

中国电机工程学报
Proceedings of the CSEE
ISSN 0258-8013, CN 11-2107/TM

《中国电机工程学报》网络首发论文

题目: 考虑源荷不确定性及用户响应行为的电力系统低碳经济调度
作者: 廖望, 刘东, 巫字锋, 翁嘉明
网络首发日期: 2022-10-28
引用格式: 廖望, 刘东, 巫字锋, 翁嘉明. 考虑源荷不确定性及用户响应行为的电力系统低碳经济调度[J/OL]. 中国电机工程学报.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20221027.1208.011.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

考虑源荷不确定性及用户响应行为的电力系统低碳经济调度

廖望, 刘东*, 巫宇锋, 翁嘉明

(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), 上海市 200240)

Low-carbon Economic Dispatch of Power System Considering Source-load Uncertainties and Users Response Behavior

LIAO Wang, LIU Dong*, WU Yufeng, WENG Jiaming

(Key Laboratory of Control of Power Transmission and Conversion, Ministry of Education (Shanghai Jiao Tong University), Shanghai 200240, China)

ABSTRACT: Power system is an important field to achieve the goal of carbon neutrality in the future. With the aggravation of source and load uncertainties, the low-carbon economic dispatching method based on the deterministic model cannot accurately describe the impact of uncertain factors on carbon emissions. In view of the above problems, firstly, a low-carbon robust optimization model considering uncertainty is constructed at the level of power system, in which, the uncertainties of source and load is modeled using the probability model, and the significance level of the target meeting the expectation is described by chance constraint. The robust dispatching scheme under the risk aversion strategy can be obtained by maximizing the confidence level of the uncertainty. Then, an event-driven low-carbon response model is constructed at the level of power users. According to the calculation results of the level of power system, the excess carbon emission event is defined by setting the carbon emission threshold, and the low-carbon power consumption behavior of users is guided in the form of price. Finally, through the case analysis, the results show that the proposed model can effectively quantify the uncertainty level of the low-carbon economic dispatching results, give full play to the carbon reduction ability of the user side, and realize the coordination of the carbon reduction goals of both sides of the source and load.

KEY WORDS: robust optimization; low-carbon economic dispatch; event driven; demand response

摘要: 电力系统是未来实现碳中和目标的重要领域, 随着源-荷不确定性的加剧, 基于确定性模型的低碳经济调度方法无法准确描述不确定因素对碳排放的影响。针对上述问题, 本文首先从系统层面构建了考虑不确定性的低碳鲁棒优化模型, 利用概率模型对源荷不确定因素进行了建模, 并采用机会约束对目标满足期望的显著性水平进行了描述, 通过最大化不确定因素的置信水平得出风险规避策略下的鲁棒调度方案。接着从用户层面构建了基于事件驱动的用户低碳响应模型, 根据系统层计算结果, 通过设定事件触发的碳排放阈值定义碳排放超额事件, 并以价格形式引导用户的低碳用能行为。最后通过算例分析, 验证了所提模型能有效量化评估系统的低碳经济调度不确定性水平, 充分发挥用户侧降碳能力, 实现了源荷双侧低碳目标的协同。

关键词: 鲁棒优化; 低碳经济调度; 事件驱动; 需求响应

0 引言

电力行业是碳排放来源的主要领域, 推动电力系统低碳化转型对推动能源结构转型以及实现电网可持续发展有着重要的战略意义^[1]。随着双碳目标的推进以及构建以新能源为主体的新型电力系统的建设目标的提出, 可再生能源渗透率的进一步提升, 各种类型的灵活性调控资源增加, 电网用户用电需求也呈现出多元化特征。源荷两端的不确定性加剧对电力系统运行状态产生了巨大影响, 也增加了在实现碳中和路径上的碳排与碳汇的平衡风险。如何刻画电网中的不确定性因素, 并制定具备一定鲁棒性的低碳优化策略成为电网运营决策者

基金项目: 国家自然科学基金-智能电网联合基金-重点项目(U2166210)。The National Natural Science Foundation of China - Key Program of Joint Fund in Smart Grid(U2166210)。

需要考虑的关键问题。

当前关于电力系统的低碳经济调度(low-carbon economic dispatch, LCED)问题主要围绕两个方面进行研究,从电源侧实施碳交易机制^[2]以及从负荷侧引导用户的用电行为实现对碳排放的削减。

从电源侧来看,碳交易机制目前是低碳背景下最有效的减排措施之一,通过碳排放权的分配与交易等措施来提高电力生产单位低碳减排的积极性。文献[3]从原理上对比分析了阶梯式碳交易与传统碳交易减排机制,验证了阶梯式碳交易机制的合理性;文献[4-6]将阶梯型碳交易成本引入含风电的电力系统优化运行中,实现了降低碳排放量的同时提高系统的风电消纳量。文献[7-8]将碳交易机制与碳捕集手段相结合,实现了对碳排放的显著抑制,提升了系统火电机组的排放性能。然而上述研究均从可再生能源与负荷都被准确预测的情况下进行调度,并未考虑到源荷不确定性,调度结果鲁棒性较差,面对源荷发生变化时可能不满足系统调度的边界条件和需求。

从负荷侧来看,需求响应是削减碳排放的重要方式,通过调动用户侧多种灵活资源,可以有效降低峰谷差,提升可再生能源消纳率,最终提升系统的低碳性能。文献[9]考虑了负荷侧削减、转移、替代三种需求侧管理方式来调节负荷从而最大限度地协调电-气网络的低碳性与经济性,然而仅从提升可再生能源消纳率来间接降低系统运行的碳排放,无法体现用户响应的直接降碳价值。文献[10-11]利用节点碳势进行需求响应,能进一步减少对高碳排放强度能源的使用,在一定程度上实现了源荷互动,但对于用户较多的情况则需要对每一个用户采取定制化的响应方式,难以进行统一管理与实施。

综上所述,现有关于 LCED 的研究主要是从电源侧约束或负荷侧响应两个角度进行展开,取得了一些有价值的成果,但在以下几个方面还需进一步深入研究:1)源荷不确定性和低碳诉求给电网的运行模式带来了新的要求,确定性模型下的低碳经济调度方法存在一定的局限性,需要提出一种考虑不确定因素低碳经济调度模型,量化调度结果的不确定度,为实现碳中和目标提供策略支撑;2)需要建立一种有效的价格机制,既能够统一引导用户进行负荷调节,进一步挖掘用户的降碳潜力,又能够保证用户直接对源侧的碳信号进行响应,实现源荷低碳目标的协同。

对于电网中的源荷不确定性因素,已有相关研究提出了不同的处理方法。文献[12]采用 K-means 聚类的方法从随机场景中提取出典型场景进行分析;文献[13]基于多面体不确定变量集合构建了考虑可再生能源与负荷不确定性的鲁棒优化模型;文献[14]采用模糊参数来描述风电出力和负荷预测的不确定性,使确定性的系统约束变为基于可信性理论的模糊机会约束。以上方法原则上能够体现源荷不确定性的影响,但无法刻画不确定变量在概率水平上的变化。文献[15]从概率上对风光荷不确定性进行了描述,并利用条件风险价值理论对目标函数中的不确定性进行量化,但为了简化计算,采用离散的典型场景代替连续的概率场景,结果难以准确描述置信度与优化目标之间的关联。

基于以上分析,本文提出了一种考虑源荷双侧不确定性以及用户响应行为的双层模型。首先基于电力系统源荷互动的运行框架对电源侧和负荷侧的不确定因素进行了分析与建模;然后在此基础上建立了考虑不确定性的系统层鲁棒优化模型,采用一种新颖的置信间隙决策理论进行建模,利用置信区间对不确定变量进行约束,以提升系统层优化结果鲁棒性;接着提出了一种基于事件驱动机制的用户低碳响应模型,将系统层的碳排放优化结果作为事件触发判据的输入量引入用户层,若满足判据则以更高的价格引导用户的低碳用能行为。最后通过算例仿真,验证了本文所提出模型能够量化源荷不确定性对系统碳排放的影响,充分发挥用户侧的降碳能力。

1 电网不确定性因素分析

1.1 源荷互动运行架构

本文所考虑的低碳背景下源荷互动系统运行架构如图 1 所示。电源侧包含碳排放较高的火电以及光伏、风电等碳排放较低的可再生能源,用户侧包含具有一定弹性的可调节负荷、可转移负荷以及相对固定的敏感性负荷。电源侧和用户侧通过电网实现电能交互。随着新型电力系统建设的深入,电力系统运行与调度将逐渐具有市场机制参与决策,在国网的业务中台或南网云平台中都规划有市场决策支持系统实现电网与市场的信息交互与决策支持功能,收集来自电网的运行数据以及市场信息进行决策计算,并向电网调度提供决策信息支撑。

电源侧机组参与电力市场和碳市场交易,制定考虑碳交易成本的发电策略,同样,用户可根据电价与激励制定适当的用电策略,这进一步增强了电网中源荷互动的效果。在该运行架构下,由于可再生能源出力以及用户的用电需求均存在一定的不确定性,因此需要对多种不确定性因素进行分析并制定对应的优化运行策略,在满足系统安全可靠运行的同时,降低市场风险,实现多方主体效益最大化。

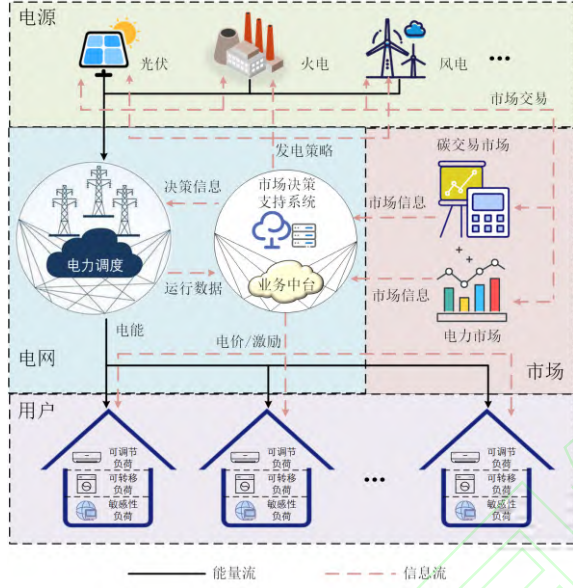


图1 源荷互动系统运行架构

Fig. 1 System operation architecture of source-load interaction

1.2 源侧不确定性分析

电网中的源侧不确定性主要来源于可再生能源的渗透,可再生发电资源主要包括风电和光伏。其中,风电机组的出力取决于风速,从统计学的角度分析可以得到,风速基本服从 Weibull 分布^[16],其概率密度函数如下所示:

$$f(v_t) = \frac{k_t}{\lambda_t} \left[\frac{v_t}{\lambda_t} \right]^{k_t-1} e^{-\left[\frac{v_t}{\lambda_t} \right]^{k_t}} \quad (1)$$

式中, v_t 为 t 时段的风速, k_t 和 λ_t 分别为 t 时段的形状参数和比例参数。

由于风电机组出力的影响因素较多,无法全部描述,而其中的一些非线性因素的影响较小,可以忽略,因此风电机组出力与风速之间的关系可以采用一种简化的分段线性函数来描述^[17],表示为如下:

$$P_{W,t}^{\text{pre}} = \begin{cases} 0, & v_t < v_{\text{in}}, v_t > v_{\text{out}} \\ \frac{P_W^N}{v_R - v_{\text{in}}} v_t - \frac{v_{\text{in}} P_W^N}{v_R - v_{\text{in}}}, & v_{\text{in}} \leq v_t < v_R \\ P_W^N, & v_R \leq v_t < v_{\text{out}} \end{cases} \quad (2)$$

式中, v_{in} 、 v_{out} 和 v_R 分别为切入风速、切出风速和额定风速; P_W^N 为风机的额定功率; $P_{W,t}^{\text{pre}}$ 为 t 时段风机的有效输出功率。

由于光伏出力取决于光照强度,因此也存在一定的不确定性。光照强度一般服从 Beta 分布^[18],其概率密度函数可表示如下:

$$f(x_t) = \frac{\Gamma(v_t + \zeta_t)}{\Gamma(v_t)\Gamma(\zeta_t)} x_t^{v_t-1} (1-x_t)^{\zeta_t-1} \quad (3)$$

式中, x_t 为 t 时段的光照强度,且 $x_t \in [0,1]$; v_t 和 ζ_t 分别为 t 时段的形状参数; $\Gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数。以上各参数的计算公式如下:

$$x_t = \frac{P_{pv,t}^{\text{pre}}}{P_{pv}^N} \quad (4)$$

$$v_t = \mu_t \left[\frac{\mu_t (1 - \mu_t)}{\sigma_{s,t}^2} - 1 \right] \quad (5)$$

$$\zeta_t = (1 - \mu_t) \left[\frac{\mu_t (1 - \mu_t)}{\sigma_{s,t}^2} - 1 \right] \quad (6)$$

其中, $P_{pv,t}^{\text{pre}}$ 和 P_{pv}^N 分别为光伏机组 t 时段的有效输出功率和额定功率; μ_t 和 $\sigma_{s,t}^2$ 分别为 t 时段日照强度的期望值和方差。本文光伏参数计算参考文献[19]。

1.3 负荷侧不确定性分析

电网中的负荷可划分为可调节负荷、可转移负荷和敏感性负荷,其中敏感性负荷相对固定,其不确定性相对较小。而对于可调节负荷、可转移负荷等柔性负荷来说,其具备一定的调节能力,在不同的电价水平和激励环境下,电力用户会存在主观上的自主响应行为,因而带来了一定的负荷侧不确定性。

首先,从概率分布上来看,负荷预测的偏差通常服从期望为 0 的正态分布,则 t 时段考虑预测偏差的负荷分布的概率密度函数可表示为^[15]:

$$f(L_t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{L,t}} e^{-\frac{(L_t - \tilde{L}_t)^2}{2\sigma_{L,t}^2}} \quad (7)$$

式中, $\tilde{L}_t$ 和 $\sigma_{L,t}$ 分别为 t 时段负荷的预测值和方差。

其次,从用户自主行为上来看,电力用户的用电行为通常会受到电力价格和市场激励两种主要因素的影响,进而进行用电增减和转移。本文分别从价格型响应(price-based demand response, PDR)和激励型响应(incentive-based demand response, IDR)两个角度对用户用电不确定性进行刻画。

根据微观经济学理论,电价差异会引导用户参与 PDR 的用电行为。在分时(time-of-use, TOU)电价

环境下,可用负荷的需求价格弹性矩阵^[20]来描述可转移负荷用户的响应行为,如下:

$$\begin{bmatrix} \frac{\Delta L_t}{L_t^0} & \dots & \frac{\Delta L_T}{L_T^0} \end{bmatrix}^T = \mathbf{E}_p \begin{bmatrix} \frac{\Delta p_t}{p_t^0} & \dots & \frac{\Delta p_T}{p_T^0} \end{bmatrix}^T \quad (8)$$

式中, L_t^0 和 p_t^0 分别为 PDR 前的负荷预测值与初始电价; ΔL_t 与 Δp_t 表示用户参与 PDR 之后负荷与 TOU 电价的变化值; $\mathbf{E}_p$ 为价格弹性矩阵, 其为方阵, 对角元素 e_{ii} 表示自弹性系数, 值为非负; 非对角元素 e_{ij} 表示互弹性系数, 值为非正。

IDR 通常以合同的形式通过经济激励政策使电力用户在系统可靠性受到影响或负荷峰值较高时进行负荷削减, 用户服从系统发出调度指令进行用电行为的调整。用户参与 IDR 的行为会使得实际负荷曲线偏离预期, 分阶段补偿式的 IDR 模型通常可表示如下^[21]:

$$\Delta L_{IL,t} = \sum_{i=1}^{N_{IL}} \sum_{j=1}^J \Delta L_{i,t}^j \quad (9)$$

$$0 \leq \Delta L_{i,t}^j \leq \Delta D_i^j \quad (10)$$

式中, $\Delta L_{IL,t}$ 为 t 时段实际参与 IDR 的用户响应总量; $\Delta L_{i,t}^j$ 为参与 IDR 的用户 i 在 t 时段在 j 阶段的响应量; ΔD_i^j 为用户 i 在 j 阶段的响应量上限; J 为阶段数。

2 考虑不确定性的低碳鲁棒优化模型

2.1 确定性模型

2.1.1 目标函数

为兼顾经济效益和环境效益, 本文构建以系统的总运行成本和碳排放成本最小为目标函数:

$$\min F_{\text{grid}} = \sum_{t=1}^T \left\{ C_{G,t} + C_{W,t} + C_{pv,t} + C_{IDR,t} \right\} + C_{\text{carbon}} \quad (11)$$

式中, $C_{G,t}$ 、 $C_{W,t}$ 、 $C_{pv,t}$ 、 $C_{IDR,t}$ 、 C_{carbon} 分别为 t 时段的火电机组成本、风电机组成本、光伏发电成本、IDR 调度成本、碳排放成本。

火电机组的成本包含两部分, 分别是机组的运行成本和启停成本。机组出力成本一般可用二次函数表示, 机组的启停成本系数通常为常数。火电机组成本可表示为:

$$C_{G,t} = C_{G,t}^{\text{OM}} + C_{G,t}^{\text{S}} \quad (12)$$

$$C_{G,t}^{\text{OM}} = \sum_{i=1}^{N_G} a^i (P_{G,t}^i)^2 + b^i P_{G,t}^i + c^i \quad (13)$$

$$C_{G,t}^{\text{S}} = \sum_{i=1}^{N_G} \tau^i \left[U_{t-1}^i (1 - U_t^i) + U_t^i (1 - U_{t-1}^i) \right] \quad (14)$$

式中, $C_{G,t}^{\text{OM}}$ 和 $C_{G,t}^{\text{S}}$ 分别为火电机组在 t 时段的运行成本和启停成本; a^i 、 b^i 和 c^i 为机组的发电成本系数; $P_{G,t}^i$ 表示机组 i 在 t 时段的出力; U_t^i 表示机组在 t 时段的开停机状态变量; N_G 为火电机组数量; τ^i 为机组启停成本系数。

风电和光伏机组的发电不存在燃料成本, 然而实际电网中, 无论是光伏电站还是风电场大都属于独立的发电集团所有, 则电网与发电集团之间将制定合同协议形成一定的成本价格^[22], 其表达式如下所示:

$$C_{W,t} = \kappa_W P_{W,t} \quad (15)$$

$$C_{pv,t} = \kappa_{pv} P_{pv,t} \quad (16)$$

式中, κ_W 和 κ_{pv} 分别表示风电和光伏机组单位发电成本系数; $P_{W,t}$ 和 $P_{pv,t}$ 分别表示风电和光伏在 t 时段的实际出力。

用户分阶段 IDR 示意图如图 2 所示, 其调度成本可表示为:

$$C_{IDR,t} = \sum_{i=1}^{N_{IL}} \sum_{j=1}^J r^j u_{i,t}^j \Delta L_{i,t}^j \quad (17)$$

式中, r^j 为用户进行 IDR 在第 j 阶段的响应收益, 对于系统来说则视为调度成本; $u_{i,t}^j$ 为 t 时段内用户 i 在 j 阶段的响应状态。根据图 2 可知, $u_{i,t}^j$ 与 $\Delta L_{i,t}^j$ 应满足如下关系:

$$u_{i,t}^j \Delta D_i^j \leq \Delta L_{i,t}^j \leq u_{i,t}^{j-1} \Delta D_i^j, \quad j \in J \quad (18)$$

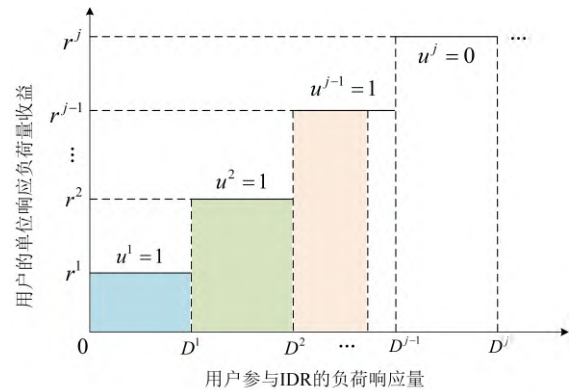


图 2 用户分阶段 IDR 示意图

Fig. 2 Progressive model of incentive demand response

本文的碳排放成本主要考虑发电机组参与碳排放权交易所产生的碳交易成本, 然而目前碳排放配额分配的时间尺度为年度, 碳市场交易的时间尺度为季度。本文为了研究碳交易对电力调度的

影响, 设定碳排放配额分配与碳交易的时间尺度为日, 碳交易价格视为季度交易价格。对于机组碳排放配额的计算常有历史法和基准线法两种方法。本文采用基准线法计算碳排放机组的配额, 近似认为系统的碳排放配额与机组的出力成正比^[23]。系统碳排放配额可表示为:

$$E_L = \varepsilon \sum_{t=1}^T (\sum_{i=1}^{N_G} P_{G,t}^i + P_{W,t} + P_{pv,t}) \quad (19)$$

式中, E_L 为一个调度周期内总的碳排放配额, 即碳排放的目标值; ε 为系统碳排放的单位电量配额系数。

由于电力系统的碳排放成本主要来源于火电机组, 因此电力系统一个调度周期内的实际碳排放量可表示为:

$$E_p = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_G} \delta_i P_{G,t}^i \quad (20)$$

式中, E_p 表示调度周期内总的实际碳排放量, δ_i 为火电机组 i 的碳排放系数。

由此可以得到碳排放成本模型如下:

$$C_{\text{carbon}} = \eta(E_p - E_L) \quad (21)$$

式中, η 为碳交易价格。值得注意的是, 当 $E_p < E_L$ 时, 系统拥有富余的碳排放额度, 此时可以在碳交易市场进行碳排放权的出售, 使系统获得一定的碳收益。

2.1.2 约束条件

(1) 功率平衡约束

不计线路功率损耗时, 系统应满足各机组出力值与经过 IDR 之后的负荷值相等。

$$\sum_{i=1}^{N_G} P_{G,t}^i + P_{W,t} + P_{pv,t} = L_t^0 - \Delta L_{IL,t} \quad (22)$$

(2) 火电机组约束

火电机组运行时应满足出力上下限约束、爬坡约束以及开停机的约束。

$$U_t^i \underline{P}_G^i \leq P_{G,t}^i \leq U_t^i \bar{P}_G^i \quad (23)$$

$$-R_{\text{dn}}^i \Delta t \leq P_{G,t}^i - P_{G,t-1}^i \leq R_{\text{up}}^i \Delta t \quad (24)$$

$$\begin{cases} T_{\text{off}}^i (U_{t-1}^i - U_t^i) \leq \sum_{k=t}^{t-1+T_{\text{off}}^i} (1 - U_k^i) \\ T_{\text{on}}^i (U_t^i - U_{t-1}^i) \leq \sum_{k=t}^{t-1+T_{\text{on}}^i} U_k^i \end{cases} \quad (25)$$

式(23)-(25)分别表示火电机组出力约束、爬坡约束以及启停约束。式(23)中, $\underline{P}_G^i$ 和 $\bar{P}_G^i$ 分别表示火电机组 i 的出力下限与上限。式(24)中, R_{dn}^i 和 R_{up}^i 分别表示机组 i 向上、向下爬坡速率。式(25)中, T_{on}^i 和 T_{off}^i 分别表示机组 i 的最小启停时间。

(3) 可再生能源出力约束

$$0 \leq P_{W,t} \leq P_{W,t}^{\text{pre}} \quad (26)$$

$$0 \leq P_{pv,t} \leq P_{pv,t}^{\text{pre}} \quad (27)$$

(4) IDR 负荷约束

参与 IDR 的负荷可视为“虚拟机组”进行出力调度, 考虑到用户参与 IDR 应满足自身最低用电需求, 同时为减轻用户生活生产的用电安排压力, 则 IDR 负荷应满足如下约束:

$$\sum_{t=1}^T u_{i,t}^j \leq M_j \quad (28)$$

$$\sum_{k=t}^{t-1+I_i} u_{i,k}^1 \leq (u_{i,t}^1 - u_{i,t-1}^1) I_i \quad (29)$$

$$0 \leq \Delta L_{IL,t} \leq \Delta L_{IL,t}^{\text{max}} \quad (30)$$

式(28)为累计中断总时长约束, 式中, M_j 表示第 j 阶段的日内累计中断总时长上限。式(29)为中断持续时长约束, 式中, I_i 表示用户 i 的中断持续时长上限。式(30)为负荷削减上限约束, 式中, $\Delta L_{IL,t}^{\text{max}}$ 表示 t 时段内用户最大响应量。

(5) 潮流约束

本文采用直流潮流约束, 利用转移因子来描述潮流分布。

$$|\mathbf{SF} \cdot \mathbf{P}^{\text{inj}}| \leq \mathbf{P}_L^{\text{max}} \quad (31)$$

式中, $\mathbf{SF}$ 为转移因子分布矩阵; $\mathbf{P}^{\text{inj}}$ 为节点注入功率矩阵, 对于电源所在节点其为正值, 对于负荷所在节点其为负值; $\mathbf{P}_L^{\text{max}}$ 为线路功率传输上限。

2.2 基于置信间隙决策法的鲁棒优化模型

上述的确定性优化模型是基于源侧出力和负荷需求被准确预测, 没有考虑到源侧可再生能源出力的不确定性以及负荷预测偏差的不确定性, 不符合实际电网的运行情况, 因此对确定性模型的优化计算结果难以满足电网安全低碳经济运行要求。

为了应对优化问题中的不确定因素, 鲁棒优化作为一种常用的手段, 它主要通过构建不确定集来

对不确定变量进行描述。由于鲁棒优化决策针对不确定变量的最劣实现情况,其结果可能出现过于保守的解^[24]。信息间隙决策理论(information gap decision theory, IGDT)提供了一种更好的思路去平衡结果的鲁棒性与风险性^[25],然而该模型只关注于不确定变量的边界情况,由于采用了对称的不确定集,忽视了不确定变量波动时的概率特征,当不确定变量的概率分布为非对称分布时,可能会与实际情况相悖。如图 3(a)所示,当不确定区间对称时,对于不对称的概率密度,不确定变量上下波动的概率不均等。若要解决以上问题,应保证不确定变量上下波动边界的概率水平一致,如图 3(b)所示。

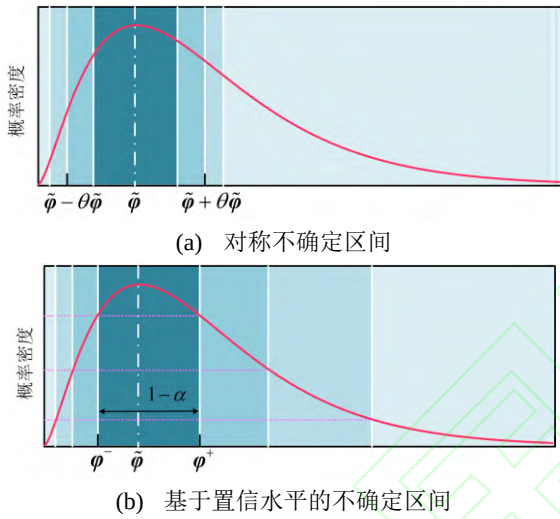


图 3 非对称概率分布下的不确定区间

Fig. 3 Uncertainty interval under asymmetric probability distribution

基于上述分析,本文采用置信间隙决策(confidence gap decision, CGD)模型^[26]对风险规避策略型 IGDT 模型进行改进。引入机会约束对不确定变量的置信水平进行描述,则原问题可转化为求得不确定参数波动的极限置信水平,使得最劣情况下目标函数仍能满足确定性模型的期望优化成本。该模型的数学表达如下:

$$\begin{aligned}
 & \max_{\mathbf{X}} 1 - \alpha \\
 & \text{s.t. } \mathbb{P}(\varphi^-(\tilde{\varphi}, \alpha) \leq \varphi \leq \varphi^+(\tilde{\varphi}, \alpha)) = 1 - \alpha \\
 & \quad \mathbb{P}(f(\mathbf{X}, \varphi) \leq f_0) \geq 1 - \beta \\
 & \quad g(\mathbf{X}, \varphi) = 0; h(\mathbf{X}, \varphi) \leq 0 \\
 & \quad \varphi \in U(\tilde{\varphi}, \alpha) = \{\varphi^-(\tilde{\varphi}, \alpha) \leq \varphi \leq \varphi^+(\tilde{\varphi}, \alpha)\} \\
 & \quad \alpha, \beta \in [0, 1]
 \end{aligned} \quad (32)$$

式中, $1 - \alpha$ 为不确定度,即不确定变量的置信水平; $1 - \beta$ 为目标函数满足不高于期望值的置信水平; $\mathbb{P}(\cdot)$ 为求概率符号; $U(\tilde{\varphi}, \alpha)$ 为不确定变量的置信不确定区间; φ^+ 和 φ^- 分别为置信水平为 $1 - \alpha$ 时不确

定变量的上下界。

结合前面所构建的确定性模型,不难求得预期成本 F_0 , 在此基础上采用 CGD 方法构建考虑源荷不确定性的低碳鲁棒优化模型如下:

$$\begin{aligned}
 & \max_{\mathbf{X}} 1 - \alpha \\
 & \text{s.t. } \mathbb{P}(F_{\text{grid}}(\mathbf{X}, P_{W,t}^{\text{pre}}, P_{pv,t}^{\text{pre}}, L_t) \leq F_0) \geq 1 - \beta \\
 & \quad P_{W,t}^{\text{pre}} \in U(\tilde{P}_{W,t}^{\text{pre}}, \alpha) \\
 & \quad P_{pv,t}^{\text{pre}} \in U(\tilde{P}_{pv,t}^{\text{pre}}, \alpha) \\
 & \quad L_t \in U(\tilde{L}_t, \alpha) \\
 & \quad \alpha, \beta \in [0, 1] \\
 & \text{式(22)—(31)}
 \end{aligned} \quad (33)$$

3 基于事件驱动的用户低碳响应模型

随着新型电力系统的发展,用户逐渐从电力商品被动受用方转变为互动者和协调者,在实现最优电量匹配以及助力绿色低碳目标中将会扮演着更重要的角色。而随着电力用户需求层次的提升和角色的转变,用户将能够接受来自发电商、电网或市场等诸多领域的共享信息,主动参与电网运行与调控。

为了充分发掘用户侧降碳潜力,提升电网源荷互动深度与灵活性,本文基于事件驱动机制^[27],提出考虑用户低碳用能行为的用户响应策略,其原理如图 4 所示。通过对事件驱动判据的判定,驱动决策主体从当前状态向下一状态进行转移,决策主体根据其目标进行决策动作的制定,并且在转移过程中产生一定的收益或成本,最终通过全状态下的最优动作组合实现决策目标。

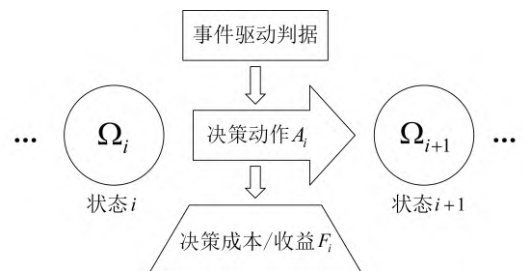


图 4 基于事件驱动的决定机制

Fig. 4 Event-driven based decision mechanism

在该策略中,用户可根据当前时刻系统碳排放量进行低碳响应。首先定义用户在 t 时段的状态特征为一个三元组:

$$\Omega_t = [E_{p,t}, p_t, L_t] \quad (34)$$

式中, $E_{p,t}$ 、 p_t 、 L_t 分别代表 t 时段的系统碳排放、响应价格与负荷需求。

根据系统层面的优化结果,可定义碳排放超额事件:当碳排放超出一定阈值时事件触发,当事件发生时,用户的 PDR 响应价格在电价的基础上按一定比例升高。事件的驱动判据条件如下:

$$E_{p,t} \geq E_{\text{threshold}} \quad (35)$$

式中, $E_{\text{threshold}}$ 表示事件触发的阈值。

用户通过参与 PDR 响应一方面可以降低峰谷差,生成合理的电价方案,另一方面可以充分发挥用户侧的调节灵活性,提升可再生能源的利用率,降低碳排放。根据经济学理论,由于电力具有商品属性,用户在进行电力消费时会因用电习惯和用电量的不同而产生不同的满意程度,即用电效用。因此,用户在进行用电决策时,除了要考虑到自身用电成本,还应考虑到自身的用电效用,其目标函数可以表示为:

$$\min F_{\text{user}} = \sum_{t=1}^T \left\{ (L'_t + \Delta L_t)(p_t + A_t p_{\text{CO}_2,t}) - [I(L'_t + \Delta L_t) - I(L'_t)] \right\} \quad (36)$$

式中, L'_t 为经过 IDR 之后 t 时段的负荷值; ΔL_t 为 t 时段用户参与 PDR 的负荷量; $p_t = p_t^0 + \Delta p_t$ 表示采用 TOU 电价之后 t 时段的电价; A_t 为状态变量,表示发生碳排放超额事件时用户的响应行为; $p_{\text{CO}_2,t}$ 为发生碳排放超额事件时的用户额外响应价格,其表达式如式(37)所示; $I(\cdot)$ 表示用户的用电效用函数,它描述了用户对与不同用电量的满意程度^[28],其表达式如式(38)所示。

$$p_{\text{CO}_2,t} = \frac{E_{p,t} - E_{\text{threshold}}}{E_{\text{threshold}}} \cdot q \cdot p_t \quad (37)$$

$$I(L_t) = \begin{cases} \gamma L_t - \zeta L_t^2, & L_t \leq \frac{\gamma}{2\zeta} \\ \frac{\gamma^2}{2\zeta}, & L_t \geq \frac{\gamma}{2\zeta} \end{cases} \quad (38)$$

上式中, q 为加权系数; γ 和 ζ 分别为效用函数的系数; L_t 表示用户的用电需求。

基于事件驱动的低碳响应模型其优势在于,利用预定义的“事件”作为用户决策状态转移的判定依据,既能够直观反映用户对源侧碳排放的低碳响应行为,实现源荷地碳目标的协同,又能够针对用户数量多,用户侧不确定性加剧的情况,实现对用户用能行为的统一引导。该模型应考虑到如下约束条件:

1) 电量平衡约束:用户参与 PDR 需要满足电量平衡约束,以保证调度周期内的用电总量维持不

变:

$$\sum_{t=1}^T \Delta L_t = 0 \quad (39)$$

2) 用户响应量约束:由于用户响应量应维持在一定的幅度内,因此存在响应量上限的约束:

$$-\Delta L_m \leq \Delta L_t \leq \Delta L_m \quad (40)$$

式中, ΔL_m 为用户响应量的调整上限。

3) 用户满意度约束:用户参与 PDR 应该考虑到用户的用电方式满意度和用电支出满意度约束^[29]:

$$S^u = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T |\Delta L_t|}{\sum_{t=1}^T L'_t} \geq S_{\min}^u \quad (41)$$

$$S^p = 1 + \frac{\sum_{t=1}^T (p_t L_t - p_t^0 L'_t)}{\sum_{t=1}^T p_t^0 L'_t} \geq S_{\min}^p \quad (42)$$

式中, S^u 和 S^p 分别代表用户的用电方式满意度和用电支出满意度; $S_{\min}^u$ 为用电方式满意度最小值; $S_{\min}^p$ 为用电支出满意度最小值; p_t 为用户进行 PDR 后 t 时段的电价; L_t 为用户进行 PDR 后 t 时段的负荷值。

4) 电价拉开比约束:TOU 电价一般是在平均电价的基础上进行调整实现的,若平均电价即平时段电价为 p_f ,则峰谷电价可表示为如下:

$$\begin{cases} p_p = p_f (1 + \mu) \\ p_v = p_f (1 - \omega) \end{cases} \quad (43)$$

式中, μ 和 ω 分别为平均电价上调幅度和下调幅度; p_p 和 p_v 分别代表峰时段电价和谷时段电价。由此可得到拉开比 ϕ 的表达式:

$$\phi = \frac{\mu}{\omega} \leq \phi_{\max} \quad (44)$$

拉开比取值应小于一定的上限值 $\phi_{\max}$,在定价策略中可通过调整拉开比实现电价方案的优选,从而满足优化目标。

4 模型求解

4.1 模型的不确定性转化

由式(34)可以看出,该优化模型的约束条件中含有机会约束,为典型的机会约束规划问题,对于该类问题通常无法直接进行求解,需要对机会约束进行数学变换。根据不确定变量计算法则^[30],具体公式推导见附录 A。

4.2 求解流程

本文先后构建了系统层的考虑不确定性的低碳鲁棒优化模型以及用户层基于事件驱动机制的低碳响应模型,为日前-日内时间尺度的双阶段模型。在日前阶段,系统层通过优化调度计算,得到一定置信水平下的系统各时段的碳排放曲线;在日内阶段,用户层根据日前调度的碳排放结果,结合事件驱动机制进行实时的价格响应,更新用户的负荷曲线。对于系统层模型,考虑到原问题存在不确定变量的置信水平约束等非线性约束,同时决策变量中包含 0-1 变量和连续变量,难以使用求解器直接进行求解,因此本文采用基于矩阵实数编码的遗传算法^[31]对系统层模型进行寻优求解。分析用户层模型可知其为一个典型的混合整数二次规划(mixed integer quadratic programming, MIQP)问题,可直接采用 CPLEX 求解器进行求解。本文模型求解流程见附录 B。

5 算例分析

5.1 算例说明

本文采用改进的 IEEE-39 节点系统进行验证分析,如附图 C1 所示。风光荷预测曲线如附图 C2 所示。机组参数见附表 C1,峰谷平时段划分见附表 C2,碳配额系数与碳交易价格参考文献[29],其余参数见附表 C3。遗传算法初始种群数取 50,遗传代数取 200,交叉变异概率参考文献[31]。调度周期为 24h,步长为 1h。模型基于 MATLAB 软件并调用 YALMIP 优化算法包和 CPLEX 求解器进行求解。

为了验证本文所提出的模型的有效性,本文设置了 5 个运行场景进行对比,场景设置情况如附表 C4 所示。

5.2 算例结果分析

5.2.1 确定性模型调度结果

设置场景 1 为基础场景,该场景下假设不考虑用户参与低碳响应且默认风光荷预测为准确结果,图 5 为确定性模型下火电机组、可再生能源机组以及用户参与 IDR 的出力结果,此时总成本为 $F_0=1255.6$ 万元,实际碳排放值为

$$E_p = 22092.9 \text{ t}。$$

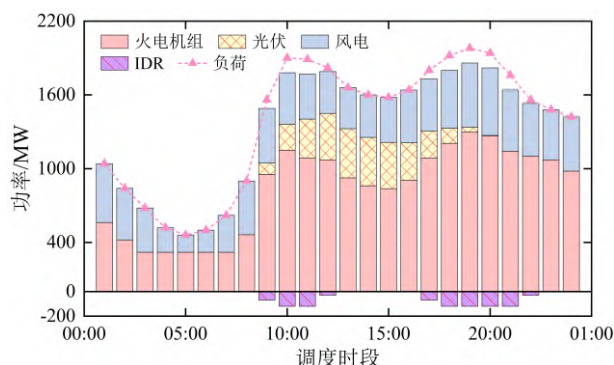


图 5 确定性模型调度结果

Fig. 5 Dispatching results of deterministic model

由图 5 可以看出,整个调度周期内火电机组出力占比较高,夜间负荷较低,主要由火电机组和风电机组进行供电,白天时段负荷较高,由火电机组、风电和光伏同时供电。用户在两个用电峰值期间进行 IDR,有效降低了峰谷差,由于诸时段内火电机组出力较高,用户通过 IDR 抑制了一定量的机组碳排放。然而该模型未考虑源荷不确定因素,无法体现不确定性因素对调度结果的影响。

改变碳交易价格,可以得到如图 6 所示的不同价格水平下的调度结果。由图 6 可知,随着碳交易的价格升高,系统的碳排放量呈总体下降的趋势,说明对系统的碳排放起到了限制作用。且可以看出,系统在不同的价格区间内的碳排放下降程度不同,这是由于碳交易价格的变动改变了系统的机组出力结构,当系统的边际出力机组为高碳排的火电机组时,系统的碳排放量对价格的敏感度较高。此外还可以看出,系统的总成本随着碳交易价格呈先上升后下降的趋势,这是由于当价格小于 80 元/t 时,系统的实际碳排放高于目标值,系统需要对超出目标值的部分进行碳排放权的购买,碳交易成本不断升高,而当价格高于 80 元/t 时,实际排放低于目标值,系统可以通过在碳交易市场中售卖碳排放权获利。

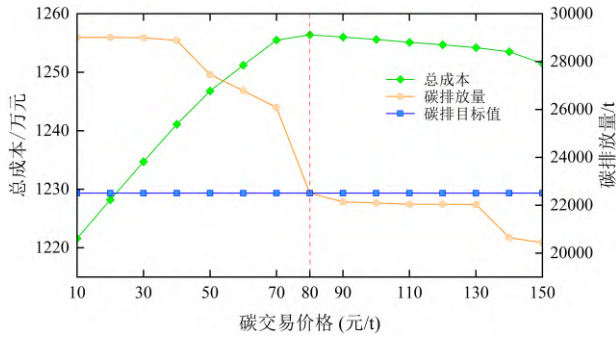


图6 碳交易价格对调度结果的影响

Fig. 6 Influence of carbon trading price on dispatching results

5.2.2 不确定性对系统运行的影响

在电网实际运行中应考虑到不确定因素对于系统调度以及碳排放的影响，并将其作为制定决策的重要考量。在考虑风光荷预测的不确定性的情况下，设置目标显著性水平在 0.05~0.25 范围内变化，基于确定性模型的结果对 CGD 模型进行求解，可以得到如表 1 所示的结果。

表 1 不同目标显著性水平的求解结果

Tab.1 The optimal solutions under different β

β	总成本/万元	碳排放量/t	$1-\alpha$
0.05	1229.1	14870.9	0.9595
0.15	1230.7	15275.8	0.8665
0.25	1233.1	16239.4	0.7677

从表 1 的结果可以看出，显著性水平 β 与系统总成本和碳排放量呈正相关，这是由于当 β 值越大时，模型中的机会约束的置信水平越低，模型的鲁棒性越弱，因而导致总成本优于期望值的程度越小，碳排放量越高。相反地，不确定变量的置信水平 $1-\alpha$ 与总成本和碳排放量呈负相关，这是因为在基于风险规避策略的鲁棒优化模型中，决策者认为不确定因素将对系统的总成本和碳排放量产生积极的影响，负荷不确定性对调度目标所带来的负面影响，小于可再生能源不确定性所可能获得的正面收益，因此系统的总成本降低，碳排放量减少。

场景 2 中取 β 为 0.15，可以得到如图 7 所示的调度结果。对比图 5 和图 7 可以看出，相对于场景 1 确定性模型下的调度结果，风险规避策略提升了可再生能源的消纳，改变了用户参与 IDR 的方式，限制了火电机组的出力，降低了系统运行的总成本与碳排放量，体现出了较好的鲁棒性。

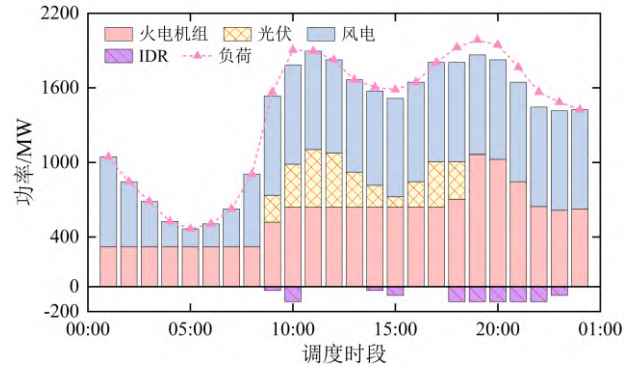


图7 风险规避策略调度结果

Fig. 7 Dispatching results of risk-averse strategy

5.2.3 用户响应效果分析

场景 3 为在场景 2 的基础上考虑用户参与低碳响应，设置事件触发阈值为 700t，参与价格响应的用户数占比为 50%，TOU 电价拉开比上限为 4:1，初始电价为 1 元/kWh，通过计算可以得到峰平谷电价分别为 1.3184 元/kWh, 0.9646 元/kWh, 0.8162 元/kWh，图 8 为不同场景下的负荷曲线图，附表 C5 给出了不同场景下的负荷峰谷差与碳排放量。

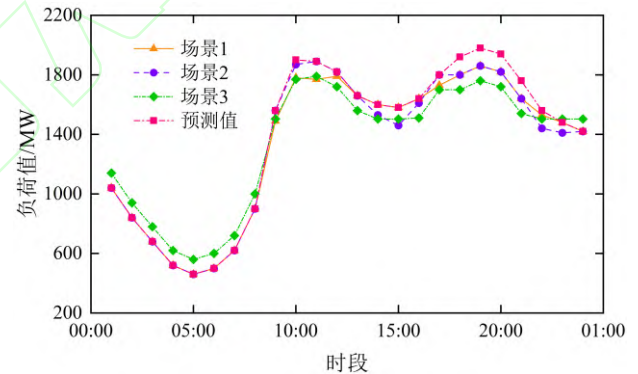


图8 不同场景下的负荷曲线

Fig. 8 Load curve under different scenarios

分析图 8 和附表 C5 可以看出，相对于场景 4，场景 1 和场景 2 中用户通过参与 IDR 在一定程度上降低了峰值时段的负荷值，使峰谷差分别降低了 120MW 和 90MW，且对碳排放分别削减 1052.2t 和 7856.3t，然而在负荷低谷时段曲线基本与预测值重合，在削峰填谷和对碳排放的抑制等方面作用有限，未能充分发挥用户侧的响应潜力。场景 3 中通过设置 TOU 电价引导用户进行有效响应，在一定约束条件下通过在谷时段增加用电负荷，在峰时段削减负荷，更好地起到了削峰填谷的效果，相对于场景 2 使得峰谷差进一步降低 200MW，同时降低碳排放量 1698.5t，既满

足了用户的需求,又改善了负荷特性,提升了夜间风电的消纳,减少了负荷高峰期的高碳排放机组出力,进一步实现了降低碳排放的目标。

为验证本文所提出的基于事件驱动的低碳响应模型的效果,设置了场景 5,该场景下用户只进行 PDR 响应但不考虑低碳事件驱动,并将响应结果带入到系统层模型进行计算分析,对用户层响应的降碳效益进行后评估。图 9 分别给出了场景 2、场景 3 和场景 5 三种情形下的各时段的碳排放情况对比。从图中可以看出,场景 5 相对于场景 2 考虑了用户基于 TOU 电价的响应行为,因此在场景 5 中多时段的碳排放相对于场景 2 都有削减,这是由于 TOU 电价引导用户将用电需求从峰时段向谷时段平移,增加了谷时段的弃风消纳,削减了峰时段的火电机组出力,从而使得碳排放得到削减。对比场景 5 和场景 3 的结果可以看出,当不考虑事件驱动时,在 21:00-23:00 系统的碳排放仍处于较高的水平,而在考虑事件驱动后,该时段内的系统碳排放得到削减。通过计算可以得到,场景 5 不考虑事件驱动时系统总的碳排放量为 14021.7t,对比附表 C5 可知场景 3 的碳排放量相较于场景 5 进一步降低 431.4t。

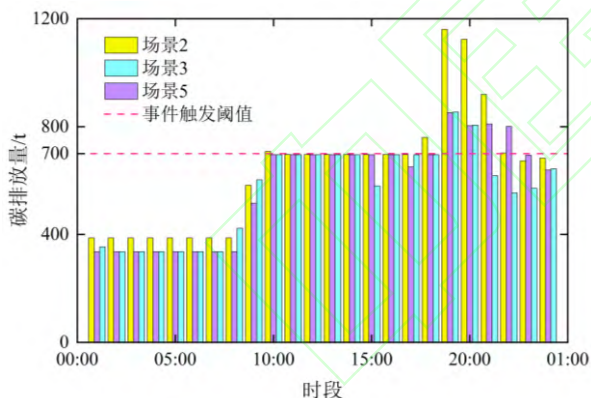


图 9 不同场景下的碳排放量

Fig. 9 Carbon emissions under different scenarios

由于用户行为受到价格引导,如何选取适当的价格参数与事件触发阈值成为制定价格策略的关键。附图 C3 给出了拉开比与事件触发阈值对系统碳排放的影响的评估结果,附图 C4 为场景 3 下改变拉开比所得到的日内碳排放量对比,附图 C5 基于场景 3 给出了拉开比对用户目标的影响结果。

由附图 C3 可知,当事件触发阈值过小时,用户对碳排放削减的能力较差,这是因为过小的

阈值使得碳排放超额事件触发过于频繁,即使是在负荷低谷期间也会触发事件,导致峰谷电价差无法进一步拉开,抑制了负荷平移能力,从而限制了用户的降碳能力。此外从图中可以看出,当拉开比增大时将导致碳排放量升高的现象,通过观察附图 C4 可以看出,随着拉开比的增大,平时段 13:00-16:00、22:00-24:00 的碳排放量不断增加,峰时段 17:00-21:00 碳排放量不断减少;当拉开比大于 1:1 时,平时段增加的碳排放量高于峰时段减少的碳排放量,且增加的碳排量逐渐大于减少的碳排量,因此导致了拉开比较大时总碳排放量呈上升的趋势。

对于附图 C3 从总体上看可以发现,若以碳排放量削减为优化目标,则应在拉开比等于 1:1 的附近取值,然而在实际运行中最优结果的拉开比并未取到其附近值,这是由于用户进行响应时考虑到了自身的响应成本和用电效用。从附图 C5 可以看出,用户成本在拉开比为 1.5:1 时取到最大值,用户的效用在拉开比为 2:1 时取到最大值。当拉开比为 1:1 时,用户的响应成本较低但响应的效用值不高,不符合用户的消费需求。选择合适的拉开比应同时兼顾到碳排放量,用户成本以及用户效用。当拉开比取 2~2.5 之间时,此时用户效用较高,成本较低,而碳排放量仍处在一个可接受的水平,因此可将之作为拉开比选择的目标区间。

6 结论

本文着眼于电力系统中不确定因素对碳平衡路径带来的影响,提出了考虑不确定性的低碳鲁棒优化模型和基于事件驱动的用户低碳响应模型,通过算例分析可得出如下结论:

1)碳交易机制可有效限制系统碳排放量,当碳交易价格升高时,系统的碳排放量得到削减,但是相应的成本也会发生变化。当碳交易价格低于 80 元/t 时,随着碳交易价格上升,碳排放量的削减效果明显,但总成本会上升;当碳交易价格高于 80 元/t 时,碳排放量的削减效果减弱,总成本下降。因此,为兼顾系统运行的经济性和碳排放量削减效果,需根据实际碳交易价格建立合理的碳排放目标值。

2)本文构建的考虑不确定性的低碳鲁棒优化模型,可更好地体现源荷不确定性在概率分布上的不对称特点,有效地量化了不同置信水平下目

标成本满足期望成本的不确定度,当不确定度值越高,即不确定变量的置信水平越高,由源荷不确定性所带来的降碳效益越可观,系统碳排放量越低。

3)本文构建的基于事件驱动的用户低碳响应模型,基于日前调度的碳排放结果,结合 TOU 电价制定日内响应的价格机制,实现对用户行为的低碳引导。相对于日前调度结果,不仅可有效降低负荷曲线的峰谷差 200MW,改善负荷特性,而且相对于常规的 PDR 方法能进一步降低系统碳排放 431.4t,发挥用户侧的降碳潜力。通过对模型进行测试得出,选择合适的事件触发阈值和电价拉开比区间既能够实现碳排放削减,又能保证用户具有一定的用电效用和较低的用电成本。

随着碳市场的发展,免费碳配额将进一步紧缩,更加市场化的有偿配额将逐步引入,电价与碳价的耦合程度将更加紧密,发电侧的碳减排成本将进一步增大,用户侧的碳减排责任分摊将更加受到重视。未来的研究重点将聚焦于有偿碳配额制下的低碳经济调度策略以及引导用户进行碳排放责任分摊的价格响应机制。

参考文献

- [1] Yuechuan Tao, Jing Qiu, Shuying Lai, et al. Carbon-Oriented Electricity Network Planning and Transformation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(2): 1034-1048.
- [2] 碳排放权交易管理办法(试行)[J]. 中华人民共和国国务院公报, 2021, 1(7): 46-50.
Management Measures for Carbon Emissions Trading (Trial) [J]. Bulletin of the State Council of the people's Republic of China, 2021, 1(7): 46-50.
- [3] 崔杨, 曾鹏, 仲悟之, 等. 考虑阶梯式碳交易的电-气-热综合能源系统低碳经济调度[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(3): 10-17.
CUI Yang, ZENG Peng, ZHONG Wuzhi, et al. Low-carbon economic dispatch of electricity-gas-heat integrated energy system based on ladder-type carbon trading[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(3): 10-17.
- [4] Rui Ma, Kai Li, Xuan Li, et al. Economic and low-carbon day-ahead Pareto-optimal scheduling for wind farm integrated power systems with demand response[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2015, 3(3): 393-401.
- [5] 崔杨, 周慧娟, 仲悟之, 等. 考虑源荷两侧不确定性的含风电电力系统低碳调度[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(11): 85-93.
CUI Yang, ZHOU Huijuan, ZHONG Wuzhi, et al. Low-carbon scheduling of power system with wind power considering uncertainty of both source and load sides[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(11): 85-93.
- [6] 王振浩, 许京剑, 田春光, 等. 计及碳交易成本的含风电电力系统热电联合调度[J]. 太阳能学报, 2020, 41(12): 245-253.
WANG Zhenhao, XU Jingjian, TIAN Chunguang, et al. Combined Heat and Power Scheduling Strategy Considering Carbon Trading Cost in Wind Power System[J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2020, 41(12): 245-253.
- [7] 崔杨, 曾鹏, 惠鑫欣, 等. 考虑碳捕集电厂综合灵活运行方式的低碳经济调度[J]. 电网技术, 2021, 45(5): 1877-1886.
CUI Yang, ZENG Peng, HUI Xinxin, et al. Low-carbon Economic Dispatch Considering The Integrated Flexible Operation Mode of Carbon Capture Power Plant[J]. Power System Technology, 2021, 45(5): 1877-1886.
- [8] Fei Yu, Xiaodong Chu, Donglei Sun, et al. Low-carbon economic dispatch strategy for renewable integrated power system incorporating carbon capture and storage technology[J]. Energy Reports, 2022, 8: 251-258.
- [9] 魏震波, 魏平桢, 郭毅, 等. 考虑需求侧管理和碳交易的电-气互联网络分散式低碳经济调度[J]. 高电压技术, 2021, 47(1): 33-47.
WEI Zhenbo, WEI Ping'an, GUO Yi, et al. Decentralized Low-carbon Economic Dispatch of Electricity-gas Network in Consideration of Demand-side Management and Carbon Trading[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(1): 33-47.
- [10] 胡静哲, 王旭, 蒋传文, 等. 计及综合能源服务商参与的电力系统低碳经济调度[J]. 电网技术, 2020, 44(2): 514-522.
HU Jingzhe, WANG Xu, JIANG Chuanwen, et al. Low-carbon Economic Dispatch of Power System Considering Participation of Integrated Energy Service Providers[J]. Power System Technology, 2020, 44(2): 514-522.
- [11] 刘哲远, 邢海军, 程浩忠, 等. 考虑碳排放流及需求响应的综合能源系统双层优化调度[J/OL]. 高电压技术 : 1-11[2022-07-29]. DOI:10.13336/j.1003-6520.hve.20211780.
LIU Zheyuan, XING Haijun, CHENG Haozhong, et al. Bi-Level optimal scheduling of integrated energy system considering carbon emission flow and demand response[J]. High Voltage Engineering:

- 1-11[2022-07-29].
DOI:10.13336/j.1003-6520.hve.20211780.
- [12] 南斌, 董树锋, 唐坤杰, 等. 考虑需求响应和源荷不确定性的光储微电网储能优化配置[J/OL]. 电网技术: 1-12[2022-09-23]. DOI:10.13335/j.1000-3673.pst.2022.0798.
NAN Bin, DONG Shufeng, TANG Kunjie, et al. Optimal Configuration of Energy Storage in PV-storage Microgrid Considering Demand Response and Uncertainties in Source and Load[J/OL]. Power System Technology: 1-12[2022-09-23]. DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2022.0798.
- [13] F. Verástegui, Á. Lorca, D. E. Olivares, M. Negrete-Pincetic and P. Gazmuri, "An Adaptive Robust Optimization Model for Power Systems Planning With Operational Uncertainty," in IEEE Transactions on Power Systems, vol. 34, no. 6, pp. 4606-4616, Nov. 2019, doi: 10.1109/TPWRS.2019.2917854.
- [14] 仲悟之, 黄思宇, 崔杨, 等. 考虑源荷不确定性的风电-光热-碳捕集虚拟电厂协调优化调度[J]. 电网技术, 2020, 44(9): 3424-3432.
ZHONG Wuzhi, HUANG Siyu, CUI Yang, et al. W-S-C Capture Coordination in Virtual Power Plant Considering Source-load Uncertainty[J]. Power System Technology, 2020, 44(9): 3424-3432.
- [15] Liwei Ju, Qinliang Tan, Yan Lu, et al. A CVar-robust-based multi-objective optimization model and three-stage solution algorithm for a virtual power plant considering uncertainties and carbon emission allowances[J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2019, 107: 628-643.
- [16] Chunhua Peng, Huijuan Sun, Jianfeng Guo, et al. Dynamic economic dispatch for wind-thermal power system using a novel bi-population chaotic differential evolution algorithm[J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2012, 42(1): 119-26.
- [17] 赵俊华, 文福拴, 薛禹胜, 等. 计及电动汽车和风电出力不确定性的随机经济调度[J]. 电力系统自动化, 2010, 34(20): 22-29.
ZHAO Junhua, WEN Fushuan, XUE Yusheng, et al. Power System Stochastic Economic Dispatch Considering Uncertain Output from Plug-in Electric Vehicles and Wind Generators[J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(20): 22-29.
- [18] Liwei Ju, Zhongfu Tan, Jinyun Yuan, et al. A bi-level stochastic scheduling optimization model for a virtual power plant connected to a wind-photovoltaic-energy storage system considering the uncertainty and demand response[J]. Applied Energy, 2016, 171(1): 184-99.
- [19] Yan Xu, Zhaoyang Dong, Rui Zhang, et al. Multi-Timescale Coordinated Voltage/Var Control of High Renewable-Penetrated Distribution Systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(6): 4398-4408.
- [20] Kirschen D S, Strbac G, Cumperayot P, et al. Factoring the elasticity of demand in electricity prices[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2000, 15(2): 612-617.
- [21] 孙宇军, 王岩, 王蓓蓓, 等. 考虑需求响应不确定性的多时间尺度源荷互动决策方法[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(2): 106-113+159.
SUN Yujun, WANG Yan, WANG Beibei, et al. Multi-time Scale Decision Method for Source-Load Interaction Considering Demand Response Uncertainty[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(2): 106-113+159.
- [22] 周玮, 孙辉, 顾宏, 等. 计及风险备用约束的含风电场电力系统动态经济调度[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(1): 47-55+19.
ZHOU Wei, SUN Hui, GU Hong, et al. Dynamic Economic Dispatch of Wind Integrated Power Systems Based on Risk Reserve Constraints[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(1): 47-55+19.
- [23] 张晓辉, 闫柯柯, 卢志刚, 等. 基于碳交易的含风电系统低碳经济调度[J]. 电网技术, 2013, 37(10): 2697-2704.
ZHANG Xiaohui, YAN Keke, LU Zhigang, et al. Carbon Trading Based Low-Carbon Economic Dispatching for Power Grid Integrated With Wind Power System[J]. Power System Technology, 2013, 37(10): 2697-2704.
- [24] 于丹文, 杨明, 翟鹤峰, 等. 鲁棒优化在电力系统调度决策中的应用研究综述[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(7): 134-143+148.
YU Danwen, YANG Ming, ZHAI Hefeng, et al. An Overview of Robust Optimization Used for Power System Dispatch and Decision-making[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(7): 134-143+148.
- [25] Mirzaei M A, Sadeghi-Yazdankhah A, Mohammadi-Ivatloo B, et al. Integration of emerging resources in IGDT-based robust scheduling of combined power and natural gas systems considering flexible ramping products[J]. Energy, 2019, 189: 116195.
- [26] Chunhua Peng, Zhisheng Xiong, Yi Zhang, et al. Multi-objective robust optimization allocation for energy storage using a novel confidence gap decision method[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022, 138: 107902.
- [27] 贾庆山, 杨玉, 夏俐, 等. 基于事件的优化方法简介及

其在能源互联网中的应用[J]. 控制理论与应用, 2018, 35(1): 32-40.

JIA Qing-shan, YANG Yu, XIA Li, et al. A tutorial on event-based optimization with application in energy Internet[J]. Control Theory & Applications, 2018, 35(1): 32-40.

[28] Yunqi Wang, Jing Qiu, Yuechuan Tao, et al. Carbon-Oriented Operational Planning in Coupled Electricity and Emission Trading Markets[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(4): 3145-3157.

[29] 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 the Complementarity of Low-carbon Characteristics of Source Side and Load Side[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(14): 4799-4815.

[30] Baoding Liu. Uncertainty theory: a branch of mathematics for modeling human uncertainty[M]. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2010.

[31] 孙力勇, 张焰, 蒋传文. 基于矩阵实数编码遗传算法求解大规模机组组合问题[J]. 中国电机工程学报, 2006(2): 82-87.

SUN Li-yong, ZHANG Yan, JIANG Chuan-wen. A solution to the Unit Commitment Problem Based on Matrix Real-coded Genetic Algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2006(2): 82-87.

附录

链接: https://pan.baidu.com/s/1VCjeTlCTB0_jgRMiu_kgpA?pwd=o7vs 提取码: o7vs



廖望

廖望 (1997), 男, 博士研究生, 主要研究方向: 电力系统低碳优化调度, 分布式优化、鲁棒优化等; liao_wang@sjtu.edu.cn;

*通信作者: 刘东 (1968), 男, 长聘教授, 主要研究方向: 主动配电网、电网信息物理系统等; dongliu@sjtu.edu.cn。

Low-carbon Economic Dispatch of Power System Considering Source-load Uncertainties and Users Response Behavior

LIAO Wang¹, LIU Dong^{1*}, WU Yufeng¹, WENG Jiaming¹

(1. Key Laboratory of Control of Power Transmission and Conversion, Ministry of Education (Shanghai Jiao Tong University))

KEY WORDS: robust optimization; low-carbon economic dispatch; event driven; demand response

The increased uncertainties at both sides of the source and load have a huge impact on the operating state of the power system, and also increase the risk of balancing carbon emissions and carbon sinks on the path of carbon neutralization.

In order to deal with the uncertainties and realize the low-carbon operation of the power system, this paper constructs a low-carbon robust optimization model considering the uncertainty of day-ahead time scale, and a low-carbon response model based on the event driven mechanism of intraday time scale.

A system level robust optimization model considering uncertainty is established in the day-ahead stage, which is modeled using a novel confidence gap decision (CGD) theory. The model uses confidence intervals to constrain uncertain variables to improve the robustness of the optimization results. The uncertainty interval based on confidence level is shown in Fig. 1.

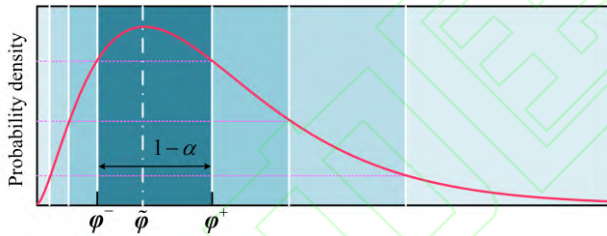


Fig. 1 Uncertainty interval under asymmetric probability distribution

Then a low carbon response model for users based on event driven mechanism is proposed. The carbon emission optimization results of the system level are introduced into the user level as the input of the event trigger criteria. If the criteria are met, the low carbon energy consumption behavior of users will be guided at a higher price. Carbon emission excess event is defined as: the event is triggered when the carbon emission exceeds a certain threshold. The driving criteria of the event are as follow.

$$E_{p,t} \geq E_{\text{threshold}} \quad (1)$$

where $E_{\text{threshold}}$ is the carbon emission threshold of the triggered event.

Considering the uncertainty of wind power,

photovoltaic and load forecasting, the significance level of the objective function is set to vary between 0.05 and 0.25. The results shown in the following table can be obtained by solving the CGD model based on the results of the deterministic model.

Tab.1 The optimal solutions under different β			
β	Total cost/ 10^4 ¥	Carbon emissions/t	$1-\alpha$
0.05	1229.1	14870.9	0.9595
0.15	1230.7	15275.8	0.8665
0.25	1233.1	16239.4	0.7677

It can be seen from the results that the model proposed in this paper effectively quantifies the uncertainty that the objective cost meets the expected cost under different confidence levels. When the uncertainty value is higher, that is, the confidence level of the uncertainty variables are higher, the carbon reduction benefit brought by the source and load uncertainty is more significant, and the system carbon emissions are lower.

The following figure shows the assessment results of the impact of split ratio and event trigger threshold on the carbon emissions of the system. It can be concluded that selecting an appropriate event trigger threshold and electricity price pull ratio range can reduce carbon emissions.

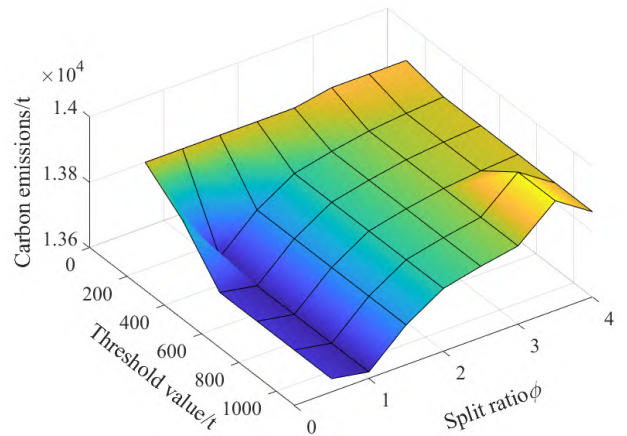


Fig. 2 Carbon emissions under different scenarios