DOI:10.16853/j.cnki.1009-3575.2026.05.009

区块链架构下风光储电站超短期功率预测方法

傅思敏[1],孙华忠[2],孙 跃[3],龚钢军[1,*]
(1.华北电力大学电气与电子工程学院,北京 102206;2.国网山东省电力公司潍坊供电公司,潍坊 261071;
3.国网冀北电力有限公司电力科学研究院,北京 100052)

摘要:风光储电站的功率预测是其自身及大电网调度的基础,其信息物理系统作为保障预测过程的前提则需要更强的安全性。满足调度要求的功率预测需保证高精度、高频更新、短时间尺度及多时间尺度。本文提出了一种基于区块链的风光储电站超短期功率预测方法,基于区块链的风光储电站信息物理系统双层架构,可弱化对储能电站物理拓扑结构的依赖性,消除应对攻击时的脆弱性;改进时空图卷积网络算法可增加参数规模灵活性和参数间相关性,以提高预测精度。将二者在区块链的智能合约中结合,即形成基于区块链的风光储电站超短期功率预测方法,保证了预测过程及预测结果的安全性。最后,通过算例验证了所提出方案的有效性,电负荷预测平均误差至少下降1.22%,热负荷预测平均误差至少下降4.70%,冷负荷预测平均误差至少下降1.60%,可再生能源出力预测平均绝对误差至少下降2.17%。

关键词:区块链;智能合约;风光储电站;信息物理系统;超短期功率预测;时空图卷积算法
中图分类号:TM73 **文献标志码**:A **文章编号**:1009-3575(2026)05-0079-10

Fusion Method for Blockchain-based Cyber-physical System of Wind-solar-storage Power Stations and Ultra-short-term Power Prediction

FU Simin[1], SUN Huazhong[2], SUN Yue[3], GONG Gangjun[1,*]
(1. *College of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing* 102206, *China*;
2. *State Grid Shandong Electric Power Company Weifang Power Supply Company, Weifang* 261071, *China*;
3. *State Grid Jibei Electric Power Co., Ltd. Electric Power Science Research Institute, Beijing* 100052, *China*)

Abstract: The power prediction of wind-solar-storage power stations is fundamental to both the dispatch of the stations themselves and the dispatch of the larger power grid. To ensure the prediction process, the cyber-physical system (CPS) that underpins this process requires stronger security. Power forecasts to meet dispatch requirements need to ensure high accuracy, high-frequency updates, short time scales, and multiple time scales. In this paper, a blockchain-based ultra-short-term power prediction method for wind-solar-storage power stations is proposed. The blockchain-based two-layer architecture of wind-solar-storage power station cyber-physical system can weaken the dependence on the physical topology of the storage power station and eliminate the vulnerability when responding to attacks. The improved spatiotemporal graph convolutional network algorithm can increase parameter scale flexibility and inter-parameter correlation to improve prediction accuracy. Combining these two in a blockchain smart contract, forming a blockchain-based ultra-short-term power prediction method for wind-solar-storage power stations, ensures the security of the prediction process and the prediction results. At the end, the proposed method is validated through case studies, demonstrating its effectiveness. The average error in electricity load forecasting is reduced by at least 1.22%, the average error in heat load forecasting is reduced by at least 4.70%, the average error in cooling load forecasting is reduced by at least 1.60%, and the average absolute error in renewable energy output forecasting is reduced by at least 2.17%.

Key words: Blockchain; Smart contract; Wind-solar-storage power station; Cyber-physical system; Ultra-short-term power prediction; Spatiotemporal graph convolutional algorithm

在保障国家能源安全、节能减排保护环境及响应“双碳”目标蓝图基础上,大力开发风、光等可再生清洁能源的同时,为了保证高质量供电需求,储能配置已成为重要手段[1-5]。风光储电站调度可以作为发电系统调度的补充,具有丰富的灵活性潜力,而近年来针对综合能源系统的信息物理协同攻击时有发生,严重影响了系统安全及经济运行。因此,在具有保密性、完整性、可用性的信息物理系统(cyber-physical system,CPS)基础上进行调度的需求已十分迫切[6-7]。

如今电网逐渐成为信息系统与电力系统高度交互的融合系统,合理构建CPS是充分认知其运行

收稿日期:2025-02-10
基金项目:国网山东省电力公司科技项目(2024A-027)
作者简介:傅思敏(1999—),女,硕士研究生,主要从事网络安全及区块链技术方面的研究,E-mail:fusimin9977@163.com;*为通信作者,龚钢军(1974—),男,博士,教授,主要从事电力系统通信、能源互联网技术、区块链技术、综合能源服务等方面的研究,E-mail:gong@ncepu.edu.cn

特性及风险演化特征的关键[8-9]。综合文献及研究现状，现有的电力信息物理系统设计虽贴合实际，但通过分析不同网络攻击场景，当攻击者知晓电网的网架结构时，能够对电网造成更大的损失[10]，因此应特别注意电网结构的保密。因此，在现有信息物理系统架构研究基础上进行功率预测时，无法满足数据保密性、完整性及安全性的要求。本研究弱化CPS设计中对网络拓扑结构的依赖性，利用区块链技术与储能电站分布式存储结构相符的特征，采用基于区块链的风光储电站信息物理系统架构（blockchain-based cyber-physical system，BCSCPS）。文献[11-12]论证了区块链及其智能合约技术与CPS结合的可行性，为建立安全、可靠的CPS提供了新思路。区块链中的智能合约、共识机制等可以建立信任关系，保证功率预测的数据可信度。

风光储电站的普及和应用为“双碳”目标的实现及能源利用率的提高作出重要贡献，但资源聚合的复杂性和不确定性给其优化运行带来巨大挑战。风光储电站的调度问题由大电网的调度问题演化而来，在协调电站内各设备运行的前提下，需要对风电、光伏发电出力进行准确预测，充分发挥储能电站多能互补、优化保供及高效节能的优点[13-17]。电力负荷预测重要性日益显著，其中，超短期功率预测因其在时间尺度上的精确把握，为解决问题提出了新的思路[18-21]。

超短期功率预测包括单一或多元负荷预测和可再生能源出力预测[22-23]，通常采用深度学习方法[24-28]，如基于柯尔莫哥洛夫-阿诺德卷积神经网络和长短期记忆网络的预测模型，基于组合分解和横向联邦学习的多风电场分布式超短期风电功率预测方法，基于隐私保护导向与深度联邦学习的分布式光伏超短期功率预测等。此类方法虽可在保证安全性的前提下获得较好的预测结果，但普遍无法充分考虑不同变量间的内在关系。本研究的主要内容有：①采用基于区块链的风光储电站信息物理系统架构，尽可能弱化暴露网架结构的缺陷，降低系统复杂性及节点多样性，降低出块压力；②基于改进时空图卷积网络算法的超短期功率预测方法，增加参数规模灵活性，更精准提取并预测天气、负荷及可再生能源出力间的耦合关系；③将功率预测与区块链智能合约技术巧妙结合，在保证预测过程安全性的前提下，完成基于区块链的风光储电站超短期功率预测方法研究。

1 基于区块链的风光储电站信息物理系统架构（BCSCPS）

风光储电站接入电网时，需保证在正常、扰动及故障情况下系统的稳定运行[29]，为了尽可能简化电力系统的复杂性、节点类型的多样性及提高效率，减轻参与共识的出块节点的压力，本研究采用以联盟链主从多链结构为基础的双层BCSCPS架构，基础层与集成层相结合，以主链构建集成层BCSCPS、从链构建基础层BCSCPS，单个风光储电站的信息物理系统中的信息即构成一条从链，这是信息物理系统与互联网技术深度融合产生的一种新型电力网络形态。基于区块链安全、透明、去中心化的特性，利用区块链节点之间的互联、互通，记录任意时刻各节点冷、热、电负荷及可再生能源出力、网络拓扑结构等相关技术参数。主链存储从链信息摘要，使用基于哈希锚定的方法保证信息的不可篡改性。针对主从多链模型，对主链与从链采用不同的共识算法，主链选用EA-DPoS算法进行共识，从链采用PBFT算法。并将超短期功率预测融合至智能合约中，在触发智能合约预置条件后进行预测计算，双层BCSCPS的总体架构如图1所示。

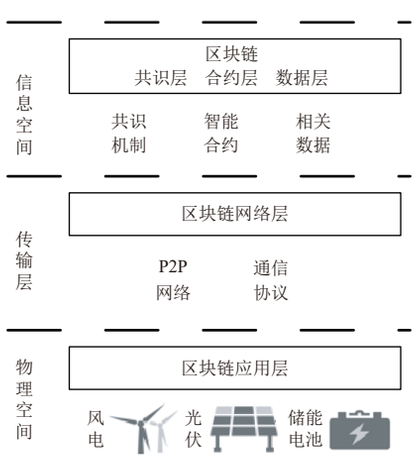


图1 双层BCSCPS架构

Fig. 1 Dual-tier BCSCPS architecture

其中，区块链应用层与底层物理空间相结合，具备感知和执行职能；共识层、合约层、数据层作为决策调度的上层信息空间，具有数据处理、信任共识、确保数据可追溯等职能；网络层则作为中间传输层完成底层与上层模块之间的通信。基础层级具备数据感知、存储及传输功能，可将数据标准化并保存各基础层BCSCPS之间的数据传输记录。基础层级数据可自由传输，集成层可获取基础层数据，且

可转化异构数据。因此，主链支撑集成层BCSCPS存储从链信息摘要，深度整合基础层数据，转化异构数据并确立统一格式，分配数据查询请求的响应速度及频次，审核认证新加入的基础层BCSCPS并保留上述行为痕迹数据。

①物理空间。风光储电站储能运行通常分为调峰和调频。调峰是指根据新能源出力情况削峰填谷；调频是指通过系统内发电有功调整变化减少频率偏差，新能源出力升高时储能充电，反之放电[30]。基础层BCSCPS物理空间收集感知风光出力情况、储能电池工作状态，各储能电站间传输回路运行状况及其与大电网间线路是否通顺等信息，进行标准化哈希加密处理，同时收集其他基础层BCSCPS数据及将传输记录打包放入区块中。集成层BCSCPS将区块链应用层与深度融合的各基础层级CPS作为底层物理空间。

②传输层。基础层及集成层都选取UDP协议完成通信需求，UDP为无连接协议，不需要维护，信息包开销小，仅8个字节，吞吐量不受拥挤控制算法的调节，程序结构也较为简单。

③信息空间。信息空间包含区块链的共识层、合约层及数据层。基础层BCSCPS从链结构的区块头储存前置及当前区块哈希值、默克尔根、时间戳等，区块体则储存信息发送和接收者的身份识别号、信息类型及集成层规定的统一类型标准、加密算法、数据等。主链区块头与从链类似，区块体中存储流程的信息密文、基础层CPS身份识别号、数字签名及传输的主体数据。

集成层BCSCPS除了基础层级具有的功能外，还涉及基础层CPS的识别、配置、更新及删除等功能，即新节点加入和节点删除。从链上任何区块的哈希值都能在主链上被找到，是主从多链结构保证数据不可篡改性的方法，使得拜占庭容错节点篡改代价巨大。

使用数字签名进行一致性认证以降低共识复杂度，避免算力资源浪费。数字签名能够帮助区块链在数据传输和存储过程中进行安全认证，保证数据完整性，确保智能合约的交易安全。本架构采用非对称加密算法，新加入的基础层CPS采用SHA256算法产生私钥，采用Secp256k1算法产生公钥。

总体而言，本研究提出的基于区块链的风光储电站信息物理系统架构，通过创新的技术架构和安全机制，显著提升了系统的安全性、数据一致性和运行效率。区块链技术可以弥补CPS存在的数据安全问题，尤其在电力系统中应用CPS时需要保证数据信息的完整性、可用性、可追溯性及不可篡改性。在未来的研究中，可以进一步探索BCSCPS在更大规模应用中的可行性和性能优化，为推动绿色能源的广泛应用和能源互联网的建设贡献更多的技术力量。在实际应用中仍有一些需要进一步改进的地方，如共识机制优化、数据隐私保护、系统扩展性（分片技术和链下扩展方案等）、跨链互操作性及成本和能效等方面。

2　改进时空图卷积网络模型

图卷积神经网络（graph convolution networks，GCN）是卷积神经网络在图结构上的延伸，广泛应用于电力系统，现有研究多建立于固定的图拓扑结构之上，模型复杂，不利于灵活增添或删减参数，对于负荷及出力预测具有局限性。本研究建立在文献[31]中提出的改进时空图卷积网络算法基础上。

2.1　改进时空图卷积网络

将时空图卷积网络的循环结构卷积核以门控循环单元替代，优点是结构简单且运算速度快，且在循环神经网络（recurrent neural network，RNN）中可以很好地解决长时间序列产生的梯度爆炸及消失问题。t时刻门控循环单元计算过程为

$$r_t = \sigma\left(x_t W_{\mathrm{xr}} + h_{t-1} W_{\mathrm{hr}} + b_{\mathrm{r}}\right) \tag{1}$$

$$u_t = \sigma\left(x_t W_{\mathrm{xu}} + h_{t-1} W_{\mathrm{hu}} + b_{\mathrm{u}}\right) \tag{2}$$

$$c_t = \mathrm{RELU}\left[x_t W_{\mathrm{xc}} + r_t \odot \left(h_{t-1} W_{\mathrm{hc}}\right) + b_{\mathrm{c}}\right] \tag{3}$$

$$h_t = \left(1 - u_t\right) \odot h_{t-1} + u_t \odot c_t \tag{4}$$

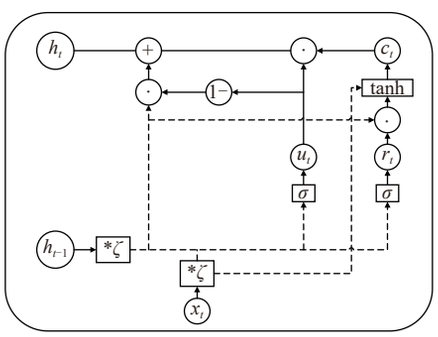
其中，$\odot$为按元素点乘，σ为sigmoid函数，RELU为激活函数，x_t为t时刻的数据输入，h_t为t时刻的隐藏状态，重置门、更新门、候选隐藏状态在t时刻的值分别为r_t、u_t、c_t，W是模块权重，W_{xr}、W_{xu}、W_{xc}分别为输入到重置门、更新门、候选隐藏状态的权重，W_{hr}、W_{hu}、W_{hc}分别为隐藏状态到重置门、更新门、候选隐藏状态的权重，b_{r}、b_{u}、b_{c}分别为重置门、更新门、候选隐藏状态的模块偏置。

本文使用切比雪夫多项式作为卷积核的近似，为解决参数量问题，将切比雪夫系数用权重W'替代，作为卷积核的可学习参数，本研究提出的改进图卷积运算定义为$*\xi$，改进后公式为

$$W' *\xi x = W'\left[T_0(\tilde{L}), \ldots, T_{K-1}(\tilde{L})\right] \tag{5}$$

其中，$T_K(\tilde{L})$为切比雪夫多项式，$\tilde{L}$为归一化后

的拉普拉斯矩阵。改进图卷积运算的权重矩阵$W' \in R^{(3-H)\times K\cdot I}$的维度由以下因素决定：门控循环单元的隐藏单元数$H$、卷积核的邻域阶数$K$以及输入数据的特征维数$I$。输入矩阵表示为$x \in R^{N\times I}$，其中$N$为图中节点的数量。改进后的图卷积运算通过简化模型参数结构，实现了学习规模的可调节性，从而提升了模型的灵活性和计算效率。基于上述设计，本研究中的改进时空图卷积网络的内部模块结构如图2所示。



◯ 表示信息向量/矩阵；tanh σ 表示激活函数；
⊕ 表示矩阵相加；· 表示矩阵点乘；⟶ 表示信息流；⇢ 表示附加权重和偏置的信息流；
*ζ 表示图卷积运算；1− 表示$(1-U_t)$运算。

图2 改进时空图卷积网络的内部模块

Fig. 2 Internal module for improved spatiotemporal graph convolutional network

改进时空图卷积网络的模型为

$$W_{r,h}, W_{u,h}, W_{c,h} = \mathrm{split}(W', 3) \tag{6}$$

$$r_\tau = \sigma\left(W_{r,h} * \xi h_{\tau-1} + W_{r,x} * \xi x_\tau + b_r\right) \tag{7}$$

$$\tag{8}$$

$$c_\tau = \sigma\left(W_{c,h} * \xi h_{\tau-1} + W_{c,x} * \xi x_\tau + b_c\right) \tag{9}$$

$$h_\tau = (1 - u_\tau) \odot h_{\tau-1} + u_\tau \odot c_\tau \tag{10}$$

其中，重置门、更新门、备选门分别与h相乘时的权重表示为$W_{r,h}$、$W_{u,h}$、$W_{c,h}$，重置门、更新门、备选门分别与x相乘时的权重表示为$W_{r,x}$、$W_{u,x}$、$W_{c,x}$，重置门、更新门、候选隐藏$u_\tau = \sigma\left(W_{u,h} * \xi h_{\tau-1} + W_{u,x} * \xi x_\tau + b_u\right)$状态在$\tau$时刻的值分别为$r_\tau$、$u_\tau$、$c_\tau$，split()为分块函数，3表示重置门、更新门、备选门，τ时刻的输入矩阵和隐藏层输出矩阵分别为$x_\tau \in R^{N\times I}$、$h_\tau \in R^{N\times I}$。

2.2 改进时空图卷积运算

本研究对时空图卷积网络进行了结构优化，将其划分为线性模块和非线性模块两部分。其中，线性模块仅包含自回归（autoregressive）层；非线性模块则由编码模块（encoder module）和解码模块（decoder module）构成，并在两者之间引入了自注意力机制（self-attention mechanism）。具体而言，该网络架构采用多头注意力机制（multi-head attention mechanism），将编码模块中所有时间步的隐藏层状态作为自注意力层的输入特征，其输出则作为解码模块中图卷积网络在初始时间步的状态输入。这种设计增强了模型对时空特征的提取能力，同时保持了序列建模的稳定性，改进时空图卷积网络算法架构如图3所示。

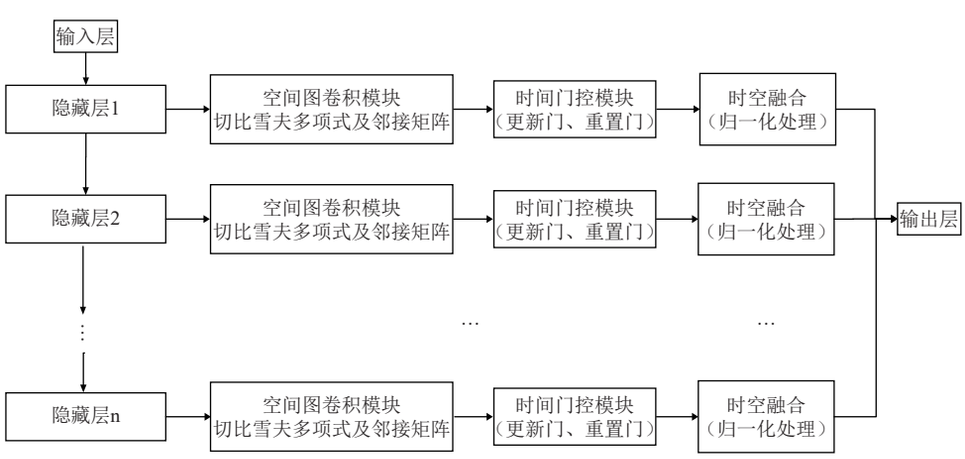


图3 改进时空图卷积网络算法架构

Fig. 3 Architecture of improved spatiotemporal graph convolutional network

在编码模块中，给定输入数据序列$x_{t-m}, \ldots, x_{t-1}$，其在τ时刻的计算过程可由公式(6)—(10)完整描述。在解码模块中，输入数据$x_{t-1}, y_t, \ldots, y_{t+h-1}$为时刻$t$到$t+h-1$的预测目标真实值，解码模块的最终输出为所有预测时刻的预测值$P = \{p_t, \ldots, p_{t+h-1}\}$，该设计通过编码—解码架构实现了对时间序列数

据的特征提取与预测生成。

3　BCSCPS与基于改进时空图卷积网络算法的超短期功率预测的融合方法

作为以改进时空图卷积网络算法为基础的超短期功率预测与以区块链技术为基础的风光储电站信息物理系统的有机结合部分，利用区块链智能合约技术不仅可提供加密解密功能，保障储能电站信息及数据私密性，还能够保障信息的安全存储和交互，进一步约束电网参与者，推动风光储电站信息物理系统优化及调度工作。

本研究中，集成层BCSCPS与基础层智能合约为一个整体，风光储电站中的部分节点尚不具备与电网公司或主要节点相媲美的强大算力资源，电力系统节点想要达到区块链节点所需的计算以及通信能力尚为困难，升级所需的财力物力投入过大，故而难以获得基于改进时空图卷积算法的超短期功率预测数值。

目前，华为云、阿里云等公共云服务商均已提供面向智能微网、分布式新能源并网管理等场景的商业化云计算方案。云计算技术在电力系统中的应用潜力和前景也已引起关注，形成了一批有指导性的研究成果。在此背景下，风光储电站将业务外包给云服务商，可有效解决自身部分节点计算能力不足问题。

为维持数据及计算结果的私密性与安全性，储能电站在每次将数据交付云服务商前均需进行加密保护变成虚拟数据。储能电站利用改进时空图卷积算法及信息物理系统所收集的负荷数据和可再生能源出力情况，利用云服务商返还的虚拟计算数据，进行超短期功率预测调度。同时由于储能电站无法确保单一云服务商返还的虚拟计算数据正确性，故本研究采用基于双重校验机制的云计算框架来校验计算结果是否正确。

触发基础层合约预置条件a，即请求查询超短期功率预测结果后，收集满足查询要求的数据，执行响应a，可对数据进行加密处理生成虚拟数据，并将加密后的生成区块交付于云服务商；节点接收到云服务商基于改进时空图卷积网络的超短期功率预测结果后触发预置条件b，执行响应b进行解密及认证工作，将解密后的生成区块返还给数据拥有者（即储能电站）后可供电网等数据查询者调用。智能合约及区块生成过程如图4。

考虑到云服务商可能会为了降低成本而消极对待计算任务，为了保证最终预测结果的正确性，

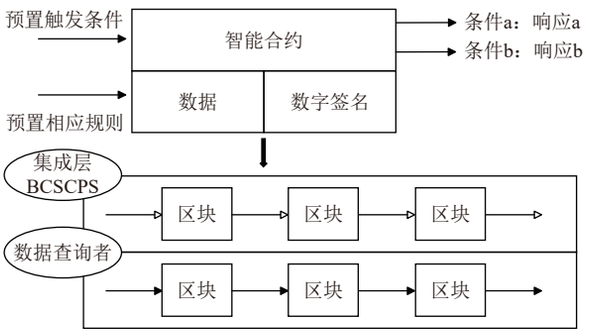


图4　智能合约及区块生成

Fig. 4　Smart contract and block generation

储能电站需采取基于双重校验机制的云计算框架来对解密后的计算结果进行正确性验证。若云服务商未通过该验证，则需要支付相关计算服务费用或者在某个周期被施以拉入黑名单等相关惩罚。本研究利用基于双重校验机制的云计算框架，对比不同云服务商求解结果，以校验计算结果的正确性。

3.1　加密

①生成虚拟权重 W'_{hyp}、虚拟重置门权重 $W_{\mathrm{r,\,hhyp}}$、虚拟更新门权重 $W_{\mathrm{u,\,hhyp}}$、虚拟备选门权重 $W_{\mathrm{c,\,hhyp}}$。通过一个系数为随机正实数的对角矩阵 $\Lambda \in R^{(n+m)\times(n+m)}$ 对各权重进行缩放，得到公式(11)—(14)所示的虚拟参数 W'_{hyp}、$W_{\mathrm{r,\,hhyp}}$、$W_{\mathrm{u,\,hhyp}}$、$W_{\mathrm{c,\,hhyp}}$。

$$W'_{\mathrm{hyp}} = \Lambda W' \tag{11}$$

$$W_{\mathrm{r,\,hhyp}} = \Lambda W_{\mathrm{r,\,h}} \tag{12}$$

$$W_{\mathrm{u,\,hhyp}} = \Lambda W_{\mathrm{u,\,h}} \tag{13}$$

$$W_{\mathrm{c,\,hhyp}} = \Lambda W_{\mathrm{c,\,h}} \tag{14}$$

②生成 τ 时刻虚拟输入矩阵 $x_{\tau\mathrm{hyp}} \in R^{N\times I}$ 和虚拟隐藏层输出矩阵 $h_{\tau\mathrm{hyp}} \in R^{N\times H}$。储能电站利用随机非奇异矩阵 $F/G \in R^{(n+m)\times(n+m)}$、随机向量 $s \in R^{(n+m)}$，对 τ 时刻输入矩阵 $x_\tau \in R^{N\times I}$、隐藏层输出矩阵 $h_\tau \in R^{N\times H}$ 进行加密，继而生成虚拟输入矩阵 $x_{\tau\mathrm{hyp}} \in R^{N\times I}$ 和虚拟隐藏层输出矩阵 $h_{\tau\mathrm{hyp}} \in R^{N\times H}$，如公式(15)—(16)所示。

$$x_{\tau\mathrm{hyp}} = x_\tau(G + sF) \tag{15}$$

$$h_{\tau\mathrm{hyp}} = h_\tau(G + sF) \tag{16}$$

经过公式(11)—(16)的参数转变，改进时空图卷积网络内部虚拟模块表示如公式(17)—(21)所示。

$$W_{\mathrm{r,\,hhyp}}W_{\mathrm{u,\,hhyp}}W_{\mathrm{c,\,hhyp}} = split\left(W'_{\mathrm{hyp}}, 3\right) \tag{17}$$

$$r_\tau = \sigma\left(W_{\mathrm{r,\,hhyp}} * \xi h_{\tau\mathrm{hyp}-1} + W_{\mathrm{r,\,x}} * \xi x_{\tau\mathrm{hyp}} + b_r\right) \tag{18}$$

$$u_\tau = \sigma\left(W_{\mathrm{u,\,hhyp}} * \xi h_{\tau\mathrm{hyp}-1} + W_{\mathrm{u,\,x}} * \xi x_{\tau\mathrm{hyp}} + b_{\mathrm{u}}\right) \tag{19}$$

$$c_\tau = \tanh\left[r_\tau \odot \left(W_{\mathrm{c,\,hhyp}} * \xi h_{\tau\mathrm{hyp}-1}\right) + W_{\mathrm{c,\,x}} * \xi x_{\tau\mathrm{hyp}} + b_{\mathrm{c}}\right] \tag{20}$$

$$h_{\tau\mathrm{hyp}} = (1 - u_\tau)\odot h_{\tau\mathrm{hyp}-1} + u_\tau \odot c_\tau \quad (21)$$

3.2 解密

①W'、$W_{\mathrm{r,h}}$、$W_{\mathrm{u,h}}$、$W_{\mathrm{c,h}}$由虚拟权重W'_{hyp}、虚拟重置门权重$W_{\mathrm{r,hhyp}}$、虚拟更新门权重$W_{\mathrm{u,hhyp}}$、虚拟候选隐藏状态权重$W_{\mathrm{c,hhyp}}$进行转换,Λ^{-1}为逆对角矩阵,公式为

$$W'_{\mathrm{hyp}} = \Lambda^{-1}W' \quad (22)$$

$$W_{\mathrm{r,hhyp}} = \Lambda^{-1}W_{\mathrm{r,h}} \quad (23)$$

$$W_{\mathrm{u,hhyp}} = \Lambda^{-1}W_{\mathrm{u,h}} \quad (24)$$

$$W_{\mathrm{c,hhyp}} = \Lambda^{-1}W_{\mathrm{c,h}} \quad (25)$$

②τ时刻虚拟输入矩阵$x_{\tau\mathrm{hyp}} \in R^{N\times I}$和虚拟隐藏层输出矩阵$h_{\tau\mathrm{hyp}} \in R^{N\times H}$与$\tau$时刻输入矩阵$x_\tau \in R^{N\times I}$、隐藏层输出矩阵$h_\tau \in R^{N\times H}$转换同公式(15)—(16)。

3.3 云计算结果正确性

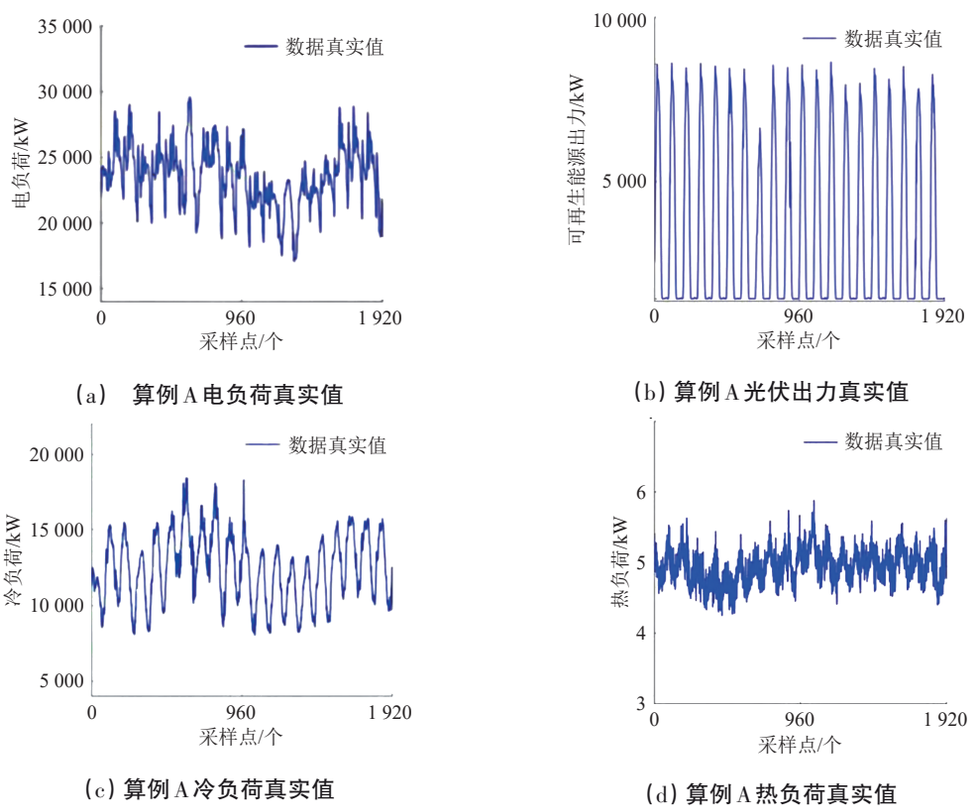
风光储电站将部分涉及大量数据的计算业务外包给云服务商,可有效解决自身部分节点计算能力不足问题。云服务商可能会消极对待计算任务,对于未知正确解的用户来说,验证云服务商返回结果的正确性十分困难。因此,本研究利用双重校验机制,将改进时空图卷积网络内部模块外包给两个存在利益竞争关系的云服务商,对比验证不同云服务商的计算结果以保障云计算结果正确性。可设立惩罚机制并签订协议约定:“如果云服务商返回结果无法通过正确性校验,则需要承担一定的惩罚后果”,从而进一步保障云计算结果的正确性。

基于双重校验机制的云计算框架对比验证的实现方式:如果两个云服务商均诚实地求解任务,返回真实的计算结果,则两个云服务商返回的计算结果解密后应一致且满足公式(6)—(10)。如果双方返回结果解密后数值不一致,则惩罚两个云服务商均重新计算相异数据,若重新计算的结果显示与云服务商Ⅰ第一次的计算结果相同,则由云服务Ⅱ承担云服务商Ⅰ的服务费用;若重新计算的结果显示云服务商Ⅰ与Ⅱ的第一次计算结果均有误,则对两个云服务商实施在某个周期内拉入黑名单等相关惩罚措施。

4 算例验证

4.1 数据处理

算例A采用美国亚利桑那州立大学坦佩校区2019-08-30—2020-08-31综合能源数据集,每15 min进行一次采样,使用美国国家可再生能源实验室国家太阳辐射数据库靠近凤凰城国际机场气象站的气象数据。电负荷真实值、可再生能源出力真实值、冷负荷真实值及热负荷真实值如图5所示。



(a) 算例A电负荷真实值

(b) 算例A光伏出力真实值

(c) 算例A冷负荷真实值

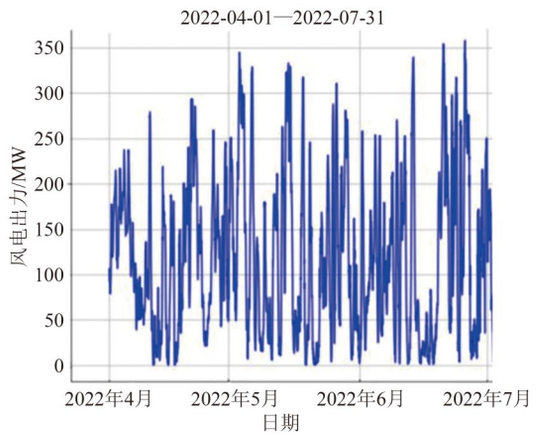
(d) 算例A热负荷真实值

图5 算例A电负荷、可再生能源出力、冷负荷及热负荷真实值

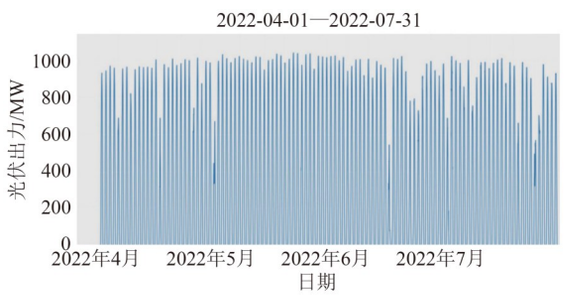
Fig. 5 Real values of electric load, renewable energy output, cooling load and heating load of example A

采用KNN算法对图5所示电力数据集进行缺失值填补及异常值校正。实验数据经预处理后按8∶1∶1比例划分为训练集、验证集和测试集。通过min-max归一化方法对能量负荷参数（电/冷/热）及气象参数进行标准化处理，以消除量纲差异及高频噪声干扰。基于时间序列建模框架，建立以15 min为基本时间单元的多能耦合预测模型，其中预测时域覆盖10个连续步长（h=10），滑动窗口长度设置为48个时间步（m=48），实现对电力、冷热负荷及可再生能源出力的多变量协同预测。

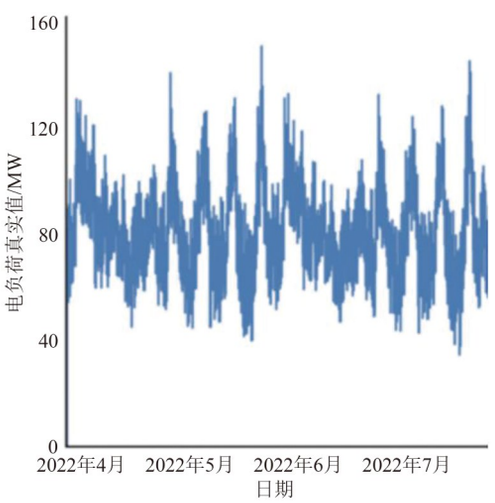
算例B基于内蒙古某风光储电站2022年4月—7月运行数据开展研究，覆盖春夏季交替典型气候，温度与日照变化显著。数据集包含15 min颗粒度的风电、光伏出力及电负荷数据，经与算例A相同方法进行数据处理。风电出力呈昼夜波动特征，4月较平稳，5月受季风影响波动加剧，6月—7月因山谷风效应呈现“双峰”形态。光伏出力受高原强辐射影响，具有“午间平台”特征，日均有效发电时长从4月9.2 h增至6月11.5 h，最大出力时长较平原延长1.2 h。电负荷具备农牧与居民用电复合特性，4月平缓，5月灌溉季出现“早峰”，6月—7月空调负荷显著增长。该数据集有效体现“源-荷”双重不确定性耦合关系，揭示了可再生能源出力与负荷需求的时空关联，为后续超短期功率预测提供基础。算例B风电、光伏出力及电负荷真实值如图6所示。



（a）　算例B风电出力真实值



（b）　算例B光伏出力真实值



（c）　算例B电负荷真实值

图6　算例B风电、光伏出力及电负荷真实值

Fig. 6　Real values of wind power, photovoltaic power output and electricity load of example B

4.2　实验结果分析

本研究以平均误差作为验证指标，将改进时空图卷积网络与传统时空图卷积神经网络（STGCN）模型进行了对比分析，通过系统的实验对比评估两种模型在预测任务中的性能表现，并在Python环境下进行实验验证。

算例A结果分析如下：图7为电、冷、热负荷及可再生能源出力利用改进时空图卷积网络算法与传统时空图卷积网络算法进行超短期功率预测的对比，每15 min进行一次采样。图7-a为算例A电负荷预测平均误差对比，由图可知，在10步电负荷预测中，改进时空图卷积网络预测平均误差小，预测效果好且预测平均误差随预测步数增加而逐渐增加，电负荷预测能力均减弱。图7-b为冷负荷预测平均误差对比，由图可知，在10步冷负荷预测中，改进时空图卷积网络的预测效果最好，模型预测平均误差均随预测步数增加而逐渐增加。图7-c为热负荷预测平均误差，由图可知，在10步热负荷预测中改进时空图卷积网络预测效果最好。预测平均误差随着预测步数增加而逐渐减小。图7-d为可再生能源出力预测平均误差对比，由图可知，在10步可再生能源出力预测中，模型预测效果差异主要存在于出力的“峰-谷”时刻，改进时空图卷积网络预测

效果最接近真实值，有效发挥了作用。

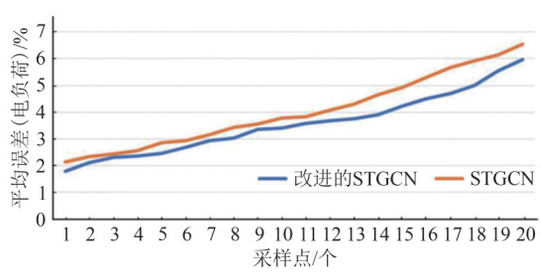
算例B结果分析如下：图8为风电、光伏、电负荷利用改进时空图卷积网络算法与传统时空图卷积网络算法进行超短期功率预测的对比，实验过程及性能指标设置与算例A相同。

图8-a为两种模型在风电出力预测中的对比（截取部分结果），可以看出在出力波动剧烈时段，改进时空图卷积网络算法的预测精度提升尤为显著，主要得益于改进算法中引入的自适应邻接矩阵和多尺度时空特征提取机制，有效捕捉了风电出力在不同时间尺度下的变化特征。图8-b显示了光伏出力预测对比（截取部分结果），改进时空图卷积算法预测结果比STGCN预测结果更加符合真实值曲线，不存在明显偏差，能够更准确地反映光照幅度变化对光伏出力的影响。图8-c对比了电负荷预测平均误差，改进时空图卷积算法预测误差降低。

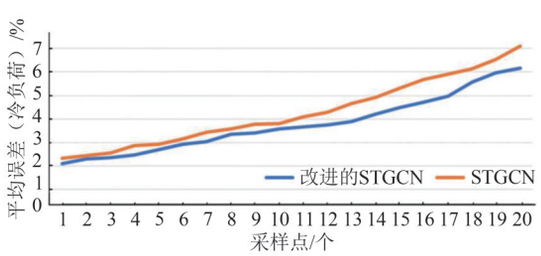
由上述实验结果分析可知，改进时空图卷积网络预测平均误差最小，预测效果优越且稳定，不随预测步数增加而减弱，满足本研究理论需求。

5 结论

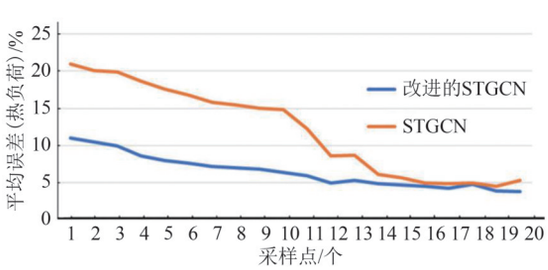
本研究提出了一种基于区块链的风光储电站超短期功率预测方法。首先，利用区块链技术建立的BCSCPS双层架构，基于标准化哈希加密和数字签名等技术保证了数据一致性、真实性。其次，基于改进时空图卷积算法的超短期功率预测方法，将冷热电负荷、可再生能源出力及气象因素等多维时间序列数据映射为图信号，并通过图结构建模计算各变量间的相关性。利用图卷积网络对时空特征进行联合提取，从而有效捕捉电力系统中多源异构数据之间的复杂依赖关系，为超短期功率预测提供了更为精确的建模框架，利用序列到序列架构完成功率的预测。之后，完成了与基于改进时空图卷积网络算法的超短期功率预测相结合的智能合约设计，将BCSCPS架构与超短期功率预测有机融合，加密虚拟化处理后的数据传送至云服务商进行预测



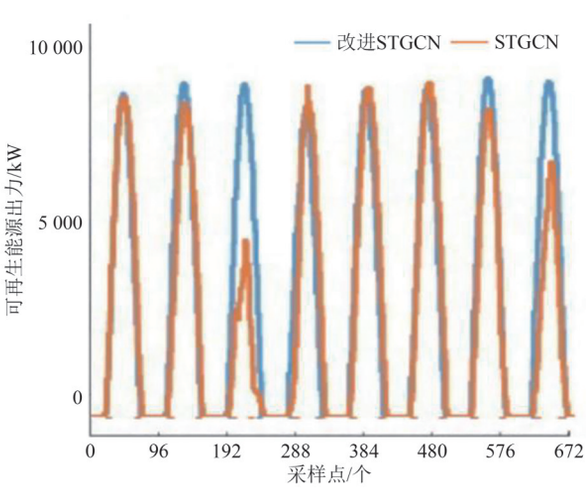
（a） 算例A电负荷预测平均误差对比



（b） 算例A冷负荷预测平均误差对比



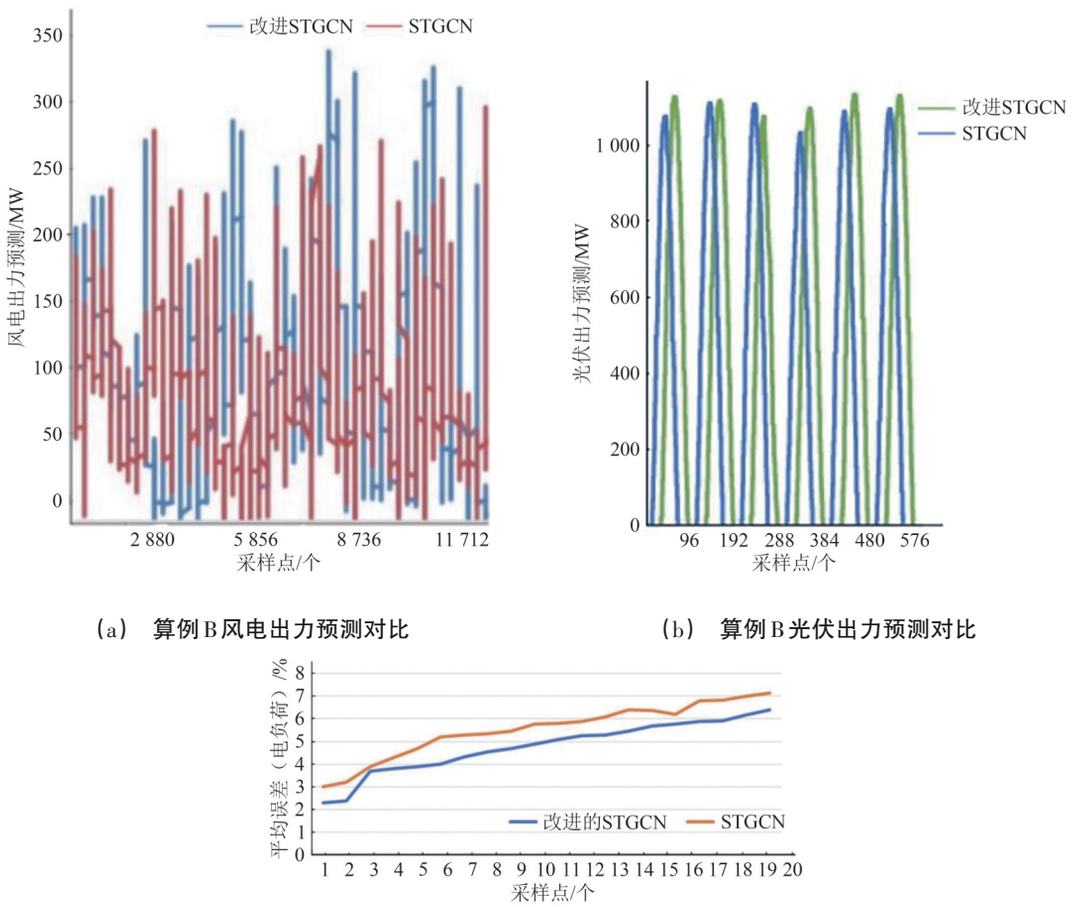
（c） 算例A热负荷预测平均误差对比



（d） 算例A可再生能源出力预测平均误差对比

图7 算例A电、冷、热负荷及可再生能源出力预测平均误差对比

Fig. 7 Comparison of average errors in electrical load, cooling load and heating load, renewable energy output, forecasts of example A



（a）　算例B风电出力预测对比

（b）　算例B光伏出力预测对比

（c）　算例B电负荷预测平均误差对比

图8　算例B光伏出力预测对比

Fig. 8　Comparison of average errors in wind power output，photovoltaic power output and electrical load forecasts of example B

计算，云服务商传回虚拟结果后解密验证，利用双重校验机制保证预测结果的准确性及安全性。最后，将改进时空图卷积网络与时空图卷积网络进行对比分析，充分证明了在所提出框架下算法的可行性，得出如下结论：

①基于区块链的风光储电站信息物理系统架构可以保证超短期功率预测的数据保密性、完整性、可用性及可追溯性，即可保证预测过程的安全性。

②改进时空图卷积网络算法可以灵活改变参数规模，更好地体现各参数间关系，有效提升预测精度，可适用于参数量多变的多种预测场景。

③使用区块链智能合约技术，实现了基于区块链的风光储电站信息物理系统与超短期功率预测的融合，进一步确保了预测结果准确性及真实性，为后续进行广泛且深入研究奠定了基础。

参考文献：

[1]　黄碧斌，张运洲，王彩霞. 中国“十四五”新能源发展研判及需要关注的问题[J]. 中国电力，2020，53(1)：1-9.

[2]　朱建康. 风力发电和光伏发电并网的问题和对策[J]. 光源与照明，2022(7)：201-203.

[3]　薛　福，马晓明，游焰军. 储能技术类型及其应用发展综述[J]. 综合智慧能源，2023，45(9)：48-58.

[4]　王思文，岳建华，席雪飞. 典型风能参数波动条件下考虑风电消纳路径的技术研究[J]. 内蒙古农业大学学报(自然科学版)，2019，40(4)：64-69.

[5]　李建林，卢冠铭，游洪灏，等. 高比例风电渗透下储能级串式调频控制策略研究[J]. 现代电力，2026，43(2)：344-355.

[6]　丁　达，曹　杰. 信息物理融合系统网络安全综述[J]. 信息与控制，2019，48(5)：513-521+527.

[7]　杨　挺，刘亚闯，刘宇哲，等. 信息物理系统技术现状

分析与趋势综述[J]. 电子与信息学报,2021,43(12):3393-3406.

[8] 马 钊,安 婷,尚宇炜. 国内外配电前沿技术动态及发展[J]. 中国电机工程学报,2016,36(6):1552-1567.

[9] 张晶晶,陈博进,吴佳瑜,等. 交直流电力信息物理系统连锁故障演化模型及风险评估[J]. 电力自动化设备,2022,42(5):160-166.

[10] 龚 立,王先培,田 猛,等. 电力信息物理系统韧性的概念与提升策略研究进展[J]. 电力系统保护与控制,2023,51(14):169-187.

[11] 昌 力,曹荣章,吉 斌,等. 电力现货市场交易运营的未来重大需求与关键技术[J]. 电力系统自动化,2024,48(4):34-48.

[12] 何云华,罗明顺,胡 晴,等. 能源区块链的跨链服务安全技术研究进展[J]. 计算机研究与发展,2024,61(4):1018-1037.

[13] 高亚静,孙永健,杨文海,等. 基于新型人体舒适度的气象敏感负荷短期预测研究[J]. 中国电机工程学报,2017,37(7):1946-1955.

[14] 刘鸿达,孙旭辉,李沂滨,等. 基于卷积神经网络的图像分类深度学习模型综述[J]. 计算机工程与应用,2025,61(11):1-21.

[15] BOYACI O, UMUNNAKWE A, SAHU A, et al. Graph neural networks based detection of stealth false data injection attacks in smart grids[J]. IEEE Systems Journal,2022,16(2):2946-2957.

[16] SHUMAN D I, NARANG S K, FROSSARD P, et al. The emerging field of signal processing on graphs: Extending high-dimensional data analysis to networks and other irregular domains[J]. IEEE Signal Processing Magazine,2013,30(3):83-98.

[17] 彭秉刚,潘振宁,余 涛,等. 图数据建模与图表示学习方法及其非侵入式负荷监测问题的应用[J]. 中国电机工程学报,2022,42(17):6260-6273.

[18] 朱继忠,董瀚江,李盛林,等. 数据驱动的综合能源系统负荷预测综述[J]. 中国电机工程学报,2021,41(23):7905-7924.

[19] WANG Y L, MA Y Z, SONG F H, et al. Economic and efficient multi-objective operation optimization of integrated energy system considering electro-thermal demand response[J]. Energy,2020,205:118022.

[20] 史佳琪,张建华. 基于多模型融合Stacking集成学习方式的负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报,2019,39(14):4032-4042.

[21] 范 斌,李豫明,郭强强,等. 基于PSO-SVM-AdaBoost的超短期风电功率预测[J]. 内蒙古农业大学学报(自然科学版),2025,46(3):54-61.

[22] WANG C, WANG Y, DING Z T, et al. A transformer-based method of multienergy load forecasting in integrated energy system[J]. IEEE Transactions on Smart Grid,2022,13(4):2703-2714.

[23] 鲁 斌,霍泽健,俞 敏. 基于LSTNet-Skip的综合能源系统多元负荷超短期预测[J]. 中国电机工程学报,2023,43(6):2273-2282.

[24] 赖昌伟,黎静华,陈 博,等. 光伏发电出力预测技术研究综述[J]. 电工技术学报,2019,34(6):1201-1217.

[25] 吕伟杰,方一帆,程 泽. 基于模糊C均值聚类和样本加权卷积神经网络的日前光伏出力预测研究[J]. 电网技术,2022,46(1):231-238.

[26] 邢 晨,张照贝. 基于改进时间卷积网络的短期光伏出力概率预测方法[J]. 太阳能学报,2023,44(2):373-380.

[27] 王育飞,付玉超,薛 花. 计及太阳辐射和混沌特征提取的光伏发电功率DMCS-WNN预测法[J]. 中国电机工程学报,2019,39(S1):63-71.

[28] 王晓霞,俞 敏,霍泽健,等. 基于近邻传播聚类与LSTNet的分布式光伏电站群短期功率预测[J]. 电力系统自动化,2023,47(6):133-141.

[29] 许诘翊,刘 威,刘 树,等. 电力系统变流器构网控制技术的现状与发展趋势[J]. 电网技术,2022,46(9):3586-3594.

[30] 徐 敏,李万伟,张中丹,等. 风光储联合发电系统并网优化研究[J]. 电气时代,2023(11):46-50.

[31] 龚钢军,蔡 贺,杨德龙,等. 基于改进时空图卷积网络的综合能源系统超短期联合预测方法[J]. 华北电力大学学报(自然科学版),2025,52(4):1-12.