

# 考虑电价不确定性与生产连续性的工业用户市场策略

苏志鹏<sup>1</sup>, 代心芸<sup>1,2</sup>, 王莉<sup>1</sup>, 黄宇翔<sup>2</sup>, 蔡莹<sup>1</sup>, 陈皓勇<sup>2</sup>

(1. 广东电网有限责任公司广州供电局, 广州 510510; 2. 华南理工大学电力学院, 广州 510640)

**摘要:** 随着“双碳”目标的提出与新型电力系统的建设要求逐步深化, 工业用户不再是传统的被动需求方, 而是需要根据自身生产流程与计划负荷在日前市场中做出投标, 需要在面临电价的不确定性的同时, 做出不影响自身生产连续性的最优投标决策。提出了基于工业过程建模的工业用户参与日前和实时的电能量市场的场景构建, 充分考虑电价不确定性与生产连续性, 基于风险优化技术提出了两阶段的投标风险规避模型。进一步, 为研究工业用户最优投标策略, 考虑历史数据的合理性对数据进行针对性筛选以提高对目标日模拟的准确性, 获得更准确的负荷数据作为市场投标优化算法的边界。以工业水泥生产为例, 对水泥生产各环节进行建模分析, 运用广东省日前与实时电价数据设计了算例模拟, 模拟结果从多方面证明了所提方法能够优化用户的电力市场投标策略以降低用户成本的效果。

**关键词:** 电力市场; 数据驱动; 随机优化; 聚类算法; 工业用户; 市场策略

## Market Strategy of Industrial Users Considering Electricity Price Uncertainty and Production Continuity

SU Zhipeng<sup>1</sup>, DAI Xinyun<sup>1,2</sup>, WANG Li<sup>1</sup>, HUANG Yuxiang<sup>2</sup>, CAI Ying<sup>1</sup>, CHEN Haoyong<sup>2</sup>

(1. Guangzhou Power Supply Bureau of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510510, China; 2. School of Electric Power Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

**Abstract:** With the proposal of the "dual carbon" target and the gradual deepening of the construction requirements of new power systems, industrial users are no longer traditional passive demanders, but need to make bidding decisions in the market according to their own production processes and planning loads. They need to face the uncertainty of electricity prices while making optimal bidding decisions that do not affect their own production continuity. A scenario construction based on industrial process modeling is proposed for industrial users to participate in the day-ahead and real-time electricity market, fully considering the uncertainty of electricity prices and production continuity. A two-stage bidding risk avoidance model is proposed based on risk optimization technology. Furthermore, in order to study the optimal bidding strategy for industrial users, the rationality of historical data is considered to improve the accuracy of target day simulation and obtain more accurate load data as the boundary of market bidding optimization algorithm. Taking industrial cement production as an example, modeling and analysis are conducted on various stages of cement productions. A simulation is designed using day-ahead and real-time electricity price data from Guangdong Province. The simulation results prove from multiple aspects that the proposed method can optimize users' electricity market bidding strategies and reduce user costs.

**Key words:** electricity market; data-driven; stochastic optimization; clustering algorithm; industrial users; market strategy

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2022YFB2403500); 中国南方电网有限责任公司重大科技项目(GDKJXM20220333)。

**Foundation item:** Supported by the National Key Research and Development Program of China (2022YFB2403500); the Major Science and Technology Project of China Southern Power Grid Co., Ltd.(GDKJXM20220333).

## 0 引言

2015年,中共中央、国务院发布的《关于进一步深化电力体制改革的若干意见》(也称9号文)提出<sup>[1]</sup>,要加快构建有效竞争的市场结构和市场体系,推进发用电计划改革,鼓励新增工业用户积极参与电力市场交易。2022年,《关于加快建设全国统一电力市场体系的指导意见》提出<sup>[2]</sup>,加快建设多层次统一电力市场体系,积极稳妥推进电力现货市场建设。与此同时,2023年10月8日广东电力交易中心印发的《广东电力市场低压工商业用户参与市场化交易试点实施方案》<sup>[3]</sup>中明确表示,建立健全低压工商业用户参与电能市场交易机制,探索完善低压用户现货交易结算相关规则,选取试点范围内低压工商业用户准入参与广东电能市场交易,逐步推动实现广东全体工商业用户参与电力市场交易。目前,全国多省市地区也正逐步推进与积极引导各电压等级的工业用户不再作为被动的负荷,而是作为主动的需求方直接参与电能市场。从政策与趋势而言,工业用户大规模成为市场的主体是我国电力改革的大势所趋<sup>[4]</sup>。

一般而言,工业用户参与电能市场的目标通常是为了最小化运营成本或最大化市场收益<sup>[5]</sup>,用户可以自发响应预测的电力价格信号或固定的市场激励,通过改变自身用电曲线与报价策略,节省电费或获取丰厚的补贴<sup>[6]</sup>。但工业用户参与市场交易往往是风险与收益并存的。一方面,由于现行的电力市场政策出清价格在投标后才会计算公布,因此在进行日前报量时必须考虑电价的不确定性<sup>[7]</sup>。另一方面,工业生产是一个涉及多环节且长时间的复杂过程,存在大量可转移的负荷波动,这些波动会对工业用户的前日投标以及实时调节产生不可忽略的影响<sup>[8]</sup>。因此,本文聚焦于存在多生产流程且负荷可调节的工业用户,研究其面临日前-电价不确定性的最优市场策略。

对于工业负荷的建模分析负荷预测与优化策略相关研究工作为工业用户进行日前市场的自主竞标积累了大量研究基础。文献[9]从负荷调控方式市场化的角度分析了工业负荷在需求响应中的角色与价值,构建了电力系统运行成本和需求响应补贴成本最低的时序生产模拟优化模型。文献[10]从工业用户的角度出发,将满足上级削峰指令设置为内部

优化目标,将用户的前日运行成本最低设置为外部优化目标,建立了考虑阶梯式碳交易机制下用户参与综合需求响应的混合整数非线性优化模型,最终得到用户在前日经济调度和参与综合需求响应两种模式下的运行策略。文献[11]将负荷分解成不同频率的分量再分别进行预测,提出了基于改进型自适应白噪声完备集成经验模态分解的工业用户负荷预测方法。文献[12]基于传统高碳长流程钢铁企业综合能源系统结构构建了钢铁工业园区低碳综合能源系统架构及其模型,引入了外购电动态碳排放因子及碳配额的交易机制,提出了兼顾多能耦合以及柔性工序优化的园区低碳综合能源系统低碳调度方法。这些研究表明工业用户可以通过先进的计量装置与能量管理系统进行生产与购售电的最优决策,从被动接受者转变为主动参与者。

与此同时,在市场策略与风险管理方面,随机优化技术被广泛应用于电力市场中,并据此提出基于风险感知的交易策略。基于工业园区的工业生产背景,通过随机优化技术制定考虑风险管理的最佳工业园区日前投标策略,能管理不确定性因素并提高抗生产风险的能力,是许多相关文献的研究重点。在文献[13]中,风险厌恶型的风力发电商在前日和实时电力市场中进行交易,采用双层优化的方法考虑其市场力。文献[14]引入共享储能服务商并制定容量价格和功率价格,利用条件风险价值(conditional value-at-risk, CVaR)评估光伏出力不确定性带来的收益风险,其中园区用户根据共享储能的价格及自身负荷和光伏出力预测,决策购买的储能容量和所需采取的充放电策略。文献[15]将“新能源+储能”电厂作为价格接受者,以“报量不报价”的形式参与电力现货交易。采用随机优化方法构建新能源出力场景、日前及实时出清电价场景,采用K-medoids方法将数量众多的场景转化为数量有限的概率化确定性场景,并以日前收益最大为目标,考虑条件风险价值并计及不平衡惩罚费用,建立了“新能源+储能”电厂参与日前市场的最优投标策略模型并求解。

总体而言,以上文献通常站在多能互补的能量管理层面进行优化调度,或基于电价波动、新能源不确定性进行风险规避,较少有文献考虑生产中断风险的同时进行投标的随机优化。许多文献将工业用户生产制造过程等同于通用的电力可调节负荷模

型以进行负荷调节或削减<sup>[16-17]</sup>, 认为工业生产中符合需求为多阶段连续可调的, 但很少有研究涉及具体的工业生产流程对工业用户投标策略的影响。因此, 本文提出基于工业过程建模的工业用户参与日前和实时的电能量市场的情景, 充分考虑电价不确定性与生产连续性, 基于风险优化技术提出了两阶段风险规避模型。

此外, 进一步考虑借鉴数据驱动的思想, 本文通过模糊 C-均值(fuzzy C-means, FCM)数据筛选方法获得更准确的负荷行为作为创新点, 加入两阶段投标流程以作为日前调度计划的数据输入。不同于基础的数据驱动思想, 通过 FCM 能够筛选出与投标日特征更相似的生产负荷。为了验证本文所提方法的有效性, 以考虑生产连续性的水泥生产过程为例, 对水泥生产各环节进行建模分析, 并利用广东电力市场规则与市场电价进行了算例分析。结果表明, 风险度量技术可以有效地管理用户生产用电面临的电价波动风险, 数据驱动思想可以使模型的优化效果进一步提高, 本文所提方法在数据驱动的基础上可以进一步降低日前投标的预期成本。

## 1 基本理论

### 1.1 条件风险价值

在电力市场中, 大多数风险管理是为了发电厂或售电公司制定的各种风险对冲措施。考虑到电力市场交易中的各种能源风险和财务风险, 参与市场的工业用户同样有必要充分利用现有工具和决策方法, 在电力市场中制定有效的市场风险和生产风险管理战略。随机优化、鲁棒优化和信息缺口决策理论已被面临风险的电力市场参与者广泛使用。在随机优化模型中不确定参数由基于概率分布生成的情景表示, 风险规避参与者可以通过使用风险度量方法(如风险值(value at risk, VaR)或条件风险值(condition value at risk, CVaR))来管理最坏情况下的风险<sup>[18]</sup>。相比之下, 风险寻求参与者使用的随机优化模型还比较少。鲁棒优化模型仅适用于风险规避参与者, 因为它只考虑最坏情况。具有鲁棒和机会函数的非概率的信息间隙决策理论(information gap decision theory, IGDT)可分别用于风险规避和风险寻求参与者<sup>[19]</sup>。然而, IGDT 模型没有利用不确定参数的全概率分布, 无法从概率角度量化或管理高利润。

因此, 本文认为参与电力市场自主决策的用户可以采用风险规避措施 CVaR 在考虑电价波动的风险的同时限制工业园区的生产中断风险。对于基于情景的随机优化模型, 将风险度量纳入目标函数来管理最坏情况下的风险, CVaR 的值  $V_{\text{CVaR}}$  可通过以下优化进行评估。

$$V_{\text{CVaR}} = \min \left( \phi + \frac{1}{1-\alpha} \sum_{s=1}^{S_T} \Omega_s \Psi_s \right) \quad (1)$$

约束为:

$$\phi - \Pi_s \leq \Psi_s, \quad \forall s \quad (2)$$

$$\Psi_s \geq 0, \quad \forall s \quad (3)$$

式中:  $\alpha$  为置信度, 表示利润将高于风险  $\phi$  的置信水平;  $\phi$  为风险度量值, 目标函数大于或等于  $\phi$  的概率小于等于  $(1-\alpha) \times 100\%$ ;  $\Psi_s$  为情景  $s$  中的利润;  $S_T$  为场景数量;  $\Omega_s$  为每个情景下的风险权重;  $\Pi_s$  为情景  $s$  中的省内市场运行成本超出的量, 作为一个非负辅助变量。

为了控制优化的风险因素, 可以使用系数  $\beta$  ( $0 \leq \beta \leq 1$ ) 将风险度量与目标函数耦合, 工业用户的目标函数为期望利润和各个风险度量的加权平均。权重系数定义 CVaR 的风险厌恶系数, 其取值范围为  $[0, 1]$ , 可建立随机规划模型的目标函数  $C$  如下。

$$C = \max_{\Xi} (1-\beta) \sum_{s=1}^{S_T} \lambda_s \psi_s + \beta \pi_s^c \quad (4)$$

式中:  $\beta$  为风险权重系数, 表示为用户的风险厌恶度,  $\beta$  数值更大表示参与者更厌恶风险;  $\lambda_s$  和  $\psi_s$  分别为出现场景  $s$  的概率和用户期望的利润值;  $\pi_s^c$  为系统在场景  $s$  下的 CVaR 值, 表示利润的风险;  $\Xi$  为状态空间, 包含模型中所涉及的所有不同情景。

通过模型转化, 基于 CVaR 的风险规避模型约束如下。

$$\pi^{\text{CVaR}} = \eta - \frac{1}{1-\alpha} \sum_{s=1}^{S_T} \lambda_s \gamma_s \quad (5)$$

$$\gamma_s \geq 0 \quad (6)$$

$$\eta - \gamma_s \leq \pi_s^c \quad (7)$$

式中:  $\pi^{\text{CVaR}}$  为模型的条件风险价值;  $\eta$ 、 $\gamma_s$  为用于计算 CVaR 的辅助变量。

### 1.2 数据驱动

历史数据模拟法<sup>[20]</sup>旨在以过去发生的事件来模拟用户未来的行为, 假设的前提是历史会重演, 且环境具有平稳性。考虑数据驱动的方式来分析用户

模拟投标行为的数据,根据历史数据进行整合、提炼得到足够的信息。这种思想常适用于金融风险理<sup>[21]</sup>的需求,直观且易实现。在此借鉴这种思路并进行一定的适用性调整,应用于寻求负荷曲线的波动范围。

目前负荷曲线聚类方法可以分为两大类,第一类直接使用原始负荷曲线进行聚类分析,主要算法有 K-means 算法、模糊 C 均值算法、层次聚类<sup>[22]</sup>;第二类为间接聚类,对原始负荷曲线进行预处理再进行聚类,包括降维处理或进行频域和时域上的处理<sup>[23]</sup>。

本文考虑使用基于模糊 C 均值聚类(fuzzy C-means clustering, FCM)算法来寻找相似的电价特征<sup>[24]</sup>,如表1所示。FCM算法是数据挖掘和机器学习<sup>[24]</sup>中常用的一种方法,它可以将数据集基于数据点的相似度划分成多个簇。FCM算法是对 K 均值进行聚类算法改进,将每个数据点分配到一个具有成员权重或属于度的簇中。在 FCM 中一个数据点可以同时属于多个簇,其成员权重可以不同,而在 K 均值中每个数据点只能分配到一个簇中。FCM 算法根据数据点与每个簇质心的相似度计算数据点的成员权重。簇的质心被计算为该簇中所有数据点的加权平均值,成员权重作为计算质心时候的权重。FCM 算法需要预定义的簇数和模糊度参数来控制簇之间的重叠程度。模糊度参数确定数据点的成员权重在各个簇中的分布程度。通过 FCM 算法迭代更新成员权重和质心直到收敛,即成员权重和质心的变化低于一定阈值,得到的簇是数据点的模糊集合,每个数据点在每个簇中都有一个成员权重。

## 2 工业用户基础建模

### 2.1 工业生产过程建模

以工业水泥厂为例<sup>[25]</sup>,水泥生产从能源生产的角度看包括4个主要步骤:1)将原料进行破碎、粉磨处理的生料制备过程;2)将生料处理成窑料的均化过程;3)在回转窑中经高温烧成熟料的结焦过程;4)磨细熟料和其他材料的粉磨过程。水泥厂完整生产过程如图2所示<sup>[26]</sup>。

在结焦过程中回转窑必须持续工作。因为与回转窑系统相关的电气负载正常情况下不得停止或者转移,因此回转窑的工作功率只能在极小范围内调节。每个工业过程制备的产物都由仓库存储,每个

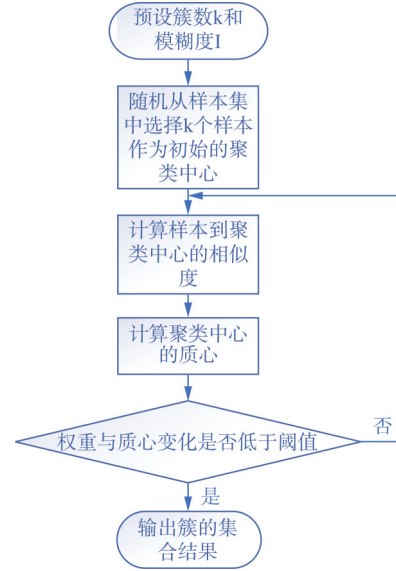


图1 FCM算法流程

Fig. 1 Flowchart of FCM Algorithm

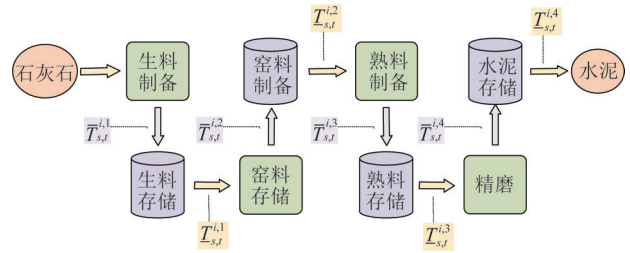


图2 水泥生产过程示例

Fig. 2 Example of cement production process

生产过程的中间产物也作为联系纽带,作为下一个步骤的输入资源。因此,仓库的存储能力将影响该生产的灵活性的转移,存储能力越大的仓库提供的负荷调节能力越强。

考虑到水泥厂调度的变量特征,采用基于状态-任务网络<sup>[26]</sup>的生产调度方法来建立水泥厂的生产模型。与基于资源-任务网络的调度算法相比,基于状态-任务网络更适合流程简单的生产过程,使得生产调度过程建模更加清晰。基于状态-任务网络的水泥生产模流程型分为4部分。

1) 能量消耗约束。式(8)将水泥厂的总电能消耗描述为子过程的总和。

$$\Psi_{s,t}^i = \sum_{j=1}^J \psi_{s,t}^{i,j} \quad (8)$$

式中:  $\Psi_{s,t}^i$  为总流程各个环节电能消耗的总和;  $\psi_{s,t}^{i,j}$  为情景  $s$  子过程  $j$  在  $t$  时刻的电能消耗;  $J$  为总流程的子过程数量;  $i$  为生产线的编号,为简化考虑,本文设置算例仅考虑一条生产线。

式(9)将情景 $s$ 子过程 $j$ 的电能消耗 $\psi_t^{i,j}$ 描述为该过程单位产能的额定电能消耗 $\widetilde{\psi}_t^{i,j}$ 和该过程产量 $\overline{T}_t^{i,j}$ 的函数。

$$\Psi_{s,t}^{i,j} = \widetilde{\psi}_{s,t}^{i,j} \times \overline{T}_{s,t}^{i,j} \quad (9)$$

式中： $\widetilde{\psi}_{s,t}^{i,j}$ 为情景 $s$ 子过程 $j$ 生产单位产量的额定电功率消耗，MWh/t； $\overline{T}_{s,t}^{i,j}$ 为情景 $s$ 子过程 $j$ 单位时间的产量，即产物对仓库的输入速率，t/h。

2) 生产顺序约束

$$\overline{T}_{s,t}^{i,j} = \lambda \underline{T}_{s,t}^{i,j-1} \quad (10)$$

式中： $\underline{T}_{s,t}^{i,j-1}$ 为仓库 $i$ 对子过程 $j-1$ 物料输入的速率； $\lambda$ 为输出重量与输入重量之比； $\overline{T}_{s,t}^{i,j}$ 为仓库 $i$ 对子过程 $j$ 物料输出的速率。

式(11)显示了每个子过程 $j$ 的输出和输入重量的关系。

$$\overline{T}_{\min}^{i,j} \leq \overline{T}_{s,t}^{i,j} \leq \overline{T}_{\max}^{i,j} \quad (11)$$

式中 $\overline{T}_{\max}^{i,j}$ 、 $\overline{T}_{\min}^{i,j}$ 分别为 $\overline{T}_{s,t}^{i,j}$ 值的上下限，表示子过程最高生产速率和最低生产速率。

$$\underline{T}_{\min}^{i,j} \leq \underline{T}_{s,t}^{i,j} \leq \underline{T}_{\max}^{i,j} \quad (12)$$

式中 $\underline{T}_{\max}^{i,j}$ 和 $\underline{T}_{\min}^{i,j}$ 分别为 $\underline{T}_{s,t}^{i,j}$ 值的上下限，表示仓库到子过程输出货物的最高速率和最低速率。

3) 存储约束

$$S_{s,t}^{i,j} = S_{s,t-1}^{i,j} + \overline{T}_{s,t}^{i,j} - \underline{T}_{s,t}^{i,j} \quad (13)$$

式中 $S_{s,t}^{i,j}$ 为情景 $s$ 存储 $i$ 在 $t$ 时刻中物料的存量，描述了作为子过程 $j$ 的产物的存储量与输入和输出生产量的函数关系。

$$S_{\min}^{i,j} \leq S_{s,t}^{i,j} \leq S_{\max}^{i,j} \quad (14)$$

式中 $S_{\max}^{i,j}$ 、 $S_{\min}^{i,j}$ 分别为 $S_{s,t}^{i,j}$ 值的上下限，分别表示最大存储容量和最小存储容量。

4) 产能约束

$$\sum_{t=1}^T \overline{T}_{s,t}^{i,j} \geq T_0^i \quad (15)$$

式中： $\sum_{t=1}^T \overline{T}_{s,t}^{i,j}$ 为满足客户要求的生产产量； $T_0^i$ 为客户对货物的订购值； $T$ 为生产流程数量。

## 2.2 发电设备约束条件

1) 用户自有发电机组出力上下限约束为：

$$p_{s,t}^{g,\min} \leq p_{s,t}^g \leq p_{s,t}^{g,\max} \quad (16)$$

式中 $p_{s,t}^{g,\min}$ 、 $p_{s,t}^{g,\max}$ 分别为自有发电设备 $g$ 的最小和最大发电速率。

2) 爬坡约束为

$$r_{\text{down}} \leq p_{s,t}^g - p_{s,t-1}^g \leq r_{\text{up}} \quad (17)$$

式中 $r_{\text{down}}$ 、 $r_{\text{up}}$ 分别为自有发电设备的向下和向上的爬坡速率。

## 3 两阶段投标模型

### 3.1 市场框架与随机参数刻画

典型的电力市场包括日前市场和实时市场，如图3所示<sup>[27]</sup>。在电力系统运行日的前一天工业用户在日前市场的提交截止时间前生成日前交易策略，交易电量以日前电价结算。在电力系统运行日电力市场通过实时市场保障实时电力平衡，工业用户日前交易造成的偏差将以实时电价进行结算<sup>[28]</sup>。

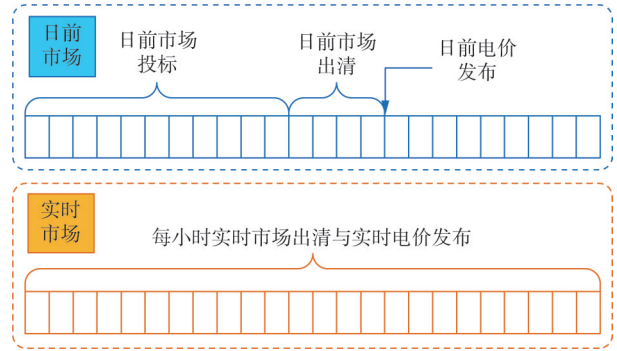


图3 典型双结算电力市场的基本框架

Fig. 3 Basic framework of typical two-settlement electricity market

针对工业用户考虑日前-实时市场的两阶段最优投标策略，本优化模型首先使用季节性自回归综合移动平均模型(seasonal autoregressive integrated moving average, SARIMA)生成电价的不确定参数，用户根据能源边际价格的预测信息提交电量申报计划并安排生产，寻求两阶段市场交易利润的最大化。

由于与其他市场参与者相比，用户容量相对较小，因此其能源和辅助服务交易不会影响能源位置边际价格，认为用户是价格接受者。同时，本模型针对工业用户的用电需求建立了工业用户的生产负荷和温控设备调节能力的量化模型以分析工业负荷生产、储能及自有发电设备的负荷变化行为及其协同作用。

### 3.2 交易策略

#### 3.2.1 典型的目标函数

工业园区参与市场的目标是系统成本最小。工

业用户生产目标函数包括电网购电成本、燃料成本,其模型可表述为:

$$C = E(\Pi_s) = -\sum_{t=1}^T ((\lambda_{s,t}^{\text{DA}} p_t^{\text{DA}} + \lambda_{s,t}^{\text{RT}} p_{s,t}^{\text{RT}}) - \lambda_s^g p_{s,t}^g) \quad (18)$$

式中:  $C$  为系统总成本;  $\lambda_{s,t}^{\text{DA}}$ 、 $\lambda_{s,t}^{\text{RT}}$  分别为第  $t$  时段第  $s$  场景下电力市场的日前电价和实时电价;  $p_{s,t}^{\text{DA}}$ 、 $p_{s,t}^{\text{RT}}$  分别为工业园区在日前市场和实时市场的申报电量,当数值为正时表示工业园区在卖出电量,当数值为负时表示工业园区在买入电量;  $p_{s,t}^g$  为  $t$  时刻  $s$  场景下自有发电设备的发电量;  $\lambda_s^g$  为自有发电设备每兆瓦时的成本。

式(19)为工业用户参与电力市场交易时的电力平衡约束。

$$p_t^{\text{DA}} + p_{s,t}^{\text{RT}} = p_{s,t}^g - \Psi_{s,t}^i \quad (19)$$

用户参与日前市场时系统的交易量仅考虑受到自有发电设备的约束,系统在日前市场的买入电量的最大值理论上为0,在日前市场的卖出电量  $p_t^{\text{ess,DA}}$  不得高于储能装置最大的放电功率和自有发电设备最大功率之和  $p_{s,t}^{g,\max}$ ,可表示为式(20)。

$$0 \leq p_t^{\text{ess,DA}} \leq p_{s,t}^{g,\max} \quad (20)$$

### 3.2.2 基准模型

在日前和实时的能源市场中工业用户希望对各工序进行生产安排的优化以最低的购电成本满足购货商的订单要求。综合考虑生产不中断风险和电价的不确定性,采用CVaR对工业用户需求响应策略进行风险管理,并以此作为基准模型。通过用户期望利润与式(4)相耦合,用户的目标函数表示为成本,其负值表示为CVaR期望利润  $\psi_s$ ,如式(21)所示。

$$\psi_s = \sum_{t=1}^T ((\lambda_{s,t}^{\text{DA}} p_t^{\text{DA}} + \lambda_{s,t}^{\text{RT}} p_{s,t}^{\text{RT}}) - (F^{\text{ess,ch}} p_{s,t}^{\text{ess,ch}} + F^{\text{ess,dis}} p_{s,t}^{\text{ess,dis}}) - \lambda_s^g p_{s,t}^g) \quad (21)$$

式中:  $F^{\text{ess,ch}}$ 、 $F^{\text{ess,dis}}$  分别为储能资源充、放电的成本系数;  $p_{s,t}^{\text{ess,ch}}$ 、 $p_{s,t}^{\text{ess,dis}}$  分别为第  $t$  个时间段第  $s$  个场景储能资源的充、放电功率。

使用CVaR对工业用户需求响应行为进行风险管理时约束还需联合CVaR的基本约束,即式(5)一(7)。在基准模型中同样只考虑储能与发电设备的充放电能力,以式(20)对日前投标进行约束。

### 3.2.3 通用模型

由于电价不确定性,并需要考虑每个时段实时电价和日前电价的差异,因此日前报量中的关键约

束十分重要。历史数据模拟方式可以帮助用户更好地认识自己的行为特征,为了提高效率采用FCM聚类,并将全天用电量数据作为聚类特征。

一般来说,使用的历史时间越长,获得的历史数据越多,置信水平也就越高,极端情况发生的概率也就越低。但是越远离预测日的时间信息也就不准确,因此为考虑准确性和极端情况的平衡,在普适性模型中考虑100 d的历史长度来进行负荷行为模拟。即假设用户参与目标日前的电力市场,在电价波动下安排自己的发用电计划,得到负荷的生产计划安排多日数据。将多日数据处理后得到负荷的波动范围,作为用户合理的生产计划区间,用以指导日前的投标范围。

因此在普适性模型中通过历史数据模拟考虑负荷的用电行为,将日前投标约束进一步整理为式(22)。在卖电为正的前提下最恶劣场景为负荷用电量为最大值,同时储能以最大充电电功率工作时最好的场景是用户用电量为最小值且储能为放电状态工作在最大放电功率时。结合历史数据的前日投标约束为:

$$-p^{l,\text{his},\max} \leq p_t^{\text{DA}} \leq p_{s,t}^{g,\max} - p^{l,\text{his},\min} \quad (22)$$

式中  $p^{l,\text{his},\min}$ 、 $p^{l,\text{his},\max}$  分别为工业用户在参与历史场景的电能量市场时进行数据处理后得到的负荷极小值和极大值。

### 3.2.4 本文所提方法

在通用模型的基础上,为考虑历史数据的合理性,本文所提模型将对历史数据作进一步的筛选以提高对目标日的准确性模拟。即假设最贴近目标日的前一天为最准确的预测,以电价特征为寻找的依据,聚类前100 d中更相似的历史数据以聚焦于目标日。此时虽然最终使用的天数是少于总样本数的,也就是这里的100 d情景,但聚类是基于100 d的历史数据进行的,并没有降低历史的维度。

本文所提的模型中,日前投标约束与普适性模型具有类似的表现形式,但负荷极值曲线采用模糊聚类的方法进行数据筛选后经数据处理,如式(23)所示。

$$-p^{l,\text{FCM},\max} \leq p_t^{\text{ess,DA}} \leq p_{s,t}^{g,\max} - p^{l,\text{FCM},\min} \quad (23)$$

式中  $p^{l,\text{FCM},\min}$ 、 $p^{l,\text{FCM},\max}$  分别为工业用户参与经筛选后的历史场景时经数据处理后得到的负荷极小值和极大值。

## 4 算例分析

### 4.1 数据来源

为研究本文所提工业用户参与日前市场和现货市场的获益能力, 本文设置了3个对比结果模型。其中不考虑CVAR工业用户两阶段投标模型为对比模型, 考虑CVAR的基准模型称为模型一, 考虑CVAR和数据模拟的通用模型称为模型二, 本文所提的考虑CVAR数据模拟和聚类方法的模型称为模型三。

本算例使用季节性自回归综合移动平均模型<sup>[29-30]</sup>对日前和实时价格进行预测, 电价信息来自南方区域电力市场的2023年截至9月底的出清数据。所建立的随机优化模型使用MATLAB中的Yalmip工具箱配合商业求解器Gurobi求解。

### 4.2 风险管理结果分析

所选取的典型日的日前电价和实时电价预测曲线如图4所示。

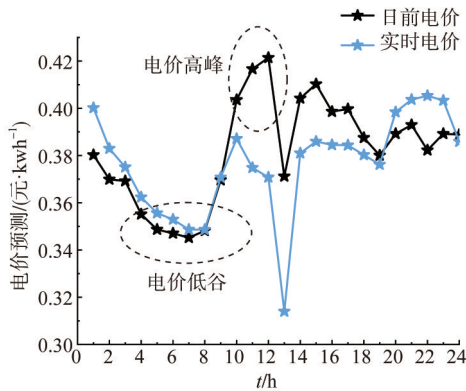


图4 典型日日前、实时电价预测曲线

Fig. 4 Typical day-ahead and real-time electricity prices prediction curves

50组预测场景的日前电价和实时电价的范围如图5所示, 实时市场的电价波动范围更广, 随机性更高。

图6给出了工业用户在无风险管理时参加日前和实时电力市场的投标行为。

如图6所示, 在日前市场时用户由于无法估量负荷量, 考虑发电设备的成本与容量, 仅选择在日前预测价格时段高于实时预测价格且高于运行成本时出售电量。实时阶段时用户则在平谷时刻选择申报高购电量水平, 以满足生产所需。

考虑实时电价的波动风险时投标策略将发生一

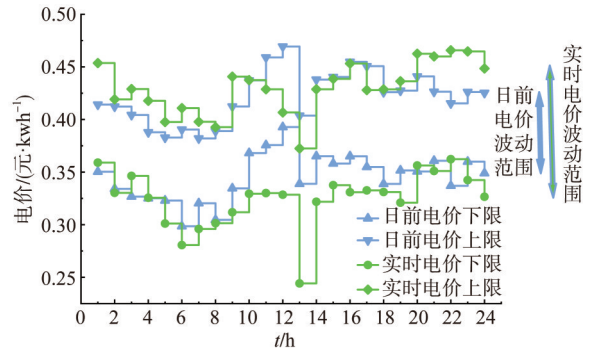


图5 日前电价和实时电价范围

Fig. 5 Ranges of day-ahead and real-time electricity prices

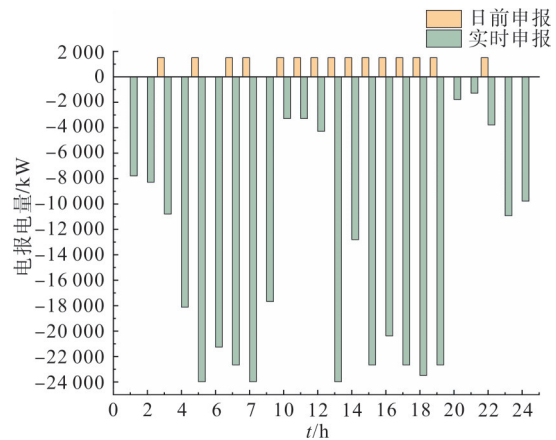


图6 无风险管理时用户的申报策略

Fig. 6 User reporting strategies for risk-free management

定程度的变化。取置信度为0.9, 风险权重系数为0.2, 图7给出了具有风险管理时用户参与市场的申报策略。

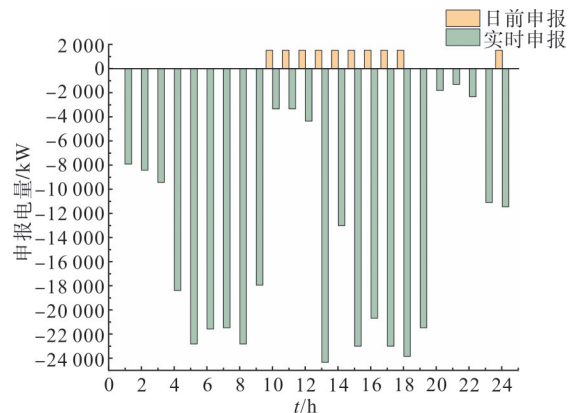


图7 风险管理时用户的申报策略

Fig. 7 User reporting strategies for risk management

由图7可以看出, 由于实时市场的电价波动相对更加剧烈, 用户倾向于从生产安全的角度出发在日前市场中申报电量。比起未考虑风险的申报策

略,用户在日前市场减少了售出电能,但在实时市场时安排用电的灵活性增加,也能降低实时电价过高带来的隐含成本。此时电价波动风险放在了次级因素上,用户在实时市场降低的成本并不能完全覆盖为管理生产安全增加的成本。

为研究用户不同的风险偏好对生产成本的影响,在基准模型中采用了不同的风险权重系数进行分析,结果如图8所示。

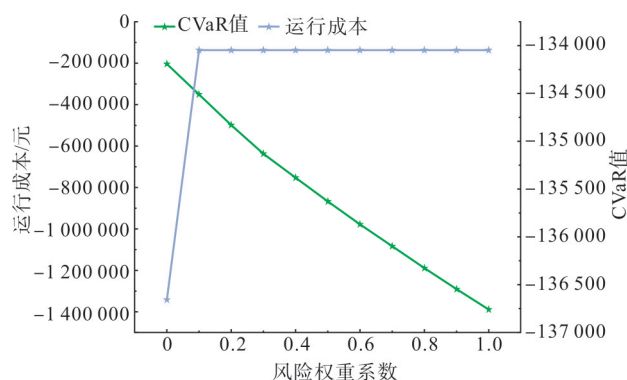


图8 随风险权重系数的利润变化

Fig. 8 Profits change with risk weight coefficients

图8显示了工业用户利润和CVaR值随风险权重系数变化而形成的变化趋势。在图8可以看到,随着风险权重系数的增大,用户参与市场的风险偏好降低,发电商的利润期望值也逐渐降低, CVaR值反而逐渐提高, CVaR值的提高表示获得期望利润的风险逐渐减小。因为越厌恶风险的用户越倾向于考虑生产风险而降低对日前和实时电价不确定性风险的考虑,使得用户支出成本更高。

#### 4.3 数据驱动结果分析

聚类前对数据集编号,选取2023年8月典型日前一日的编号为100,前100日的编号为1;所提议的模型三以24 h电价特征为基准通过FCM方法寻找相似日,聚类结果如图9所示。

从图9中可以看到,最后原始数据被聚类成了三个类别,类别三为FCM最终保留的相似天数,不使用FCM寻找相似日的模型二则保留全部的历史天数进行模拟。

图10给出了模型二和模型三根据保留的历史数据得出的负荷用电量极值的对比图,此时只考虑工业用户在电价波动下的用电行为。两组模型具有相似的走势,在很多时刻工业用户用电量极值相同,说明这些时刻日前和实时的电价波动下该值就

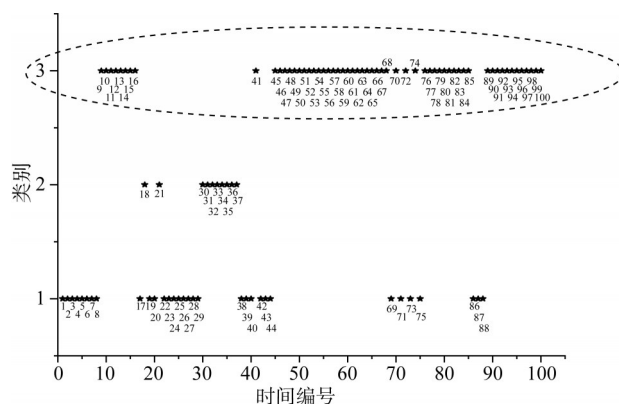


图9 FCM的聚类结果

Fig. 9 Clustering results of FCM

是最优的生产用电计划。而在部分时刻负荷极大值和极小值呈现出差异。

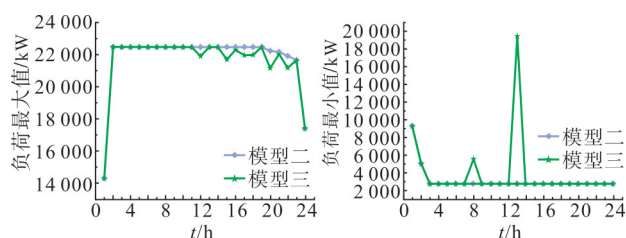


图10 负荷极值曲线图

Fig. 10 Load extremum curves

图11给出了模型二和模型三根据历史数据找到的申报范围。从图11可以看出,两个模型的范围在大多数时刻是相同的,总体而言模型三的负荷预测结果进一步精确了购电的范围。FCM排除掉与目标日电价特征相似度较低的天数,使得申报的范围与单纯考虑100 d历史电价的情况具有相似性,也存在一定的区别。

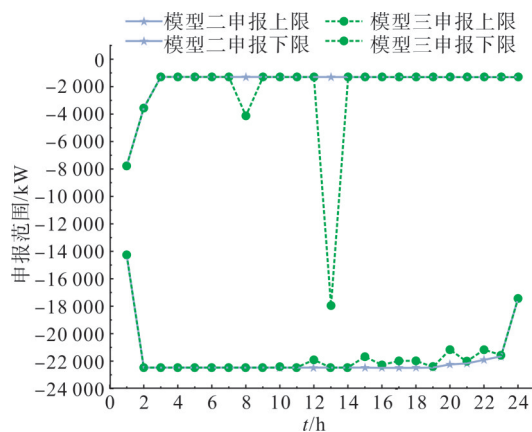


图11 申报范围

Fig. 11 Scopes of declaration

#### 4.4 模型对比分析

图 12 给出了用户在 4 个模型下的日前申报策略。对比前两个模型，典型模型考虑电价的不确定因素确定申报策略，而基准模型考虑生产连续性的管理风险，通过在日前市场减少卖出电能以保证电能充裕从而减少生产不确定性带来的风险。

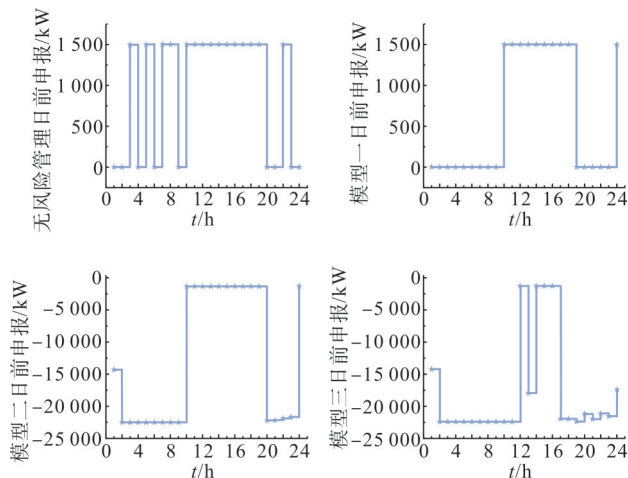


图 12 用户日前申报策略

Fig. 12 Comparison of user declaration strategies

对比模型二、三，其选择售电或购电的时间决策基本一致，仅在部分时刻呈现出购电量的差异。

相对于前两个模型而言，后两个模型在日前市场中各时段的申报行为更为精确且灵活。具体而言，典型模型在日前电价大于实时电价且高于调度成本的时刻均采用售电策略，而模型一在日前市场中考虑了电价波动带来的生产成本上升风险，削减了部分时刻的售电。模型二和模型三则由于具有大量的负荷均采取了购电策略，并在日前电价较高的时段尽可能减少了购电，在满足生产连续性的条件下进一步缩减成本。之所以未在日前电价高于实时电价的每个时段都增加购电，是出于生产中断风险的考虑，放弃在日前电价稍高于实时电价时段申请售电获微薄收益，而通过多时段购电降低生产风险。

表 1 给出了 3 个模型在日前市场和实时市场中的申报电量、成本及 CVaR 的数值。具体而言，在日前市场中模型一到模型三申报购电量逐渐递增，净电量在模型一中表现为售电量，模型二、三种表现为购电量，同样呈增长趋势；模型一到模型三的综合成本依次减少，CVaR 值依次增加，表明在降低风险的同时成本下降，所提出的模型效果确实优

于普适性模型和基准模型。用户可以通过 CVaR 降低电价极端情况带来的损害，数据驱动则可以帮助用户更好地了解自己行为特征理性申报，从而更好地参与市场，应对电价问题。

表 1 3 种需求响应模型下日前策略与用户效益

Tab. 1 User benefits under three demand response models

| 模型  | 日前申报        |             |            | 综合成本<br>/元 | CVaR 值<br>/元 |
|-----|-------------|-------------|------------|------------|--------------|
|     | 卖电量/<br>kWh | 购电量/<br>kWh | 净电量<br>/kW |            |              |
| 模型一 | 15 000      | 0           | 15 000     | 118 340    | -120 840     |
| 模型二 | 0           | 296 190     | 296 190    | 116 440    | -119 970     |
| 模型三 | 0           | 431 640     | 431 640    | 104 900    | -107 350     |

## 5 结论

考虑具体的生产流程构建了工业用户的生产过程模型，在此基础上考虑温控设备及分布式资源构建了以满足生产计划为前提的工业需求响应模型。为了提供更加准确的投标策略，研究了工业用户通过利用风险管理策略与数据驱动方法参与日前-实时电能市场的最优投标策略。主要结论如下。

1) 案例表明模型能切实地描述用户的生产流程，并显示市场投标行为方式及影响因素。考虑电价不确定性与生产连续性，基于风险寻求约束优化方法的风险规避模型能有效管理生产中断风险但会削弱投标的效益。

2) 借鉴数据驱动思想可以优化用户投标策略，在有效地管理用户生产中断风险的基础上降低风险管理对运行成本增加的影响，聚类的思想则能进一步提高优化用户投标策略的效果。

## 参考文献

- [1] 张显, 史连军. 中国电力市场未来研究方向及关键技术[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(16): 1-11.  
ZHANG Xian, SHI Lianjun. Future research areas and key technologies of electricity market in China [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(16): 1-11.
- [2] 刘金涛, 王鑫根, 伍以加. 加快全国统一电力市场建设若干问题的思考——以电力交易中心为切入点[J]. 价格理论与实践, 2023(4): 101-103, 209.  
LIU Jintao, WANG Xinggen, WU Yijia. Thoughts on speeding up the construction of national unified power market—taking the power trading center as the entry point [J]. Price: Theory & Practice, 2023(4): 101-103, 209.
- [3] 广东电力交易中心. 广东电力市场低压工商业用户参与市场化交易试点实施方案[EB/OL]. <https://pm.gd.csg.cn/portal/#/home/informationNotice/detail?id=10467&noticeTypeId=31>.

- [4] 陈皓勇. 碳中和目标下的电力系统和电力市场转型[J]. 中国电力企业管理, 2020(28): 19-23.
- [5] 李金涛. 电力市场下的工业大用户报价策略研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2022.
- [6] 代心芸, 陈皓勇, 肖东亮, 等. 电力市场环境下工业需求响应技术的应用与研究综述[J]. 电网技术, 2022, 46(11): 4169-4186.  
DAI Xinyun, CHEN Haoyong, XIAO Dongliang, et al. Review of applications and researches of industrial demand response technology under electricity market environment [J]. Power System Technology, 2022, 46(11): 4169-4186.
- [7] 蔡湛, 李泽文, 邹睿奇, 等. 基于负荷转移的售电公司分时电价优化策略[J]. 南方电网技术, 2024, 18(1): 77-84.  
CAI Zhan, LI Zewen, ZOU Ruiqi, et al. Optimization strategy of time-of-use electricity price for electricity selling companies based on load transfer [J]. Southern Power System Technology, 2024, 18(1): 77-84.
- [8] 陈启鑫, 吕睿可, 郭鸿业, 等. 面向需求响应的电力用户行为建模: 研究现状与应用[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(10): 23-37.  
CHEN Qixin, LÜ Ruike, GUO Hongye, et al. Electricity user behavior modeling for demand response: research status quo and applications [J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(10): 23-37.
- [9] 葛毅, 李璇, 刘国静. 基于时序生产模拟的电力需求响应优化配比研究[J]. 电力需求侧管理, 2021, 23(1): 43-48, 54.  
GE Yi, LI Hu, LIU Guojing. Research on optimal proportioning of power demand response based on time sequence production simulation [J]. Power Demand Side Management, 2021, 23(1): 43-48, 54.
- [10] 曾艾东, 邹宇航, 郝思鹏, 等. 考虑阶梯式碳交易机制的园区工业用户综合需求响应策略[J]. 高电压技术, 2022, 48(11): 4352-4363.  
ZENG Aidong, ZHOU Yuhang, Hao Sipeng, et al. Comprehensive demand response strategy of industrial users in the park considering the stepped carbon trading mechanism [J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(11): 4352-4363.
- [11] 杨德州, 刘嘉明, 宋汶秦, 等. 基于改进型自适应白噪声完备集成经验模态分解的工业用户负荷预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(4): 36-43.  
YANG Dezhou, LIU Jiaming, SONG Wenqin, et al. A load forecasting method for industrial customers based on the ICEEMDAN algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(4): 36-43.
- [12] 甘磊, 杨天禹, 陈星莺, 等. 基于低碳工艺与流程控制的钢铁工业园区综合能源系统低碳调度方法[J]. 电网技术, 2023, 47(8): 3099-3113.  
GAN Lei, YANG Tianyu, CHEN Xingyin, et al. Low-carbon scheduling of integrated energy system in iron & steel industrial park considering low-carbon techniques and process control [J]. Power System Technology, 2023, 47(8): 3099-3113.
- [13] XIAO Dongliang, ALASHERY M K, QIAO Wei. Optimal price-maker trading strategy of wind power producer using virtual bidding [J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2022, 10(3): 766-778.
- [14] 张天雨, 王罗, 孙勇, 等. 基于主从博弈的共享储能定价策略及园区用户日前优化决策[J]. 电力需求侧管理, 2023, 25(4): 1-7.  
ZHANG Tianyu, WANG Luo, SUN Yong, et al. Pricing strategy of shared energy storage and day-ahead optimization decision of park users based on Stackelberg game [J]. Power Demand Side Management, 2023, 25(4): 1-7.
- [15] 杨波, 汤文成, 吴福保, 等. 考虑CVaR的“新能源+储能”电厂日前市场投标策略[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(9): 93-101.  
YANG Bo, TANG Wencheng, WU Fubao, et al. Day-ahead market bidding strategy for "renewable energy + energy storage" power plants considering conditional value-at-risk [J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(9): 93-101.
- [16] 褚夏永, 石琳, 耿庆庆. 面向负荷聚合商的工业用户短期调峰负荷预测方法研究[J]. 科学技术创新, 2023(5): 1-4.  
CHU Xiayong, SHI Lin, GENG Qingqing. Research on load aggregator-oriented short-term peak-shaving load forecasting method for industrial users [J]. Scientific and Technological Innovation, 2023(5): 1-4.
- [17] 吴迪, 王韵楚, 郁春雷, 等. 基于高斯过程回归的工业用户需求响应潜力评估方法[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(7): 94-101.  
WU Di, WANG Yunchu, YU Chunlei, et al. Demand response potential evaluation method of industrial users based on Gaussian process regression [J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(7): 94-101.
- [18] 杨佳澄, 翟晓鹤, 谭忠富, 等. 基于相对鲁棒CVaR的高不确定性机组日前竞价申报优化[J]. 电网技术, 2021, 45(11): 4366-4376.  
YANG Jiacheng, ZHAI Xiaohu, TAN Zhongfu, et al. Day-ahead bidding optimization for high-uncertainty units based on relatively robust conditional value at risk [J]. Power System Technology, 2021, 45(11): 4366-4376.
- [19] 李文升, 王春义, 蔡陆杰, 等. 基于IGDT-机会约束的配电网最大DG可开放容量评估[J]. 电力系统及其自动化学报, 2023, 35(11): 58-65, 83.  
LI Wensheng, WANG Chunyi, QI Lujie, et al. Evaluation on maximum addable capacity of distributed generation in distribution network based on information gap decision theory and chance constraints [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2023, 35(11): 58-65, 83.
- [20] 田晟兆, 胡迎茜, 谷成, 等. 知识与数据联合驱动建模技术综述[J]. 电子科技大学学报, 2023, 52(6): 932-943.  
TIAN Shengzhao, HU Yingqian, GU Cheng, et al. A review of modeling techniques jointly driven by knowledge and data [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2023, 52(6): 932-943.
- [21] 袁峰, 许凌珠, 邵祥理. 数据驱动的互联网保险产品创新风险管理研究[J]. 保险研究, 2022(3): 29-43.  
YU Feng, XU Linzhu, SHAO Xiangli. A research on data-driven risk management of internet insurance product innovation [J]. Insurance Studies, 2022(3): 29-43.
- [22] 季玉琦, 严亚帮, 和萍, 等. 基于K-Medoids聚类与栅格法提取负荷曲线特征的CNN-LSTM短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(18): 81-93.  
JI Yuqi, YAN Yabang, HE Ping, et al. CNN-LSTM short-term load forecasting based on the K-Medoids clustering and grid method to extract load curve features [J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(18): 81-93.
- [23] 马体泽, 杨云翠, 钱明焱, 等. 配电网负荷供应能力模糊估测方法[J]. 自动化应用, 2023, 64(21): 195-196.  
MA Tize, Yang Yuncui, QIAN Mingyao, et al. Fuzzy estimation

- tion method of load supply capacity of power distribution network [J]. Automation Application, 2023, 64 (21) : 195 – 196.
- [24] 马宗彪, 许素安, 朱少斌, 等. 基于特征加权模糊聚类的电力负荷分类[J]. 中国电力, 2022, 55(6): 25 – 32.  
MA Zongbiao, XU Su'an, ZHU Shaobin, et al. Power load classification based on feature weighted fuzzy clustering [J]. Electric Power, 2022, 55(6): 25 – 32.
- [25] 殷润. 基于数据驱动的水泥生产能耗系统建模与优化[D]. 南京: 南京邮电大学, 2022.
- [26] 宫飞翔, 赵永亮, 赵昕, 等. 基于状态任务网络的水泥生产流程分析[J]. 电子技术应用, 2023, 49(10): 8 – 14.  
GONG Feixiang, ZHAO Yongliang, ZHAO Xin, et al. Analysis of cement production process based on state task network [J]. Application of Electronic Technique, 2023, 49 (10): 8 – 14.
- [27] 吴华华, 张思, 甘雯, 等. 面向多时间尺度市场交易的电网企业代理购电决策模型[J]. 浙江电力, 2023, 42(9): 42 – 51.  
WU Huahua, ZHANG Si, GAN Wen, et al. Decision-making model of electricity purchasing agent service of power grid enterprises for multi-time-scale market transactions [J]. Zhejiang Electric Power, 2023, 42(9): 42 – 51.
- [28] 许政, 吕翔, 吴引航, 等. 水火互济电源结构下的市场交易偏差电量处理与结算机制[J]. 电力需求侧管理, 2022, 24(4): 85 – 90, 97.  
XU Zheng, LÜ Xiang, WU Yinhang, et al. Processing and settlement mechanism of market transaction deviation of electricity quantity under the structure of water-fire mutual power supply [J]. Power Demand Side Management, 2022, 24 (04): 85 – 90, 97.
- [29] 李伟聪, 潘福全, 胡盼, 等. 基于季节性差分整合移动平均自回归模型的城市公交短期客流预测[J]. 济南大学学报(自然科学版), 2022, 36(3): 308 – 314.  
LI Weicong, PAN Fuquan, HU Pan, et al. Short term passenger flow forecast of urban public transport based on seasonal autoregressive integrated moving average model [J]. Journal of University of Jinan (Natural Science), 2022, 36 (3) : 308 – 314.

收稿日期: 2023-08-26; 网络首发日期: 2024-05-21

作者简介:

苏志鹏(1972), 男, 高级工程师, 硕士, 研究方向为电力市场、电力经济、虚拟电厂;

代心芸(1997), 女, 通信作者, 工程师, 硕士, 从事电力市场、电力系统需求响应、电力系统分析、运行与控制工作, 2642694510@qq.com;

王莉(1969), 女, 高级工程师(教授级), 硕士, 研究方向为继电保护、智能电网、虚拟电厂。

#### (上接第 123 页 Continued from Page 123)

- WANG Zhidong, LOU Suhua, FAN Zhen, et al. Chance-constrained programming based congestion dispatching optimization of power system with large-scale wind power integration [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(23): 147 – 154.
- [22] 陈崇德, 郭强, 宋子秋, 等. 计及碳收益的风电场混合储能容量优化配置[J]. 中国电力, 2022, 55(12): 22 – 33.  
CHEN Chongde, GUO Qiang, SONG Ziqiu, et al. Optimal configuration of hybrid energy storage capacity for wind farms considering carbon trading revenue [J]. Electric Power, 2022, 55(12): 22 – 33.
- [23] 张金辉, 江岳文. 考虑市场竞争与接纳的海上风电场装机容量及布局分层优化[J]. 电网技术, 2020, 44(10): 3837 – 3846.  
ZHANG Jinhui, JIANG Yuewen. Hierarchical optimization of installed capacity and layout of offshore wind farms considering market bidding and admission [J]. Power System Technology, 2020, 44(10): 3837 – 3846.
- [24] 袁佳歆, 曲锴, 郑先锋, 等. 高速铁路混合储能系统容量优化研究[J]. 电工技术学报, 2021, 36(19): 4161 – 4169, 4182.  
YUAN Jiaxin, QU Kingland, ZHENG Xianfeng, et al. Optimizing research on hybrid energy storage system of high speed railway [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(19): 4161 – 4169, 4182.
- [25] 李相俊, 马锐, 王上行, 等. 考虑电池寿命的商业园区储能电站运行控制策略[J]. 高电压技术, 2020, 46(1): 62 – 70.  
LI Xiangjun, MA Rui, WANG Shangxing, et al. Operation control strategy of energy storage station after considering battery life in commercial park [J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(1): 62 – 70.

收稿日期: 2023-08-26; 网络首发日期: 2024-05-21

作者简介:

陆秋瑜(1987), 女, 高级工程师, 博士, 研究方向为电力系统分析、新能源和储能并网技术, luqiuyu22@126.com;

杨银国(1980), 男, 高级工程师(教授级), 硕士, 研究方向为新能源调度运行;

陈俊生(1981), 男, 工程师, 学士, 研究方向为海上风力发电智能监控、新能源与储能控制技术。