

考虑决策依赖不确定性的光储充一体化电站优化运行策略

林宇豪¹, 杨军¹, 王弘利¹, 廖烽然², 贾乐刚², 韩涛²

(1. 武汉大学 电气与自动化学院, 武汉 430072;

2. 国网山东省电力公司烟台供电公司, 山东 烟台 264001)

摘要: 针对光储充一体化电站运营中, 价格决策与电动汽车充电负荷相互作用而产生的决策依赖不确定性, 提出了一种两阶段DDU-DRO(决策依赖不确定性-分布鲁棒优化)运行策略。首先, 建立以日利润最大化为目标的光储充一体化电站日前-日内两阶段决策模型。然后, 将充电价格对电动汽车负荷概率分布的影响纳入考量, 构建光伏出力及基于决策依赖的电动汽车负荷不确定集, 建立了DDU-DRO模型。最后, 利用对偶理论和S-lemma理论将问题转化为易于求解的形式, 提出一种两层迭代算法来求解模型, 其中外层迭代交替求解主问题和子问题以更新对偶顶点, 内层迭代通过交替优化策略将具有非线性约束的主问题凸化。算例分析表明, 与决策无关模型和传统鲁棒模型相比, 所提DDU-DRO策略在提升系统运营的经济性和鲁棒性方面均表现出显著的优越性。

关键词: 光储充一体化电站; 决策依赖不确定性; 分布鲁棒优化; 对偶理论; S-lemma理论; 交替优化策略

DOI: 10.19585/j.zjdl.202510008

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



An optimal operation strategy for photovoltaic-storage-charging integrated stations considering decision-dependent uncertainty

LIN Yuhao¹, YANG Jun¹, WANG Hongli¹, LIAO Fengran², JIA Legang², HANG Tao²

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, China;

2. State Grid Yantai Power Supply Company, Yantai, Shandong 264001, China)

Abstract: Addressing the decision-dependent uncertainty (DDU) arising from the interaction between pricing decisions and electric vehicle (EV) charging load in the operation of integrated photovoltaic-storage-charging stations, this paper proposes a two-stage operation strategy that combines decision-dependent uncertainty and distributionally robust optimization (DDU-DRO). Firstly, a two-stage day-ahead and intra-day decision model is established for the integrated station, with the objective of maximizing daily profit. Subsequently, the impact of charging prices on the probability distribution of the EV charging load is incorporated. Uncertainty sets for photovoltaic output and the decision-dependent EV charging load are constructed, leading to the formulation of a DDU-DRO model. Finally, by employing duality theory and the S-lemma, the problem is transformed into a tractable form. A two-layer iterative algorithm is proposed to solve the model: the outer iteration alternately solves the master problem and the subproblem to update the dual vertices, while the inner iteration convexifies the master problem with nonlinear constraints via an alternating optimization strategy. Case studies demonstrate that, compared to decision-independent models and conventional robust models, the proposed strategy exhibits significant superiority in enhancing both the economic efficiency and robustness of the system's operation.

Keywords: photovoltaic-storage-charging integrated station; DDU; DRO; duality theory; S-lemma; alternating optimization strategy

0 引言

随着全球能源结构向低碳化转型以及交通领

域的电动化革命持续推进, EV(电动汽车)的快速普及已成为构建新型电力系统和促进可再生能源消纳的关键环节^[1]。在此背景下, 集PV(光伏)发电系统、ESS(储能系统)、EV充电站等多种元素融合形成的PSCIS(光储充一体化电站), 作为连接交通网与电网的关键基础设施, 为提高PV就地

消纳率, 解决EV充电需求提供了巨大潜力^[2-3]。

然而, 一体化充电站的经济运营面临着双重不确定性的严峻挑战。一方面, 其内部的PV发电单元受天气等自然因素影响, 出力具有显著的波动性和间歇性^[4-5]。另一方面, 作为主要收入来源的EV充电负荷, 其时空分布受到用户出行习惯^[6]、充电行为^[7]、电价响应^[8]等多种复杂因素的影响, 呈现出高度的随机性。为应对光储充系统中的不确定性, 现有研究主要集中在随机规划、机会约束规划和RO(鲁棒优化)等方面。

文献[9]考虑PV出力的预测误差, 提出了基于随机规划方法的充电站日前随机优化和日内滚动优化控制策略, 有效降低了一体化电站的运行费用。文献[10]基于机会约束规划, 以降低一体化电站的运行成本为目的, 提出了一种四阶段优化控制算法, 提高了一体化电站的运行性能。尽管随机规划方法和机会约束规划方法在理论上较为成熟, 但其核心缺陷在于要求精确已知不确定性变量的概率分布, 这一假设在现实中往往难以满足, 不准确的分布假设可能导致错误的决策。

为克服对精确概率分布的依赖, 部分研究采用RO对光储充电站进行运行策略优化^[11-12]。由于RO仅需不确定性的边界信息, 并通过优化最坏情况下的系统表现来制定策略, 因此能提供绝对的安全保证。然而, RO的核心缺陷在于其固有的过度保守性。为了抵御在不确定集所有边界点上组合出的、发生概率极低的极端场景, RO制定的策略在大多数情况下的表现过于保守, 牺牲了部分经济效益^[13]。

为平衡鲁棒性与经济性, DRO(分布鲁棒优化)被提出并成为当前研究的热点。DRO利用了不确定性的部分分布信息(如均值、方差等矩信息), 在一个包含所有可能概率分布的“模糊集”内寻找最坏的概率分布进行优化。通过这种方式, DRO能够排除不切实际的极端场景, 在保证鲁棒性的同时显著降低了保守性^[14-21]。

然而在以上优化方法对光储充系统的优化中, 研究者通常将不确定性视为一个外生的、决策无关的过程。这一假设忽略了一个关键的经济现实: 在现实运营环境中, 运营商制定的充电价格会直接影响用户的充电决策, 从而改变EV充电负荷的概率分布。这种由决策内生地影响不确定性分布

的特性被称为DDU(决策依赖不确定性)^[17], 是现有研究中普遍存在的模型空白。忽略这一特性会使模型错失通过价格这一经济杠杆来主动管理风险和创造额外收益的机会。

为填补上述研究空白, 本文提出了一种两阶段DDU-DRO(决策无关-分布鲁棒优化)模型, 用于PSCIS的日前定价与日内调度。该模型创新性地将第一阶段的价格决策与第二阶段EV负荷的不确定性分布特性内生地联系起来, 从而实现了从被动适应不确定性到主动管理不确定性的范式转变。本文的主要贡献可概括如下:

1) 将DDU-DRO理论应用于PSCIS的经济调度问题, 建立了一个能够内生处理价格决策与负荷不确定性相互作用的优化模型, 更精确地刻画了市场的经济行为。

2) 针对所提出的非凸DDU-DRO模型, 设计并实现了一个有效的两阶段求解算法。算法通过S-lemma、对偶理论、交替优化策略, 将复杂的非凸主问题转化为可由商业求解器直接处理的形式, 保证了求解的效率与可靠性。

3) 通过与DDU-RO和DIU-DRO模型的全面对比分析, 从经济性和鲁棒性两个维度, 定量验证了所提DDU-DRO模型在提升经济性和鲁棒性方面的显著优越性。

1 PSCIS决策模型

PSCIS集成了PV发电系统、ESS、EV充电站等多种元素, 并与主电网相连。其核心运行模式是通过智能协调内部能量流动与外部市场交互, 在应对PV出力和EV充电负荷双重不确定性的同时, 通过决策EV充电价格及优化ESS运行方式, 实现经济效益最优化。

1.1 运营商目标函数

在日前阶段, PSCIS运营商基于在日前市场中出清的次日各时段节点边际电价, 制定次日各时段站内充电桩的充电费用。在日内阶段, PSCIS运营商优化储能设备、PV系统、EV充电功率使日利润最大化。其利润函数 F 如下:

$$\max F = \sum_{t \in T} [d_{EV,t} P_{EV, \text{served}, t} \Delta t + C_{\text{sell}, t} P_{\text{grid}, \text{sell}, t} \Delta t - C_{\text{buy}, t} P_{\text{grid}, \text{buy}, t} \Delta t - M_{\text{shed}} P_{EV, \text{shed}, t} \Delta t] \quad (1)$$

式中: Δt 为每个时间段的持续时间; $d_{EV,t}$ 为 t 时段对 EV 用户设定的充电价格; $P_{EV, served,t}$ 为 t 时段实际满足的 EV 充电功率; $C_{buy,t}$ 和 $C_{sell,t}$ 分别为 t 时段向电网购售电的价格; $P_{grid, buy,t}$ 和 $P_{grid, sell,t}$ 分别为 t 时段向电网的购、售电功率; M_{shed} 为 EV 负荷削减的单位惩罚成本; $P_{EV, shed,t}$ 为 t 时段削减的 EV 充电功率。

1.2 约束条件

在 PSCIS 的运行过程中, 对于任意 $t \in T$, 都有以下约束成立:

1) 一阶段决策约束条件

$$\underline{d}_{EV,t} \leq d_{EV,t} \leq \bar{d}_{EV,t} \quad (2)$$

式中: $\underline{d}_{EV,t}$ 和 $\bar{d}_{EV,t}$ 分别为 t 时段 EV 充电价格的上、下限。该约束表明, 运营商发布的 EV 充电价格必须在市场监管的允许范围之内。

2) 二阶段决策约束条件

$$P_{PV, used,t} + P_{dis,t} + P_{grid, buy,t} = P_{EV, served,t} + P_{ch,t} + P_{grid, sell,t} \quad (3)$$

$$\begin{cases} S_{OC,t} = S_{OC,t-1} + (\eta_{ch} P_{ch,t} - P_{dis,t} / \eta_{dis}) \Delta t \\ S_{OC, \min} \leq S_{OC,t} \leq S_{OC, \max} \\ 0 \leq P_{ch,t} \leq P_{ch, \max} \\ 0 \leq P_{dis,t} \leq P_{dis, \max} \\ P_{ch,t} \cdot P_{dis,t} = 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} P_{PV, used,t} + P_{PV, curt,t} = P_{PV,t} \\ 0 \leq P_{PV, used,t} \leq P_{PV,t} \\ P_{PV, curt,t} \geq 0 \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} P_{EV, served,t} + P_{EV, shed,t} = P_{EV,t} \\ 0 \leq P_{EV, served,t} \leq P_{EV,t} \\ P_{EV, shed,t} \geq 0 \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} 0 \leq P_{grid, buy,t} \leq P_{grid, buy, \max} \\ 0 \leq P_{grid, sell,t} \leq P_{grid, sell, \max} \\ P_{grid, buy,t} \cdot P_{grid, sell,t} = 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中: $P_{ch,t}$ 和 $P_{dis,t}$ 分别为 t 时段储能充、放电功率; $S_{OC,t}$ 为 t 时段末储能的荷电状态; $P_{PV, used,t}$ 为 t 时段使用的光伏功率; $P_{PV, curt,t}$ 为 t 时段弃光功率; $P_{PV,t}$ 为 t 时段光伏设备的实际发电功率; $P_{EV,t}$ 为 t 时段 EV 的实际需求充电功率。

式(3)为 PSCIS 内功率平衡约束, 式(4)为站内 ESS 约束, 式(5)为 PV 出力约束, 式(6)为 EV 充电负荷约束, 式(7)为电站与电网功率交互约束。

2 PSCIS 不确定性描述与 DDU-DRO 模型

2.1 EV 负荷及 PV 出力不确定集

为了有效刻画 PV 出力和 EV 充电负荷的不确定性, 并避免传统 RO 方法的过度保守性, 本文采用 DRO 框架。该框架不仅考虑不确定性的波动范围, 还利用其一阶矩(均值)和二阶矩(方差)等统计信息来构建一个包含所有可能概率分布的模糊集, 并在此基础上寻找能保证最差情况下期望利润最大的策略。

2.1.1 PV 出力不确定性描述

PV 出力 $P_{PV,t}$ 主要受自然条件影响, 与充电站的运营决策无关, 其不确定性由一个固定的、预先定义的统计分布刻画。我们假设其均值 $\mu_{PV,t}$ 、方差 $\sigma_{PV,t}^2$ 、统计范围 $[P_{PV,t}, \bar{P}_{PV,t}]$ 已经由历史数据统计得知。其支撑集被定义为统计范围 $[P_{PV,t}, \bar{P}_{PV,t}]$ 与物理边界 $[0, P_{PV, \max}]$ 的交集, 其中 $P_{PV, \max}$ 为站内 PV 装机容量的最大值, 即:

$$\begin{cases} \bar{P}_{PV,t}^{\text{support}} = \min(\bar{P}_{PV,t}, P_{PV, \max}) \\ P_{PV,t}^{\text{support}} = \max(P_{PV,t}, 0) \end{cases} \quad (8)$$

将各时段 PV 出力的随机波动值记为 $\tilde{\xi}_{PV,t}$, 并作如下标准化得到 PV 出力不确定变量 $\xi_{PV,t}$:

$$\xi_{PV,t} = \tilde{\xi}_{PV,t} / \sigma_{PV,t} \quad (9)$$

同时, 令:

$$\begin{cases} \underline{\xi}_{PV,t}^{\text{norm}} = \frac{P_{PV,t}^{\text{support}} - \mu_{PV,t}}{\sigma_{PV,t}} \\ \bar{\xi}_{PV,t}^{\text{norm}} = \frac{\bar{P}_{PV,t}^{\text{support}} - \mu_{PV,t}}{\sigma_{PV,t}} \end{cases} \quad (10)$$

则有:

$$\underline{\xi}_{PV,t}^{\text{norm}} \leq \xi_{PV,t} \leq \bar{\xi}_{PV,t}^{\text{norm}} \quad (11)$$

且:

$$E[\xi_{PV,t}] = 0, E[\xi_{PV,t}^2] \leq 1 \quad (12)$$

2.1.2 基于决策依赖的 EV 负荷不确定性描述

在本文中, 我们将 EV 充电负荷 $P_{EV, real,t}$ 建模为决策依赖的不确定性因素。

具体而言, 本文假设其概率分布的均值受到第一阶段充电价格决策 $d_{EV,t}$ 的影响, 即均值是价格的函数: $E[P_{EV,t} | d_{EV,t}] = g(d_{EV,t})$ 。本文采用线性关系来描述这种依赖性^[24]:

$$E[P_{EV,t}|d_{EV,t}] = a_{EV,t} - b_{EV,t}d_{EV,t} \quad (13)$$

式中： $a_{EV,t}$ 为各时段的EV基准负荷； $b_{EV,t}$ 为EV负荷的价格敏感系数。

类似地，假设各时段EV负荷波动方差 $\sigma_{EV,t}^2$ 和统计范围 $[\underline{P}_{EV,t}, \bar{P}_{EV,t}]$ 可由历史数据统计得到。将各时段EV负荷的随机波动值记为 $\tilde{\xi}_{EV,t}$ ，并作标准化变换： $\xi_{EV,t} = \tilde{\xi}_{EV,t}/\sigma_{EV,t}$ ，则EV负荷不确定变量 $\xi_{EV,t}$ 的不确定性边界可由下式描述：

$$\begin{cases} \bar{P}_{EV,t}^{\text{support}} = \min(\bar{P}_{EV,t}, P_{EV}^{\text{max}}) \\ \underline{P}_{EV,t}^{\text{support}} = \max(\underline{P}_{EV,t}, 0) \end{cases} \quad (14)$$

$$\begin{cases} \xi_{EV,t}^{\text{norm}}(d_{EV,t}) = \frac{P_{EV,t}^{\text{support}} - (a_{EV,t} - b_{EV,t}d_{EV,t})}{\sigma_{EV,t}} \\ \bar{\xi}_{EV,t}^{\text{norm}}(d_{EV,t}) = \frac{\bar{P}_{EV,t}^{\text{support}} - (a_{EV,t} - b_{EV,t}d_{EV,t})}{\sigma_{EV,t}} \end{cases} \quad (15)$$

$$\xi_{EV,t}^{\text{norm}}(d_{EV,t}) \leq \xi_{EV,t} \leq \bar{\xi}_{EV,t}^{\text{norm}}(d_{EV,t}) \quad (16)$$

$$E[\xi_{EV,t}] = 0, E[\xi_{EV,t}^2] \leq 1 \quad (17)$$

式中： P_{EV}^{max} 为PSCIS可提供的最大充电功率； $\xi_{EV,t}^{\text{norm}}$ 和 $\bar{\xi}_{EV,t}^{\text{norm}}$ 分别为标准化后的EV负荷支撑集边界。

综上所述，EV负荷及PV出力的不确定性可由模糊集 P 和决策依赖的支撑集 $\Xi(d_{EV,t})$ 描述：

$$\Xi(d_{EV,t}) = \left\{ (\xi_{PV,t}, \xi_{EV,t}) \left| \begin{array}{l} \xi_{PV,t}^{\text{norm}} \leq \xi_{PV,t} \leq \bar{\xi}_{PV,t}^{\text{norm}} \\ \xi_{EV,t}^{\text{norm}} \leq \xi_{EV,t} \leq \bar{\xi}_{EV,t}^{\text{norm}} \end{array} \right., \forall t \right\} \quad (18)$$

$$P = \left\{ P \in \Xi(d_{EV,t}) \left| \begin{array}{l} \mathbb{E}_P[1] = 1 \\ \mathbb{E}_P[\xi] = 0 \\ \mathbb{E}_P[\xi\xi^T] \leq \Sigma \end{array} \right. \right\} \quad (19)$$

式中： $\xi = \{(\xi_{PV,t}, \xi_{EV,t}), \forall t \in \mathcal{T}\}$ ； P 为 ξ 的概率分布。模糊集 P 的第一行表示概率密度之和等于1，即不确定项 ξ 必须落在 Ξ 内；第二行和第三行限制 ξ 的期望与方差，由式(12)和式(17)得到。另外，本文假设各个时间段 $\xi_{PV,t}$ 和 $\xi_{EV,t}$ 相互独立^[25-26]，因此矩阵 Σ 是对角的。

2.2 DDU-DRO模型

PSCIS的两阶段优化问题由以下DRO表达式给出：

$$\max_{x \in X} \min_{P \in \mathcal{P}} \mathbb{E}_P[V(x, \xi)] \quad (20)$$

式中： $V(x, \xi)$ 为PSCIS的日内优化问题，可由式(21)来描述：

$$V(x, \xi) = \max_{y \in Y(x, \xi)} F(x, y, \xi) \quad (21)$$

式中： $x = \{d_{EV,t}, \forall t \in \mathcal{T}\}$ 为第一阶段决策变量； ξ 为依赖 x 的不确定变量； Y 为二阶段决策空间，由式(3)–(7)给出； y 为二阶段决策变量，具体地：

$$y = \left\{ \begin{array}{l} P_{ch,t}, P_{dis,t}, P_{PV,used,t}, P_{PV,curt,t} \\ P_{EV,served,t}, P_{EV,shed,t} | \forall t \in \mathcal{T} \end{array} \right\} \quad (22)$$

3 求解策略

将问题(20)中的内部最小化部分记为：

$$Z = \min_{P \in \mathcal{P}} \mathbb{E}_P[V(x, \xi)] \quad (23)$$

根据矩问题的强对偶性，问题 Z 可以转化为一个等价的半无限规划问题。令 h_0 、 $h_{PV,t}$ 、 $h_{EV,t}$ 为与一阶矩相关的对偶变量， $H_{PV,t}$ 、 $H_{EV,t}$ 为与二阶矩相关的对偶变量，则其对偶问题 $Z_D(x)$ 可以表示为：

$$Z_D(x) = \max_{h_0, h, H \leq 0} \left(h_0 + \sum_t (H_{PV,t} + H_{EV,t}) \right) \quad (24)$$

$$\begin{aligned} \text{s.t. } & h_0 + \sum_t h_{PV,t} \xi_{PV,t} + \sum_t h_{EV,t} \xi_{EV,t} + \sum_t H_{PV,t} \xi_{PV,t}^2 + \\ & \sum_t H_{EV,t} \xi_{EV,t}^2 \leq V(x, \xi), \forall \xi \in \Xi_r(x) \end{aligned} \quad (25)$$

由于 $V(x, \xi)$ 是一个最大化问题，因此很难将约束式(25)写成显式形式。鉴于此，我们首先利用对偶理论将 V 进行转化，得到其对偶问题 $W(x, \xi, \pi)$ ，具体形式如下：

$$\begin{aligned} W(x, \xi, \pi) = & \sum_{t \in \mathcal{T}} \left(\lambda_{PV,u,t} (\mu_{PV,t} + \sigma_{PV,t} \xi_{PV,t}) + \right. \\ & \left. \lambda_{EV,s,t} ((a_{EV,t} - b_{EV,t}d_{EV,t}) + \sigma_{EV,t} \xi_{EV,t}) \right) + \\ & \sum_{t \in \mathcal{T}} \left(\bar{\mu}_{ch,t} P_{ch}^{\text{max}} + \bar{\mu}_{dis,t} P_{dis}^{\text{max}} + \bar{\mu}_{gb,t} P_{grid}^{\text{max}} + \right. \\ & \left. \bar{\mu}_{grat} P_{grd}^{\text{max}} + \bar{\mu}_{SOC,t} S_{SOC}^{\text{OC,max}} - \underline{\mu}_{SOC,t} S_{SOC}^{\text{OC,min}} \right) + \\ & \lambda_{SOC,1} S_{SOC,0} \end{aligned} \quad (26)$$

令 π_n 为对偶问题可行域的第 n 个极点， $W(x, \xi, \pi_n)$ 为 π_n 对应的第二阶段对偶目标函数值，则约束式(25)变为对所有极点集合 N 中的任意极点 π_n 成立：

$$\begin{aligned} & h_0 + \sum_t h_{PV,t} \xi_{PV,t} + \sum_t h_{EV,t} \xi_{EV,t} + \sum_t H_{PV,t} \xi_{PV,t}^2 + \\ & \sum_t H_{EV,t} \xi_{EV,t}^2 \leq W(x, \xi, \pi_n), \forall \xi \in \Xi(x), \forall \pi_n \in N \end{aligned} \quad (27)$$

由于约束式中 $\forall \xi \in \Xi(x)$ 的存在, 问题的求解仍然存在困难, 为此我们使用 S-lemma 理论^[27], 对约束式(27)进行转化。

首先定义非负的 S-lemma 对偶变量:

$$\alpha = \{ \underline{\alpha}_{PV,t,n}, \bar{\alpha}_{PV,t,n}, \underline{\alpha}_{EV,t,n}, \bar{\alpha}_{EV,t,n} \geq 0, \forall t, \forall n \} \quad (28)$$

则根据 S-lemma 理论, 约束式(27)可以等价:

$$\begin{cases} H_{PV,t} \leq 0 \\ H_{EV,t} \leq 0 \\ (\lambda_{PV,u,t,n}^* \sigma_{PV,t} - h_{PV,t}) - \underline{\alpha}_{PV,t,n} + \bar{\alpha}_{PV,t,n} = 0 \\ (\lambda_{EV,s,t,n}^* \sigma_{EV,t} - h_{EV,t}) - \underline{\alpha}_{EV,t,n} + \bar{\alpha}_{EV,t,n} = 0 \\ W_c(x, \pi_n) - h_0 + \sum_t (\underline{\alpha}_{PV,t,n} \xi_{PV,t}^{\text{norm}} - \bar{\alpha}_{PV,t,n} \bar{\xi}_{PV,t}^{\text{norm}}) + \\ \sum_t (\underline{\alpha}_{EV,t,n} \xi_{EV,t}^{\text{norm}}(x) - \bar{\alpha}_{EV,t,n} \bar{\xi}_{EV,t}^{\text{norm}}(x)) \geq 0 \\ \underline{\alpha}_{PV,t,n}, \bar{\alpha}_{PV,t,n}, \underline{\alpha}_{EV,t,n}, \bar{\alpha}_{EV,t,n} \geq 0 \\ \forall t, \forall \pi_n \in N \end{cases} \quad (29)$$

式中: $\lambda_{PV,u,t,n}^*$ 为极点 π_n 中对应光伏利用约束的对偶值; $\lambda_{EV,s,t,n}^*$ 为极点 π_n 中对应 EV 负荷满足约束的对偶值; $W_c(x, \pi_n)$ 为 $W(x, \xi, \pi_n)$ 中不含 ξ 的部分。

因此, 问题式(20)可以等价于:

$$\begin{aligned} & \max_{x, h_0, h, H, \alpha} \left(h_0 + \sum_t (H_{PV,t} + H_{EV,t}) \right) \\ & \text{s.t. } \underline{d}_{EV,t} \leq d_{EV,t} \leq \bar{d}_{EV,t}, \text{ 式(29)} \end{aligned} \quad (30)$$

然而, 集合 N 的顶点数非常巨大, 列出所有极点 π_n 所对应的约束极其困难。为此, 本文参考约束生成算法, 采用迭代方式找出约束式(25)中起作用的极点, 并求解问题式(30)。

3.1 外层迭代求解方法

步骤 1: 设置外层迭代次数 $k=0$, 选择一个初始对偶极点集合 $N_{\text{vertices}}^{(0)} \in \text{vert}(N)$, 选择收敛判据 $\epsilon_{\text{outer}} > 0$ 。

步骤 2: 求解当前极点集合下的主问题:

$$\begin{aligned} & \max_{x, h_0, h, H, \alpha} \left(h_0 + \sum_t (H_{PV,t} + H_{EV,t}) \right) \\ & \text{s.t. } \underline{d}_{EV,t} \leq d_{EV,t} \leq \bar{d}_{EV,t}, \text{ 式(29)} \end{aligned} \quad (31)$$

将最优解记为 $(x^{*(k)}, h_0^{(k)}, h^{(k)}, H^{(k)}, \alpha^{(k)})$, 最优值记为 $R^{*(k)}$ 。

步骤 3: 在步骤 2 $(x^{*(k)}, h_0^{(k)}, h^{(k)}, H^{(k)}, \alpha^{(k)})$ 的基

础上, 求解子问题(32)。

$$\begin{aligned} & \max_{\xi \in \Xi(x^{*(k)})} \left[h_0^{(k)} + \sum_t h_{PV,t}^{(k)} \xi_{PV,t}^{(k)} + \sum_t h_{EV,t}^{(k)} \xi_{EV,t}^{(k)} + \right. \\ & \left. \sum_t H_{PV,t}^{(k)} \xi_{PV,t}^2 + \sum_t H_{EV,t}^{(k)} \xi_{EV,t}^2 - V(x^{*(k)}, \xi) \right] \end{aligned} \quad (32)$$

得到最优值 $r^{*(k)}$ 、最优解 $\xi_{\text{worst}}^{(k)}$ 和对应的第二阶段对偶极点 $\pi_{\text{new}}^{(k)}$ 。

步骤 4: 如果 $r^{*(k)} \leq \epsilon_{\text{outer}}$, 则算法终止, 输出当前最优解 $x^{*(k)}$ 和最优值 $R^{*(k)}$; 否则, 在主问题式(31)中加入对应当前对偶极点 $\pi_{\text{new}}^{(k)}$ 生成的 S-lemma 约束集式(29), 即 $N_{\text{vertices}}^{(k+1)} = N_{\text{vertices}}^{(k)} \cup \pi_{\text{new}}^{(k)}$, 并令 $k=k+1$, 回到步骤 2。

3.2 内层迭代求解方法

观察 S-lemma 约束式(29)中的第 5 个不等式, 约束中存在大量双线性项, 例如 S-lemma 对偶变量与 EV 支撑集边界的乘积 $\bar{\alpha}_{EV,t,n} \bar{\xi}_{EV,t}^{\text{norm}}(x)$, 由于 DDU 的存在, 后者取决于决策变量 x , 因此该约束是非凸的, 为此我们采用交替优化策略对主问题式(31)其进行内层迭代求解。

步骤 1: 将变量划分为两组, 第一组为 $X_1 = x$; 第二组为 $X_2 = h_0, h, H, \alpha$, 设置第二组变量初始值 $X_2 = X_2^{(0)}$, 设置内层迭代计数 $s=1$, 内层收敛判据 $\epsilon_{\text{inner}} > 0$ 。

步骤 2: 优化 X_1 。固定 $X_2 = X_2^{(s-1)}$, 求解关于 x 的优化问题。此时, 主问题中的 S-lemma 约束变为关于 $d_{EV,t}$ 的线性约束, 原问题转化为凸优化问题, 通过求解器求解得到 $X_1 = d_{EV,t}^{(s)}$, 并将最优值记为 $f_A^{(s)}$ 。

步骤 3: 优化 X_2 。固定 $X_1 = d_{EV,t}^{(s)}$, 求解关于 h_0, h, H, α 的优化问题。此时, 主问题中的 S-lemma 约束变为关于 h_0 和 α 的线性约束, 求解得到 $X_2^{(s)}$, 并将最优值记为 $f_B^{(s)}$ 。

步骤 4: 检查内层收敛性。若 $f_A^{(s)} \geq f_B^{(s-1)}$, 且 $|f_B^{(s)} - f_A^{(s)}| \leq \epsilon_{\text{inner}} f_B^{(s)}$, 则算法收敛, 输出最优解 $X_1^{(s)}$ 、 $X_2^{(s)}$ 和最优值 $R^{*(k)} = f_B^{(s)}$, 否则令 $s = s + 1$, 回到步骤 2。

综上所述, DDU-DRO 模型求解算法迭代流程可由图 1 概括。

4 仿真分析

为了验证所提算法的有效性, 本文进一步进行了数值仿真分析。仿真是在 64 位 Windows 10 操

作系统中通过 MATLAB R2024a 编程并调用 YALMIP 和 GUROBI 完成的, 仿真时段为 24 h, 时间间隔 $\Delta t = 1$ h。

仿真设置: PSCIS 站内 PV 系统最大发电功率 $P_{PV}^{\max} = 1\,000$ kW; 站内充电桩可提供最大充电功率 $P_{EV}^{\max} = 1\,200$ kW; 站内 ESS 最大容量 $S^{OC, \max} = 500$ kWh, ESS 最大充放电功率 $P_{ch}^{\max} = P_{dis}^{\max} = 200$ kW, 损耗系数 $\eta_{ch} = \eta_{dis} = 0.95$ 。PICIS 与电网的最大购售电交互功率为 3 000 kW。EV 负荷价格敏感系数 $b_{EV} = 50$ kW/元, PV 发电波动方差 $\sigma_{PV,t}^2 = 0.1^2$, EV 负荷波动方差 $\sigma_{EV,t}^2 = 0.15^2$, EV 负荷削减的单位惩罚成本 M_{shed} 为 10 元/kW。其余参数设置如图 2、图 3 所示。

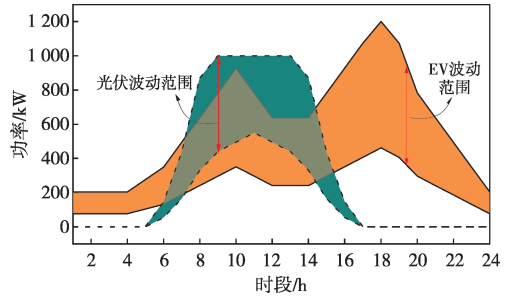


图 2 EV 及 PV 波动范围

Fig.2 EV and photovoltaic fluctuation range

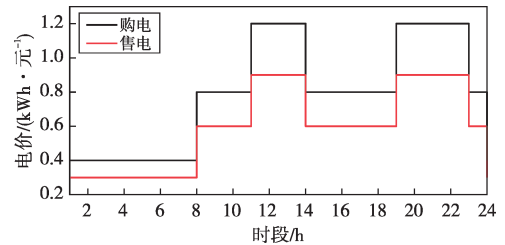


图 3 各时段购售电价格

Fig.3 Time-of-use electricity pricing

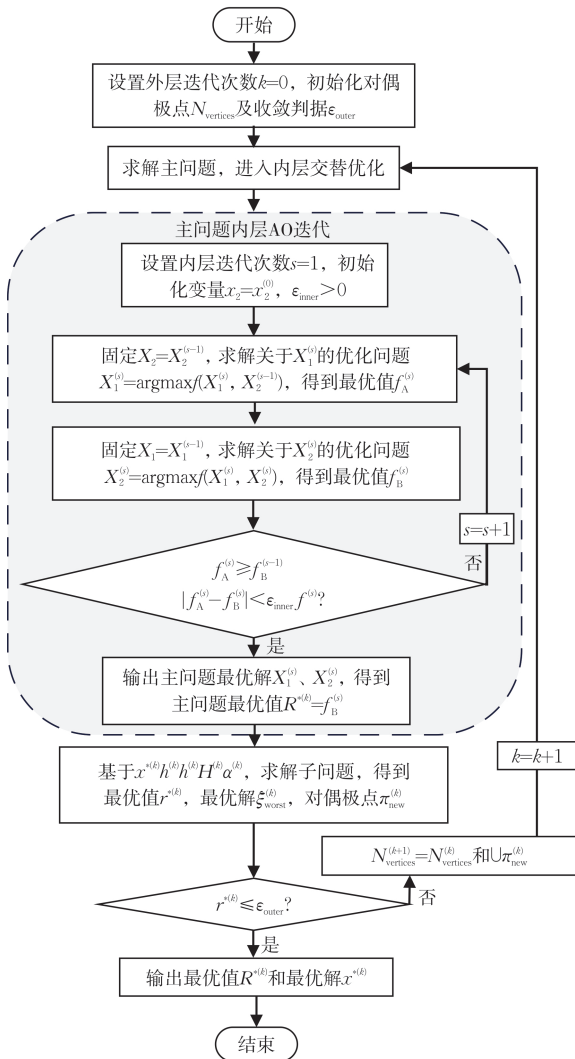


图 1 DDU-DRO 迭代求解流程

Fig.1 Iterative solving process of DDU-DRO

4.1 结果分析

采用本文所提出的两层迭代算法对算例进行求解, 外层迭代收敛过程如表 1 及图 4 所示。

表 1 DDU-DRO 迭代收敛过程

Table 1 DDU-DRO iteration convergence process

外层迭代数 k	内层轮数	求解耗时 /s	外层迭代数 k	内层轮数	求解耗时 /s
1	3	0.12	6	5	2.27
2	3	0.32	7	9	6.21
3	3	0.43	8	11	10.12
4	4	0.78	9	11	10.12
5	4	1.63			

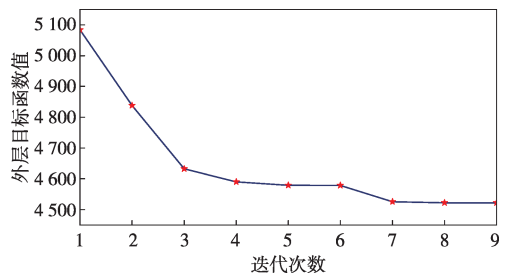


图 4 DDU-DRO 外层目标值迭代收敛过程

Fig.4 DDU-DRO outer layer objective values iteration convergence process

可以看出, 本文提出的算法具有高效性与良好的收敛性。求解所得各时段充电价格与最差场景下的综合运行状态如图 5、图 6 所示。

可以看出, 最优充电价格与电网分时电价及 PV 出力特性高度相关: 在凌晨谷电价时段及午间 PV 大发时段, 模型通过设定价格下限来激励充电需求, 旨在最大化低成本能源的消纳与充电服务收益; 而在电网峰、平电价时段, 则设定价格上限。这种定价策略利用了价格对负荷均值的决策依赖效应, 主动降低了高能源成本时段的负荷预期, 从而内生地对冲了因负荷过高而被迫高价购电的运营风险。

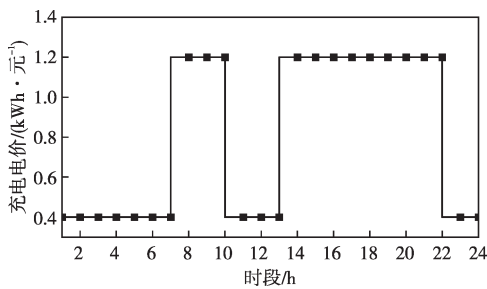


图 5 各时段 EV 充电价格

Fig.5 EV charging prices by time period

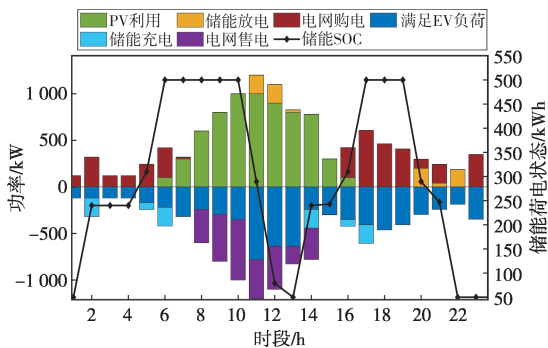


图 6 最差场景下的综合运行状态

Fig.6 Comprehensive operating status under the worst scenario

在上述最优价格策略下, 系统于最差不确定性场景中的运行状态, 清晰地展示了模型的鲁棒应对机制。ESS 执行“低储高放”的经济套利原则, 在凌晨谷电价时段从电网购电储能, 并在傍晚用电高峰期作为主要供电电源进行放电, 以最大限度地避免高价购电。电网交互行为也印证了这一策略: 购电行为被严格限制在低成本时段(为储能充电)或作为满足高峰负荷的最后补充手段, 而在

供应紧张的最差情况下, 系统无多余电力向电网出售。这一系列协同调度行为表明, DDU-DRO 模型能够在最不利条件下, 通过优化储能和电网资源的利用, 有效保障预先设定的鲁棒利润下限, 体现了 DDU-DRO 模型所求解的最优价格策略对市场信号和物理资源的深度协同与前瞻性风险规避。

为了便于分析决策结果的经济性, 仿真通过蒙特卡洛模拟方法, 随机生成 100 个 EV 负荷以及 PV 出力的不确定场景, 在不同场景下对 PSCIS 的利润值进行计算, 得到 100 个随机场景下的利润分布如图 7 所示。其中平均日利润为 6 321 元, 最低利润值为 5 826 元, 最高利润值为 6 736 元。后文将继续基于此方法所得到的利润值对模型的经济性及鲁棒性进行讨论。

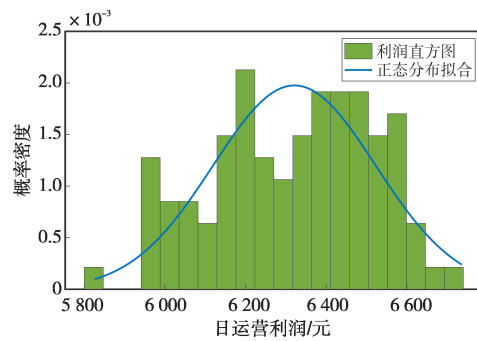


图 7 100 个随机场景下的利润分布

Fig.7 Profit distribution under 100 random scenarios

4.2 参数讨论

1) 储能容量的影响

为探究 ESS 在 PSCIS 中的关键作用, 本文对不同储能容量下的系统运营效益进行了灵敏度分析。

算例结果表明, 储能容量与充电站的经济效益和鲁棒性呈现出显著的正相关性。如图 8 所示, 当储能容量从 500 kWh 增加至 1 500 kWh 时, DDU-DRO 模型优化所得的平均利润、最低利润与最高利润均获得了全面提升。这一趋势验证了储能作为核心灵活性资源, 其容量的扩充是增强系统盈利能力与风险抵御能力的关键。

一方面, 更大容量的储能增强了系统的时移套利空间, 使得充电站能够更多地在谷时电价下从电网购电或存储近乎零成本的本地 PV 发电, 并

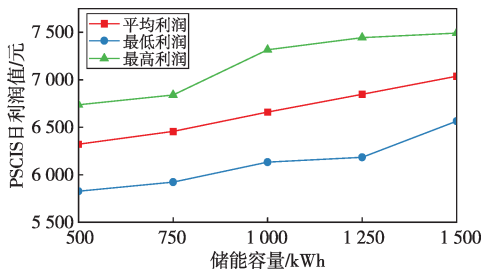


图8 不同储能容量下的利润值

Fig.8 Profit value under different energy storage capacity

在峰时高价时段释放以获取更高收益，这直接提升了系统的平均经济效益。另一方面，充裕的储能容量能够有效平抑PV出力和EV负荷的预测偏差，从而显著降低在最不利场景下的运营损失，直接提高了系统的最低利润保证值，增强了整体的运营鲁棒性。

2) 用户价格敏感系数的影响

为进一步探究市场环境对运营策略的影响，本文分析了不同EV负荷价格敏感系数下的系统利润变化。

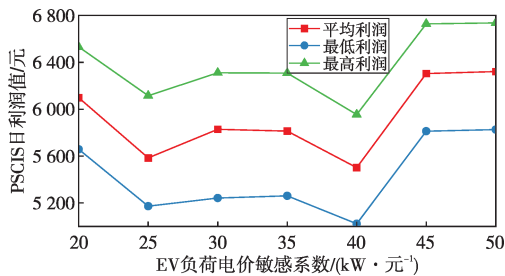


图9 价格敏感系数对利润值的影响

Fig.9 The impact of price sensitivity coefficient on profit value

如图9所示，当敏感系数从20增加至50时，充电站的平均、最低及最高利润并无单调增减趋势，而是呈现出复杂的波动性，这是DDU-DRO模型在不同市场环境下进行智能权衡与策略自适应的体现。其内在原因分析如下：

价格敏感系数越高，意味着充电站通过调整价格来主动引导和塑造EV充电负荷的能力越强。在敏感系数较低时，价格对需求的影响有限，模型的优化空间主要集中在储能调度上，利润水平相对受限。随着敏感系数的增加，模型可以更有效地利用价格工具，在PV发电量较多的时段通过降低价格吸引更多负荷，而在PV发电量较低的时

段通过提高价格来抑制负荷，从而实现更高的运营利润。

然而，当敏感系数过高时，价格的微小变动就可能导致需求的剧烈波动，这极大地增加了决策风险。较小的定价偏差可能导致收入锐减(负荷过低)或成本激增(负荷远超预期，需高价购电)。

因此，在高风险环境下，DDU-DRO模型会调整其策略，从单纯的利润最大化转向更加注重风险规避。例如，在敏感系数为40时利润的下降，反映了模型在从“激进”的价格引导策略向“保守”的风险控制策略转换，而当敏感系数达到45及以上时，DDU模型则通过选择一个相对较高的价格基准，利用极高的敏感性来有效“掐断”高成本时段的负荷尖峰，从而保障了最低利润，规避了极端风险的同时也使得平均利润回升。

3) 不确定性扰动的影响

为验证所提DDU-DRO模型在不同PV出力预测误差水平下的鲁棒性与保守性变化，本节开展了关于PV出力方差的灵敏度分析。图10展示了随着PV出力方差的增加，模型优化所得调度策略的期望利润平均值、最大值与最小值的变化趋势。

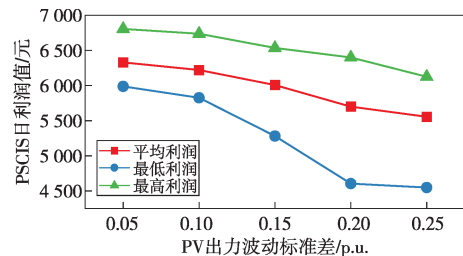


图10 PV出力波动对利润值的影响

Fig.10 The impact of price sensitivity coefficient on PV fluctuation value

从图10中观察到，随着PV出力方差的增大，期望利润的平均值、最大值和最小值均呈现下降趋势。其原因在于，当PV出力方差增大时，不确定模糊集也被扩大，模型需要抵御的潜在风险也随之增强。为对冲这种增大的风险，DDU-DRO模型必须采取更为保守的调度策略。这种保守性具体体现在：减少对不确定性PV能源的依赖，预留更多的储能备用容量以应对潜在的出力不足，并避免进行高风险的激进市场套利。这种以牺牲

部分潜在收益来换取系统可靠性的策略, 直接导致了利润的降低。该结果也证明了 DDU-DRO 模型在应对不确定性时能够自适应地调整其保守性, 并通过牺牲一定的经济性来确保策略的鲁棒可靠。

4.3 模式对比

为了进一步探究所提方法的经济性, 将在相同的参数下, 将本文所提方法与以下两种优化方法进行对比:

方法 A: DDU-RO 模型

该模型旨在寻找一个最优的日前价格策略, 以最大化在最坏不确定性场景下所能保证的日运营利润, 其数学形式为一个“最大-最小-最大”问题。

$$\max_{x \in X} \left\{ \min_{u \in U(x)} \left\{ \max_{y \in Y(x, u)} F(x, y, u) \right\} \right\} \quad (33)$$

式中: x 和 y 的含义与原模型一致, 为各时段充电价格与储能充放电、电网交互等实时操作变量; $u = (P_{PV,t}, P_{EV,t}), \forall t$, 为 t 时段的 PV 出力和 EV 负荷。

依赖一阶段决策变量 x 的盒式不确定集 $U(x)$ 为:

$$U(d_{EV,t}) = \left\{ (P_{PV,t}, P_{EV,t}) \left| \begin{array}{l} \underline{P}_{PV,t}^{RO} \leq P_{PV,t} \leq \bar{P}_{PV,t}^{RO} \\ \underline{P}_{EV,t}^{RO} \leq P_{EV,t} \leq \bar{P}_{EV,t}^{RO} \end{array} \right., \forall t \right\} \quad (34)$$

式中: EV 负荷的支撑集边界 $\underline{P}_{EV,t}^{RO}$ 和 $\bar{P}_{EV,t}^{RO}$ 是第一阶段价格决策 $d_{EV,t}$ 的函数, 体现了决策依赖特性。

方法 B: DIU-DRO 模型

该模型同样优化日前价格策略, 但其假设 EV 负荷的不确定性分布是固定的, 不随价格决策而改变。模型的目标是最大化在最坏概率分布下的期望日运营利润, 即:

$$\max_{x \in X} \min_{P \in Q} \mathbb{E}_P[V(x, \xi)] \quad (35)$$

与 DDU-DRO 模型相比, DIU-DRO 特点在于支撑集不再依赖一阶段决策变量 $d_{EV,t}$, 而是假设 EV 负荷的均值 $\mu_{EV,t}$ 和支撑集边界 $\underline{P}_{EV,t}^{\text{support}}$ 、 $\bar{P}_{EV,t}^{\text{support}}$ 均为预先给定的常数, 不随 $d_{EV,t}$ 变化, 因此其模糊集 Q 是决策无关的。

上述两个对比模型均采用 C&CG(列与约束生成)算法^[28]进行求解, 通过主问题和子问题的迭代来逼近最优解。

对于 DDU-RO 模型, 子问题负责在给定价格策略下, 寻找一个能使第二阶段利润最小化的最坏不确定性场景, 并返回该场景下的对偶信息。主问题则通过不断添加由这些对偶信息构成的约束来更新价格策略和利润下界, 该主问题是一个线性规划问题。

对于 DIU-DRO 模型, 子问题负责在给定价格策略下, 寻找一个在固定的模糊集内能使第二阶段期望利润最小化的最坏概率分布。主问题同样通过添加割平面约束来更新价格策略, 并且由于不确定性与决策解耦, 其主问题也是一个线性规划。

本文将通过样本外测试, 将两种模型与本文所提模型在一组完全相同且包含 100 个随机场景的测试集上进行性能评估, 以比较各模型所得最优策略的经济性和鲁棒性。不同运行策略所得利润结果对比如表 2 所示。

表 2 不同模式的利润值比较

Table 2 Comparison between profit values of different models

模式	平均利润	最低利润	最高利润
DDU-RO	4 857.26	4 296.30	5 283.41
DIU-DRO	6 255.78	5 755.38	6 600.52
DDU-DRO	6 321.08	5 826.06	6 736.46

算例结果清晰地揭示了不同优化模型在经济性与鲁棒性上的显著差异。其中, DDU-RO 模型由于旨在抵御不确定集内所有物理上可能的极端场景组合, 其策略具有显著的保守性, 导致在平均利润和最低利润保证上均表现最差。与之相比, 两种 DRO 模型通过利用不确定性的统计矩信息, 有效规避了对极小概率事件的过度防御, 从而在经济性上远优于传统 RO 模型, 获得了更高的平均收益和鲁棒性底线。

在两种 DRO 模型中, 本文提出的 DDU-DRO 相较于 DIU-DRO, 在各项利润指标上均实现了进一步的提升。其根本原因在于, DDU-DRO 模型内生化了价格决策对 EV 负荷不确定性分布的影响, 赋予了模型通过价格主动管理和引导不确定性的能力。这种增强的决策灵活性使得 DDU-DRO 能够寻找到一个更优的平衡点, 不仅通过优化储能调度来适应不确定性, 更通过优化价格策

略来塑造一个更有利的运营环境,最终在经济性与鲁棒性之间实现了更优的平衡。

5 结论

本文提出了一种基于DDU的两阶段DRO模型。通过构建与价格决策相关的EV负荷模糊集,将PSCIS日前定价与日内调度相结合,旨在最大化最差概率分布下的期望运营利润。算例结果表明:

1)相较于在极端场景下作出决策的RO模型,本文的DRO模型通过利用统计信息,显著提升了策略的经济性。

2)相较于忽略决策依赖性的传统DRO模型,本文提出的DDU-DRO模型通过价格杠杆主动管理不确定性,在保证鲁棒性的前提下,进一步提升了平均运营利润,实现了经济性与鲁棒性的更优平衡。

参考文献

- [1] 胡泽春,宋永华,徐智威,等.电动汽车接入电网的影响与利用[J].中国电机工程学报,2012,32(4):1-10.
HU Zechun, SONG Yonghua, XU Zhiwei, et al. Impacts and utilization of electric vehicles integration into power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(4): 1-10.
- [2] TAN A S T, ISHAK D, MOHD-MOKHTAR R, et al. Predictive control of plug-in electric vehicle chargers with photovoltaic integration[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2018, 6(6): 1264-1276.
- [3] CHAUDHARI K, UKIL A, KUMAR K N, et al. Hybrid optimization for economic deployment of ESS in PV-integrated EV charging stations[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(1): 106-116.
- [4] 张倩,马愿,李国丽,等.频域分解和深度学习算法在短期负荷及光伏功率预测中的应用[J].中国电机工程学报,2019,39(8):2221-2230.
ZHANG Qian, MA Yuan, LI Guoli, et al. Applications of frequency domain decomposition and deep learning algorithms in short-term load and photovoltaic power forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(8): 2221-2230.
- [5] 陆毅,薛枫,唐小波,等.基于余弦相似度和TSO-BP的短期光伏预测方法[J].浙江电力,2024,43(6):22-30.
LU Yi, XUE Feng, TANG Xiaobo, et al. A short-term PV power forecasting method based on cosine similarity and TSO-BP neural network [J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43(6): 22-30.
- [6] 柯松,陈磊,杨军,等.基于半动态交通流模型的电动汽车出行引导策略[J].电网技术,2023,47(8):3362-3380.
KE Song, CHEN Lei, YANG Jun, et al. Electric vehicles travel guidance strategy based on semi-dynamic traffic flow state model[J]. Power System Technology, 2023, 47(8): 3362-3380.
- [7] 丁乐言,柯松,张帆,等.考虑出行需求和引导策略的电动汽车充电负荷预测[J].电力建设,2024,45(6):10-26.
DING Leyan, KE Song, ZHANG Fan, et al. Forecasting of electric-vehicle charging load considering travel demand and guidance strategy [J]. Electric Power Construction, 2024, 45(6): 10-26.
- [8] 李高俊杰,杨军,朱旭,等.计及电动汽车用户响应特性的充电站实时电能共享机制[J].电力系统自动化,2022,46(12):56-66.
LI Gaojunjie, YANG Jun, ZHU Xu, et al. Real-time energy sharing mechanism for charging stations considering user response characteristics of electric vehicles [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(12): 56-66.
- [9] 李睿雪,胡泽春.电动公交车光储充电站日运行随机优化策略[J].电网技术,2017,41(12):3772-3780.
LI Ruixue, HU Zechun. Stochastic optimization strategy for daily operation of electric bus charging station with PV and energy storage [J]. Power System Technology, 2017, 41(12): 3772-3780.
- [10] YAN Q, ZHANG B, KEZUNOVIC M. Optimized operational cost reduction for an EV charging station integrated with battery energy storage and PV generation [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(2): 2096-2106.
- [11] WANG J Y, ZHU R J, LIAO W L, et al. Research on optimal scheduling of a photovoltaic-storage-charging integrated power station based on intraday two-stage model predictive control [J]. Journal of Renewable and Sustainable Energy, 2025, 17(3): 034107.
- [12] LI C Z, ZHANG L B, OU Z H, et al. Robust model of electric vehicle charging station location considering renewable energy and storage equipment [J]. Energy, 2022, 238: 121713.
- [13] 贺帅佳,阮贺彬,高红均,等.分布鲁棒优化方法在电力系统中的理论分析与应用综述[J].电力系统自动化,2020,44(14):179-191.
HE Shuaijia, RUAN Hebin, GAO Hongjun, et al. Overview on theory analysis and application of distributionally robust optimization method in power system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(14): 179-191.
- [14] 贺帅佳,高红均,刘俊勇,等.计及需求响应柔性调节的分布鲁棒DG优化配置[J].中国电机工程学报,2019,39(8):2253-2264.
HE Shuaijia, GAO Hongjun, LIU Junyong, et al. Distributionally robust optimal DG allocation model considering

- flexible adjustment of demand response[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(8): 2253-2264.
- [15] 周任军, 任青青, 闵雄帮, 等. 基于改进矩不确定分布鲁棒优化算法的多机调频比例决策[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(6): 130-137.
ZHOU Renjun, REN Qingqing, MIN Xiongbang, et al. Frequency regulation ratio decision-making of multi-generator based on modified distributional robust optimization under moment uncertainty[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(6): 130-137.
- [16] 税月, 刘俊勇, 高红均, 等. 考虑风电不确定性的电气能源系统两阶段分布鲁棒协同调度[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(13): 43-50.
SHUI Yue, LIU Junyong, GAO Hongjun, et al. Two-stage distributed robust cooperative dispatch for integrated electricity and natural gas energy systems considering uncertainty of wind power[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(13): 43-50.
- [17] 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.
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] 骆钊, 耿家璐, 黎博文, 等. 考虑碳-绿证交易机制的虚拟电厂分布鲁棒优化调度[J]. 电力建设, 2023, 44(10): 137-148.
LUO Zhao, GENG Jialu, LI Bowen, et al. Distributionally robust optimal dispatching for virtual power plants considering carbon-green certificate trading mechanism[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(10): 137-148.
- [19] 张韶华, 王必恒, 石城, 等. 基于分布鲁棒优化的电热综合能源配网系统与氢能源站协同优化[J]. 电测与仪表, 2023, 60(12): 36-43.
ZHANG Shaohua, WANG Biheng, SHI Cheng, et al. Collaborative optimal dispatching of integrated electricity-heat energy distribution network system and hydrogen fueling station based on distributionally robust optimization[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(12): 36-43.
- [20] 舒俊霖, 刘俊勇, 高红均, 等. 考虑开关重构与需求响应的配电网分布鲁棒优化运行[J]. 电力建设, 2023, 44(6): 101-111.
SHU Junlin, LIU Junyong, GAO Hongjun, et al. Distributionally robust optimal operation of distribution network considering switch reconfiguration and demand response[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(6): 101-111.
- [21] 汪奕宏, 刘继春, 邱高, 等. 基于深度学习方法集成的配电网分布鲁棒优化调度[J]. 电测与仪表, 2025, 62(6): 35-44.
WANG Yihong, LIU Jichun, QIU Gao, et al. Distributed robust scheduling of distribution-microgrid based on deep learning method integration[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(6): 35-44.
- [22] 牛文娟, 谈健, 陈琛, 等. 基于决策依赖不确定性的含分布式光伏虚拟电厂调度策略研究[J]. 电力需求侧管理, 2024, 26(6): 68-74.
NIU Wenjuan, TAN Jian, CHEN Chen, et al. Research on scheduling strategy of virtual power plant with distributed PV based on decision dependent uncertainty[J]. Power Demand Side Management, 2024, 26(6): 68-74.
- [23] CHEN Y, WEI W. Robust generation dispatch with strategic renewable power curtailment and decision-dependent uncertainty[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2023, 38(5): 4640-4654.
- [24] HOBBS B F, METZLER C B, PANG J S. Strategic gaming analysis for electric power systems: an MPEC approach[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2000, 15(2): 638-645.
- [25] CHEN Y, LI T X, ZHAO C H, et al. Decentralized provision of renewable predictions within a virtual power plant[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(3): 2652-2662.
- [26] SU X, YAN X, TSAI C L. Linear regression[J]. Wiley interdisciplinary reviews: computational statistics, 2012, 4(3): 275-294.
- [27] PÓLIK I, TERLAKY T. A survey of the S-lemma[J]. SIAM Review, 2007, 49(3): 371-418.
- [28] ZENG B, ZHAO L. Solving two-stage robust optimization problems using a column-and-constraint generation method[J]. Operations Research Letters, 2013, 41(5): 457-461.

收稿日期: 2025-06-25; 修回日期: 2025-07-03

作者简介:

林宇豪(2002), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统经济运行。

杨军(1977), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为电动汽车与电网互动、人工智能与电网安全运行等。(通信作者)

(本文编辑: 孙文文)