4v \end{cases} \quad (18)$$

$$\begin{cases} E_r = \sum_{i=1}^N \delta_i P_{Gi,t} \\ v = \lambda E_{qt} \\ F_T = \sum_{t=1}^T C_t \end{cases} \quad (19)$$

式中: C_t 为 t 时刻火电机组碳交易成本; K_c 为碳交易基准价格; E_r 为火电机组总碳排放量; v 为碳排放额区间长度; σ 为价格增长幅度; N 为火电机组数量; δ_i 为火电机组 i 单位电量的碳排放强度; F_T 为碳交易成本; λ 为碳排放权裕度; $P_{Gi,t}$ 为火电机组 i 在 t 时刻的功率。

3.2 源荷多时间尺度优化调度框架

图 2 为采用源荷多时间尺度优化调度框架。日前调度计划制定时间尺度为 1 h 的 24 h 优化调度计划。在日前阶段需确定火电机组启停计划、PDR 负荷响应量与日前 IDR 负荷响应量, 并将其作为确定量代入日内调度阶段^[30]。日内调度阶段制定时间尺度为 15 min 的 4 h 滚动优化调度计划, 目的是修正日前调度计划与日内工况的偏差。

4 多时间尺度多目标优化调度模型

4.1 日前优化调度模型

4.1.1 目标函数

1) 经济目标函数

日前阶段需考虑火电机组运行成本、火电机组启停成本、阶梯式碳交易成本、日前 IDR 成本、弃风惩罚成本和弃光惩罚成本, 以系统总成本最优构建经济目标函数。

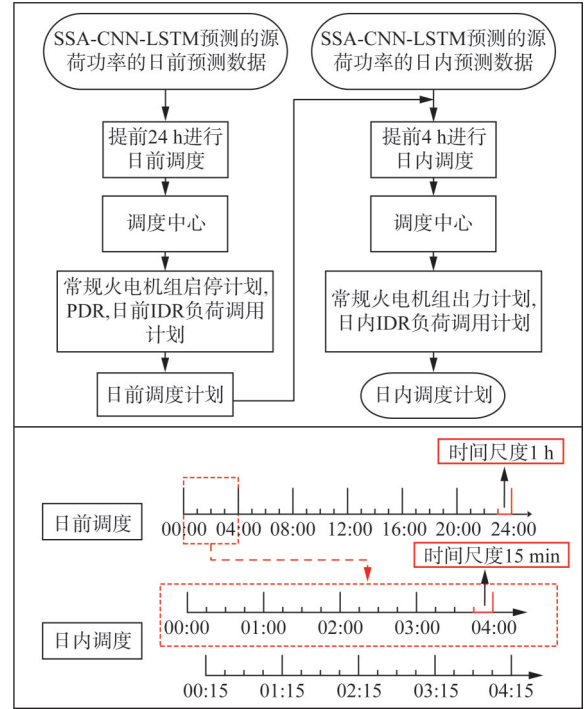


图 2 源荷多时间尺度优化调度框架

Fig. 2 Multi-time scale optimization scheduling framework of source-load

$$F_1^{\text{ad}} = \sum_{t=1}^{24} \left\{ \sum_{i=1}^N U_{i,t} (a_i P_{Gi,t}^2 + b_i P_{Gi,t} + c_i) + \sum_{i=1}^N (U_{i,t} (1 - U_{i,t-1}) + U_{i,t-1} (1 - U_{i,t})) F_i + \sum_{i=1}^N C_t + F_{\text{cost}}^{\text{sft, ad}} P_t^{\text{sft, ad}} + F_{\text{cost}}^{\text{tran, ad}} P_t^{\text{tran, ad}} + F_{\text{cost}}^{\text{cut, ad}} P_t^{\text{cut, ad}} + K_W (P_{w,t}^{\text{pre, 1}} - P_{w,t}) + K_R (P_{R,t}^{\text{pre, 1}} - P_{R,t}) \right\} \quad (20)$$

式中: F_1^{ad} 为日前系统总成本; $U_{i,t}$ 为机组 i 在 t 时刻的状态变量; a_i 、 b_i 、 c_i 为机组 i 的运行成本参数; $P_{Gi,t}$ 为机组 i 在 t 时刻的功率; F_i 为机组 i 的启停成本; $P_{\text{cost}}^{\text{sft, ad}}$ 、 $P_{\text{cost}}^{\text{tran, ad}}$ 、 $P_{\text{cost}}^{\text{cut, ad}}$ 和 $P_t^{\text{sft, ad}}$ 、 $P_t^{\text{tran, ad}}$ 、 $P_t^{\text{cut, ad}}$ 分别为可平移、可转移、可削减负荷日前 IDR 补偿系数和日前 IDR 响应量; K_W 、 K_R 分别为弃风、弃光惩罚成本系数; $P_{w,t}^{\text{pre, 1}}$ 、 $P_{R,t}^{\text{pre, 1}}$ 分别为日前风电、光伏预测功率; $P_{w,t}$ 、 $P_{R,t}$ 分别为风电、光伏实际消纳功率。

2) 环境目标函数

以污染物排放最优为环境目标函数如式 (21) 所示。

$$F_2^{\text{ad}} = \sum_{t=1}^{24} \sum_{i=1}^N [\alpha_i P_{Gi,t}^2 + \beta_i P_{Gi,t} + \gamma_i + \zeta_i \exp(\lambda_i P_{Gi,t})] \quad (21)$$

式中: F_2^{ad} 为日前污染物排放目标函数; α_i 、 β_i 、 γ_i 、 ζ_i 、 λ_i 为第 i 台火电机组污染物排放参数。

4.1.2 约束条件

1) 风电、光伏出力约束

$$\begin{cases} 0 \leq P_{w,t} \leq P_{w,t}^{\text{pre},1} \\ 0 \leq P_{R,t} \leq P_{R,t}^{\text{pre},1} \end{cases} \quad (22)$$

2) 火电机组出力约束

$$U_{i,t} P_{Gi}^{\min} \leq P_{Gi,t} \leq U_{i,t} P_{Gi}^{\max} \quad (23)$$

式中 $P_{Gi}^{\min}$ 、 $P_{Gi}^{\max}$ 分别为火电机组 i 的最小、最大出力。

3) 火电机组爬坡速度约束

$$\begin{cases} P_{Gi,t} - P_{Gi,t-1} \leq U_{i,t} R_i^u \\ P_{Gi,t-1} - P_{Gi,t} \leq U_{i,t-1} R_i^d \end{cases} \quad (24)$$

式中 R_i^u 、 R_i^d 分别为火电机组 i 的向上爬坡速度限制和向下爬坡速度限制。

4) 火电机组最小启停约束

$$\begin{cases} (T_{i,t-1}^{\text{on}} - T_{i,t-1}^{\text{off}})(U_{i,t-1} - U_{i,t}) \geq 0 \\ (T_{i,t-1}^{\text{off}} - T_{i,t-1}^{\text{on}})(U_{i,t} - U_{i,t-1}) \geq 0 \end{cases} \quad (25)$$

式中: $T_{i,t-1}^{\text{on}}$ 、 $T_{i,t-1}^{\text{off}}$ 分别为第 i 台火电机组的最小启动时间和最小关停时间; $T_{i,t-1}^{\text{on}}$ 为在 $t-1$ 时刻第 i 台火电机组持续启动的时间; $T_{i,t-1}^{\text{off}}$ 为在 $t-1$ 时刻第 i 台火电机组持续关停的时间。

5) 系统功率平衡约束

$$P_{1,t}^{\text{PDR}} - P_{\text{IDR},c}^t = P_{w,t} + P_{R,t} + P_{\text{IDR},t} + \sum_{i=1}^N P_{Ji,t} \quad (26)$$

式中: $P_{1,t}^{\text{PDR}}$ 为 PDR 后的负荷功率; $P_{\text{IDR},c}^t$ 为日前 t 时段可削减负荷参与激励响应的负荷削减量; $P_{\text{IDR},t}$ 为日前 t 时段可转移、可平移负荷参与激励响应的负荷调用量; $P_{Ji,t}$ 为机组 i 在 t 时段的净出力。

6) 旋转备用约束

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^N \min [R_i^u, (U_{i,t} P_{Gi,\max} - P_{Gi,t})] \geq r_s^{\text{up},t} \\ \sum_{i=1}^N \min [R_i^d, (P_{Gi,t} - U_{i,t} P_{Gi,\min})] \geq r_s^{\text{down},t} \end{cases} \quad (27)$$

式中: $r_s^{\text{up},t}$ 、 $r_s^{\text{down},t}$ 分别为火电机组 i 在 t 时刻的正、负旋转备用; $P_{Gi,\max}$ 、 $P_{Gi,\min}$ 分别为火电机组 i 的净出力上限与净出力下限。

4.2 日内优化调度模型

4.2.1 目标函数

1) 经济目标函数

日内优化调度中, 火电机组启停机计划与日前 IDR 响应量不再考虑, 需额外考虑日内 IDR 总成

本, 此外, 弃风、弃光惩罚成本表达式也因预测功率的变化而发生了改变。

$$F_1^{\text{id}} = \sum_{t=1}^{T_1} \left\{ \sum_{i=1}^N U_{i,t} (a_i P_{Gi,t}^2 + b_i P_{Gi,t} + c_i) + \sum_{i=1}^N C_t + F_{\text{cost}}^{\text{sft},\text{id}} P_t^{\text{sft},\text{id}} + F_{\text{cost}}^{\text{tran},\text{id}} P_t^{\text{tran},\text{id}} + F_{\text{cost}}^{\text{cut},\text{id}} P_t^{\text{cut},\text{id}} + K_W (P_{w,t}^{\text{pre},2} - P_{w,t}) + K_R (P_{R,t}^{\text{pre},2} - P_{R,t}) \right\} \quad (28)$$

式中: F_1^{id} 为日内系统总成本, T_1 为日内滚动优化调度周期; $F_{\text{cost}}^{\text{sft},\text{id}}$ 、 $F_{\text{cost}}^{\text{tran},\text{id}}$ 、 $F_{\text{cost}}^{\text{cut},\text{id}}$ 和 $P_t^{\text{sft},\text{id}}$ 、 $P_t^{\text{tran},\text{id}}$ 、 $P_t^{\text{cut},\text{id}}$ 分别为可平移、可转移、可削减负荷日内 IDR 补偿系数和日内 IDR 响应量; $P_{w,t}^{\text{pre},2}$ 、 $P_{R,t}^{\text{pre},2}$ 分别为日内风电、光伏预测功率。

2) 环境目标函数

$$F_2^{\text{id}} = \sum_{t=1}^{T_1} \sum_{i=1}^N [\alpha_i P_{Gi,t}^2 + \beta_i P_{Gi,t} + \gamma_i + \zeta_i \exp(\lambda_i P_{Gi,t})] \quad (29)$$

式中 F_2^{id} 为日内污染物排放目标函数。

4.2.2 约束条件

火电机组启停计划, 日前 PDR、IDR 响应量因日前阶段作为确定量, 故不考虑相关约束。由于日内优化调度间隔为 15 min, 故部分约束发生了改变。

1) 系统功率平衡约束

$$P_{2,t} - P_{\text{IDR},c}^t - P_{\text{IDR},d}^t = P_{w,t} + P_{R,t} + P_{\text{IDR},t} + \sum_{i=1}^N P_{Ji,t} + P_{\text{BIDR},t} + \Delta P_{\text{PDR},t} \quad (30)$$

式中: $P_{2,t}$ 为日内预测负荷; $P_{\text{IDR},d}^t$ 为日内 t 时段参与 IDR 的可削减负荷; $P_{\text{BIDR},t}$ 为日内 t 时段参与 IDR 的可转移、可平移负荷; $P_{\text{PDR},t}$ 为日前 PDR 负荷; $P_{Ji,t}$ 为第 i 台火电机组在 t 时段的净出力。

2) 火电机组爬坡速度约束

$$\begin{cases} P_{Gi,t} - P_{Gi,t-1} \leq U_{i,t} R_i^u / 4 + P_{Gi,\max} (1 - U_{i,t-1}) \\ P_{Gi,t-1} - P_{Gi,t} \leq U_{i,t} R_i^d / 4 + P_{Gi,\max} (1 - U_{i,t}) \end{cases} \quad (31)$$

3) 旋转备用约束

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^N \min [R_i^u / 4, (U_{i,t} P_{Gi,\max} - P_{Gi,t})] \geq r_s^{\text{up},t} \\ \sum_{i=1}^N \min [R_i^d / 4, (P_{Gi,t} - U_{i,t} P_{Gi,\min})] \geq r_s^{\text{down},t} \end{cases} \quad (32)$$

4) 风电、光伏出力约束

$$\begin{cases} 0 \leq P_{w,t} \leq P_{w,t}^{\text{pre},2} \\ 0 \leq P_{R,t} \leq P_{R,t}^{\text{pre},2} \end{cases} \quad (33)$$

5 改进多目标灰狼算法

5.1 原始多目标灰狼算法

多目标灰狼算法 (multi-objective grey wolf optimizer, MOGWO) 算法原理简单, 具有较好的全局搜索能力和计算鲁棒性。在 MOGWO 中, Archive 负责存储到目前为止获得的 Pareto 最优解。种群可分为 4 个层级: α 、 β 、 r 和 ω 。MOGWO 算法采用轮盘赌的方式从 Archive 选择 3 只优秀个体作为 α 、 β 和 r 。其余的候选解为 ω 狼, ω 狼跟随着 3 只狼寻找全局最优, 更新自己的位置。Archive 中的个体即为最优解。

灰狼之后按式(34)进行更新位置, 按式(35)进行包围。

$$D_l(k) = |C \cdot X_p(k) - X_l(k)| \quad (34)$$

$$X_l(k+1) = X_p(k) - A \cdot D_l(k) \quad (35)$$

式中: $D_l(k)$ 为第 k 次迭代时灰狼 l 与猎物之间的距离; k 为迭代次数; $X_p(k)$ 为第 k 次迭代时猎物 p 的位置; $X_l(k)$ 为第 k 次迭代灰狼 l 的位置; C 和 A 为系数向量, 其计算方法如下。

$$\begin{cases} A = 2aR_1 - a \\ C = 2R_2 \end{cases} \quad (36)$$

式中 R_1 和 R_2 为 $[0, 1]$ 内的随机向量。 a 按照式(37)从 2 线性减小到 0。

$$a = 2 - \frac{k}{k_{\max}} \times 2 \quad (37)$$

式中: k 为迭代次数; $k_{\max}$ 为最大迭代次数。

5.2 改进多目标灰狼算法

当采用原始 MOGWO 算法对文中的优化调度模型进行求解时会导致算法计算时间增加、易陷入局部最优, 针对这一问题对 MOGWO 算法进行了如下改进。

1) 传统 MOGWO 算法的收敛因子 A 与迭代次数的隐含线性关系过于固定, 实际运行时发现, 传统多目标灰狼算法虽理论上前期 A 接近 2 偏向全局寻优, 后期接近 0 可实现快速收敛。但全局寻优能力较差, 收敛较慢。将 A 改为式(38)的幂函数时可提高算法的全局寻优效率和后期的收敛效率, 经求解发现指数为 3 时效果最佳。

$$a = 2 - \left(\frac{k}{k_{\max}} \right)^3 \times 2 \quad (38)$$

2) 采用优胜劣汰策略更新灰狼种群。优胜劣汰策略使用目标函数值排序灰狼个体, 目标函数值越大则灰狼个体越强壮。淘汰狼群中目标函数值较小的 m 只灰狼, 并在狼群中随机生成数量相同的灰狼以保持稳定, 实现狼群的更新。但是, 如果 m 过大或过小, 算法可能会陷入局部最优。因此, m 的表达式如下所示。

$$m = [n \cdot (0.618 \cdot \eta), n \cdot \eta] \quad (39)$$

式中: n 为灰狼数量; η 为更新比例系数。

改进 MOGWO 算法的流程图如图 3 所示。



图 3 改进 MOGWO 流程图

Fig. 3 Improved flowchart of MOGWO

6 算例分析

6.1 基础数据描述

本节参考文献[31]中的 10 机系统参数和规模为 340 MW 的风电场和光伏电场进行算例分析, 各机组参数详见附录。因荷侧参与 DR 的调整计划有限, 本文设置 3 类柔性负荷 PDR 响应量不超过其负

荷的 10%, 3 类柔性负荷日前 IDR 响应量不超过其负荷的 5%, 日内 IDR 响应量不超过其负荷的 4%。其余参数详见附录 A1—A5。

为验证柔性负荷参与 DR 的多时间尺度优化调度的有效性, 设置 4 种场景进行对比分析: 1) 不考虑需求响应和阶梯式碳交易; 2) 不考虑需求响应、考虑阶梯式碳交易; 3) 考虑需求响应、不考虑阶梯式碳交易; 4) 考虑需求响应和阶梯式碳交易。

6.2 算例结果分析

本文以典型日光伏、风电与负荷为基础, 图 4—5 分别为采用 SSA-CNN-LSTM 模型的源荷两侧日前、日内的功率预测曲线。

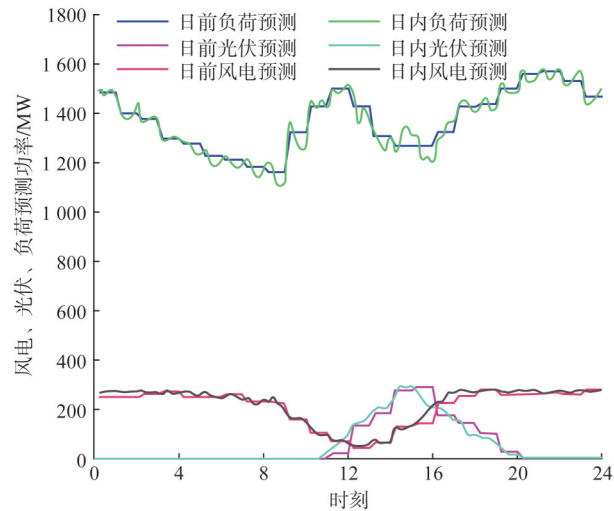


图 4 源-荷功率预测图

Fig. 4 Power prediction diagram of source-load

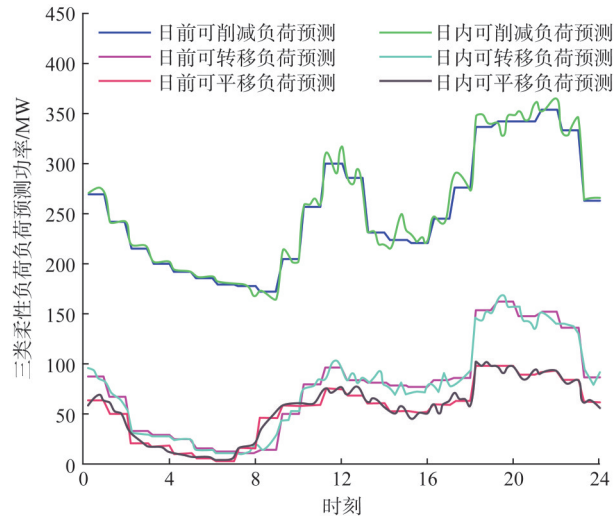


图 5 柔性负荷功率预测图

Fig. 5 Power prediction diagram of flexible load

6.2.1 日前优化调度结果分析

由表 1 可知, 与场景 1 相比, 场景 2 的运行成本、弃光成本、弃风成本和污染物排放分别减少 508 美元、525 美元、845 美元、26 kg, 证明阶梯式碳交易在新型电力系统低碳环境经济中的合理性, 但启停成本增加 230 美元, 调度灵活性稍显不足; 场景 3 的系统总成本、启停成本、运行成本、弃光成本、弃风成本和污染物排放分别减少 47 763 美元、1 560 美元、46 205 美元、2 487 美元、4 541 美元、390 kg, 证明 DR 在降低系统成本、污染物排放和提高新能源消纳方面具有显著作用; 场景 4 的系统总成本、启停成本、运行成本、弃光成本、弃风成本和污染物排放分别减少 35 848 美元、2 910 美元、46 787 美元、2 730 美元、5 563 美元、420 kg, 验证了考虑 DR 和阶梯式碳交易的新型电力系统优化调度在提高新能源消纳, 实现经济低碳环保目标的有效性。

表 1 各场景日前调度结果

Tab. 1 Day-ahead scheduling results of each scenario

调度结果	场景 1	场景 2	场景 3	场景 4
系统总成本/美元	816 190	840 669	768 427	780 342
启停成本/美元	12 790	13 020	11 230	11 940
运行成本/美元	789 151	788 643	742 946	742 364
弃光成本/美元	4 998	4 473	2 511	2 268
弃风成本/美元	9 251	8 406	4 710	3 688
碳交易成本/美元	0	26 127	0	12 857
弃风率/%	4.8	4.3	2.5	1.8
弃光率/%	10.7	9.5	4.9	4.4
日前 IDR 成本/美元	0	0	7 030	7 225
污染物排放/kg	8 685	8 659	8 295	8 265

各场景的日前调度结果如图 6—9 所示。

如图 6—7 所示, 场景 2 在场景 1 的基础上加入了阶梯式碳交易, 减少了弃风、弃光量, 证明了阶梯式碳交易在提高新能源消纳的显著效果, 但这样的调度方式易造成火电机组频繁启停且为了最佳的经济效益需抛弃部分风电、光伏, 不利于新型电力系统的长久发展。如图 8 所示, 场景 3 火电机组在负荷高峰时出力低于场景 1, 是因为场景 3 考虑了荷侧需求响应, 将负荷高峰时的部分负荷转入谷时, 降低了火电机组运行成本, 以负荷谷时的弃风、弃光来替代高峰时的火电机组出力, 验证了考虑 DR 通过负荷削峰填谷, 实现新型电力系统低碳

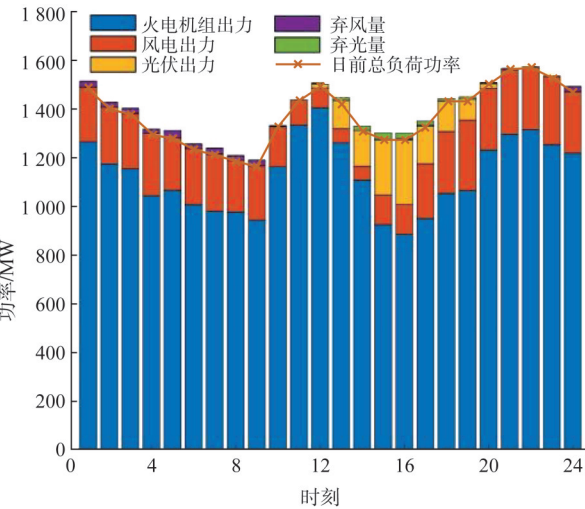


图6 场景1日前阶段调度结果

Fig. 6 Day-ahead stage scheduling results of scene 1

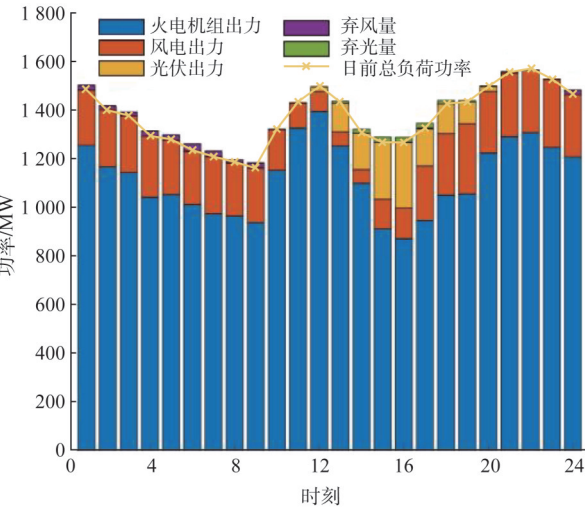


图7 场景2日前阶段调度结果

Fig. 7 Day-ahead stage scheduling results of scene 2

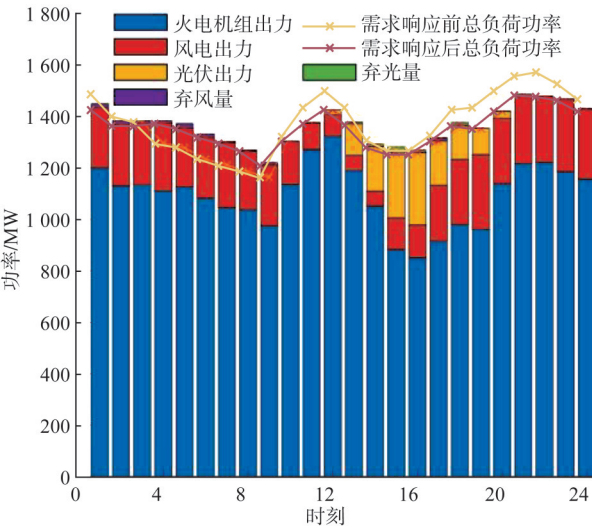


图8 场景3日前阶段调度结果

Fig. 8 Day-ahead stage scheduling results of scene 3

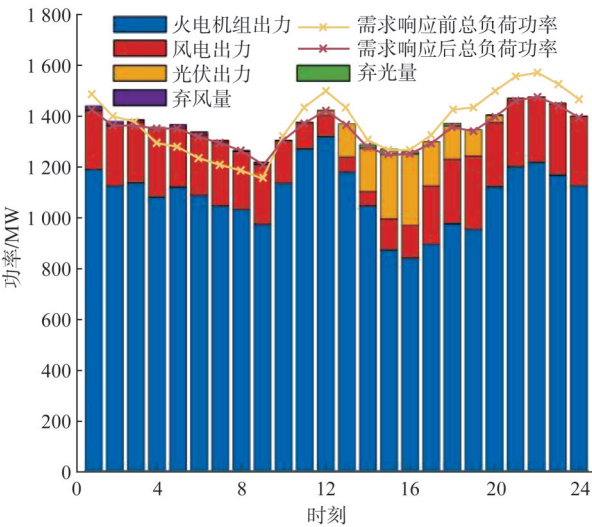


图9 场景4日前阶段调度结果

Fig. 9 Day-ahead stage scheduling results of scene 4

环保的可行性。如图9所示，场景4较于场景3引入了阶梯式碳交易，通过DR和阶梯式碳交易的联合作用，进一步降低火电机组出力，提高新能源的消纳水平，通过DR的灵活性还避免了火电机组的频繁启停。

6.2.2 日内优化调度结果分析

将日前优化调度结果中确定的火电机组启停计划、DR计划扩展为以15 min为间隔的日内96个数据点作为确定量代入到日内阶段，同时通过日内源荷预测功率建立4 h滚动优化调度计划，将每次4 h调度计划衔接成连续的调度计划。各场景日内调度结果如表2所示。

表2 各场景日内调度结果

Tab. 2 Intra-day scheduling results for each scenario

调度结果	场景1	场景2	场景3	场景4
系统总成本/美元	794 504	812 252	737 954	741 466
运行成本/美元	782 363	779 214	726 768	726 341
弃光成本/美元	4 192	3 967	1 145	655
弃风成本/美元	7 949	7 269	1 645	1072
碳交易成本/美元	0	21 802	0	4 827
弃风率/%	3.9	3.6	0.8	0.6
弃光率/%	8.5	7.9	2.3	1.1
日内IDR成本/美元	0	0	8 396	8 571
污染物排放/kg	8 516	8 424	8 103	8 081

由表2可知,场景1的运行成本、弃光成本、弃风成本和污染物排放较之日前调度分别减少6 788美元、806美元、1 302美元、169 kg,证明多时间优化调度对于实现新型电力系统低碳经济环境目标的积极作用;场景2的运行成本、碳交易成本、弃光成本、弃风成本与污染物排放相比于日前调度分别减少9 429美元、4 325美元、506美元、1 137美元、235 kg,证明考虑阶梯式碳交易的多时间优化调度在提高系统经济性和低碳环境性方面具备优势;场景3的运行成本、弃光成本、弃风成本与污染物排放较日前调度分别减少16 178美元、1 366美元、3 065美元、192 kg,证明了日内阶段配合IDR的灵活性对减少系统成本和污染物排放的积极意义;场景4的运行成本、碳交易成本、弃光成本、弃风成本和污染物排放较日前调度分别减少16 023美元、8 030美元、1 613美元、2 616美元、184 kg,验证了考虑DR灵活性和阶梯式碳交易的多时间尺度优化调度的新型电力系统具有低碳经济环保的优越性。

各场景的日内调度结果如图10—13所示。

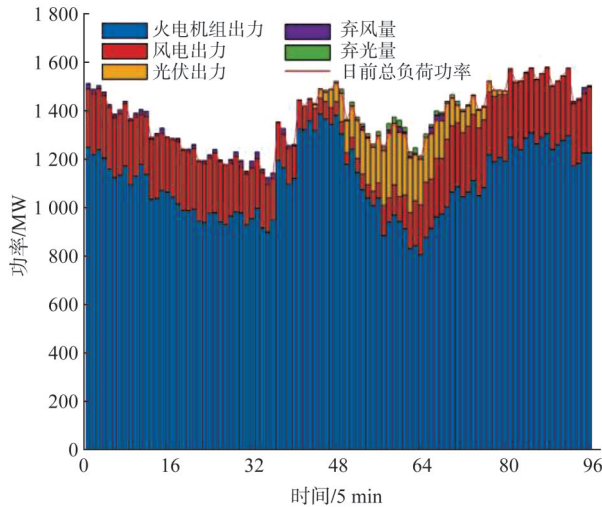


图10 场景1日内阶段调度结果

Fig. 10 Intra-day stage scheduling results of scene 1

图10—11所示,场景1、2由于源荷两侧预测精度的提高,通过日前确定启停机计划,日内阶段灵活调节机组出力,较日前阶段降低了机组运行成本和污染物排放。此外,场景2可以通过阶梯式碳交易迫使火电机组进一步降低出力,提高新能源消纳,但场景1、2依旧存在弃风、弃光问题,这是由于新能源出现了功率波动,火电机组受到旋转备

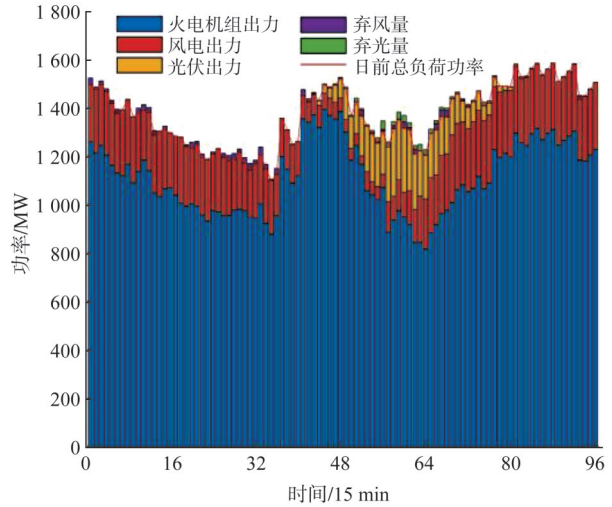


图11 场景2日内阶段调度结果

Fig. 11 Intra-day stage scheduling results of scene 2

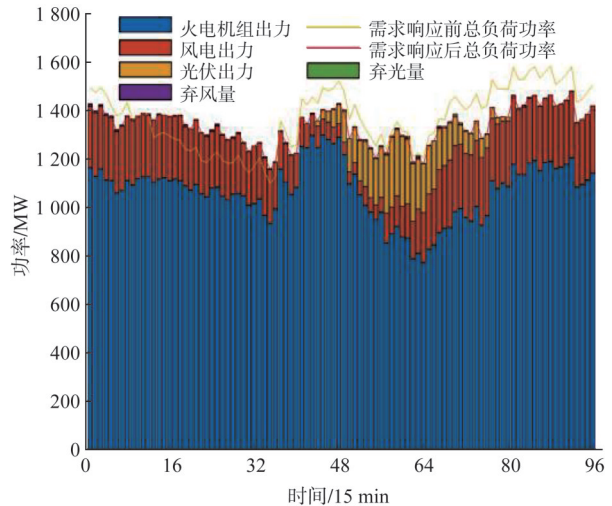


图12 场景3日内阶段调度结果

Fig. 12 Intra-day stage scheduling results of scene 3

用的约束,无法消纳多余的新能源,导致了弃风、弃光现象。如图12所示,场景3在日内阶段通过日内IDR的灵活性,能较好减少火电机组的旋转备用压力,减少弃风、弃光。如图13所示,场景4能通过火电机组出力的灵活调节、阶梯式碳交易与IDR的灵活性,减少弃风、弃光现象,场景4较之其他场景具有最优的经济效益与环境效益。

综上,通过多类型柔性负荷在日前优化调度中配合PDR与IDR,日内优化调度中配合IDR,提高了系统的新能源消纳能力、经济效益与低碳环保性能,最终实现低碳经济环境调度。

6.3 算法比较

为了验证基于SSA-CNN-LSTM网络短期预测

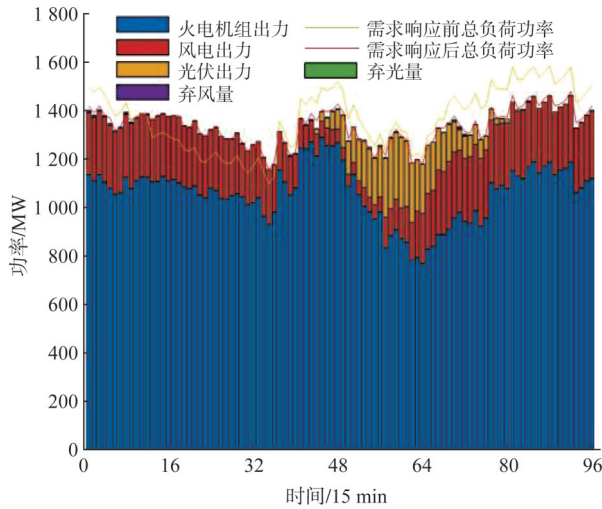


图 13 场景 4 日内阶段调度结果

Fig. 13 Intra-day stage scheduling results of scene 4

模型的有效性,选择BP、Elman、CNN-LSTM模型与所提SSA-CNN-LSTM模型进行结果对比。本文挑选某地区2018年10月至12月的24 h的风电,日类型、温度、风速、光照强度以及相对湿度作为样本数据,挑选典型日的风电功率进行预测,最后4种模型的预测结果如图14所示。为了能够清晰对比出精度,本文采用平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)、均方根误差(root mean square error, RMSE)作为评价指标,结果如表3所示。

$$\left\{ \begin{aligned} E_{\text{MAPE}} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{L_i - L'_i}{L_i} \right| \times 100\% \\ E_{\text{RMSE}} &= \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (L_i - L'_i)^2} \end{aligned} \right. \quad (40)$$

式中: E_{MAPE} 为平均绝对百分比误差; E_{RMSE} 为均方根误差; n 为样本数量; L_i 为实际功率; L'_i 为预测功率。

从图14和表3可知,相较于BP、Elman模型, CNN-LSTM模型的MAPE值与RMSE值分别减少4.74%、0.37和3.58%、0.86,预测精度较好,但CNN-LSTM神经网络的关键参数主要是依靠研究人员的经验选取的,所以该模型很难保证其预测的准确性,其误差也较大。SSA-CNN-LSTM模型引入SSA算法对CNN-LSTM关键参数进行寻优,由表3分析可知,SSA-CNN-LSTM的MAPE值和RMSE值分别为6.65%、12.24,均为4种模型最优。由此得出引入SSA可以减小CNN-LSTM模型

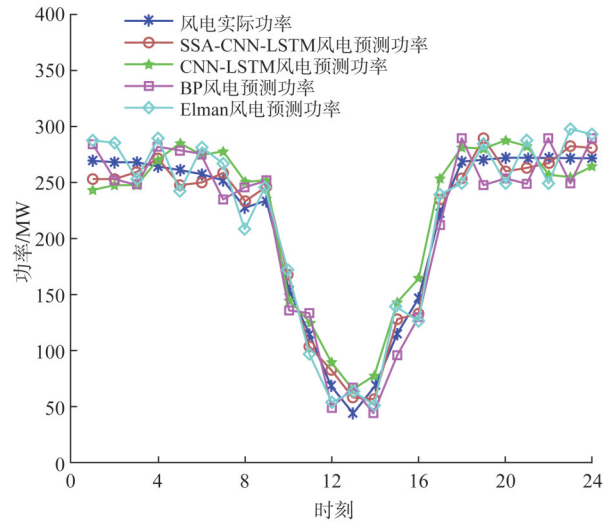


图 14 4种模型预测曲线图

Fig. 14 Prediction curves of four models

表 3 4种预测模型评价指标

Tab. 3 Evaluation indexes of four prediction models

评价指标	MAPE值/%	RMSE值/MW
BP神经网络	13.05	19.08
Elman神经网络	11.89	19.57
CNN-LSTM神经网络	8.31	18.71
SSA-CNN-LSTM神经网络	6.65	12.24

的预测误差,提高预测的准确性。

针对文中研究的问题以日内阶段场景4为例,采用传统MOGWO算法与改进MOGWO算法进行对比分析。图15—16为两种算法求解出的Pareto前沿图,相较于MOGWO易陷入局部最优,如图15中红圈所示,发现改进MOGWO的非支配解个数多于MOGWO。此外,改进后的MOGWO非支配解分配的更为均衡,具有更好的收敛性,可实现全局最优。从表4可以得出,从极端解看改进MOGWO具有更好的全局搜索能力,从折中解看虽然改进MOGWO在污染物排放稍高,但是其优势在于有更低的经济成本。

7 结语

本文通过利用SSA-CNN-LSTM模型提高源荷双侧的预测精度给出了一种考虑多类型柔性负荷参与DR的新型电力系统的多时间尺度低碳经济环境优化调度方法,通过不同场景下的调度结果对比可知,所给考虑多类型柔性负荷的新型电力系统多时间尺度多目标优化调度模型能综合考虑碳交易成

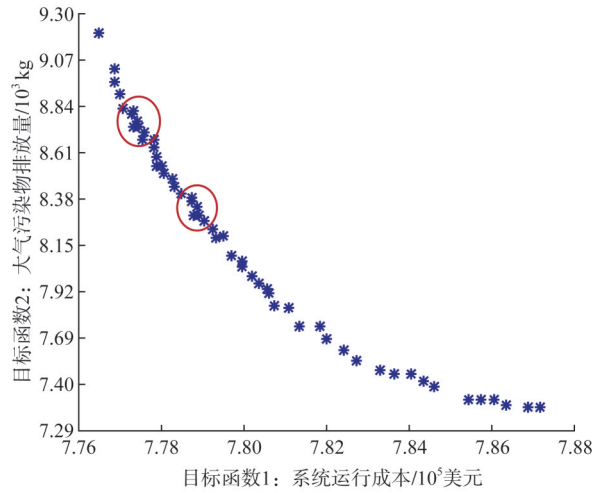


图15 传统MOGWO最优前沿

Fig. 15 Traditional MOGWO optimal frontier

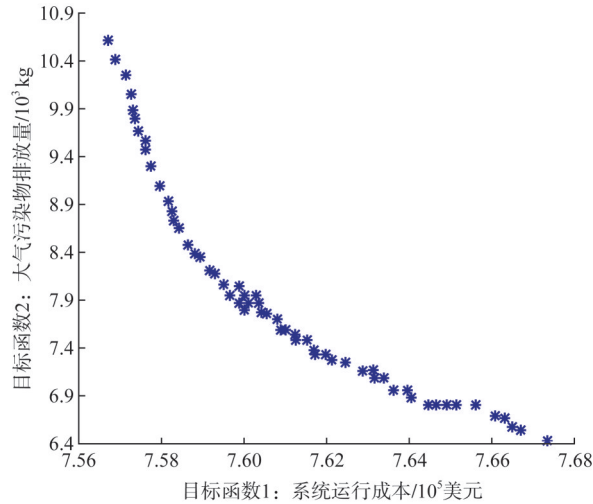


图16 改进MOGWO最优前沿

Fig. 16 Improved MOGWO optimal frontier

表4 极端解及最优折中解对比

Tab. 4 Comparison of extreme solutions and optimal compromise solutions

算法	目标	排放污染物/($\times 10^3$ kg)	经济成本/($\times 10^5$ 美元)
传统MOGWO	经济最优	9.193 4	7.768 1
	环境最优	7.409 8	7.871 8
	折中解	7.948 7	7.813 3
改进MOGWO	经济最优	10.691 6	7.567 4
	环境最优	6.832 9	7.674 7
	折中解	8.081 2	7.592 8

本、系统运行成本与污染物排放,与不考虑多类型参与需求响应的模型相比系统总成本减少8.6%,系统运行成本减少6.8%,碳交易成本减少77.9%,

污染物排放较少4.1%,新能源消纳提高4.2%,其中风电消纳提高了6.8%,光伏消纳提高了3%,充分发挥了不同类型柔性负荷参与需求响应的潜力以及IDR的灵活性以提高新能源的消纳能力。验证了多类型柔性负荷可以提高新型电力系统的新能源消纳水平、低碳性能、经济效益与环境效益。

参考文献

- [1] 郭创新,刘祝平,冯斌,等.新型电力系统风险评估研究现状及展望[J].高电压技术,2022,48(9):3394-3404.
GUO Chuangxin, LIU Zhuping, FENG Bin, et al. Research status and prospect of new power system risk assessment [J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(9): 3394-3404.
- [2] 陶远超,覃洪培,万灿,等.基于概率预测的电-热综合能源系统灵活性聚合与优化调度[J].电力系统自动化,2023,47(21):67-78.
TAO Yuanchao, QIN Hongpei, WAN Can, et al. Aggregation and optimal scheduling of electricity-heat integrated energy system flexibility based on probability prediction [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(21): 67-78.
- [3] 张苏.考虑多类型需求响应及其不确定性的电力系统优化调度研究[D].武汉:华中科技大学,2020.
- [4] 许京剑.考虑需求响应的含风电热电联合系统低碳经济调度研究[D].吉林:东北电力大学,2019.
- [5] 李灿.促进风电消纳的直流跨区互联电网分层优化调度研究[D].长沙:湖南大学,2021.
- [6] 王珂,姚建国,姚良忠,等.电力柔性负荷调度研究综述[J].电力系统自动化,2014,38(20):127-135.
WANG Ke, YAO Jianguo, YAO Liangzhong, et al. Review of power flexible load scheduling [J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(20): 127-135.
- [7] LUO Zhengyi, PENG Jinqing, YIN Rongxin. Many-objective day-ahead optimal scheduling of residential flexible loads integrated with stochastic occupant behavior models [J]. Applied Energy, 2023(347): 1-18.
- [8] YAKUN S, CHAOXU M, YI H, et al. Day-ahead optimal dispatching of hybrid power system based on deep reinforcement learning [J]. Cognitive Computation and Systems, 2022, 4(4): 351-361.
- [9] 罗鸿轩,肖勇,王宗义,等.考虑联合热电需求响应的多能源协调优化技术[J].南方电网技术,2023,17(6):72-79.
LUO Hongxuan, XIAO Yong, WANG Zongyi, et al. Multi-energy coordinated optimization technology considering combined thermoelectric demand response [J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(6): 72-79.
- [10] 孔祥玉,马玉莹,艾芊,等.新型电力系统多元用户的用电特征建模与用电负荷预测综述[J].电力系统自动化,2023,47(13):2-17.
KONG Xiangyu, MA Yuying, AI Qian, et al. Review of electricity characteristic modeling and load forecasting for multiple users of new power systems [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(13): 2-17.
- [11] LIN Y, LIN W, WU W, et al. Optimal scheduling of power systems with high proportions of renewable energy accounting for operational flexibility [J]. Energies, 2023, 16(14): 5537.1

- 5537.18.
- [12] 王巍, 袁泉, 刘春晓, 等. 日前邀约模式下电力需求响应的聚合优化模型与方法[J]. 南方电网技术, 2023, 17(11): 51 - 60.
- WANG Wei, YUAN Quan, LIU Chunxiao, et al. Aggregation optimization model and method of power demand response under day-ahead invitation mode [J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(11): 51 - 60.
- [13] XU Q, DING Y, ZHENG A. An optimal dispatch model of wind-integrated power system considering demand response and reliability[J]. Sustainability, 2017, 9(5): 758.1 - 758.20.
- [14] CHE Q, LOU S, WU Y, et al. Optimal scheduling of a multi-energy power system with multiple flexible resources and large-scale wind power [J]. Energies, 2019, 12 (18): 3566.1 - 3566.14.
- [15] AKKAŞ Ö P, ÇAM E, EKE İ, et al. New optimization algorithms for application to environmental economic load dispatch in power systems [J]. Electrica, 2018, 18 (2): 133 - 142.
- [16] ZHONG Jiaqing. Research on environmental economic dispatch of power system including wind farm [J]. Physics Procedia, 2012(24): 107 - 113.
- [17] 王利杰. 计及EV和PV接入电力系统环境经济调度研究[D]. 武汉: 湖北工业大学, 2019.
- [18] 崔颖. 计及碳交易的含风电电力系统的优化调度[D]. 青岛: 青岛大学, 2022.
- [19] MA X, PAN Y, ZHANG M, et al. Impact of carbon emission trading and renewable energy development policy on the sustainability of electricity market: a stackelberg game analysis [J]. Energy Economics, 2024(129): 107199.1-107199.14.
- [20] 孙旻, 刘莉莉, 喻洁, 等. 考虑碳交易风险的发电商低碳调度策略[J]. 南方电网技术, 2017, 11(11): 46 - 52.
- SUN Min, LIU Lili, YU Jie, et al. Low-carbon dispatch strategies for power producers considering carbon trading risks [J]. Southern Power System Technology, 2017, 11(11): 46 - 52.
- [21] 张程飞, 袁越, 张新松, 等. 考虑碳排放配额影响的含风电系统日前调度计划模型[J]. 电网技术, 2014, 38(8): 2114 - 2120.
- ZHANG Chengfei, YUAN Yue, ZHANG Xinsong, et al. The day-ahead scheduling model of wind power system considering the impact of carbon emission quota [J]. Power System Technology, 2014, 38(8): 2114 - 2120.
- [22] TAO X, CHENG C, FEI R, et al. Optimal scheduling of integrated energy systems considering carbon trading [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2022, 2395 (1): 012053.1 - 012053.6.
- [23] 杨雪. 计及柔性负荷的多时间尺度主动配电网优化调度研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2018.
- [24] 吕蒙. 考虑风光不确定性的微网多时间尺度优化调度[D]. 西安: 西安理工大学, 2021.
- [25] 孟磊. 基于CNN-LSTM网络的电力负荷预测[J]. 机电信息, 2023 (7): 7 - 10.
- MENG Lei. Power load forecasting based on CNN-LSTM network [J]. Electromechanical Information, 2023 (7): 7 - 10.
- [26] 姜南林. 基于改进麻雀搜索算法优化长短期记忆网络的短期电力负荷预测研究[D]. 南昌: 南昌大学, 2021.
- [27] ZHU Z, WANG M, XING Z, et al. Optimal configuration of power/thermal energy storage for a park-integrated energy system considering flexible load [J]. Energies, 2023, 16(18): 6424.1 - 6424.17.
- [28] 薛开阳, 楚瀛, 凌梓, 等. 考虑柔性负荷的综合能源系统低碳经济优化调度[J]. 可再生能源, 2019, 37(8): 1206 - 1213.
- XUE Kaiyang, CHU Ying, LING Zi, et al. Low-carbon economic optimal scheduling of integrated energy system considering flexible load [J]. Renewable Energy, 2019, 37 (8): 1206 - 1213.
- [29] 李佳瑶, 刘伟娜. 考虑碳交易和风荷预测误差的电力系统低碳经济调度[J]. 浙江电力, 2021, 40(5): 1 - 6.
- LI Jiayao, LIU Weina. Low-carbon economic dispatch of power system considering carbon trading and wind load forecasting error [J]. Zhejiang Electric Power, 2021, 40(5): 1 - 6.
- [30] 崔杨, 邓贵波, 曾鹏, 等. 计及碳捕集电厂低碳特性的含风电电力系统源-荷多时间尺度调度方法[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(16): 5869 - 5886, 6163.
- CUI Yang, DENG Guibo, ZENG Peng, et al. Source-load multi-time scale scheduling method for power systems with wind power considering low-carbon characteristics of carbon capture power plants [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42 (16): 5869 - 5886, 6163.
- [31] 崔杨, 邓贵波, 赵钰婷, 等. 考虑源荷低碳特性互补的含风电电力系统经济调度[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(14): 4799 - 4815.
- CUI Yang, DENG Guibo, ZHAO Yuting, et al. Economic dispatch of power system with wind power considering complementary low-carbon characteristics of source and load [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(14): 4799 - 4815.

收稿日期: 2024-03-05; 网络首发日期: 2024-07-20

作者简介:

李若琼(1979), 女, 教授, 硕士, 研究方向为新型电能变换技术和电工理论与新技术, liruqiong26@163.com;

司宇杰(1999), 男, 硕士研究生, 研究方向为新型电力系统优化调度, 1197139461@qq.com;

李欣(1978), 男, 通信作者, 教授, 博士, 研究方向为电气化交通与能源融合技术, lxfp167@163.com。

附录

表 A1 火电机组参数

Tab. A1 Thermal power unit parameters

机组 编号	最大 出力/MW	最小 出力/MW	起停 成本/	成本系数 $a_i/b_i/c_i$ (美元·MW ⁻²)/(美元·W ⁻¹)/美元	最小停 时间/h	机组爬坡/ (MW·min ⁻¹)	碳排放强度 /(t·MWh ⁻¹)
1	455	200	4 500	0.000 48/16. 2/1 000	6/6	50	0. 9
2	455	150	5 000	0.000 31/17. 3/970	5/5	50	0. 92
3	130	30	550	0.002 00/16. 6/700	5/5	25	0. 99
4	130	25	560	0.002 11/16. 5/680	5/5	25	0. 98
5	162	45	900	0.003 98/19. 7/350	5/5	25	1. 02
6	80	20	170	0.007 12/22. 3/370	3/3	18	1. 05
7	85	25	260	0.000 79/27. 7/480	3/3	20	1. 06
8	55	10	30	0.004 13/25. 9/660	1/1	15	1. 12
9	55	10	30	0.002 22/27. 3/665	1/1	15	1. 15
10	55	10	30	0.001 73/27. 8/670	1/1	15	1. 1

表 A2 火电机组的污染物排放参数

Tab. A2 Pollutant emission parameters of thermal power units

机组编号	α_i	β_i	γ_i	ζ_i	λ_i
1	0.031 2	-2. 444	103. 390 8	0. 503 5	0. 020 7
2	0.031 2	-2. 444	103. 390 8	0. 503 5	0. 020 7
3	0.046 5	-3. 902 3	320. 005 6	0. 516 3	0. 021 4
4	0.046 5	-3. 902 3	320. 005 6	0. 516 3	0. 021 4
5	0.034 4	-3. 813 2	320. 005 6	0. 497 2	0. 020 0
6	0.046 5	-3. 952 4	320. 005 6	0. 547 5	0. 023 4
7	0.046 5	-3. 952 4	320. 005 6	0. 547 5	0. 023 4
8	0.047 0	-3. 986 4	360. 001 2	0. 547 5	0. 023 4
9	0.047 0	-3. 986 4	360. 001 2	0. 547 5	0. 023 4
10	0.047 0	-3. 986 4	360. 001 2	0. 547 5	0. 023 4

表 A3 价格需求弹性矩阵

Tab. A3 Price demand elasticity matrix

时段	低谷	平段	高峰
低谷	-0. 20	0. 20	0. 04
平段	0. 20	-0. 20	0. 02
高峰	0. 04	0. 02	-0. 20

表 A4 峰谷平时段表

Tab. A4 Peak-valley time period table

时段	00:00- 02:00	02:00- 03:00	03:00- 09:00	09:00- 10:00	10:00- 13:00	13:00- 17:00	17:00- 00:00
划分	高峰	平段	低谷	平段	高峰	平段	高峰

表 A5 参数表

Tab. A5 Parameters list

名称	数值
弃风惩罚成本系数/(美元·MWh ⁻¹)	40
弃光惩罚成本系数/(美元·MWh ⁻¹)	40
电网基准线排放因子取值/(t·MWh ⁻¹)	0. 76
日前可平移负荷单位补偿系数/(美元·MWh ⁻¹)	20
日前可转移负荷单位补偿系数/(美元·MWh ⁻¹)	25
日前可削减负荷单位补偿系数/(美元·MWh ⁻¹)	30
日内可平移负荷单位补偿系数/(美元·MWh ⁻¹)	25
日内可转移负荷单位补偿系数/(美元·MWh ⁻¹)	30
日内可削减负荷单位补偿系数/(美元·MWh ⁻¹)	35
碳排放权裕度取值	0. 1
碳交易价格增长幅度/%	25
碳交易成本取值/(美元·t)	14. 286
PDR 前的电价/(美元·MWh ⁻¹)	57. 14