

DOI: 10.61369/NPS.2025020002

考虑可再生能源绿证交易的 LSTNet 虚拟 电厂负荷预测

张宜然^{1,2}, 姜晓霞^{1,2}, 白宁^{1,2}, 高康伟^{1,2}, 李芳菲^{1,2}, 黄一峻^{1,2}, 张艳灵^{1,2}

(1. 国家电投集团科学技术研究院有限公司, 北京 102209;

2. 国家能源用户侧储能创新研发中心, 北京 102209)

Virtual Power Plant Load Forecasting Based on LSTNet Considering Tradable Green Certificates

ZHANG Yiran^{1,2}, JIANG Xiaoxia^{1,2}, BAI Ning^{1,2}, GAO Kangwei^{1,2}, LI Fangfei^{1,2}, HUANG Yijun^{1,2},
ZHANG Yanling^{1,2}

(1. SPIC Science and Technology Research Institute Co., Ltd., Beijing 102209;

2. National Energy User-Side Energy Storage Innovation and R&D Center, Beijing 102209)

摘要:【目的】旨在解决可再生能源绿证交易背景下虚拟电厂中长期负荷预测的精度问题, 针对数据缺失、算法运行时间长等挑战, 重点探究绿证交易对负荷变化的影响机理, 并优化预测模型以提升精准度。【方法】首先通过皮尔逊相关性分析验证负荷与非同步发电瞬时渗透率(SNSP)的中等相关性(相关系数 0.410), 证明绿证交易对负荷存在影响; 利用密度聚类算法(DBSCAN)提取负荷季节性特征(分为春夏/秋冬两类), 缩减训练数据规模。在此基础上, 提出 DBSCAN-LSTNet 混合预测模型: 采用一维 CNN 提取短期时间序列特征, 结合 GRU 和 Skip-GRU 捕获长周期依赖关系, 并通过自回归模块(AR)解决非线性特征导致的尺度敏感性问题。以 SMAPE 为评价指标, 使用北爱尔兰 2018 年-2020 年负荷数据进行训练和验算, 并引入 SNSP 表征绿证交易强度。【结果】实验表明: (1) 考虑绿证交易因素(SNSP)的 DBSCAN-LSTNet 模型误差降至 2.56% (未考虑时为 6.03%), 显著优于传统的 LSTM (3.91%) 和 SVM (23.45%); (2) 绿证因素可使预测误差平均降低 4%; (3) DBSCAN 有效缩减数据规模, 模型训练效率提升, 且对离群点具有鲁棒性; (4) LSTNet 融合线性和非线性预测, 比单一 LSTM 具有更高精度与鲁棒性。【结论】虚拟电厂负荷预测需纳入绿证交易等市场因素。所提 DBSCAN-LSTNet 模型通过特征降维和混合神经网络结构, 实现了高精度中长期负荷预测(SMAPE $\leq$ 2.56%), 为电力市场决策提供可靠依据。

关键词: 虚拟电厂; 中长期负荷预测; 绿证交易; 神经网络;

DBSCAN-LSTNet 混合预测模型

ABSTRACT:[Introduction] The purpose of this paper is to solve the accuracy problem of medium and long-term load forecasting of virtual power plants under the background of renewable energy green certificate trading. In view of the challenges such as data loss and long running time of the algorithm, this paper focuses on exploring the influence mechanism of green certificate trading on load changes, and optimizes the prediction model to improve the accuracy. [Method] Firstly, Pearson correlation analysis is used to verify the moderate correlation (correlation coefficient of 0.410) between load and non-synchronous generation instantaneous penetration (SNSP), which proves that green certificate trading has an impact on load. Then, the density clustering algorithm (DBSCAN) is used to extract the seasonal characteristics of the load (divided into spring and summer / autumn and winter), and the scale of the training data is reduced. On this basis, a DBSCAN-LSTNet hybrid prediction model is proposed: one-dimensional CNN is used to extract short-term time series features, combined with GRU and Skip-GRU to capture long-period dependencies, and the auto-regressive module (AR) is used to solve the scale sensitivity problem caused by nonlinear features. Taking SMAPE as the evaluation index, the load data of Northern Ireland from 2018 to 2020 are used for training and checking, and SNSP is introduced to characterize the green certificate trading intensity. [Results] Experiments show that: (1) The error of DBSCAN-LSTNet model considering the green

基金项目: 北京市自然科学基金 (L242008)。

Project Supported by Beijing Natural Science Foundation (L242008).

certificate trading factor (SNSP) is reduced to 2.56% (6.03% when not considered), which is significantly better than traditional LSTM (3.91%) and SVM (23.45%). (2) The green card factor can reduce the prediction error by an average of 4%; (3) DBSCAN-AN effectively reduces the data size, improves the efficiency of model training, and is robust to outliers. (4) LSTNet combines linear and nonlinear prediction, which has higher accuracy and robustness than single LSTM. [Conclusion] The virtual power plant load forecasting needs to include market factors such as green certificate trading. The proposed DBSCAN-LSTNet model realizes high precision medium and long-term load forecasting ($\text{SMAPE} \leq 2.56\%$) through feature dimension reduction and hybrid neural network structure, which provides a reliable basis for power market decision-making.

KEY WORDS: virtual power plant; mid-long term load forecasting; tradable green certificates; neural network; DBSCAN-LSTNet hybrid prediction model

引言

当前,在我国能源体系中,可再生能源的地位日益凸显,但其波动性和间歇性也给电力系统的运行带来了挑战。为增强电力系统的稳定性,文献[1-3]分别提出了随机、鲁棒和分布鲁棒的优化方法。由于分布式可再生能源容量小,不确定性较强,为对其进行科学管理,学者们提出了三种能源市场模式:生产者到电网、点对点以及基础社区方案^[4]。最初的虚拟电厂即虚拟公用设施,其灵感来自基础社区方案,它集成了不同地理位置的能源与消费者,具有组织性和灵活性,可摆脱电网结构的限制^[5]。虚拟电厂最具有吸引力的功能在于聚合分布式资源参与电力市场和辅助服务市场运行,为电网的输、配方面提供管理及辅助服务。

能源负荷预测是电力市场主体优化决策的重要依据。文献[6]提出了基于经验模式分解的风光发电预测,并开发出基于经济运行的虚拟电厂负荷调度策略。为加强数据安全,文献[7]提出了一种虚拟电厂分散预测提供算法,每个子区域的消费者只购买当地的能源预测。针对小型光伏太阳能系统,文献[8]介绍了一种混合辐照强度预测方法,旨在促进光伏集成到虚拟电厂中。需求预测方面,文献[9]提出了一个虚拟电厂的多智能体系统模型,用于终端用户分类能源需求协同预测,但是并未考虑市场环境对需求变化的影响。文献[10]分析了

电价对负荷的影响,提出了基于长短期记忆循环网络的负荷预测模型。

近年来,深度学习已经成为许多领域中最活跃的技术之一。与浅层学习不同,深度学习通常是指神经网络的多层叠加,依靠随机优化来执行机器学习^[11]。文献[12]详细介绍了长短期记忆网络(long short-term memory,LSTM),并将其运用于短期住宅负荷预测。文献[13]提出了一种在负荷聚合商模式下考虑需求响应的LSTM超短期负荷预测方法。文献[14]提出了理论导向的深度学习负荷预测模型(theory-guided deep-learning load forecasting, TgDLF),与LSTM相比有较高的准确性,而且针对数据噪声具有鲁棒性。文献[15]提出了一种基于深度残差网络的短期电力负荷预测模型,并用两阶段集成策略提高泛化能力。为捕捉更长期依赖信息,文献[16]提出了长短时记忆时序网络(long-and short-term time-series network,LSTNet),与LSTM不同的是,LSTNet能够成功捕获数据中的短\长期重复模式,并结合线性和非线性模型进行准确预测,不仅适用于短期负荷预测,在中长期预测中也有较高的优势。

为促进可再生能源消纳,各国提出建立考虑配额制及绿色证书的电力现货市场体系^[17-18]。与传统上网电价补贴相比,可再生能源组合标准(renewable portfolio standard,RPS)和可交易的绿色证书(tradable green certificate,TGC)是另一种选择^[19],绿证市场的收入可缓解能源市场的利润压力。为探究绿证交易背景下虚拟电厂负荷预测变化,和解决在研究中发现的数据个别缺失及算法运行时间长等问题,本文首先分析了负荷与绿证影响因素的相关性和负荷的季节性变化,提取负荷季节特征之后提出基于密度的聚类算法(density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)和长短时记忆时序网络(LSTNet)的虚拟电厂负荷预测模型,打破传统神经网络预测壁垒,引入可再生能源绿证交易相关因素,并结合算例进行分析。预测结果证实了虚拟电厂负荷预测应跟随市场发展,考虑绿证交易相关因素,同时验证了该模型在虚拟电厂中长期负荷预测方面精准度高,精简数据信息等特点。

1 虚拟电厂负荷预测分析

1.1 负荷与绿证影响因素相关性分析

研究发现,配额制可降低消费者的购电成本并扩大可再生能源电站的部署规模^[20],绿证交易可降低可再生能源发电成本^[21-22]。由此推断,虚拟电厂作为分布式能源协调管理系统以及绿证交易的主力军,其负荷也与绿证密切相关。本研究采用非同步发电瞬时渗透率(system non-synchronous penetration, SNSP)表示绿证对负荷的影响程度。选取2020年北爱尔兰能源系统3月、4月稳态负荷及发电量、SNSP月移动平均数据样本进行皮尔逊相关性分析。

由表1可知,负荷样本和发电量样本相关系数为0.625,负荷样本与SNSP样本相关系数为0.410,说明负荷与总发电量及SNSP为中等程度相关,在虚拟电厂负荷预测当中,应该考虑加入SNSP因素。

表1 负荷与总发电量、SNSP 相关性分析

Tab.1 Correlation analysis between load, total power generation and SNSP

模型样本	相关系数
负荷和总发电量	0.625
负荷和 SNSP	0.410

1.2 负荷季节性分析

气候变化影响绿证价格大小^[23],冬春季节光照强度小,在电能量市场中,其光伏发电收益较少,为达到预期收益,需提高光伏绿证价格,海上风电与之相反。同样,负荷大小也受气候变化影响。寒冷地区冬季取暖照明等设施使用时间长,炎热地区夏季空调用电量。因此,进行负荷季节性分析至关重要。

为证明上述推断,本文使用一种基于密度的聚类算法(DBSCAN)^[24]进行分析。与K-means相比,DBSCAN对离群点有较好的鲁棒性,甚至可以检测离群点。将DBSCAN应用于北爱尔兰能源系统2018年全年负荷数据,样本完整并已完成异常数据处理,5月份负荷日剖面图如图1所示。其中负荷分为2类,以1类曲线为主,紫色表示离群值。每日模式曲线的表现一致,负荷高峰期集中在17时左右,低谷期集中在5时左右。

北爱尔兰属于温带海洋性气候,3月—5月为

春季,6月—8月为夏季,秋季9月—11月,冬季12月—2月。聚类结果可将样本按照季节分为两类,其中春夏季负荷为1类负荷,秋冬季负荷为0类负荷。取1月、4月、6月、11月负荷聚类热点图如图2中(a)(b)(c)(d)所示,其结果代表冬春夏秋四季的负荷分布。

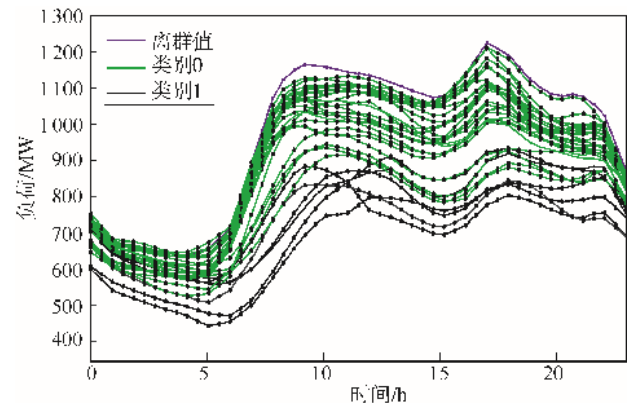


图1 2018年5月负荷数据聚类结果

Fig.1 Clustering results of load in May 2018

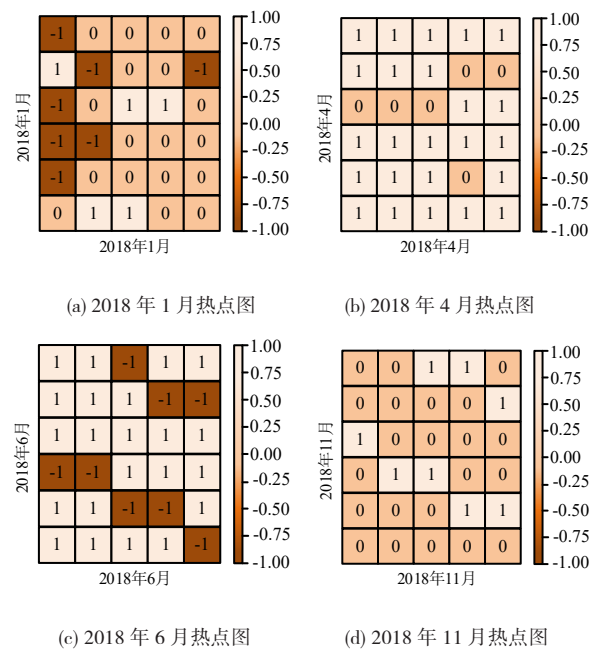


图2 负荷聚类热点图

Fig.2 Hotspot map of load clustering

图3为2018年北爱尔兰能源系统负荷低谷和高峰曲线图,图中显示了负荷的低谷与高峰差异大小以及四季负荷高低起伏的变化趋势,与热点图相对应。

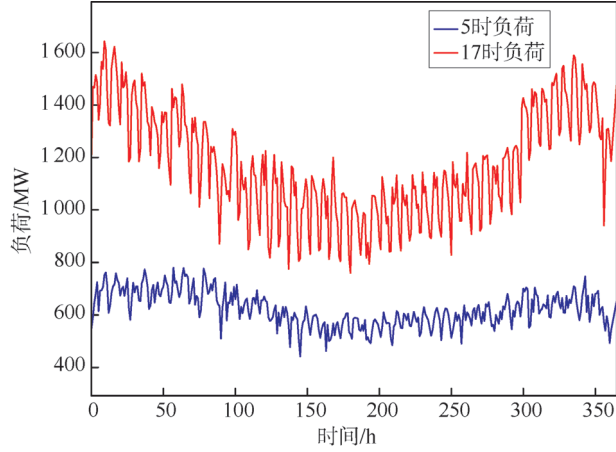


图3 2018年全年5时和17时负荷分布（低谷和高峰）
Fig.3 Annual load distribution at 5:00 and 17:00 in 2018 (trough and peak)

由于通信传输存在误差，常导致数据缺失或者异常，为负荷预测增添难度，同时大量数据的样本训练耗费时间。因此，运用 DBSCAN 从输入剖面数据中提取负荷季节特征，缩减训练规模。本研究着眼于虚拟电厂负荷预测模型的提出与绿证交易对负荷的影响，并未涉及天气数据等因素。

2 虚拟电厂负荷预测

2.1 基于 LSTNet 虚拟电厂负荷预测模型

LSTNet 虚拟电厂负荷预测模型由多种类型神经网络复合而成，结构如图4所示。

DBSCAN 提取负荷季节性特征之后，与其他数据特征结合，输入到一维 CNN 中。为提取时间序列维度上的短期记忆模式以及变量之间的局部依赖关系，CNN 只留下核心卷积层。其中滤波器宽度为 ω ，高度为 n 。第 k 个滤波器扫过输入矩阵 X 并产生隐藏向量 h_k 。ReLU 为隐藏状态更新激活函数，实验发现，与 tanh 函数相比，ReLU 性能更可靠，梯度更容易进行反向传播。

$$h_k = \text{ReLU}(\omega_k * X + b_k) \quad (1)$$

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x) \quad (2)$$

数据从卷积层输出的同时输入到 GRU 的递归层以及 Skip-GRU 的递归层。由于梯度消失问题，GRU 在实际应用中往往不能捕获时间序列中

超长期的记忆信息。因此设计了一个具有时间跳跃连接特征的递归神经结构，以扩展记忆信息流的时间跨度，从而简化权值优化过程。具体的操作是在当前时刻隐藏单元状态与相邻周期中同一阶段

的隐藏单元状态之间增添 skip-links，即参数 p ， p 为跳跃过的隐藏单元格数量。此时，Skip-GRU 中隐藏状态即为 h_{t-p} ， p 值需根据场景不同进行调优，实验表明，调优后的 p 也可以显著提高模型性能，而且 p 的长度很容易扩展，符合实际应用要求。GRU 和 Skip-GRU 的连接是通过 Dense 层进行组合。Dense 层的输入包括当前 t 时刻 GRU 隐藏单元状态 h_t^R ，以及 $t-p+1$ 时刻到 t 时刻 Skip-GRU 中 p 个隐藏单元状态。 h_t^D 为上述模型在当前时刻 t 的预测结果。

$$h_t^D = w_R h_t^R + \sum_{i=1}^{p-1} w_i^S h_{t-i}^S + b \quad (3)$$

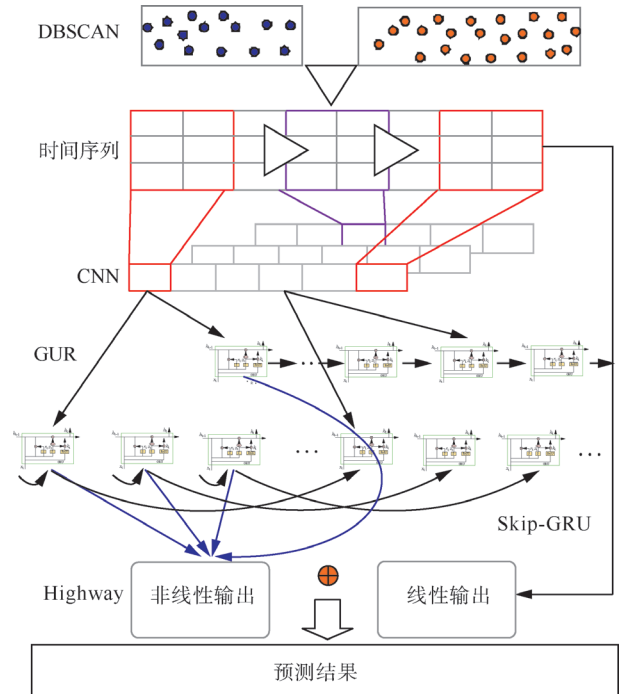


图4 基于 LSTNet 虚拟电厂负荷预测模型
Fig.4 Virtual power plant load forecasting model based LSTNet

由于卷积层和递归网络的非线性特征，传统神经网络模型有一个共同的缺点就是输出对输入尺度比例的不敏感性，显著降低了预测精度。为解决这一缺陷，LSTNet 的最终预测分解为线性预测部分和包含重复模式非线性预测部分，其本质与 Highway 网相似。线性预测部分采用自回归模型 (AR) 作为分量，分析原始输入数据特征并得出预测结果 $h_{t,i}^L$ 。

$$h_{t,i}^L = \sum_{k=0}^{qar-1} w_k^{ar} y_{t-k,i} + b_{ar} \quad (4)$$

将主模型输出与 AR 模型输出相加,并结合 sigmoid 函数,得到最终基于 LSTNet 虚拟电厂负荷预测模型预测结果 $\hat{Y}_t$ 。

$$\hat{Y}_t = \sigma(h_t^D + h_t^L) \quad (5)$$

2.2 评价标准

本文采用 SMAPE 作为误差评价标准,式(6)为计算方法,其中, x_i 为实际值, y_i 为预测值, n 为预测值总数。

$$SMAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - x_i|}{(|x_i| + |y_i|)/2} \quad (6)$$

SMAPE 作为误差评价标准的优点之一是可以更容易地以统计方式分析输出,不依赖于数据的规模,因为它加强了对称性和显示高度偏差的特性。SMAPE 取值范围为 [0~100]%,其中 0 表示两种模式的绝对匹配,即存在点对点匹配,不存在误差,而 100% 表示两种模式的绝对不相似。因此,我们看到 SMAPE 系数有一个以百分比表示的上界和下界,更容易解释。

3 算例分析

本算例分析了绿证对虚拟电厂中长期负荷预测的影响,并将 DBSCAN 与 LSTNet 相结合,观察其对于解决数据量繁杂、相关因素缺失等问题的改善效果。首先,建立了 DBSCAN-LSTNet 预测模型与原始 LSTNet 对比。然后,引入绿证相关因素,分析其对结果的影响。最后,针对目前其他先进机器学习算法,分析所提模型优缺点。

3.1 预测参数设置

本文选取北爱尔兰能源系统 2018 年—2020 年负荷数据。对于 LSTNet,设置 2018 年至 2019 年共 17 448 条数据为训练集,2020 年 1 月—4 月负荷共 2 880 条数据为验证集。对于 DBSCAN-LSTNet,根据 1.2 节所提取的负荷特征,对原始数据进行缩减,分别取 2018 年和 2019 年的 4 月—9 月负荷共 8 784 条数据为训练集,2020 年 4 月负荷共 720 条数据为验证集。

模型基于 python 软件平台,采用 Pytorch 动态框架进行仿真模拟。与 Tensorflow 相比,pytorch 为动态框架。这种运算方式较为灵活,可有效提高计算效率。对于 LSTNet,需重点关注输入输出数据的维度是否相呼应,其直接影响预测结果

的大小。本文为观测不同参数大小对预测结果的影响,在其他数值不变的情况下,设置时间戳长度 History_len 分别为 48、72 和 96,粒度为小时(h)。其余网络输出维度如表 2 所示。

表 2 LSTNet 模型参数

Tab.2 LSTNet model parameter

算法	维度	指标
LSTNet/DBSCAN-LSTNet	History_len	48/72/96
	HidC	32
	HidR	64
	Skip1	4
	Skip2	24

3.2 预测结果与分析

除此之外,也有很多先进的机器学习方法用于负荷预测。例如传统的 SVM、BPNN 以及目前研究广泛的 LSTM,本文将采用这几种算法与 LSTNet 进行对比。

对于 LSTNet 和 LSTM,本研究测试了多个背景下不同时间步长的相关结果。其中,LSTNet 研究了过去 2 日、3 日、4 日的场景变化,LSTM 时间步分别设置成 1、2、4、8 和 12。由于 Dropout 具有随机性,预测结果有些许差异,因此每个场景进行 10 次重复试验,计算其对应的 SMAPE,预测时间跨度为 1 个月,取 10 次误差平均值作为最终预测误差结果,如表 3 所示。参照经验法则,当 SMAPE 值在 10% 阈值以下波动时,预测性能将达到最佳水平^[25],在 10% 和 20% 阈值之间的值表明预测性能被认为在可接受的范围内。文献 [26] 利用南非公用事业公司的配电所视在功率,对南非配电网进行两周负荷预测,LSTM 模型可实现 SMAPE 为 3.3% 的误差精准。

表 3 LSTNet 模型参数

Tab.2 LSTNet model parameter

算法	SMAPE/% (考虑 SNSP)	SMAPE/% (不考虑 SNSP)
DBSCAN-LSTNet-2 日	2.568 3	6.036 2
DBSCAN-LSTNet-3 日	2.589 3	6.199 9
DBSCAN-LSTNet-4 日	2.600 4	6.834 9
LSTNet-2 日	3.085 2	7.402 2
LSTNet-3 日	3.039 5	7.102 6
LSTNet-4 日	2.791 8	7.106 5
LSTM-1 时间步	6.167 2	6.505 8
LSTM-2 时间步	7.855 4	5.212 6

LSTM-4 时间步	3.910 9	5.371 4
LSTM-8 时间步	4.555 4	5.08
LSTM-12 时间步	5.034 9	6.171 6
BPNN	17.337 6	21.185 8
SVM	17.318	23.447

结果显示，几种算法均可以达到较为理想的预测效果。对于月负荷预测，LSTM可达到3.9%的误差，与文献 [26]中负荷预测精度相当，LSTNet结果优于 LSTM，误差可达到2.8%。值得注意的是，以上误差都是在考虑绿证交易条件下得出的。利用 DBSCAN 聚类提取季节特征，与 LSTNet 算法结合进行预测，误差可达2.56%。为清晰观察不同场景下的预测结果，本文截取了3日负荷预测曲线，如图5所示。

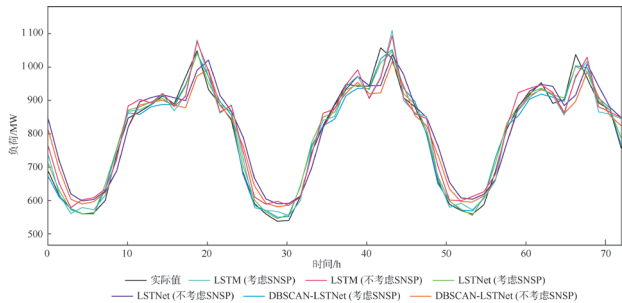


图 5 不同场景下负荷预测曲线
Fig.4 Load forecasting curves in different scenarios

4 结语

本文试图解决可再生能源绿证交易发展背景下虚拟电厂中长期负荷预测问题，并针对原始数据量繁杂、深度学习无用信息冗余问题进行分析处理。首先用 DBSCAN对负荷进行聚类，分析可知绿证价格受气候变化影响，负荷同样也随着季节波动，其季节性特征明显。利用特征结果，提取有效月份负荷作为输入数据进行深度学习预测，可为神经网络剔除无用信息，优化权值更新，解决数据量繁杂问题，同时减少计算时间，改善算法流程，提高预测精准度。之后将其与目前较为新颖的神经网络算法结合，提出 DBSCAN-LSTNet 虚拟电厂负荷预测模型，并分析可再生能源绿证交易强度对负荷预测的影响。

结果表明，文章所提模型优于以往经验评价标准，同时考虑绿证交易因素进行负荷预测可使误差降低4%左右。现如今，实现“碳中和”目标刻不容缓，在电力市场变革的大环境下，需要对虚拟电

厂负荷预测方法进行更新。由算例数据也可看出，将 DBSCAN与深度学习算法结合可有效改善预测误差，证实了上述结论的正确性。LSTNet算法可捕捉短期和更长期时间序列信息，并与线性回归结合，相对于 LSTM算法具有优越鲁棒性，可考虑其进行广泛使用。

需要注意的是，本文只考虑了绿证交易强度对负荷预测的影响，虚拟电厂结构复杂，影响因素众多，多时空耦合预测模型值得不断探究。

参考文献

[1] XU X Y,YAN Z,SHAHIDEHPOUR M,et al.Data-Driven Risk-Averse Two-Stage Optimal Stochastic Scheduling of Energy and Reserve with Correlated Wind Power[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2020,11(1): 436-447.

[2] WANG C,LIU F,WANG J H,et al.Robust Risk-Constrained Unit Commitment with Large-Scale Wind Generation:an Adjustable Uncertainty Set Approach[J].IEEE Transactions on Power Systems,2017,32 (1):723-733.

[3] WEI W,LIU F,MEI S W.Distributionally Robust Co-Optimization of Energy and Reserve Dispatch[J].IEEE Transactions on Sustainable Energy,2016,7(1):289-300.

[4] PARAG Y,SOVACOL B K.Electricity Market Design for the Prosumer Era[J].Nature Energy,2016,1:16032.

[5] 谈金晶,李扬.多能源协同的交易模式研究综述[J].中国电机工程学报.2019,39(22):6483-6497. TAN Jinjing,LI Yang.Review on Transaction Mode in Multi-Energy Collaborative Market[J].Proceedings of the CSEE,2019,39(22):6483-6497.[6] TASICIKARAOGLU A,ERDINC O,UZUNOGLU M,et al.An Adaptive Load Dispatching and Forecasting Strategy for a Virtual Power Plant Including Renewable Energy Conversion Units[J]. Applied Energy,2014,119: 445-453.

[7] 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.

[8] MORENO G,MARTIN P,SANTOS C,et al.A Day-Ahead Irradiance Forecasting Strategy for the Integration of Photovoltaic Systems in Virtual Power Plants[J].IEEE Access,2020,8:204226-204240.

[9] HERNANDEZ L,BALADRON C,AGUIAR J M,et al.A Multi-Agent System Architecture for Smart Grid Management and Forecasting of Energy Demand in Virtual Power Plants[J].IEEE Communications Magazine,2013, 51(1):106-113.

- [10] 李鹏,何帅,韩鹏飞,等.基于长短期记忆的实时电价条件下智能电网短期负荷预测[J].电网技术,2018,42(12):4045-4052.
LI Peng,HE Shuai,HAN Pengfei,et al.Short-Term Load Forecasting of Smart Grid Based on Long-Short-Term Memory Recurrent Neural Networks in Condition of Real-Time Electricity Price[J].Power System Technology,2018,42(12):4045-4052.
- [11] BENGIO Y,COURVILLE A,VINCENT P.Representation Learning:a Review and New Perspectives[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2013,35(8):1798-1828.
- [12] KONG W C,DONG Z Y,JIA Y W,et al.Short-Term Residential Load Forecasting Based on LSTM Recurrent Neural Network[J].IEEE Transactions on Smart Grid,2019,10(1):841-851.
- [13] 郭亦宗,冯斌,岳铂雄,等.负荷聚合商业模式下考虑需求响应的超短期负荷预测[J].电力系统自动化,2021,45(1):79-87.
GUO Yizong,FENG Bin,YUE Boxiong,et al.Ultra-Short-Term Load Forecasting Considering Demand Response in Load Aggregator Mode[J].Automation of Electric Power Systems,2021,45(1):79-87.
- [14] CHEN Y T,ZHANG D X.Theory-Guided Deep-Learning for Electrical Load Forecasting (TgDLF) via Ensemble Long Short-Term Memory[J].Advances in Applied Energy,2021,1:100004.
- [15] CHEN K J,CHEN K L,WANG Q,et al.Short-Term Load Forecasting with Deep Residual Networks[J].IEEE Transactions on Smart Grid,2019,10(4):3943-3952.
- [16] LAI G K,CHANG W C,YANG Y M,et al.Modeling Long and Short-Term Temporal Patterns with Deep Neural Networks[C]//The 41st International ACM SIGIR Conference on Research & Development in Information Retrieval.Ann Arbor MI USA.ACM,2018: 95-104.
- [17] 樊宇琦,丁涛,孙瑜歌,等.国内外促进可再生能源消纳的电力现货市场发展综述与思考[J].中国电机工程学报,2021,41(5):1729-1752.
FAN Yuqi,DING Tao,SUN Yuge,et al.Review and Cogitation for Worldwide Spot Market Development to Promote Renewable Energy Accommodation[J].Proceedings of the CSEE,2021,41(5):1729-1752.
- [18] 单茂华,汤洪海,耿明志,等.绿色电力市场本质动因及设计思考[J].电力系统自动化,2020,44(16):12-20.
SHAN Maohua,TANG Honghai,GENG Mingzhi,et al.Essential Cause and Design Thinking of Green Electricity Market[J].Automation of Electric Power Systems,2020,44(16):12-20.
- [19] GUO H Y,CHEN Q X,XIA Q,et al.Modeling Strategic Behaviors of Renewable Energy with Joint Consideration on Energy and Tradable Green Certificate Markets[J].IEEE Transactions on Power Systems,2020,35(3):1898-1910.
- [20] BUTLER L,NEUHOFF K.Comparison of Feed-in Tariff,Quota and Auction Mechanisms to Support Wind Power Development[J].Renewable Energy,2008,33(8): 1854-1867.
- [21] AUNE F R,DALEN H M,HAGEM C.Implementing the EU Renewable Target through Green Certificate Markets[J].Energy Economics,2012,34(4):992-1000.
- [22] AUNE F R,DALEN H M,HAGEM C.Implementing the EU Renewable Target through Green Certificate Markets[J].Energy Economics,2012,34(4):992-1000.
- [23] 张悦,谢敏,程培军,等.可再生能源绿证价格季节性测算方法研究[J].南方能源建设,2020,7(3):46-54.
ZHANG Yue,XIE Min,CHENG Peijun,et al.Research on Seasonal Calculation Method of Renewable Energy Certificate Price[J].Southern Energy Construction,2020,7(3):46-54.
- [24] ZHU Q D,TANG X M,LIU Z L.Revised DBSCAN Clustering Algorithm Based on Dual Grid[C]//2020 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). August 22-24,2020,Hefei,China.IEEE,2020:3461-3466.
- [25] KOUKARAS P,BEZAS N,GKAIDATZIS P,et al.Introducing a Novel Approach in One-Step Ahead Energy Load Forecasting[J].Sustainable Computing:Informatics and Systems,2021,32:100616.
- [26] MOTEPE S,HASAN A N,TWALA B,et al.Power Distribution Networks Load Forecasting Using Deep Belief Networks:The South African Case[C]//2019 IEEE Jordan International Joint Conference on Electrical Engineering and Information Technology (JEEIT).April 9-11, 2019,Amman,Jordan.IEEE,2019:507-512.

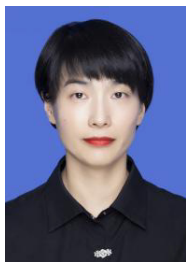
收稿日期: 2025 年 5 月 20 日

作者简介:

张宜然,女,硕士,初级工程师,研究方向为新型储能技术,
zyr1198371431@163.com



张宜然



姜晓霞

姜晓霞，女，教授级高级工程师，国家电投集团科学技术研究院新型储能技术研究所副所长，中国电工技术学会标准化工作委员会委员、中国电子节能技术协会电池专业委员会专家委员。研究方向为新型储能技术，jiangxiaoxia@spic.com.cn。



李芳菲

李芳菲，女，博士，研究方向为储能安全及人工智能在储能领域的应用，lifangfei@spic.com.cn



白宁

白宁，男，正高级工程师，国家电投集团中央研究院储能所所长，全国电力储能标准化技术委员会成员、全国电工电子产品与系统的环境标准化技术委员会成员、中关村储能联盟理事代表、可再生能源学会储能专委会委员。研究方向为新型储能技术，baining@spic.com.cn



黄一峻

黄一峻，男，硕士，初级工程师，研究方向为新型储能技术，huangyijun@spic.com.cn



高康伟

高康伟，男，硕士，工程师，研究方向为新型储能技术，gaokangwei@spic.com.cn



张艳灵

张艳灵，女，硕士，助理研究员，研究方向为新型储能技术，zhangyanling01@spic.com.cn