

基于 KNN-LSTM 的区域热负荷短期预测及在 机组热电可行域的应用研究

刘立巍¹,周建新¹,刘培栋²,司风琪¹

(1. 东南大学 能源与环境学院,江苏 南京 210096; 2. 润电能源科学技术有限公司,河南 郑州 450000)

摘要:为了准确预测热电联产机组的热负荷进而确定机组的热电可行域,使用互信息法筛选预测模型的输入参数。搭建了基于粒子群(PSO)参数寻优的最邻近节点(KNN)模型和长短期记忆神经网络(LSTM)模型对电厂的单日供暖热负荷进行预测,并提出将两种预测方法相结合的KNN-LSTM模型,通过对比发现该混合预测模型在处理短期热负荷异常波动问题时提高了预测模型的鲁棒性。在搭建热电联产机组热力仿真模型的基础上,根据热负荷短期预测结果和机组深度调峰限制条件确定机组的最低运行电负荷,提高了机组预测最低运行电负荷的能力。

关键词:深度调峰;热电耦合;热负荷预测;最邻近结点算法;长短期记忆神经网络

中图分类号:TM715 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlge.2023.03.012

[引用本文格式]刘立巍,周建新,刘培栋,等. 基于 KNN-LSTM 的区域热负荷短期预测及在机组热电可行域的应用研究[J]. 热能动力工程,2023,38(3):91-97. LIU Li-wei, ZHOU Jian-xin, LIU Pei-dong, et al. Short-term regional heat load prediction using KNN-LSTM and its application in CHP feasible operation region[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2023, 38(3):91-97.

Short-term Regional Heat Load Prediction Using KNN-LSTM and Its Application in CHP Feasible Operation Region

LIU Li-wei¹, ZHOU Jian-xin¹, LIU Pei-dong², SI Feng-qi¹

(1. School of Energy and Environment, Southeast University, Nanjing, China, Post Code: 210096;

2. Rundian Energy Science and Technology Co., Ltd., Zhengzhou, China, Post Code: 450000)

Abstract: In order to accurately predict the electrical and thermal loads of combined heat and power (CHP) units and then determine the feasible thermal domain of the units, this paper uses the mutual information method to filter the input parameters of the prediction model and establishes a particle swarm (PSO) parameter optimization-based nearest neighbor node (KNN) model and a long and short-term memory neural network (LSTM) model to predict the daily heating thermal loads of power plants. A KNN-LSTM model combining the two prediction methods is proposed, and through comparison, it is found that this hybrid prediction model improves the robustness of the prediction model when dealing with abnormal short-term heat load fluctuations. Based on the thermodynamic simulation model of CHP units, the minimum operating electric load of the units is determined based on the short-term heat load prediction results and the deep peaking limit of the units, which improves the prediction capability of the minimum operating electric load of the units.

Key words: deep peaking, thermoelectric coupling, heat load prediction, nearest node algorithm, long and short-term memory neural network

引言

在“双碳”发展目标下,风电等新能源发电占比越来越高^[1],单纯依靠纯凝机组参与深度调峰已经不足以满足新能源发电的并网需求。目前,已有越来越多的热电联产机组参与深度调峰,各地也陆续出台了不同类型机组参与调峰等辅助服务的交易规则^[2-3]。热电联产机组在参与深度调峰时发电功率受锅炉侧和汽轮机侧共同限制,如最低稳燃负荷率、最高负荷爬坡速率、汽轮机侧的供热负荷耦合情况以及低压缸进汽量安全流量限制等^[4]。在这些限制条件下,热电联产机组的热负荷需求属于未知量,因此准确预测出热电联产机组的热负荷需求对机组参与深度调峰具有十分重要的意义。

热负荷需求一般分为工业用热和居民采暖用热两种类型^[5]。目前,国内外学者在预测采暖热负荷和确定机组深度调峰能力方面已开展了一些研究。在选取热负荷预测模型输入参数方面,Bacher 等人^[6]从居民用热习惯的角度探究热负荷的变化。李琦等人^[7]在气象因素方面只考虑了瞬时温度,在时间因素方面只考虑了日期类型。全红梅^[8]采用灰色关联法探究了气象因素对热负荷的影响,但是该方法主要适用于待筛选输入变量数量较多的情况。

在预测模型的构建方面,全红梅^[8]建立了基于 BP 神经网络的热负荷预测模型。张文倩^[9]提出使用梯度下降决策树算法预测热负荷,但是这种算法的弱学习器之间存在依赖关系,难以并行训练,且这种算法没有考虑时间序列相关性。Lu Yakai 等人^[10]使用长短期记忆神经网络来分步预测热负荷,这种方法考虑了热负荷在时间序列方面的相关性。

综上所述,已有研究成果及其应用仍存在一些问题,如神经网络的预测结果不稳定,现有最小预测周期通常为日或小时级,达不到调峰竞价要求的 15 min 级。针对上述问题,本文基于互信息法从气象因素和时间因素两方面筛选输入参数,并提出基于 PSO 参数寻优的 KNN 算法和 LSTM 算法相结合的方法预测逐 15 min 的采暖热负荷,模型综合考虑热负荷的时间序列相关性和特殊波动性,稳定可靠。

最后综合考虑锅炉侧和汽轮机侧的限制,基于预测的热负荷确定对象机组的可运行最低电负荷,为热电联产机组参与深度调峰竞价提供参考。

1 研究对象

以河南省某电厂为研究对象,该电厂的热负荷需求主要用于居民采暖供热,所以区域热负荷指的是该电厂的居民采暖热负荷。根据《河南电力调峰辅助服务交易规则(试行)》^[11],全网火电机组(包括热电联产机组)以 15 min 为 1 个计费周期,计算深度调峰服务费用,有意愿参与深度调峰的电厂需要在每天早上给出第 2 天逐 15 min 的深度调峰报价。

取该电厂 1 个完整供热季(从 2019 年 11 月 15 日至 2020 年 3 月 14 日)的历史数据作为训练样本,并以 2020 年 11 月 15 日至 2020 年 11 月 30 日的数据作为测试样本,同时从气象网站获取对应时间逐小时的气象数据,并假设每个小时内气象数据不变化。

在历史供热数据和气象数据的采集中,受测量仪表、通讯传输故障或人为误操作产生的异常值和缺失值情况会对预测模型的训练造成不良影响,因此需要在训练前对这些数据进行修正和补全。将 15 min 内差值大于 200 GJ/h 热负荷数据认定为异常值。对于单个的异常值或缺失值,采用前后邻近数据点的均值代替;对于连续的数据点缺失或异常,则采用斜率拟合的方法进行修正,若超过 3 个连续的数据点缺失,则直接舍弃该日的全部数据。

同时,采用均方根误差 RMSE 作为评判预测模型优劣的指标,设实际数据 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, 预测数据 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$, 则:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^n (p_i - q_i)^2}{n}} \quad (1)$$

式中: p_i —第 i 个样本热负荷实际值,GJ/h; q_i —第 i 个样本热负荷预测值,GJ/h。

2 基于互信息法的热负荷影响因素筛选

热负荷主要受气象因素和时间因素两方面的影响。模型输入变量的选取不仅直接关系到预测准确

度和收敛速度,还会对预测结果稳定性造成很大影响,所以要根据热负荷的特性,剔除与热负荷相关性较低的输入参数,降低预测模型的计算复杂度。

互信息主要用于评价一个变量的变化对另一个变量的变化所作出的贡献^[12],互信息法可以判断不同输入变量与热负荷之间的相关性,计算式为:

$$I(X, Y) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} \quad (2)$$

式中: X —输入参数; Y —热负荷,GJ/h; $p(x, y)$ — X , Y 的联合分布; $p(x)$ 和 $p(y)$ — X , Y 的边缘分布。

采集时间点、瞬时温度、当日最高气温、当日最低气温、当日平均风速、日照时间和日期类型7种输入特征,输出标签为热负荷。其中,某些输入特征变化频率和幅度非常小。以2019年12月1日至3日的数据为例,为了直观展示,将平均风速和热负荷数据归一化。

$$x^* = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (3)$$

式中: x —归一化前的数据; x^* —归一化后的数据; x_{\min} —一样本数据中 x 的最小值; x_{\max} —一样本数据中 x 的最大值。

图1为热负荷与平均风速趋势图。从图1可以看出,热负荷发生波动时平均风速变化幅度很小,有时甚至不发生变化,与热负荷的相关性很小。为了降低计算维度,基于互信息法分别计算7种输入变量 $r_1 \sim r_7$ 的相关性,计算结果如表1所示。

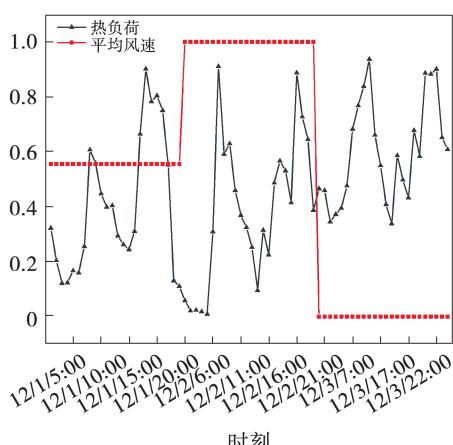


图1 热负荷与平均风速的趋势图

Fig. 1 Trend chart of heat load and average wind speed

表1 各类影响因素的相关性

Tab. 1 Correlation of various influence factors

输入变量	影响因素	相关性
r_1	时间点	0.521 4
r_2	瞬时温度	1.059 1
r_3	当日最高气温	0.742 0
r_4	当日最低气温	0.890 8
r_5	平均风速	0.056 7
r_6	日照时间	0.357 9
r_7	日期类型	0.127 7

各影响因素的相关性排序为: $r_2 > r_4 > r_3 > r_1 > r_6 > r_7 > r_5$ 。当 $r_5 < 0.1$,平均风速与热负荷的相关性非常低,与图1分析结果一致,所以将平均风速从输入参数中剔除。

3 KNN-LSTM 预测算法

3.1 最邻近节点算法

最邻近节点算法(KNN)的核心思想是如果1个样本在特征空间中与 k 个样本的距离最小,则该样本的标签值是 k 个样本的标签值的算术平均值。在这里距离一般使用欧氏距离或曼哈顿距离^[13],本文使用欧氏距离。该方法在解决回归问题上只依据最邻近的 k 个样本的标签值来决定待预测样本的标签值。同时,使用粒子群算法(PSO)^[8]对KNN算法中的参数 k 进行寻优。

3.2 长短期记忆神经网络

完整供热季的热负荷变化如图2所示。整个供热季的热负荷变化趋势为先上升后下降,呈现“拱门状”对称分布。供热季前半段与后半段的热负荷数值相近,变化趋势相反,预测日的热负荷不仅与前几天的热负荷有关,还与几个月前的热负荷相近,是典型的“长期依赖”问题^[14]。

循环神经网络允许信息的持久化^[15],所以非常适合于研究的热负荷预测问题。LSTM是循环神经网络的一种特殊形式,可以学习长期依赖信息^[16]。LSTM采用循环神经网络的链式结构,但是在重复单元的具体结构上进行了特殊的设计,其单元结构如图3所示。

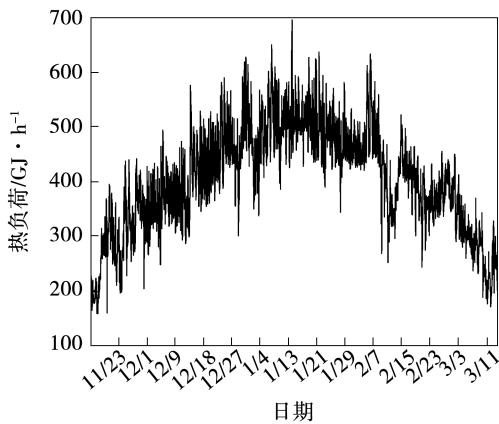


图 2 完整供热季的热负荷变化

Fig. 2 Heat load change diagram for complete heating season

在图 3 中,红色线条为“主传送带”,在整个链上运行,联通所有神经元,负责传送主要信息。除此以外,LSTM 主要通过 3 个“门”来实现对信息传送带的交互:(1) 绿色线条作为“遗忘门”,负责决定哪些信息需要从传送带上丢弃;(2) 蓝色线条作为“输入门”,负责决定哪些信息需要被放入传送带,这些信息来源于 x_t 和 h_{t-1} ;(3) 黄色线条作为“输出门”,负责决定哪些信息作为结果输出。

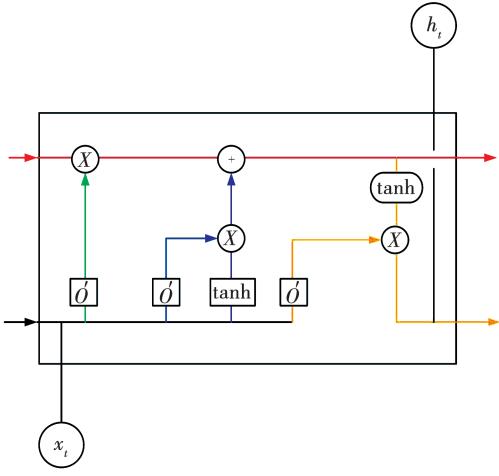


图 3 LSTM 单元示意图

Fig. 3 Schematic diagram of LSTM unit

3.3 KNN-LSTM 预测算法

以 2020 年 11 月 20 日为例,对比 KNN 算法和 LSTM 算法的预测结果如图 4 所示。从椭圆框内的数据曲线可以看出,KNN 预测结果和真实值更加贴近,可以预测出热负荷突然的上升和下降趋势。但

是从方框内的数据可以看出,在真实值呈现上升趋势的时候,KNN 的预测值却出现了下降趋势,与真实值的误差很大。而 LSTM 虽然不能准确地预测出热负荷的急剧变化,但是预测曲线一直保持相对稳定,不会出现与真实值变化趋势相反而造成误差较大的情况。

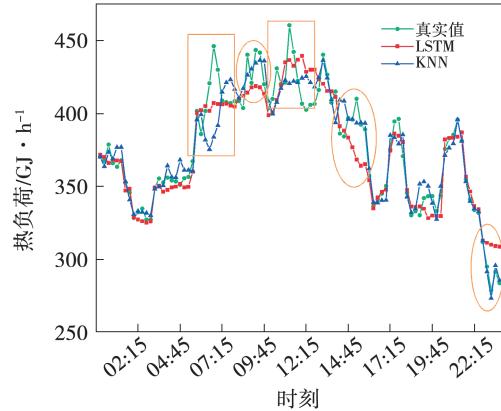


图 4 两种算法的预测结果对比

Fig. 4 Comparison of prediction results of two algorithms

由于 KNN 算法的原理是从训练数据中选取与样本输入特征的欧氏距离最小的前 k 条数据,对 k 个热负荷的值取均值,所以容易受到训练数据中特殊波动和极端值的影响,在某些时刻可以使得预测值与真实值非常接近,但是在另一些时刻会出现预测变化趋势与真实变化趋势正好相反的情况,预测曲线波动较大,预测误差较大。而 LSTM 使用循环网络的结构,每层网络的神经元都会通过“主传送带”联通,每个神经元内的 3 道门都会对训练数据进行评估和筛选,复杂且完善的网络结构充分考虑数据的持久化和时序性,使得预测结果相对稳定。

为了提高预测模型的泛化性和可用性,并保留 KNN 算法可以预测出热负荷剧烈变化的能力,将 KNN 和 LSTM 预测结果取算术平均作为最终的预测结果。KNN-LSTM 算法步骤如图 5 所示。

3.4 算例分析

搭建 PSO 寻优的 KNN 模型和 LSTM 模型,PSO 初始选取 5 个随机粒子,迭代 30 次发现,当 $k = 28$ 时 KNN 模型的预测效果最佳。LSTM 搭建 5 层神经网络,每层 32 个神经元,为了防止过拟合,每层的 dropout 设置为 0.2。预测精度对比如表 2 所示。预

测结果与真实值的对比如图6所示。



图5 KNN-LSTM结合算法步骤

Fig.5 KNN-LSTM combination algorithm steps

表2 KNN-LSTM,LSTM和KNN的预测结果对比

Tab.2 Comparison of prediction results of KNN-LSTM, LSTM and KNN

算法	RMSE
LSTM	13.575
KNN	13.634
KNN-LSTM	11.976

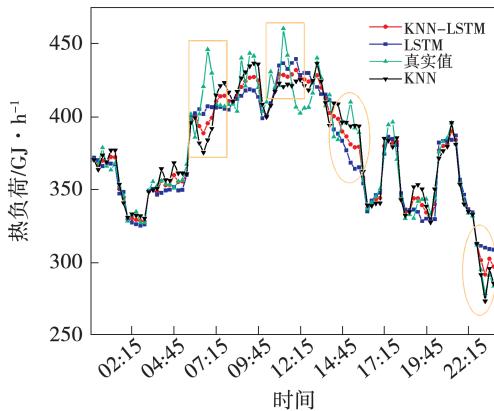


图6 3种方法预测结果对比

Fig.6 Comparison of prediction results of three methods

从图6可以看出,方框内的KNN-LSTM曲线保留了LSTM预测曲线的稳定性,缓和了KNN的极端错误波动。同时,圆框内的KNN-LSTM曲线保留了KNN在局部特殊值的预测准确性。从表2可知,

KNN-LSTM结合两种算法的优势,预测结果的均方根误差有所降低,提升了预测模型的准确性和泛化性。

4 基于KNN-LSTM预测的机组热电可行域确定

在参与深度调峰时,热电联产机组的可运行最低电负荷除了受到热负荷的限制外,还会受到其他限制,如锅炉炉膛的燃烧温度不能低于稳燃温度、锅炉存在最大负荷爬坡速率、汽轮机低压缸进气量必须大于安全流量^[17-18]等。所以,在通过热负荷来确定热电联产机组的最低运行电负荷时,研究对象机组需满足3个条件:(1) 机组在供热工况下,主蒸汽流量必须大于额定流量的30%;(2) 出于安全稳定运行的考虑,低压缸的进汽流量必须大于250 t/h;(3) 机组电负荷瞬时变化不大于10 MW。

基于Ebsilon软件^[19]搭建热电联产机组的汽轮机在供热工况下的仿真模型,设计工况下额定主蒸汽流量为1 805.4 t/h,供热工况下主蒸汽流量最小为30%额定流量,即391.2 t/h,低压缸进汽最小流量为250 t/h。汽轮机的Ebsilon模型如图7所示。

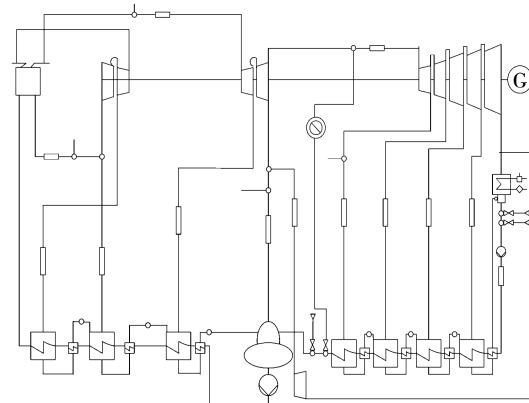


图7 汽轮机模型

Fig.7 Steam turbine model

基于KNN-LSTM算法预测的热负荷确定机组热电可行域的步骤如图8所示。

将热负荷预测值代入Ebsilon模型中,当主蒸汽流量等于额定流量的30%且低压缸进气量等于250 t/h时,热负荷的临界值 $Q_{st} = 433.491 \text{ GJ/h}$ 。当热负荷大于 Q_{st} 时,保持低压缸进气量为250 t/h,通

过增大主蒸汽流量提升热负荷,满足热负荷需求,获得对应的最低电负荷;当热负荷小于 Q_{st} 时,保持主蒸汽流量为额定流量的 30%,通过增大低压缸进汽量减少热负荷,满足热负荷需求。

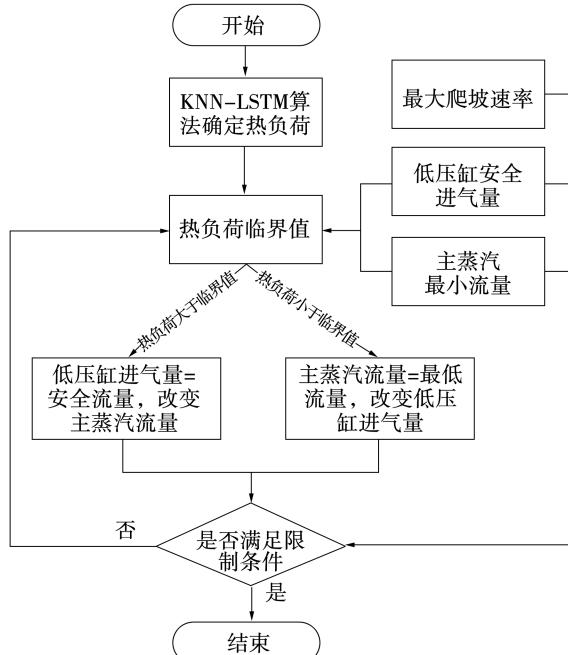


图 8 基于热负荷预测确定机组热电可行域步骤示意图

Fig. 8 Schematic diagram of the steps to determine unit's thermoelectric feasibility domain based on heat load forecast

根据河南省深度调峰竞价市场规则^[17],当需要提前两天估计目标日 d 的最低电负荷时,传统处理方法是将目标日前两天 d_{1-2} 的最低电负荷作为目标日 d 的最低电负荷。这种粗略处理的方式会导致对热电联产机组深度调峰能力预估不准确并影响机组参与深度调峰报价的经济性。

基于本文热负荷预测方法得到的机组最低运行电负荷、传统处理方法得到的最低电负荷和最低电负荷真实值的对比如图 9 所示。从圆框内数据可以看出,相较于传统处理方法,预测方法更大限度地挖掘了机组的深度调峰潜力,扩大了机组的可调峰负荷区间;从方框内数据可以看出,传统处理方法过分夸大了机组的深度调峰能力,导致机组盲目报价,对机组深度调峰的安全稳定运行造成危害,而预测方法更准确地给出机组的深度调峰能力,保证了机组的安全稳定运行。

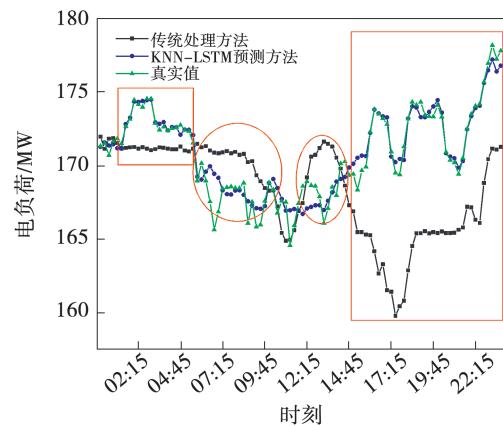


图 9 不同方法下得到的热电联产机组最低电负荷对比

Fig. 9 Comparison of minimum electrical loads of cogeneration units obtained by different methods

5 结 论

首先,利用互信息法筛选了采暖热负荷影响因素,将相关性较低的平均风速剔除,降低了预测模型的计算维度,然后提出了 KNN-LSTM 热负荷预测算法。该方法结合了两种算法的优势,能够兼顾预测结果的稳定性和准确性,达到了对急剧变化过程的稳定输出和对稳态过程准确预测的目的。最后,结合 Epsilon 模型,综合考虑锅炉侧和汽轮机侧的限制条件,计算获得了基于 KNN-LSTM 区域热负荷预测的热电联产机组隔日逐 15 min 级的最低运行电负荷曲线,为热电联产机组更经济地参与深度调峰竞价提供了量化参考,有效保障了热电联产机组的安全稳定运行。

参 考 文 献:

- [1] 张也. 大规模风电并网背景下火电调峰行为演化博弈模型研究[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2017.
ZHANG Ye. Evolutionary game theory on thermal power peaking under large-scale wind power integration[D]. Beijing: North China Electric Power University (Beijing), 2017.
- [2] 张明理, 张娜, 武志楷, 等. 日前电能市场与深度调峰市场联合出清模型[J/OL]. 中国电力, 2022(2): 138-144 [2022-01-06].
ZHANG Ming-li, ZHANG Na, WU Zhi-kai, et al. Joint clearing model of day-ahead energy market and down regulation service market for accommodation of renewable energy[J/OL]. China Electric Power, 2022(2): 138-144 [2022-01-06].

- [3] 章 艳,吕 泉,张 娜,等.计及灵活性提升的热电厂日前市场竞价策略[J].电力系统自动化,2021,45(6):140–147.
ZHANG Yan, LYU Quan, ZHANG Na, et al. Bidding strategy of day-ahead market for combined heat and power plant considering flexibility improvement[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(6): 140–147.
- [4] 章 艳,吕 泉,李 杨,等.四种热电厂电热解耦改造方案的运行灵活性剖析[J].电力系统自动化,2020,44(2):164–177.
ZHANG Yan, LYU Quan, LI Yang, et al. Analysis on operation flexibility of combined heat and power plant with four improved power-heat decoupling schemes[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(2): 164–177.
- [5] 周振起,王盛华.基于气象因素的供热机组热负荷预测方法的改进[J].东北电力大学学报,2018,38(5):64–68.
ZHOU Zhen-qi, WANG Sheng-hua. The improvement method of forecast heat load of heating units based on meteorological factors [J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2018, 38(5): 64–68.
- [6] BACHER P, MADSEN H, NIELSEN H A. Online short-term heat load forecasting for single family houses[C]//39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON 2013), 2013:5741–5746.
- [7] 李 琦,赵 峰.基于气温与日期类型的改进BP网络热负荷预测[J].系统仿真学报,2018,30(4):1464–1472.
LI Qi, ZHAO Feng. Improved BP network heat load forecasting based on temperature and date type[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(4): 1464–1472.
- [8] 全红梅.基于粒子群优化BP神经网络的长春东卉供热区域热力负荷预测研究[D].长春:吉林大学,2016.
QUAN Hong-mei. Heating load of Changchun Donghui heating area forecasting algorithm based on BP improved by PSO[D]. Changchun: Jilin University, 2016.
- [9] 张文倩.基于气象因素的集中供暖系统的热负荷预测研究[D].北京:华北电力大学,2019.
ZHANG Wen-qian. Research on heat load forecasting of centralized heating system based on meteorological factors[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2019.
- [10] LU Ya-kai, TIAN Zhe, ZHOU Ruo-yu, et al. A general transfer learning-based framework for thermal load prediction in regional energy system[J]. Energy, 2021, 217:119322.1–119322.14.
- [11] 国家能源局河南监管办公室.河南能源监管办关于印发《河南电力调峰辅助服务交易规则(试行)》的通知[EB].豫监能市场[2019]105号.
Henan energy regulatory office of the national energy administration of People's Republic of China. Notice of Henan energy supervision office on printing and distributing the "Henan electric power peak shaving auxiliary service trading rules (trial)" [EB]. Henan Energy Supervision Market[2019] No. 105.
- [12] 刘延泉,杨 壅,王如蓓.基于互信息和PSO-LSSVM的脱硝反
应器入口 NO_x 浓度预测[J].电力科学与工程,2018,34(9):67–72.
LIU Yan-quan, YANG Kun, WANG Ru-bei. Prediction of NO_x concentration at the entrance of denitrification reactor based on mutual information and PSO-LSSVM[J]. Electric Power Science and Engineering, 2018, 34(9): 67–72.
- [13] 卢 凯,吴蔚,林观荣,等.基于KNN回归的客运枢纽聚集人数组合预测方法[J/OL].吉林大学学报(工学版),2021,51(4):1241–1250[2021-03-30].
LU Kai, WU Wei, LIN Guan-rong, et al. Combination prediction method for number of assembling passengers at transportation terminal based on KNN regression algorithm[J/OL]. Journal of Jilin University (Engineering Edition), 2021, 51 (4): 1241 – 1250 [2021-03-30].
- [14] LIN Kun-sen, ZHAO You-cai, TIAN Lu, et al. Estimation of municipal solid waste amount based on one-dimension convolutional neural network and long short-term memory with attention mechanism model: a case study of Shanghai[J]. Science of the Total Environment, 2021, 791(1):148088.
- [15] 武丽芬,严学勇,赵 吉.基于RNN模型与LSTM模型的机器作诗研究[J].科技创新与应用,2021,11(27):48–50.
WU Li-fen, YAN Xue-yong, ZHAO Ji. Research on machine poem composition based on RNN model and LSTM model[J]. Technology Innovation and Application, 2021, 11 (27): 48 – 50.
- [16] 崔 星,李晋国,张照贝,等.基于改进粒子群算法优化LSTM的短期电力负荷预测[J/OL].电测与仪表:1–7[2021-11-08].
CUI Xing, LI Jin-guo, ZHANG Zhao-bei, et al. Short-term power load forecasting based on improved particle swarm algorithm optimization of LSTM[J/OL]. Electrical Measurement & Instrumentation:1 – 7[2021-11-08].
- [17] 韩陶亚,王建军.深度调峰需求下火电机组运行的挑战及对策[J].电子元器件与信息技术,2019,3(10):89–91.
HAN Tao-ya, WANG Jian-jun. Challenge and countermeasure of thermal power unit operation under deep peak shaving demand [J]. Electronic Components and Information Technology, 2019, 3 (10): 89–91.
- [18] 何洪浩,李文军,陈 文,等.630 MW超临界火电机组深度调峰适应性研究[J].电站系统工程,2022,38(1):50–52.
HE Hong-hao, LI Wen-jun, CHEN Wen, et al. Adaptability research on depth peak-load regulation burning mixture of bituminous coal for a supercritical 630 MW unit[J]. Power System Engineering, 2022, 38(1): 50 – 52.
- [19] 郭 建,周建新,于海泉,等.双抽可调供热机组供热汽源优化研究[J].热能动力工程,2020,35(10):10–17.
GUO Jian, ZHOU Jian-xin, YU Hai-quan, et al. Study on the optimization of heating steam sources for double extraction adjustable heating units[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2020, 35 (10): 10 – 17.