

基于神经网络的虚拟电厂辅助调峰成本预测方法

蔡晟琦¹, 刘闯^{2,3}, 包铁^{2,3}, 何蕾^{2,3}, 肖望^{2,3}

(1. 国网上海市电力公司, 上海 200122; 2. 国网电力科学研究院有限公司, 江苏 南京 210000;
3. 北京科东电力控制系统有限责任公司, 北京 100000)

摘要: 准确预测虚拟电厂辅助调峰成本, 可以为制定合理的成本策略、运营管理策略提供依据, 达到增强其经济性与市场竞争力的目的。为此, 提出基于神经网络的虚拟电厂辅助调峰成本预测方法。分析虚拟电厂辅助调峰成本构成, 构建原始数据样本。建立基于主成分分析嵌入式反向神经网络(principal component analysis-ensemble back propagation, PCA-EBP)的虚拟电厂辅助调峰成本预测模型, 利用主成分分析(principal components analysis, PCA)方法去除原始样本中重叠信息, 获取有效主成分, 重新构建数据样本; 将单独的反向传播(back propagation, BP)神经网络视作弱预测器, 在Adaboost集成框架下, 集成多个BP神经网络, 构建预测能力更强的嵌入式反向传播算法(ensemble back propagation, EBP)神经网络, 将获得的新数据样本作为EBP神经网络的输入, 其输出的结果即为虚拟电厂辅助调峰成本预测结果。实验表明, 该方法可以精准预测出虚拟电厂辅助调峰成本, 在AUC方面有着较好的表现。

关键词: 神经网络; 虚拟电厂; 辅助调峰; 成本预测; 主成分分析; 集成学习

中图分类号: TP183; TP399 文献标识码: A 文章编号: 1003-7241(2025)05-0108-06

Prediction Method of Auxiliary Peak Load Balancing Cost for Virtual Power Plant Based on Neural Network

CAI Sheng-qi¹, LIU Chuang^{2,3}, BAO Tie^{2,3}, HE Lei^{2,3}, XIAO Wang^{2,3}

(1. State Grid Shanghai Municipal Electric Power Co., Ltd., Shanghai 200122 China;
2. State Grid Electric Power Research Institute Co., Ltd., Nanjing 210000 China;
3. Beijing Kedong Electric Power Control System Co., Ltd., Beijing 100000 China)

Abstract: Accurately predicting the auxiliary peak shaving cost of virtual power plants can provide a basis for formulating reasonable cost strategies and operational management strategies, and achieve the goal of enhancing their economic efficiency and market competitiveness. To this end, a neural network-based virtual power plant assisted peak shaving cost prediction method is proposed. The cost composition of auxiliary peak regulation in virtual power plant is analyzed, and the original data sample is constructed. A virtual power plant auxiliary peak load cost prediction model based on pincipal components analysis-ensemble back propagation (PCA-EBP) neural network is established. Principal components analysis (PCA) is used to remove overlapping information from original samples, obtain effective principal components, and reconstruct data samples. A single back propagation (BP) neural network is regarded as a weak predictor. Under the Adaboost integration framework, multiple BP neural networks are integrated to build an ensemble back propagation (EBP) neural network with stronger prediction ability. The new data samples obtained are taken as the input of EBP neural network, and the output result is the prediction result of auxiliary peak load control cost of virtual power plant. Experiments show that this method can accurately predict the auxiliary peak load balancing cost of virtual power plant and has a good performance in AUC.

Keywords: neural network; virtual power plant; auxiliary peak regulation; cost forecasting; principal component analysis; ensemble learning

0 引言

随着能源结构的转变和可再生能源的快速发展, 电力系统的运行和管理面临着巨大的挑战。在此背景下, 虚拟电厂(virtual power plant, VPP)应运而生^[1]。VPP属于管理系统, 可以将其视作特殊电厂应用于电网中。

该电厂能够利用相关的通信技术、设备以及软件系统, 对分布式电源、相关负荷以及其他储能设备等资源进行合理的协调与优化, 为电力系统的稳定、高效运行提供重要支持。在虚拟电厂的运行过程中, 辅助调峰是一个重要的环节, 其通过预测负荷需求和可再生能源发电情况, 可以合理调整传统发电和可再生能源的输出, 进而满足电力系统的需求, 提高能源利用效率^[2-4]。但对于虚拟电厂来说, 需要投入大量的资金和人力来提供辅助调峰服务,

*基金项目: 国家电网公司总部科技项目(1300-202017034A-0-0-00)

收稿日期: 2023-12-21

辅助调峰成本相对于虚拟电厂的总成本来说占有相当大的比例。为了更好地管理虚拟电厂的运营,提高其经济价值,对虚拟电厂辅助调峰成本进行预测十分重要^[5]。

近年来,诸多学者对与电力系统相关的成本预测问题进行了大量研究,并取得了一定的研究成果,如郑晓端^[6]等人在大数据背景下构建供电成本预测模型,模型中采用回归分析法对成本主要影响因素进行预测,依据预测结果,利用时间序列分析法实现对供电总体成本的预测,再根据成本预测结果,通过聚类分析法对成本风险点进行预测与分析。但是在大数据条件下,供电成本数据的规模和复杂性都大大增加,而该方法未对相关数据进行清洗与和处理,这样会消耗大量的计算资源,影响整个预测模型的收敛速度,熊一^[7]等人充分考虑变电站检修运维成本的影响因素,并对收集的相关数据进行预处理,利用遗传算法对BP神经网络的初始值与阈值实施优化,获得改进的BP神经网络预测模型,最后利用该预测模型完成对变电站检修运维成本的预测,但该方法易出现过度拟合问题,影响最终的预测精度。

神经网络作为运算模型,由数量较多且联系密切的节点(或神经元)构建,并根据网络连接方法、权值参数和激励函数的不同,输出的结果也会存在一定的差异,具有自学习性能好、并行处理能力强、容错性好等特点^[8-9]。因此,本文提出了一种基于神经网络的虚拟电厂辅助调峰成本预测方法,旨在预测虚拟电厂在提供辅助调峰服务时所需的成本,为决策者提供有价值的参考信息。

1 虚拟电厂辅助调峰成本预测

1.1 分析虚拟电厂辅助调峰成本的构成

虚拟电厂辅助调峰成本是指虚拟电厂在参与调峰过程中所需要支付的费用,这些成本会直接影响到虚拟电厂的运营效益和投资回报。虚拟电厂辅助调峰的成本构成主要包括以下几部分:

(1) 设备购置与安装成本。对于VPP来说,需要利用各种设备来执行辅助调峰功能,包括储能系统、智能计量设备、能源管理系统等,这些设备的购置与安装需要花费一定的资金;

(2) 电力消耗成本。VPP在运行过程中会消耗一定的电力,这部分电力成本也是虚拟电厂辅助调峰成本的一部分;

(3) 参与需求响应的成本。虚拟电厂在进行辅助调峰时,虚拟电厂会参与电力需求响应,需要调整其输出,以此来匹配电力需求的变化,这种情况下就需要额外的设备和系统,以及相关的安装和维护费用;

(4) 参与能量市场的成本。虚拟电厂在能量市场上进行电力交易时,会产生一定的交易费用,如手续费、买

卖差价等,这部分支出也计入虚拟电厂辅助调峰成本中;

(5) 运行管理与人工成本。为保证虚拟电厂辅助调峰的顺利运行,就需要对其相关设备进行日常的保养与维护,这样便会花费一定的费用。另外,辅助调峰的实施需要配备专业的技术人员进行相关操作,包括监控、调度、协调、运维等,这些人员的工资、福利以及培训费用也是辅助调峰人工成本的一部分;

(6) 其他成本。虚拟电厂在实施辅助调峰的过程中,可能会遇到各种突发情况,需要采取应急措施进行处理,此时就会产生一定的应急响应费用。

总体来说,辅助调峰成本是虚拟电厂运行成本的重要组成部分,在对虚拟电厂辅助调峰成本进行预测时,需要进行综合考虑与评估,以此构建虚拟电厂辅助调峰成本预测的原始数据样本。

1.2 基于神经网络预测虚拟电厂辅助调峰成本

1.2.1 构建虚拟电厂辅助调峰成本预测模型

虚拟电厂辅助调峰的成本预测是一个复杂的问题,且具有非线性的特点,进行成本预测时需要考虑多种因素和数据之间的相互关系。BP神经网络善于解决非线性的复杂问题,该网络可以从大量的数据中进行自学习,从而提取出有价值的特征,再依据这些特征进行相关预测和决策^[10]。但是BP神经网络在处理多噪声、小样本问题时,则表现略微逊色,通常会产生产局部极值的现象,因此本文把单独的BP神经网络当成一种弱预测器,采用集成学习的方式对其展开集成操作,构建EBP神经网络,该网络与单独的BP神经网络相比,有着更强的预测性能。

由于虚拟电厂辅助调峰成本构成指标较多,通常会出现信息重叠的问题,进而增加了预测模型的计算难度,影响预测精度与收敛速度,因此可以在预测模型中,纳入PCA方法,利用PCA去除辅助调峰成本预测原始样本中的重叠信息,降低预测变量维度。本文将PCA模型和EBP神经网络结合在一起,构建基于PCA-EBP神经网络的虚拟电厂辅助调峰成本预测模型,利用该预测模型实现虚拟电厂辅助调峰成本的预测。

基于PCA-EBP神经网络的虚拟电厂辅助调峰成本预测模型,见图1。

预测模型中,利用PCA方法获取虚拟电厂辅助调峰成本预测数据样本中的有效主成分,构建简练且价值度更高的数据样本;把单独的BP神经网络视为一种弱预测器,采用集成的方式对其展开集成操作,构建EBP神经网络,利用该网络实现虚拟电厂辅助调峰成本预测。

1.2.2 虚拟电厂辅助调峰成本预测的实现

利用PCA-EBP神经网络预测模型对虚拟电厂辅助调峰成本进行预测的过程如下:

步骤1:根据虚拟电厂的实际情况,对辅助调峰成本

构成指标进行分析,建立虚拟电厂辅助调峰成本预测指标体系。虚拟电厂辅助调峰成本预测指标应从设备的购置与安装成本、电力消耗成本、参与需求响应的成本、参与能量市场的成本、运行管理与人工成本以及其他成本中选取。

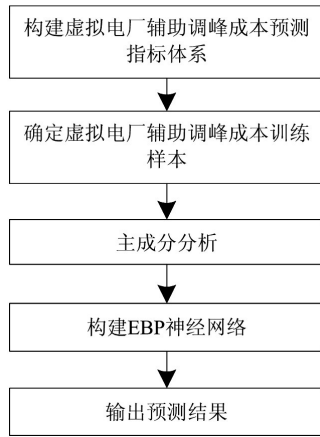


图1 基于PCA-EBP神经网络的虚拟电厂辅助调峰成本预测模型

步骤2:根据构建的指标体系,收集与成本指标相关的数据,构建虚拟电厂辅助调峰成本预测原始样本。

步骤3:通过PCA方法对构建的虚拟电厂辅助调峰成本预测原始样本进行主成分分析,去除样本中各成本指标之间的重叠信息,提取有效主成分。根据获取的主成分,重新构建出精炼、价值度高且维度低的虚拟电厂辅助调峰成本预测数据样本,并将其作为神经网络预测模型的输入。具体描述如下:

PCA属于多元统计分析方法,其目的是在降维思想的指导下,采用线性变换的方式,把原始变量变换成新变量,二者呈现出线性组合的关系,新变量即称作主成分。得到的主成分不仅能够较好地留存原始变量的大部分信息,而且其数量较原始变量相比也会大大减少^[11-12]。

为此,本文利用PCA方法从虚拟电厂辅助调峰成本预测原始数据样本中提取出有效主成分,重新构建出由信息不重叠且能够较为全面提示原有成本信息的少量指标组成的数据样本,利用该样本对原有样本进行代替。设定虚拟电厂辅助调峰成本预测原始样本数量用 N 描述,各样本中包含的指标数量用 M 描述,则关于辅助调峰成本预测样本的原始矩阵描述为 $X_{N \times M} = [x_{ij}]_{N \times M}$ 。利用PCA获取虚拟电厂辅助调峰成本预测样本主成分的过程如下。

因为虚拟电厂辅助调峰成本预测原始样本数据会存在个体差异,所以应去除因数据的量纲不同以及数值差异大而造成不良影响,对辅助调峰成本预测原始数据进行标准化处理,描述为:

$$g_{ij} = (x_{ij} - \bar{x}_j) / \bar{\sigma}_j \in G \quad (1)$$

式中,辅助调峰成本预测原始数据样本 i 中第 j 个指标用

x_{ij} 描述,经过标准化处理后的样本数据及矩阵分别用 g_{ij} 和 G 描述,指标 j 的样本平均值及均方差分别用 \bar{x}_j 和 $\bar{\sigma}_j$ 描述。其中,矩阵 G ,可以表示为:

$$G = [g_{ij}]_{N \times M} = [G_1 G_2 \cdots G_M] \quad (2)$$

构建关于 G 的相关系数矩阵 U ,描述为:

$$U = [u_{ij}]_{M \times M} \quad (3)$$

式中, u_{ij} 代表 g_{ij} 对应的相关系数。

求解特征方程 $|\ell I - U| = 0$ (I 代表单位矩阵),获取特征值 ℓ_i ,并将其进行排序: $\ell_1 \geq \ell_2 \geq \cdots \geq \ell_M \geq 0$,依据 ℓ_i 求得其所对应的特征向量 a_i ($i=1, 2, \dots, M$)。

主成分的数量需要通过累计方差贡献率 ∂_Σ 来确定, ∂_Σ 描述为:

$$\partial_\Sigma = \sum_{i=1}^M \partial_i \quad (4)$$

式中,方差贡献率用 ∂_i 描述,且 $\partial_i = \frac{\ell_i}{\sum_{i=1}^M \ell_i}$ 。

利用式(4),对虚拟电厂辅助调峰成本预测原始样本主成分进行选取。一般情况下,选择 $\partial_\Sigma \geq 85\%$ 所对应的前 h 个主成分即可。通过上述方法得到的虚拟电厂辅助调峰成本主成分,不仅可以有效去除原始数据指标之间的重叠信息,还可以较好地保留原始数据指标的信息。根据获取的 h 个主成分,重新构建虚拟电厂辅助调峰成本预测数据样本。

步骤4:在AdaBoost集成框架下,建立EBP神经网络,利用重新构建出的虚拟电厂辅助调峰成本预测数据样本,对该网络展开训练。EBP神经网络的构建描述如下:

EBP神经网络需要在集成学习框架下进行构建,而AdaBoost集成算法可以较好地增强弱预测器的预测能力,因此本文在该集成算法框架下构建EBP神经网络。

AdaBoost的基本思路为:首先赋予各组训练样本一样的权重,经过训练后得到一个弱预测器,利用该弱预测器实施预测,然后根据获取的预测结果对训练样本权重进行调节。调节的原则为:对于预测准确度比较高的样本,下调其对应的权重,而对于预测准确度比较低的样本,则上调其对应的权重。如此,经过持续的训练与调节后,便能够获得多个弱预测器及其相应的权重,最后把这些弱预测器集成在一起,便可以构建出预测能力较强的预测器^[13-15]。

在Adaboost框架下,对BP神经网络实施集成操作,构建EBP神经网络,具体内容如下:

(1) 初始化BP神经网络。

从虚拟电厂辅助调峰成本预测数据集内挑选出数量是 n 组的训练样本,同时对初始迭代次数 k_1 和样本分布

权值 $D_1(i)$ 进行初始化, 令 $k_1=1, D_1(i)=1/n, i=1, 2, \dots, n$ 。依据训练样本对 BP 神经网络的结构进行确定, 并对该网络的权值与阈值实施初始化。

(2) BP 神经网络预测。

当经过 k 次迭代后, 就可以获得数量为 k 的弱预测器 (BP 神经网络)。利用这些预测对虚拟电厂辅助调峰成本预测样本实施拟合, 创建回归模型 $z_k \rightarrow y$, 其中 z_k 代表输入项, y 代表输出的预测结果, 通过该模型能够获得预测误差率 δ_k , 描述为:

$$\delta_k = \sum_i D_k(i), i=1, 2, \dots, n \quad (5)$$

(3) 获取各弱预测器的权重。

根据 δ_k 求取所有弱预测器的权重 ω_k , 描述为:

$$\omega_k = (1/2) \left(\frac{1 - \delta_k}{\delta_k} \right), k=1, 2, \dots, K \quad (6)$$

式中, 迭代总数用 K 描述。

(4) 更新训练样本权重。

基于获取的 ω_k , 求得下次迭代虚拟电厂辅助调峰成本预测训练样本权重 $D_{k+1}(i)$, 描述为:

$$D_{k+1}(i) = (D_k(i) / B_k) \exp(-\omega_k y_k z_k(i)) \quad (7)$$

式中, 归一化因子用 B_k 描述, 其作用是为了让所有权重之和是 1, 即 $\sum_{i=1}^n D_{k+1}(i) = 1$ 。

(5) EBP 神经网络的确定。

经历 K 次迭代以后, 便能够获取到数量为 K 的 BP 弱预测器函数 $f(z_k, \omega_k)$ 以及与之相应的 ω_k , 通过加权求和的方式, 便能够获取 EBP 神经网络函数 F , 从而构建出 EBP 神经网络, 描述为:

$$F = \text{sign} \left[\sum_{k=1}^K \omega_k \times f(z_k, \omega_k) \right] \quad (8)$$

步骤 5: 将通过步骤 3 得到的新数据样本, 输入至训练好的 EBP 神经网络中对虚拟电厂辅助调峰成本进行预测, 输出的结果即为虚拟电厂辅助调峰成本的预测结果。

2 实验分析

以某地区一电力系统作为实验对象, 该电力系统在传统火力发电方式的基础上, 分别接入了风力发电与光伏发电系统, 其中火电装机容量为 3 500 MW, 风电总装机容量为 960 MW, 光伏电总装机容量为 550 MW, 且风电与光伏电的渗透率为 43.39%。由于风力发电与光伏发电具有随机性强、波动性大的特点, 且二者的渗透率也较高, 因此该电力系统引入了虚拟电厂, 并通过辅助调峰操作对火力发电、风力发电以及光伏发电的出力进行调节。

为了验证本文所提方法的有效性, 实验针对该电力系统中的虚拟电厂, 利用所提方法对其辅助调峰成本进行了预测。首先根据虚拟电厂的实际情况, 建立虚拟电

厂辅助调峰成本预测指标体系, 如图 2 所示。



图 2 虚拟电厂辅助调峰成本预测指标体系

图 2 中, 根据该虚拟电厂的实际情况构建的虚拟电厂辅助调峰成本预测指标体系中包含了 8 个成本指标, 可以根据这 8 个指标收集相关成本数据, 构建虚拟电厂辅助调峰成本预测原始样本。

依据指标体系从该虚拟电厂近 6 个月的成本数据中, 收集辅助调峰成本预测相关的数据, 构建 40 组虚拟电厂辅助调峰成本预测原始样本, 并随机选取 33 组用于训练构建 PCA-EBP 神经网络虚拟电厂辅助调峰成本预测模型, 剩余 7 组用于测试。实验主要参数见表 1。

表 1 实验主要参数

参数名称	数值
BP 神经网络结构	3 层
各层神经元数量	输入层: 9
	隐含层: 20
	输出层: 1
学习率	0.1
最大训练步数	60
BP 弱预测器个数	8
训练样本权重分布更新临界值	200

实验结果见图 3、图 4。

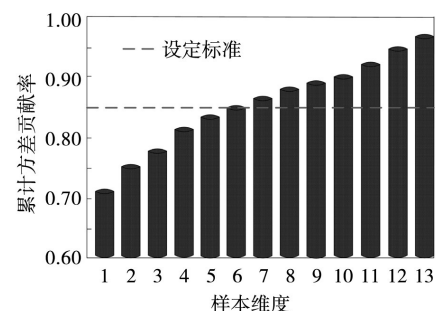


图 3 PCA 方法提取样本主成分

由图 3 可知, 利用 PCA 方法得到虚拟电厂辅助调峰成本预测原始样本不同维度下的累计方差贡献率 ∂_{Σ} , 当样本维度大于等于 6 时, ∂_{Σ} 大于 0.85, 达到预设标准, 得

到样本主成分的数量是8,原始样本维度由13降为8,进而可以得到虚拟电厂辅助调峰成本预测原始样本的主成分,根据这些主成分构建新的数据样本,将其应用于预测模型中可以有效提升模型的训练效率与预测精度。

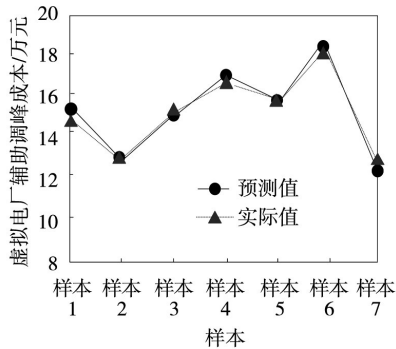


图4 虚拟电厂辅助调峰成本预测情况

由图4可知,利用所提方法获取的虚拟电厂辅助调峰成本预测值与实际值十分接近,尤其是通过样本2、样本3和样本5得到的成本预测值几乎与实际成本值一致,由此可以说明,方法可以有效实现对虚拟电厂辅助调峰成本的预测,且准确度较高。

为了考量所提构建的基于PCA-EBP神经网络的虚拟电厂辅助调峰成本预测模型的性能,实验利用辅助调峰成本预测训练集与测试集对该模型进行训练与测试,在此过程中模型损失值的变化,如图5所示。

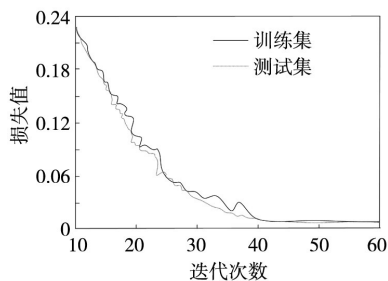


图5 本文预测模型训练损失变化情况

由图5可以看出,本文构建的预测模型,其初始损失值在0.23左右,从整个训练与测试过程来看,模型的损失值呈现逐渐下降的趋势。由于初始误差较大,所以损失值下降速度也较快,当进行至第30次迭代时,模型损失趋于平缓,而当进行至40次迭代时,模型损失值基本稳定,其值也接近于0,模型趋于收敛。从整个损失值变化曲线来看,模型的训练与测试过程已达到预期要求。

受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve,ROC)作为评价预测器性能的重要工具,可以通过比较ROC下方的面积,来判断预测器的准确性。而AUC(area under curve)作为ROC下方面积的量化指标,可以较好地预测器的准确性与可靠性进行评估,其值取值范围为[0.5, 1],当AUC值趋于1时,表明预测

器的精度高,可靠性越强。因此,实验在不同样本数量条件下,利用AUC指标对单独的BP神经网络以及经过集成后的EBP神经网络的性能进行了测试,得出结果见图6。

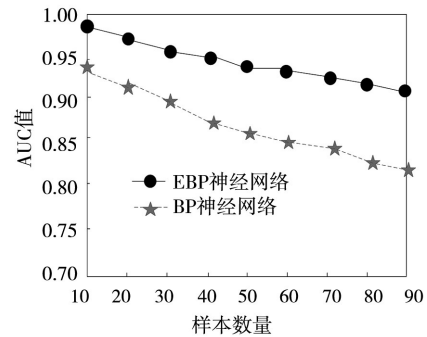


图6 不同样本数量下预测器的AUC情况

由图6可知,利用本文所提方法将BP神经网络集成为EBP神经网络后,在处理不同数量样本时,在AUC方面均有着较好的表现,对比单独的BP神经网络具有明显的优势。

3 结束语

虚拟电厂作为一项先进的能源管理技术,其运营管理非常重要,会直接影响聚合与协调优化能源的效果。在运营管理过程中,虚拟电厂需要考虑多种因素,其中辅助调峰成本是一个重要的因素。通过对虚拟电厂辅助调峰成本进行预测,能够更好地了解虚拟电厂的运行状况和管理水平,从而可以制定有效、合理的措施来增强VPP利用能源的能力和综合管理水平。本文提出基于神经网络的虚拟电厂辅助调峰成本预测方法,在AdaBoost集成框架下,集成多个EBP神经网络,建立EBP神经网络预测模型,利用该模型实现对虚拟电厂辅助调峰成本的预测。通过实验证明,所提方法比较适合用于此类预测问题的解决,具有较强的应用性。总之,虚拟电厂辅助调峰成本预测具有重要的意义和必要性,可以为电力系统的稳定运行提供重要支持,提高能源利用效率和管理水平,为决策者提供有价值的参考信息。

参考文献:

- [1] 李嘉媚,艾芊.考虑调峰辅助服务的虚拟电厂运营模式[J].电力自动化设备,2021,41(6):1-13.
- [2] 高洪超,王宣元,邱小燕,等.新型电力系统环境下的虚拟电厂辅助调峰市场机制及其商业模式设计[J].太阳能学报,2023,44(3):376-385.
- [3] 王宣元,王剑晓,武昭原,等.基于随机鲁棒优化的虚拟电厂灵活调峰投标策略[J].可再生能源,2020,38(4):539-544.
- [4] 牛焕娜,李宗晟,窦伟,等.考虑交易和谐度的虚拟电厂参与调峰市场交易匹配方法[J].电力自动化设备,2023,43(5):70-76.

(下转第181页)