第50卷 第12期 2026年6月25日
DOI：10.7500/AEPS20250716004
电力系统自动化
Automation of Electric Power Systems
Vol. 50 No. 12 Jun. 25，2026

基于星-地融合微型观测站信息增益的短期光伏功率预测

钱健如，周 全，文 铙，夏照越，帅智康
（湖南大学电气与信息工程学院，湖南省长沙市 410082）

摘要： 受限于气象观测网络分布稀疏、数据分辨率低、通信链路不稳等因素，现有光伏功率预测方法在快速气象扰动下信息不足、感知滞后，难以支撑高精度预测。为此，提出一种基于星-地融合微型观测站信息增益的短期光伏功率预测方法。首先，基于互信息评估潜在布设点的边际贡献，优化微型观测站空间配置。然后，构建融合小时级趋势与分钟级扰动的多时间尺度协同预测框架：趋势上融合多源数值天气预报数据，结合XGBoost模型与物理模型生成小时级预测结果；扰动部分提出基于多头注意力机制的特征感知增强时序卷积网络，对局部地区非平稳扰动进行建模，实现高频补偿。算例验证表明，所提方法在典型季节下优于主流模型，在精度、响应性与稳定性等方面具有优势，能有效提高短期光伏预测水平。

关键词： 光伏；功率预测；微型观测站；星-地融合网络；多时间尺度预测；时空信息增益；数值天气预报；多头注意力机制

0 引言

太阳能作为最丰富且具有巨大潜力的可再生清洁能源，在推动中国能源结构调整以及实现碳达峰碳中和目标具有重要意义[1-3]。随着大型分布式光伏（distributed photovoltaic，DPV）场站的快速布局，光伏出力的随机性和波动性对电网调度能力与运行安全水平提出了更高的要求。近年来，尽管光伏功率预测技术取得了显著进展[4-6]，但在实际应用中仍面临2个瓶颈：

1）光伏功率输出对气象条件高度敏感，局部地区的细微扰动往往会引发功率的剧烈波动[7]。然而，当前主流预测方法所依赖的气象数据在时空分辨率与更新频率方面仍存在局限，难以为局部扰动特征建模提供足够支撑。

2）目前多数预测模型侧重单站或少量站点，缺乏多站点之间的协同与信息交互，容易导致模型在多变天气条件下出现预测偏差或感知滞后。

针对瓶颈1，现有研究主要从多源异构气象数据融合进行技术突破[8]，通过集成卫星遥感、全天空图像、地面观测等多模态数据，在空间覆盖范围、更新频率及云团尺度感知上取得显著优势。文献[9]提出了一种基于U-net与编码-解码结构的多源数据融合预测框架，能够同时处理时序观测与卫星图像数据，实现对时空特征的联合建模。进一步地，文献[10]将二维卫星云图与三维气象模式要素进行融合，通过时空条件扩散模型与多维特征融合模块实现多模态集成。文献[11]从多模态多尺度特征出发，将不同时间分辨率的地基云图与功率序列结合，设计融合自注意与交叉注意机制的深度融合方法，进一步增强了分钟级光伏预测的鲁棒性与精度。

为突破单一站点信息维度受限所带来的局部预测瓶颈，当前研究正逐步从单站或少量站点的预测模式转向多站点协同建模[12-14]的路径。针对瓶颈2，文献[15]通过构建动态时空图神经网络，结合模态分解与图卷积机制，有效建模多站点间复杂的时空依赖关系。文献[16]提出一种融合气象耦合特征并改进极端梯度提升树（eXtreme gradient boosting，XGBoost）的用户侧DPV短期功率预测方法，通过信息熵筛选气象变量并结合改进算法实现多源特征融合，从而有效提升了预测精度和模型稳定性。文献[17]则构建了物理模型与数据驱动模型融合框架，基于场景相关性自适应选取协同站点，显著提升了小时级区域预测的精度与鲁棒性。尽管上述研究在多站协同方面取得了积极进展，但在实际应用中仍面临两个技术挑战：

1）现有观测网络受限于站点布局稀疏、观测视

收稿日期：2025-07-16；修回日期：2025-12-26。
上网日期：2026-05-11。
国家自然科学基金面上项目（52477091）；湖南省科技创新计划资助项目（2024RC1038）；广西壮族自治区重点研发计划资助项目（桂科AB25069103）。

中国知网 https://www.cnki.net

角单一，预测系统信息捕捉存在盲区，难以实现对气象扰动的全面感知，导致信息利用受限；

2）多站协同预测依赖稳定高效的广域通信支撑，而传统地面网络建设成本高、覆盖范围有限，难以实现分布式观测站点的数据高频回传，制约了协同感知广度与信息交互效率。

近些年，随着卫星互联网[18-19]的出现和发展，其广覆盖、低时延、高带宽、低成本的优势[20]，为光伏功率预测提供了新的思路。卫星互联网的赋能，不仅使得在传统通信网络难以覆盖的区域实现可靠通信成为可能，也为多站协同建模与高频数据获取提供了支撑。本文从星-地融合网络赋能光伏预测出发，提出一种基于星-地融合微型观测站信息增益的短期光伏功率预测方法。本文主要贡献如下：

1）提出一种基于星-地融合的“感知-通信-预测”一体化光伏功率预测框架，通过部署融合光伏组件、环境传感器与卫星通信模组的微型观测终端，实现广覆盖、高频数据回传的感知体系。

2）提出面向微型观测站部署策略的时空信息增益模型，基于站点间的时空互相关性[21]构建站点价值评估指标体系，结合互信息（mutual information，MI）理论评估各潜在部署位置对预测精度的提升贡献，为确定微型观测站的关键布局点位与合理密度分布提供理论支撑。

3）构建面向DPV的多时间尺度融合预测方法，分别针对小时级趋势演化与分钟级高频扰动，设计不同建模机制，实现趋势引导下的波动预测协同，显著提升模型对突发性气象扰动的响应精度。

1　基于星-地融合微型观测站信息增益的短期光伏功率预测架构

现有的光伏功率预测方法通常根据时间尺度划分为超短期预测（0～4 h）、短期预测（0～72 h）和中长期预测（1个月～1年）。本文所提方法以分钟级分辨率对24 h内功率变化进行建模，属于典型的短期预测范畴。

当前，光伏功率预测在很大程度上依赖数值天气预报（numerical weather prediction，NWP）数据以及有限的地面气象观测站点。然而，在面对局部地区的云团扰动和快速变化的气象条件时，传统光伏预测场域普遍存在观测范围受限、响应速度滞后、信息更新不及时等问题，难以满足超短期时间尺度下高精度的功率预测需求。

针对上述问题，本文提出一种基于星-地融合微型观测站信息增益的短期光伏功率预测方法，构建由趋势预测与波动预测组成的两阶段预测框架。本方法提出利用星-地融合网络实现微型观测站与数据中心的高频通信，如图1所示。所布设的微型观测站将为地面通信盲区内的光伏站点提供边缘气象信息补偿，从而显著提升复杂气象条件下的感知能力与预测精度。

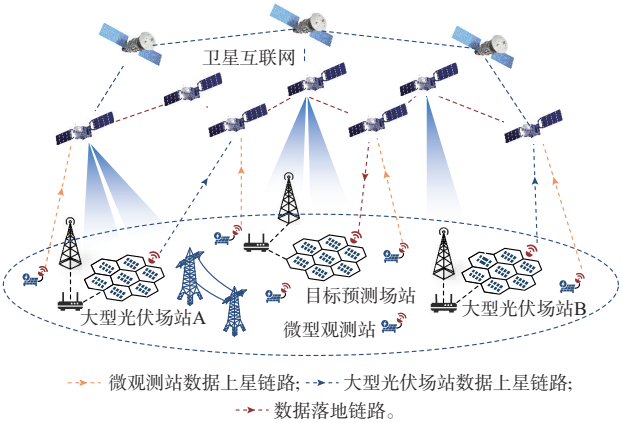


图1　所提方法的场景示意图
Fig. 1　Schematic diagram of scenarios for proposed method

本文构建的预测系统包含两个并行单元，见图2。趋势预测单元以小时级分辨率生成未来24 h的功率输出结果，为系统提供结构性先验信息；波动预测单元则以15 min级分辨率感知快速扰动，增强模型对局地气象变化的响应能力。两部分预测结果的融合，可实现对复杂气象条件下DPV的多尺度、高精度协同预测。

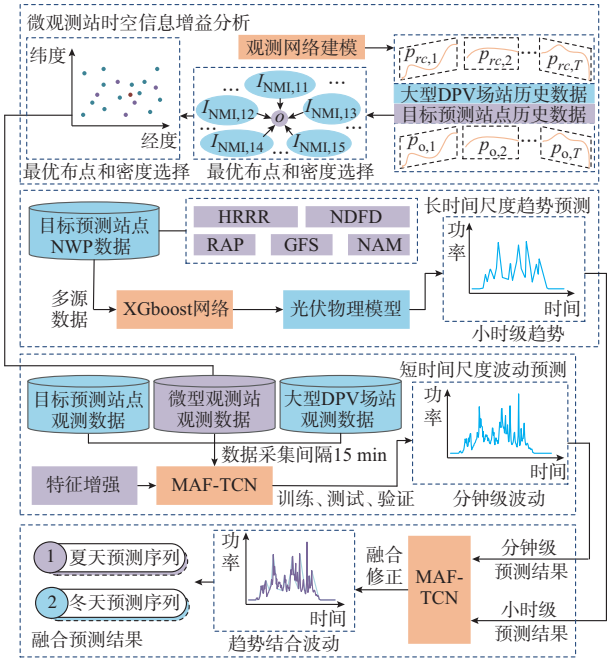


图2　所提方法的技术流程
Fig. 2　Technical process of proposed method

中国知网　https://www.cnki.net

趋势预测单元采用物理建模方法，以多源NWP数据构建的高维气象特征张量为输入，通过XGBoost回归模型实现多源气象数据的融合与特征降维，生成统一的辐照度预测结果，并输入基于实际站点参数构建的光伏系统物理模型，建立气象要素与光伏功率之间的非线性映射关系，最终输出未来24 h的小时级功率预测结果，作为波动预测单元的参考基线。

波动预测单元以数据驱动为牵引，以本文提出的基于多头注意力机制的特征感知增强时序卷积网络（multi-head attention-based feature-aware temporal convolutional network，MAF-TCN）为基础，实现历史多源观测数据到未来分钟级光伏功率预测结果的映射。多源观测数据包括气象数据和场站运行数据等时序数据，涵盖目标预测站点、预测场域内邻近的大型DPV场站以及微型观测站。微型观测站的布设由MI计算得到的时空信息增益量化进行评估，为模型提供高价值的局部扰动信息支撑。

2　基于MI评估的微型观测站时空信息增益建模

2.1　数据结构与建模对象定义

本研究涉及3类建模对象，定义如下：

1）目标预测站点记为G_o，指待预测的光伏功率站点集合，其位置已知，有部分历史功率输出数据。

2）大型DPV场站记为G_L，表示光伏预测场域中有持续观测记录的已建成DPV场站集合，其数据稳定，空间分布明确，为主要数据源。

3）微型观测站记为G_M，部署灵活、布设密度高，具备卫星互联网通信能力，为本文所提的新型感知节点集合。其中，微型观测站作为区域共享的低成本观测节点，其部署目标并非针对单一预测站点，而是构建面向多目标协同预测任务的时空感知网络，在区域尺度内可灵活复用，提高整体系统效率。

各级观测站点均采集单位时间间隔内的光伏输出功率数据，一般采集间隔时间为15 min，构成如下时序数据集：

$$\begin{cases} D_o=\{P_o(t)|o\in G_o,t\in T\} \\ D_L=\{P_m(t)|m\in G_L,t\in T\} \\ D_M=\{P_n(t)|n\in G_M,t\in T\} \end{cases} \tag{1}$$

式中：D_o、D_L、D_M和$P_o(t)$、$P_m(t)$、$P_n(t)$分别为目标预测站点、大型DPV场站、微型观测站的时序数据集和t时刻下的光伏输出功率；T为统一的观测时间序列。

2.2　光伏预测场域功率分布建模

为充分刻画光伏预测场域中现有DPV场站的功率空间分布特征，本节对各站点的历史功率数据进行预处理，获取统一标准下的空间功率分布，为后续时空信息增益建模奠定基础。

2.2.1　功率归一化处理

由于不同DPV场站在装机容量、组件倾角、地理位置等方面存在差异，需对其原始功率数据进行标准化，以提高数据的可比性与模型的适应性。本步骤采用min-max归一化方法，以消除装机规模和地域差异，实现跨站点功率变化的可比性，并保持各变量在[0,1]区间内的物理一致性，即

$$P'=\frac{P-P_{\min}}{P_{\max}-P_{\min}} \tag{2}$$

式中：P为历史功率序列；$P_{\min}$、$P_{\max}$分别为历史功率序列的最小值与最大值；“′”表示标准化后对应的变量，下同。

得到新的时序数据集为：

$$\begin{cases} D'_o=\{P'_o(t)|o\in G_o,t\in T\} \\ D'_L=\{P'_m(t)|m\in G_L,t\in T\} \\ D'_M=\{P'_n(t)|n\in G_M,t\in T\} \end{cases} \tag{3}$$

2.2.2　区域栅格化与功率映射

标准化处理完成后，依据场站的地理坐标对目标区域进行空间网格化划分，如附录A图A1所示。设研究区域边界为$[x_{\min},x_{\max}]\times[y_{\min},y_{\max}]$，划分为$R\times C$个等间距网格单元。每个网格代表一块固定的空间区域，其功率值由落入该网格内的大型DPV场站的归一化功率序列求平均获得：

$$P_{rc}(t)=\frac{1}{|G_{rc}|}\sum_{i\in G_{rc}}P'_i(t) \tag{4}$$

式中：G_{rc}为地理位置属于第r行第c列网格内的DPV场站的集合；$|G_{rc}|$为该网格内场站的数量；$P'_i(t)$为t时刻落入该网格内的场站i的历史功率；若某网格内无站点数据，则视为缺失值。

针对部分大型DPV电站地理范围跨越多个空间网格的情形，本文在网格化处理时将其功率时序特征复制至其所覆盖的所有网格，以保持建模的一致性与简洁性。

2.2.3　网格缺失值填补

为获得完整的功率分布图像，采用Delaunay三角剖分插值法对网格缺失区域进行补全[22]。构建空间上相邻有效点的三角剖分结构后，进行插值估算，可保证整体功率分布的平滑性与连续性，避免因数据缺失导致的局部预测失真。设某一无观测数据的目标网格，其邻近区域中与其欧氏距离最小且不

中国知网　https://www.cnki.net

共线的3个已知观测网格的坐标分别为(r_1, c_1)、(r_2, c_2)、(r_3, c_3)，对应的功率值为$P_{r_1c_1}$、$P_{r_2c_2}$、$P_{r_3c_3}$，任意插值点(r_t, c_t)的功率值可表示为：

$$P_{r_tc_t}=\lambda_1 P_{r_1c_1}+\lambda_2 P_{r_2c_2}+\lambda_3 P_{r_3c_3} \tag{5}$$

式中：λ_1、λ_2、λ_3为点(r_t, c_t)相对于三角形3个顶点的重心坐标系数，满足$\lambda_1+\lambda_2+\lambda_3=1$，且均非负。

在本文研究场景中，光伏功率的空间分布常表现出明显的非均匀性，尤其在云层边缘或复杂地形区域，相邻测点之间的功率差异较大。为减小此类不连续对插值结果的影响，可在实际数据预处理中引入平滑约束，对局部异常进行适度抑制，以提升空间插值的稳定性。最后，得到t时刻下的光伏预测场域的空间功率分布矩阵$\boldsymbol{P}$为：

$$\boldsymbol{P}=(P_{rc})_{R\times C} \tag{6}$$

式中：P_{rc}为t时刻光伏预测场域中第r行第c列网格内归一化功率值。

2.3　基于信息熵的站点时空信息增益建模

区域栅格化以及数据预处理后，可以得到观测时间下的目标预测站点的功率序列$\vec{p}_{\mathrm{o}}$以及第r行第c列网格中所包含的现有大型DPV场站（简称候选站点）的平均功率序列$\vec{p}_{rc}$如式(7)所示，假设两个序列长度相等但在时间上存在对齐偏差。

$$\begin{cases}\vec{p}_{\mathrm{o}}=\{p_{\mathrm{o},1}, p_{\mathrm{o},2}, \cdots, p_{\mathrm{o},T}\}\\ \vec{p}_{rc}=\{p_{rc,1}, p_{rc,2}, \cdots, p_{rc,T}\}\end{cases} \tag{7}$$

为有效识别网格中所包含的现有场站的光伏功率数据与目标预测场站功率数据之间的时空相关信息[23]，本文引入基于信息论的相似性度量方法。保持功率序列$\vec{p}_{rc}$不变，将功率序列$\vec{p}_{\mathrm{o}}$在区间$d\in[-T, T]$范围内进行平移，通过计算相似性度量寻找最优对齐位置。其中，平移后的序列$\vec{p}_{\mathrm{o}}$记作$\vec{p}_{od}$，定义如下：

$$\vec{p}_{od}=\begin{cases}\{\underbrace{0, \cdots, 0}_{|d|}, p_{\mathrm{o},1}, p_{\mathrm{o},2}, \cdots, p_{\mathrm{o},T-d}\} & d\geqslant 0\\ \{p_{\mathrm{o},1-d}, p_{\mathrm{o},2-d}, \cdots, p_{\mathrm{o},T}, \underbrace{0, \cdots, 0}_{|d|}\} & d<0\end{cases} \tag{8}$$

在完成区域功率数据标准化与滑动处理后，针对目标预测站点功率序列$\vec{p}_{od}$和候选站点功率序列$\vec{p}_{rc}$，计算两序列之间的MI(I_{MI})为：

$$I_{\mathrm{MI}}(\vec{p}_{od}, \vec{p}_{rc})=\sum_{\vec{p}_{od}}\sum_{\vec{p}_{rc}} p(\vec{p}_{od}, \vec{p}_{rc})\log\left(\frac{p(\vec{p}_{od}, \vec{p}_{rc})}{p(\vec{p}_{od})\,p(\vec{p}_{rc})}\right) \tag{9}$$

式中：$p(\vec{p}_{od}, \vec{p}_{rc})$为$\vec{p}_{od}$和$\vec{p}_{rc}$的联合概率分布；$p(\vec{p}_{od})$、$p(\vec{p}_{rc})$分别为$\vec{p}_{od}$和$\vec{p}_{rc}$的边缘概率分布。

为消除不同序列熵值差异带来的影响，采用归一化互信息（normalized mutual information，NMI）I_{NMI}作为最终评价指标，定义第r行第c列网格的功率序列与目标预测站点G_{o}的功率序列之间的NMI为：

$$I_{\mathrm{NMI}}(\vec{p}_{od}, \vec{p}_{rc})=\frac{I_{\mathrm{MI}}(\vec{p}_{od}, \vec{p}_{rc})}{\sqrt{H(\vec{p}_{od})H(\vec{p}_{rc})}} \tag{10}$$

式中：$H(\cdot)$为香农熵，定义为

$$H(\vec{p})=-\sum_{\vec{p}} p(\vec{p})\log p(\vec{p}) \qquad \vec{p}\in\{\vec{p}_{od}, \vec{p}_{rc}\} \tag{11}$$

NMI值介于[0，1]之间，值越大表明两个站点间信息共享程度越高，越适合作为布设对象。本文以NMI值构建时空信息增益矩阵，并作为微型观测站点位选择的依据。

$$\boldsymbol{I}_{\mathrm{NMI}}=(I_{\mathrm{NMI},rc})_{R\times C} \tag{12}$$

式中：$I_{\mathrm{NMI},rc}$为第r行第c列网格的时空信息增益。

基于前述时空信息增益矩阵$\boldsymbol{I}_{\mathrm{NMI}}$，从光伏预测场域中筛选对目标预测站点功率预测时空信息增益最大的点位集合G_{S}，进行微型观测站布设，进而增强整个网络对区域内局地扰动的感知能力。

$$G_{\mathrm{S}}\subseteq G_{\mathrm{M}} \tag{13}$$

需要说明的是，卫星互联网的广覆盖特性保证了光伏预测场域内可布设点位的候选集合G_{M}的完整性，而时空信息增益模型则在此基础上确定更具信息价值的子集G_{S}，从而兼顾微型观测站的覆盖范围与布设效率。

3　融合微型观测站信息增益与模型-数据联合驱动的DPV多时间尺度预测

3.1　基于DPV物理模型的长时间尺度趋势预测

基于DPV物理模型的长时间尺度光伏趋势预测方法，以目标预测站点的多源NWP数据作为输入，通过XGBoost模型提取数据源之间的时序关联特征，获取预测站点的有效辐照度，进而通过逆变器级的光伏系统模型实现由辐照度向功率的转换，输出未来24 h的光伏出力趋势。

3.1.1　基于XGBoost模型的多源NWP数据融合方法

由于NWP数据来源多样，不同数据源在时间分辨率、空间精度、预测时效和变量项设置等方面存在差异，直接使用单一来源的数据难以兼顾准确性与稳定性。例如，常用的NWP数据包括高分辨率快速更新（HRRR）、全球预报系统（GFS）、国家数字预报数据库（NDFD）、快速更新系统（RAP）以及北美中尺度模式（NAM）等。这些数据源由不同机构

中国知网　https://www.cnki.net

基于各自的大气数值模型生成，其在关键气象要素（如辐照度、气温、风速、相对湿度、云量等）的模拟精度和稳定性方面存在差异，可能影响趋势预测的整体表现。

本文采用基于XGBoost模型的多源NWP数据融合方法[24]，原理见附录B。XGBoost模型作为高效的数据融合模块，以多个NWP数据源的时间序列为输入，不仅对其辐照度信息进行建模，还融合温度、风速、湿度、云量等关键气象要素，构建多源多变量的高维特征集。模型通过自动加权与非线性拟合机制挖掘不同特征间的耦合关系，从而预测目标站点未来时刻的有效辐照度，实现由“多源预报”向“统一融合预报”的高质量转换，为后续物理建模提供稳健可靠的输入支撑。

3.1.2 基于系统参数的光伏物理建模与功率估算

由于光伏出力受组件类型、安装参数（倾角、方位角）、跟踪方式及逆变器性能等多因素耦合影响，建立准确的物理转换模型对于趋势预测精度至关重要。本节基于典型光伏系统的能量转换机制，构建以系统参数为核心驱动的物理模型，完成辐照-功率的定量映射过程，支撑长时间尺度的出力趋势模拟与评估。

模型输入的气象要素包括平面外辐照度（plane of array，POA）直射分量与散射分量，由NWP数据或现场测量数据获取。为增强模型的适应性，需对原始辐照度进行光谱响应、灰尘遮挡及地表反射等修正，得到有效辐照度E_{eff}。然后，基于单二极管模型构建光伏组件的电气等效模型，其输出电流I由以下公式描述：

$$I=I_{\mathrm{ph}}-I_{\mathrm{s}}\left[\exp\left(\frac{q(V+I_{\mathrm{L}}R_{\mathrm{s}})}{nkT_{\mathrm{k}}}\right)-1\right]-\frac{V+I_{\mathrm{L}}R_{\mathrm{s}}}{R_{\mathrm{sh}}} \tag{14}$$

式中：I_{ph}为光生电流，具体表达式见式（15）；I_{s}为二极管的反向饱和电流；V为输出电压；R_{s}为串联电阻；I_{L}为光伏电池输出的负载电流；R_{sh}为并联电阻；q为电子电荷；k为玻尔兹曼常数；T_{k}为电池片绝对温度；n为理想因子（通常在1～2范围内）。

$$I_{\mathrm{ph}}=[I_{\mathrm{sc}}+K_{\mathrm{I}}(T_{\mathrm{c}}-T_{\mathrm{ref}})]\lambda \tag{15}$$

式中：I_{sc}为标准测试条件下的短路电流；K_{I}为温度系数；T_{c}为电池工作温度；T_{ref}为参考温度；λ为单位面积辐照度。模型所需的组件参数（如开路电压V_{oc}、最大功率点电压V_{mpp}、串联数N_{s}、并联数N_{p}等）可由组件数据表获取或由实测数据拟合获得。

在得到模块输出后，进一步考虑串并联连接关系及功率修正，得到直流侧输出功率P_{DC}为：

$$P_{\mathrm{DC}}=V_{\mathrm{mpp}}I_{\mathrm{mpp}}N_{\mathrm{s}}N_{\mathrm{p}} \tag{16}$$

式中：I_{mpp}为最大功率点的最佳输出电流。

最后，通过逆变器模型完成直流到交流功率的转换。逆变器模型主要包括最大功率点跟踪效率、输出电压/电流及额定容量等关键参数，其交流侧输出功率P_{AC}为：

$$P_{\mathrm{AC}}=\eta_{\mathrm{inv}}P_{\mathrm{DC}} \tag{17}$$

式中：η_{inv}为逆变器效率，通常为模块化表达的函数或实测拟合模型。

3.2 基于MAF-TCN的短时间尺度波动预测

为提升对局部地区气象扰动引起的光伏输出波动的刻画能力，本节构建了针对短时间尺度波动特征的预测模型，该方法以5 min为预测分辨率，着重捕捉由局部地区云团演化、辐照度快速变化等因素驱动的功率非平稳波动过程，作为小时级趋势预测结果的高频补充。

3.2.1 数据预处理

模型输入由如下3类观测数据构成：

1）目标预测站点的历史观测数据

目标预测场站的历史观测数据包括场站内的气象数据和场站运行数据，其中，气象数据包括太阳辐照度、空气温/湿度、风速、风向、降水量等数据，场站运行数据包括发电功率、设备状态等数据。算例中主要可用的观测数据及其物理单位，涵盖输出能量、逆变器功率、参考电池与日照获取的辐照度、环境温度与组件温度等参数，为刻画光伏出力波动提供多维度支撑。

2）邻近区域大型DPV场站历史数据

选取地理空间分布上邻近的多个已建设的大型DPV场站，提取其历史观测数据作为区域性天气扰动的表征信号，辅助捕捉目标场站受宏观天气变化影响的空间依赖特性，算例中实际用到的数据类型与目标预测站点相同。

3）微型观测站历史数据

微型观测站的位置依据预设数量及前述的时空信息增益优化结果确定。需要说明的是，由于当前微型观测站尚未在研究区域内全面部署，本文在算例分析中选取若干小容量并网DPV场站的数据，结合其地理位置、气象条件及功率动态特征，近似模拟微型观测站的观测行为。考虑到实际微型观测终端的采样与回传频率通常低于主站，将这部分数据由原始分辨率（5 min）降采样至15 min，以模拟其观测分辨率和局部扰动感知能力，用于模型训练与性能评估。数据类型仅包括历史的参考电池所测辐照度以及逆变器输出功率。

最终，波动预测模型的输入由上述3类观测数据构成，形成多源异构、时空协同的输入张量$\boldsymbol{X}\in\mathbf{R}^{B\times T'\times F}$，其中，$B$为批大小（batch size），$T'$为时

中国知网 https://www.cnki.net

间窗口长度，F为各站点的特征维度。

3.2.2　融合微型观测站信息的时序卷积网络功率预测模型

时序卷积网络（TCN）由堆叠的因果卷积与膨胀卷积构成[25]，原理见附录C。面向融合微型观测站信息的TCN功率预测模型的训练流程主要包括以下步骤：

步骤1：数据集构建与预处理。依据前文所述输入张量构成，对数据依次进行缺失填补、异常剔除、时序对齐、min-max归一化与滑窗重排；夜间无辐照时段按物理一致性置零处理。

步骤2：输入张量构建与模型输入组织。以滑动窗口方式将多站点、多特征的时间序列组织为三维张量，该输入张量作为TCN模型的输入，用于捕捉各空间位置扰动信息对目标站点的影响。

步骤3：TCN模型设计与训练。构建由多层因果卷积层与膨胀卷积层堆叠而成的TCN结构，利用不同层次的感受野提取长期时序依赖特征。采用残差连接提升模型稳定性，并以目标预测点的实际功率值作为监督信号，通过最小化均方误差损失函数进行训练。

步骤4：模型输出与映射重构。模型输出为目标预测点的未来功率值序列，通过逆归一化还原为真实单位（kW）。

3.2.3　融合微型观测站信息的MAF-TCN功率波动预测模型设计

尽管TCN模型在捕捉数据间长时间依赖关系、提升模型训练效率方面具有一定优势，但在面向多源观测数据的光伏功率波动预测任务中仍存在以下局限：

1）TCN模型通常以统一结构处理所有输入特征，缺乏对多源观测数据之间特征差异的辨识能力，难以有效建模目标站点、邻近大型DPV场站及微型观测站之间的信息关联。

2）TCN对各类输入数据的赋权方式较为静态，无法根据局部扰动强度和时空敏感性动态调整特征重要性，易导致关键信息权重被稀释。

为克服上述问题，本文在TCN基础上提出MAF-TCN，以提升模型对多源异构数据的表征能力与对局部地区扰动的响应精度，实现对遮蔽强度变化敏感点的动态感知与权重调节[26-27]。

基于3.2.2节所述TCN模型，已提取出多源时序输入的初步特征表示，在此基础上，通过多尺度特征融合策略对3类输入的时序特征进行分级建模。首先，依据数据来源对原始输出进行特征分组，明确各类观测源在扰动响应中的特征差异。然后，采用多尺度采样策略构建多个并行子路径，分别使用不同感受野配置的一维卷积核对每类特征进行局部与全局特征提取，以增强模型的多尺度波动建模能力。各尺度路径输出的时序特征在时间维度上进行插值对齐，随后通过通道拼接等方式完成特征统合，形成融合后的增强表示。

为提升模型对多源特征间动态依赖关系的建模能力，本文在特征增强结构中引入多头注意力机制，核心计算如下：

$$\mathrm{Attention}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V})=\mathrm{softmax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_{\mathrm{k}}}}\right)\boldsymbol{V} \tag{18}$$

式中：Attention(•)为注意力计算函数；$\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{K}$、$\boldsymbol{V}\in\mathbf{R}^{n\times d'}$分别为查询、键和值矩阵，其中，$n$为时间步或序列长度，对应输入张量的时间维$T$，$d'$为单个头的特征向量维度，对应特征维$F$经TCN后的时序特征维数；$d_{\mathrm{k}}$为键向量维度。在多头注意力中，每个头对输入特征张量通过独立的线性映射得到$\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{K}$、$\boldsymbol{V}$，多个头部的输出通过拼接与线性变换融合，实现模型对输入序列不同位置的关注程度建模，增强模型捕捉局部强扰动特征的能力。

如图3所示，所提MAF-TCN模型以TCN作为主干特征提取通道，保留其因果卷积结构以对时间依赖关系进行建模，并在主干输出后引入多尺度特征融合与多头注意力机制，分别实现对多源异构输入的分层表达与关键特征的动态赋权。该结构显式引入空间选择机制，突破了传统TCN模型对输入特征“均权处理”的局限，能够显著增强模型在遮蔽扰动复杂、观测点分布密集场景下的适应能力与局部扰动响应能力。

3.3　多时间尺度下DPV功率预测融合方法

为充分发挥长时间尺度趋势预测与短时间尺度波动预测在DPV功率建模中的互补优势，本文设计了一种面向多时间尺度DPV预测结果的融合策略，旨在实现不同时间粒度预测结果的时序一致性与信息融合建模。该策略以小时级预测结果为趋势基准，以分钟级预测结果补充短时波动，构建一体化的功率预测输出，如附录A图A2所示。

趋势预测模块基于DPV物理模型与NWP数据，生成未来24 h的小时级功率预测序列，记为$\hat{P}^{\mathrm{h}}_{24}=\{\hat{P}^{\mathrm{h}}(t_1),\hat{P}^{\mathrm{h}}(t_2),\cdots,\hat{P}^{\mathrm{h}}(t_{24})\}$，时间粒度为1 h；波动预测模块则由本文提出的MAF-TCN模型实现，以5 min为时间分辨率，输出未来24 h内的高频预测序列，记为$\hat{P}^{\mathrm{m}}_{288}=\{\hat{P}^{\mathrm{m}}(t_1),\hat{P}^{\mathrm{m}}(t_2),\cdots,\hat{P}^{\mathrm{m}}(t_{288})\}$。

中国知网　https://www.cnki.net

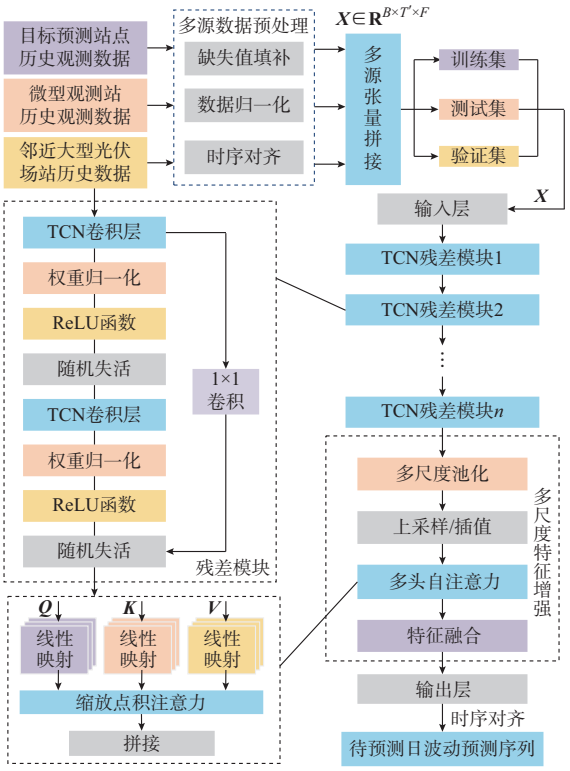


图3　MAF-TCN结构
Fig. 3　Architecture of MAF-TCN

考虑到融合本质上是对小时级趋势预测结果与分钟级波动预测结果的联合优化，二者来源异质、粒度不同，适合采用具有多尺度特征提取能力的网络进行统一建模。为保持模型体系结构一致性，本文在融合修正模块中沿用所提出的MAF-TCN架构，通过时间对齐与序列组合，将小时级预测结果与对应的分钟级预测段共同输入模型中以进行融合修正。具体操作为：将小时级预测点$(\hat{P}^{\mathrm{h}}(t_1),\hat{P}^{\mathrm{h}}(t_2),\cdots,\hat{P}^{\mathrm{h}}(t_{24}))$与其所对应的12个连续的5 min预测点$(\hat{P}^{\mathrm{m}}(t'_1),\hat{P}^{\mathrm{m}}(t'_2),\cdots,\hat{P}^{\mathrm{m}}(t'_{12}))$组合形成输入张量，即

$$\boldsymbol{X}_t=[\hat{P}^{\mathrm{h}}(t_1),\hat{P}^{\mathrm{h}}(t_2),\cdots,\hat{P}^{\mathrm{h}}(t_{24}),\hat{P}^{\mathrm{m}}(t'_1),\hat{P}^{\mathrm{m}}(t'_2),\cdots,\hat{P}^{\mathrm{m}}(t'_{12})] \tag{19}$$

本章沿用3.2.3节提出的MAF-TCN作为融合模块，取代传统的直接相加融合或者加权求和融合方式，将上述拼接张量作为MAF-TCN模型的输入，通过设置不同尺度的池化操作对输入序列进行下采样，从而获得长时间依赖与短时间扰动的多层次表征。为避免单一尺度特征丢失局部细节，上采样操作将不同池化路径的低分辨率特征恢复到统一的时间分辨率，保证各路径输出能够在时间轴上对应对齐。进一步采用插值方法，将小时级趋势预测上采样后的序列与分钟级波动预测结果在时间维度上逐点对齐，确保融合过程中的时序连续性。

在此基础上，引入多头注意力机制识别融合特征中各通道的重要性权重，实现对预测结果的权重调节。这种机制突破了传统手工设置静态权重的局限，使模型能够在晴天等稳定场景中更多依赖趋势预测，在云团快速掠过等扰动剧烈时段增强波动预测的贡献。最终，得到融合模型的输出为：

$$\hat{P}^{\mathrm{f}}=\mathcal{F}_{\theta}^{\mathrm{MAF}}(\hat{P}^{\mathrm{h}}(t_1),\hat{P}^{\mathrm{h}}(t_2),\cdots,\hat{P}^{\mathrm{h}}(t_{288}),\hat{P}^{\mathrm{m}}(t_1),\hat{P}^{\mathrm{m}}(t_2),\cdots,\hat{P}^{\mathrm{m}}(t_{288})) \tag{20}$$

式中：$\mathcal{F}_{\theta}^{\mathrm{MAF}}(\cdot)$表示以MAF-TCN为核心的融合预测函数；$\theta$为网络参数集。

最终得到一致性优化后的分钟级预测序列$\hat{P}^{\mathrm{f}}$，并可通过区间求平均等操作恢复相应的小时级结果$\hat{P}^{\mathrm{f}}_{\mathrm{h}}$，实现双时间尺度的输出融合。

4　算例分析

为了评估所提模型的有效性，本文使用美国北卡罗来纳州的并网光伏电站的真实数据进行案例研究，DPV场站的规模从0.4 MW到26.2 MW不等，如附录A图A3所示，目标预测站点定为Lenoir 2。该数据集覆盖2020年1月1日至12月31日期间的完整日照周期，采样时间为每天00:00—24:00(当地时间)，时间分辨率为5 min，全年共包含超过35 000个样本点，包含归一化功率输出、全球水平辐照度(global horizontal irradiance，GHI)、直接法向辐照度(direct normal irradiance，DNI)、漫射水平辐照度(diffuse horizontal irradiance，DHI)、温度与风速等关键气象变量。数据集按时间划分为训练集、验证集和测试集，其中，训练集占比70%，验证集占比15%，测试集占比15%。为全面评估模型在不同季节下的泛化能力，测试集特别选取了2月(冬季)与7月(夏季)两个典型时段。

本章所有仿真部分的试验基于Python3.11以及Pytorch框架实现，网络模型训练在Intel Core i5-13500 CPU和16 GB内存上完成。为确保光伏功率数据的完整性与准确性，本文对异常值予以剔除，并采用线性插值填补缺失数据。原始数据时间分辨率为5 min。仿真中实际的模型均采用多步直接预测策略，在每次推理中同时输出未来24 h(96步)功率曲线，时间分辨率为15 min。训练过程采用均方根误差函数作为基本损失函数，优化器选用Adam算法，初始学习率设置为0.001，批大小为64，并根据验证集误差动态调整学习率，使用Early Stopping控

中国知网　https://www.cnki.net

制过拟合。

4.1　评价指标

为客观评估预测模型的性能，本文采用平均误差I_{MAE}、均方根误差I_{RMSE}、决定系数I_R作为预测精度的评价指标，分别如式(21)—式(23)所示。

$$I_{MAE}=\frac{\sum_{k'=1}^{N}|\hat{o}_{k'}-o_{k'}|}{N} \tag{21}$$

$$I_{RMSE}=\sqrt{\frac{\sum_{k'=1}^{N}(\hat{o}_{k'}-o_{k'})^2}{N}} \tag{22}$$

$$I_R=1-\frac{\sum_{k'=1}^{N}(o_{k'}-\hat{o}_{k'})^2}{\sum_{k'=1}^{N}(o_{k'}-\bar{o}_{k'})^2} \tag{23}$$

式中：N为样本数目；下标k'表示第k'个样本；$o_{k'}$为真实值；$\hat{o}_{k'}$为预测值；$\bar{o}_{k'}$为真实值的平均值。

4.2　消融实验

为验证所提模型结构中两项关键机制的有效性——微型观测站数据的引入机制及注意力增强模块，本文设计3组消融实验，比较不同配置下模型性能差异，具体设置如下：

1)是否布设微型观测站：分别考虑完全不引入微型观测站数据、随机布设30个微型观测站点以及根据附录A图A4所示时空信息增益分布选择30个最优布设点位；

2)模型结构差异：对比采用MAF-TCN与基础TCN两种模型结构，分析多尺度特征融合与多头注意力机制在提升建模性能方面的作用与影响。

TCN与所提MAF-TCN模型的具体参数见附录A表A1，其中，TCN模块采用膨胀卷积结构，实验结果见表1。

表1　以夏季为例的消融实验结果
Table 1　Ablation experiment results by taking summer as an example

是否布设微型观测站	微型观测站选择机制	模型类别	I_{MAE}/p.u.	I_{RMSE}/p.u.	I_R
否	/	所提模型	0.059 9	0.117 8	0.818 9
		TCN	0.067 3	0.138 6	0.749 4
是	随机选择(30个)	所提模型	0.055 7	0.108 2	0.835 3
		TCN	0.062 9	0.118 8	0.801 5
	基于时空信息增益选择(30个)	所提模型	0.049 9	0.094 4	0.871 9
		仅波动预测	0.052 8	0.098 3	0.861 2
		TCN	0.062 6	0.112 3	0.818 8

注：每一组对比实验均选取了相同的10个大型DPV场站的历史观测数据。

从结果可以看出，当未布设微型观测站时，所提模型在I_{MAE}、I_{RMSE}、I_R这3项指标上均优于TCN模型，平均误差下降约11%，I_{RMSE}减少近15%，同时预测拟合度提升超过9%，说明多头注意力机制能够有效增强模型对复杂时序特征的表征能力，提升对局部波动的感知水平。在引入随机选取的30个微型观测站后，预测精度进一步提升。相比于不布设情形，I_{RMSE}的平均下降幅度为8%～20%，I_R提升2%～7%，表明微观测点的布设可为模型提供一定的信息补充，改善输入数据的空间完整性。然而，由于站点选取不具有针对性，信息覆盖存在冗余与盲区，提升幅度有限。

进一步，当采用基于时空信息增益热力图的策略对微型观测站进行优化布设后，模型性能实现了显著提升。在观测站数量保持为30个的前提下，所提模型的I_{MAE}降至0.049 9 p.u.，I_{RMSE}显著降低至0.094 4 p.u.，相较随机布设时的误差水平降低10%～13%，I_R提升至0.871 9，整体拟合度提高超过4%。与随机布设相比，该策略不仅在数值上取得更优结果，也体现出更强的稳定性和泛化能力，说明高信息增益区域的观测点能够提供更具代表性的扰动特征，有效增强模型输入的空间感知质量。另外，仅包含波动预测的模型在高频扰动下能够保持较好的响应能力，其I_{RMSE}为0.098 3 p.u.、I_R为0.861 2。相较于所提模型在引入趋势预测后误差下降约4%，差异不大，分析原因可知：夏季光伏功率变化主要受短期云层扰动影响、波动分量占主导，趋势预测单元仅为模型提供整体功率变化的约束信息。

综上可得：1)信息增益驱动的微型观测站布设策略能够最大化捕捉局部扰动特征，提升输入信息的有效性与空间分布质量；2)多尺度特征融合下结合多头注意力机制，进一步增强了模型对多源异构数据的适应能力，在保持泛化性能的同时提升了整体稳定性。

4.3　微型观测站布设数量变化下预测效果对比

为进一步评估微型观测站布设数量与密度对预测性能的影响，本文针对所构建的微型观测站时空信息增益模型，分别设置布设数量为0、10、20、30、40和50的6组仿真，结果如表2所示。

从表2与附录A图A5可以看出，在夏季场景中，随着微型观测站布设数量的增加，模型预测性能呈现先提升后下降的趋势。当观测站数量从0增加到30时，I_{RMSE}从0.117 8 p.u.显著下降至0.094 4 p.u.，误差降低幅度超过10%，I_R提升至0.871 9，说明适度的微型观测补充有助于增强模型对区域扰动信息的捕捉能力，从而有效提升整体预测精度。然而，当布设

中国知网　https://www.cnki.net

表2　微型观测站布设数量变化下预测效果对比
Table 2　Comparison of forecasting performance under varying numbers of deployed micro observation stations

季节	微型观测站布设数量	I_{MAE}/p.u.	I_{RMSE}/p.u.	I_R
夏季	0	0.059 9	0.117 8	0.818 9
	10	0.060 9	0.111 7	0.837 1
	20	0.054 3	0.104 2	0.858 4
	30	0.049 9	0.094 4	0.871 9
	40	0.051 2	0.096 0	0.867 6
	50	0.057 0	0.113 0	0.833 3
冬季	0	0.068 2	0.133 5	0.750 1
	10	0.071 2	0.136 7	0.756 0
	20	0.064 2	0.125 5	0.779 2
	30	0.058 8	0.123 9	0.784 2
	40	0.060 7	0.127 0	0.773 2
	50	0.066 2	0.134 1	0.747 6

注：每一组对比实验均选取了相同的10个大型DPV场站的历史观测数据，且微型观测站的布设选择均基于本文所提的时空信息增益排序。

数量进一步扩展至40与50时，性能出现一定回落，I_R分别下降至0.867 6与0.833 3，推测可能由于观测点过多带来信息冗余或低质量信号干扰，削弱了模型对关键特征的辨别能力。

冬季场景下呈现出相似的变化趋势。当布设数量从0增加至30时，I_{RMSE}从0.133 5 p.u.降低至0.123 9 p.u.，I_R从0.750 1提升至0.784 2，分别改善约7.2%和4.5%，表明即使在气象扰动更加复杂、空间关联性较弱的冬季，合理布设微型观测点仍然能够显著提升模型表现。但在超过30个站点后，模型性能波动加剧，I_R再次跌回0.747 6，进一步印证过量信息可能引发模型误判和拟合不稳的问题。分析可知，当微型观测站数量由20～30个增加至40个以上时，模型的注意力分布由集中转为分散，部分冗余特征导致“权重稀释”，削弱了模型对关键扰动信息的聚焦能力，从而引发预测性能回落。

综上所述，微型观测站的布设数量对预测性能具有显著影响。布设过少可能导致感知盲区，无法完整捕捉区域内的重要扰动；而布设过多则可能引入冗余信息、低信噪比干扰甚至误差积累，从而降低模型稳定性。结合夏冬两季的实验结果表明，将微型观测站布设数量控制在20～30个，可在提升预测精度与保持模型稳健性之间取得较优平衡。

4.4　与其他模型的对比

为验证所提MAF-TCN模型在多微型观测站信息增益机制下的性能表现，本文以星-地融合网络支撑下的多站协同光伏功率预测为应用场景，选取4种典型的时序预测模型进行对比分析，包括卷积神经网络（CNN）、循环神经网络（RNN）、长短时记忆（LSTM）网络以及TCN。为突出多时间尺度融合策略的有效性并确保对比一致性，上述对比模型均采用与本文相同的输入输出设置，但不包含趋势预测与多尺度融合机制。

CNN模型由4层一维卷积组成，设置卷积核为64，卷积核大小为3，激活函数为ReLU，层间加入随机失活和批量归一化以防过拟合。RNN模型由3层标准RNN单元组成，每层64个隐藏单元，激活函数为ReLU，层间加入随机失活后接入一层全连接层输出预测序列。LSTM模型由3层LSTM网络组成，每层64个隐藏单元，激活函数为ReLU，层间加入随机失活后接入一层全连接层输出预测值。TCN模型和本文模型参数设置以及数据集的划分、损失函数和优化器的选择、学习率的设置见4.2节。最终的实验结果如表3和图4所示。

表3　不同模型的预测效果对比
Table 3　Comparison of forecasting performance with various models

季节	模型	I_{MAE}/p.u.	I_{RMSE}/p.u.	I_R
夏季	本文模型	0.049 9	0.094 4	0.871 9
	TCN	0.060 9	0.110 1	0.825 8
	CNN	0.071 2	0.127 5	0.766 3
	RNN	0.075 2	0.135 0	0.738 1
	LSTM	0.068 4	0.123 4	0.781 3
冬季	本文模型	0.058 8	0.123 9	0.784 2
	TCN	0.066 6	0.129 8	0.763 2
	CNN	0.105 2	0.191 9	0.482 3
	RNN	0.090 1	0.175 9	0.565 0
	LSTM	0.084 8	0.163 4	0.624 9

注：每一组对比实验均选取了10个相同的大型DPV场站以及基于时空信息增益选取的30个相同的微型观测站的历史观测数据。

从表3实验结果可以看出，所提模型在夏季与冬季两类典型气象场景下均实现了最优预测性能。具体而言，夏季场景下，所提模型的I_{RMSE}降至0.094 4 p.u.，I_R提升至0.871 9，相较于TCN模型，I_{RMSE}降低了14.3%，I_R提升了5.6%，在高辐照波动条件下表现出了更强的建模能力且在各项指标上均优于CNN、RNN和LSTM模型，能更精准地捕捉数据特征。冬季场景下，所提模型同样优于对比模型，I_{RMSE}降至0.123 9 p.u.，I_R达到0.784 2，相较于TCN模型的I_{RMSE}减少了4.5%，在I_R指标上较TCN模型提升了2.8%，在与其他模型的对比中也优势明显，

中国知网　https://www.cnki.net

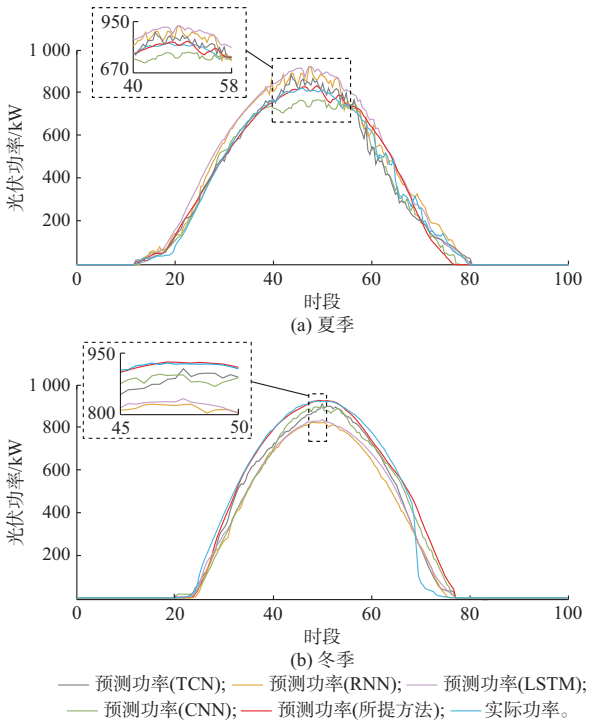


图4　不同模型在典型季节下的光伏功率预测波形
Fig. 4　Photovoltaic power forecasting waveforms of various models in typical seasons

充分验证了其在弱光扰动条件下的鲁棒性。

图4进一步直观对比了不同模型在夏季与冬季的预测曲线表现。可以看到，所提模型在两个季节中与真实功率曲线拟合最为紧密，尤其在输出波峰位置、上升沿与下降沿的变化趋势上表现出更高的捕捉精度，预测时序与波动幅度均与实测数据保持良好一致性。为直观地呈现各模型在不同气象场景下的综合性能，附录A图A6对表3中的3类指标进行统一可视化：I_{MAE}与I_{RMSE}以柱状图表示，I_R以折线图表示。结果显示，所提模型在夏季与冬季均实现最低误差与最高拟合度，展现出良好的跨季节鲁棒性与泛化能力。图4作为表3的可视化补充，进一步验证了模型的整体优越性。

综上所述，所提模型在预测精度、误差控制与模型稳定性方面展现出综合优势，具备更强的时空特征提取能力与多源信息融合能力。相比于现有主流时序预测模型，本文模型更适用于以微型观测站数据为支撑的新型光伏功率高精度预测任务。

5　结语

针对复杂地形与气象扰动频发区域中DPV出力预测存在的感知盲区与通信受限问题，本文提出了一种基于星-地融合微型观测站信息增益的短期光伏功率预测方法，通过构建融合小时级趋势建模与分钟级波动感知的多时间尺度预测框架，提升目标预测站点对局部扰动的感知能力。其中，趋势预测提供结构性先验信息，波动预测则基于所提的MAF-TCN模型充分挖掘数据中的高频扰动特征。本文以美国实测数据为研究对象，主要结论如下：

1）所提方法通过星-地融合网络支撑下的信息增益驱动型微型观测站布局，突破了复杂区域中光伏预测面临的感知盲区与通信受限瓶颈。

2）微型观测站的布设数量对预测性能具有关键影响。过少会导致感知盲区，过多则引入冗余干扰，影响模型稳定性。

3）所提出的MAF-TCN模型具备更强的特征提取与多源融合能力，较传统时序模型在预测精度、误差控制与泛化性能方面均表现更优。

在高比例新能源渗透与新型电力系统加速构建的背景下，电网对可再生能源出力的高精度预测提出了更高要求。本文提出的“微型观测站＋卫星互联网”融合感知模式，不仅突破了传统地面通信网络在覆盖范围与建设成本上的瓶颈问题，还为构建广域、实时、低成本的感知体系提供了可行路径。随着低轨卫星星座的持续组网与终端设备成本的进一步下降，该体系有望在未来“源网荷储”协同调度、“边云协同”能量管理及电力系统智能化演进过程中，发挥更为关键的支撑作用。

同时需要说明，低轨卫星互联网与微型观测站体系仍处于工程落地推进阶段，实际应用中可能受到终端部署条件、数据回传稳定性及运维保障能力等因素制约。后续将面向真实部署场景开展联调与长期运行验证，进一步评估不同通信条件与观测密度下的预测增益，并优化信息增益驱动的布设方法与模型更新机制。

附录见本刊网络版，点击http://www.aeps-info.com/aeps/article/abstract/20250716004，或扫描英文摘要后二维码，可阅读全文。

参考文献

[1] 董存，王铮，白捷予，等. 光伏发电功率超短期预测方法综述[J]. 高电压技术，2023，49(7)：2938-2951.
DONG Cun, WANG Zheng, BAI Jieyu, et al. Review of ultra-short-term forecasting methods for photovoltaic power generation [J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(7): 2938-2951.

[2] TANG Y G, YANG K, ZHANG S J, et al. Photovoltaic power forecasting: a hybrid deep learning model incorporating transfer learning strategy[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2022, 162: 112473.

[3] 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.

中国知网　https://www.cnki.net

LAI Changwei, LI Jinghua, CHEN Bo, et al. Review of photovoltaic power output prediction technology [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(6): 1201-1217.

[4] 乔颖,孙荣富,丁然,等.基于数据增强的分布式光伏电站群短期功率预测(一):方法框架与数据增强[J].电网技术,2021,45(5):1799-1808.
QIAO Ying, SUN Rongfu, DING Ran, et al. Distributed photovoltaic station cluster gridding short-term power forecasting part Ⅰ: methodology and data augmentation[J]. Power System Technology, 2021, 45(5): 1799-1808.

[5] RADZI P N L M, AKHTER M N, MEKHILEF S, et al. Review on the application of photovoltaic forecasting using machine learning for very short- to long-term forecasting [J]. Sustainability, 2023, 15(4): 21.

[6] YIN X X, LEI M Z. Jointly improving energy efficiency and smoothing power oscillations of integrated offshore wind and photovoltaic power: a deep reinforcement learning approach[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2023, 8(2): 1-11.

[7] 杨明,李梦林,王勃,等.面向新型电力系统发展需求的数值天气预报技术及应用综述[J/OL].电力系统自动化[2025-07-10]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/32.1180. TP. 20240619.1053.002.html.
YANG Ming, LI Menglin, WANG Bo, et al. Review on technologies and applications of numerical weather prediction for development needs of new power system [J/OL]. Automation of Electric Power Systems [2025-07-10]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/32.1180.TP.20240619.1053.002.html.

[8] MASSAOUDI M, CHIHI I, ABU-RUB H, et al. Convergence of photovoltaic power forecasting and deep learning: state-of-art review [J]. IEEE Access, 2021, 9: 136593-136615.

[9] YAO T C, WANG J, WU H Y, et al. Intra-hour photovoltaic generation forecasting based on multi-source data and deep learning methods [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2022, 13(1): 607-618.

[10] 谈玲,康瑞星,夏景明,等.融合多源异构气象数据的光伏功率预测模型[J].电子与信息学报,2024,46(2):503-517.
TAN Ling, KANG Ruixing, XIA Jingming, et al. A photovoltaic power prediction model integrating multi-source heterogeneous meteorological data[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2024, 46(2): 503-517.

[11] 陈殿昊,臧海祥,刘璟璇,等.基于多模态多尺度特征的超短期光伏功率预测[J].太阳能学报,2025,46(8):472-480.
CHEN Dianhao, ZANG Haixiang, LIU Jingxuan, et al. Ultra-short-term photovoltaic power forecasting based on multi-modal multi-scale features[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2025, 46(8): 472-480.

[12] 阮呈隆,李康平,李正辉,等.分布式光伏集群功率短期预测的空间互补特性初探[J].电力系统自动化,2024,48(3):42-50.
RUAN Chenglong, LI Kangping, LI Zhenghui, et al. Preliminary study on spatial complementarity characteristics of short-term power prediction for distributed photovoltaic clusters [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(3): 42-50.

[13] 张小萌,白恺,柳玉,等.大规模分布式光伏短期集群功率预测综述[J].华北电力技术,2017(6):1-7.
ZHANG Xiaomeng, BAI Kai, LIU Yu, et al. Overview for large-scale distributed photovoltaic power prediction with clustered method[J]. North China Electric Power, 2017(6): 1-7.

[14] WANG Y Q, FU W J, CHEN J F, et al. Spatiotemporal federated learning based regional distributed PV ultra-short-term power forecasting method[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2024, 60(5): 7413-7425.

[15] 王玉庆,徐飞,刘志坚,等.基于动态关联表征与图网络建模的分布式光伏超短期功率预测[J].电力系统自动化,2023,47(20):72-82.
WANG Yuqing, XU Fei, LIU Zhijian, et al. Ultra-short-term power forecasting of distributed photovoltaic based on dynamic correlation characterization and graph network modeling [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(20): 72-82.

[16] 张昆明,马龙义,章天晗,等.基于iDGA-LSTM的分布式光伏出力时空协同概率预测方法[J].电力系统自动化,2025,49(1):128-138.
ZHANG Kunming, MA Longyi, ZHANG Tianhan, et al. Spatio-temporal cooperative probability forecasting method for distributed photovoltaic output based on iDGA-LSTM [J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(1): 128-138.

[17] LI Y Y, SONG L D, ZHANG S, et al. A TCN-based hybrid forecasting framework for hours-ahead utility-scale PV forecasting[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 14(5): 4073-4085.

[18] KODHELI O, LAGUNAS E, MATURO N, et al. Satellite communications in the new space era: a survey and future challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2021, 23(1): 70-109.

[19] LIN Z, LIN M, DE COLA T, et al. Supporting IoT with rate-splitting multiple access in satellite and aerial-integrated networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(14): 11123-11134.

[20] 周全,周柯,金庆忍,等.卫星互联网赋能新型电力系统创新应用[J].电力系统自动化,2024,48(6):42-61.
ZHOU Quan, ZHOU Ke, JIN Qingren, et al. Novel applications of satellite Internet enabling new power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(6): 42-61.

[21] AGOUA X G, GIRARD R, KARINIOTAKIS G. Photovoltaic power forecasting: assessment of the impact of multiple sources of spatio-temporal data on forecast accuracy [J]. Energies, 2021, 14(5): 14-32.

[22] 张童彦,廖清芬,唐飞,等.基于气象资源插值与迁移学习的广域分布式光伏功率预测方法[J].中国电机工程学报,2023,43(20):7929-7939.
ZHANG Tongyan, LIAO Qingfen, TANG Fei, et al. Wide-area distributed photovoltaic power forecast method based on meteorological resource interpolation and transfer learning [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(20): 7929-7939.

[23] 欧阳永健,缪希仁,林蔚青,等.基于分层有向图与动态时空相关性的小区域光伏超短期预测方法[J].电网技术,2024,48

中国知网 https://www.cnki.net

(6)：2458-2468.
OUYANG Yongjian, MIAO Xiren, LIN Weiqing, et al. Small area PV ultra-short-term prediction method using stratified digraph and dynamic spatial-temporal correlation [J]. Power System Technology, 2024, 48(6): 2458-2468.
[24] 唐雅洁，林达，倪筹帷，等．基于XGBoost的双层协同实时校正超短期光伏预测[J]．电力系统自动化，2021，45(7)：18-27.
TANG Yajie, LIN Da, NI Chouwei, et al. XGBoost based bi-layer collaborative real-time calibration for ultra-short-term photovoltaic prediction [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(7): 18-27.
[25] LIMOUNI T, YAAGOUBI R, BOUZIANE K, et al. Accurate one step and multistep forecasting of very short-term PV power using LSTM-TCN model[J]. Renewable Energy, 2023, 205: 1010-1024.
[26] 陈禹帆，温蜜，张凯，等．基于相似日匹配及TCN-Attention的短期光伏出力预测[J]．电测与仪表，2022，59(10)：108-116.
CHEN Yufan, WEN Mi, ZHANG Kai, et al. Short-term photovoltaic output forecasting based on similar day matching and TCN-Attention [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(10): 108-116.
[27] LIU W C, MAO Z Z. Short-term photovoltaic power forecasting with feature extraction and attention mechanisms[J]. Renewable Energy, 2024, 226: 120437.

钱健如(2000—)，男，硕士研究生，主要研究方向：星-地融合电力通信网络、光伏发电功率预测。E-mail：qianjianru@hnu.edu.cn

周　全(1989—)，男，通信作者，博士，教授，博士生导师，主要研究方向：空天电力信息技术与装备、卫星互联网系统与电力应用。E-mail：zquan@hnu.edu.cn

文　铫(1998—)，男，博士研究生，主要研究方向：面向新型电力系统的卫星通信网络建模与按需调度。E-mail：wenyao@hnu.edu.cn

（编辑　鲁尔姣）

Short-term Photovoltaic Power Forecasting Based on Information Gain from Satellite-Terrestrial Integrated Micro Observation Stations

QIAN Jianru, ZHOU Quan, WEN Yao, XIA Zhaoyue, SHUAI Zhikang

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

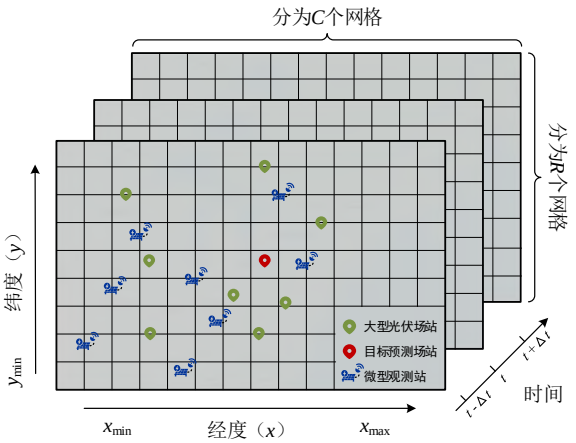
Abstract: Due to limitations such as the sparse distribution of meteorological observation networks, low data resolution, and unstable communications, existing photovoltaic power forecasting methods suffer from insufficient information and delayed perception under rapid meteorological disturbances, making it difficult to support high-precision forecasting. To address this issue, this paper proposes a short-term photovoltaic power forecasting method based on information gain from satellite-terrestrial integrated micro observation stations. First, mutual information is used to evaluate the marginal contribution of potential deployment locations, optimizing the spatial configuration of micro observation stations. Then, a multi-timescale collaborative forecasting framework integrating hour-level trends and minute-level disturbances is constructed: for the trend component, multi-source numerical weather forecasting data is integrated, combining an XGBoost model with physical models to generate hourly forecasting results; for the disturbance component, a feature-aware enhanced temporal convolutional network based on a multi-head attention mechanism is proposed to model non-stationary local disturbances and achieve high-frequency compensation. Case studies demonstrate that the proposed method outperforms mainstream models in typical seasons, offering advantages in accuracy, responsiveness, and stability, thereby effectively improving short-term photovoltaic forecasting performance.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 52477091), Science and Technology Innovation Program of Hunan Province (No. 2024RC1038), and Guangxi Provincial Key R&D Program of China (No. Guike AB25069103).

Key words: photovoltaic; power forecasting; micro observation station; satellite-terrestrial integrated network; multi-timescale forecasting; spatio-temporal information gain; numerical weather forecasting; multi-head attention mechanism

中国知网　https://www.cnki.net

附录 A



注：若某光伏场站覆盖多个空间网格，视为其功率时序同时作用于所有覆盖网格。

图 A1　光伏预测场域栅格化处理

Fig. A1　Grid-based processing of the PV forecasting area

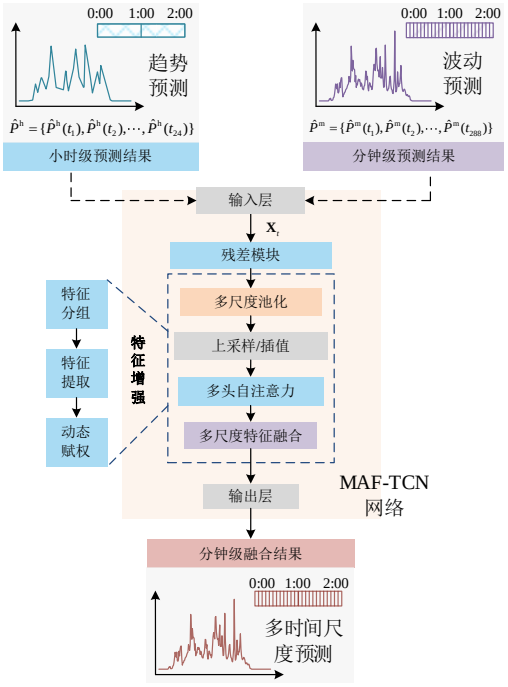


图 A2　多时间尺度融合方法流程示意图

Fig. A2　Flowchart of multi-time-scale fusion method

中国知网　https://www.cnki.net

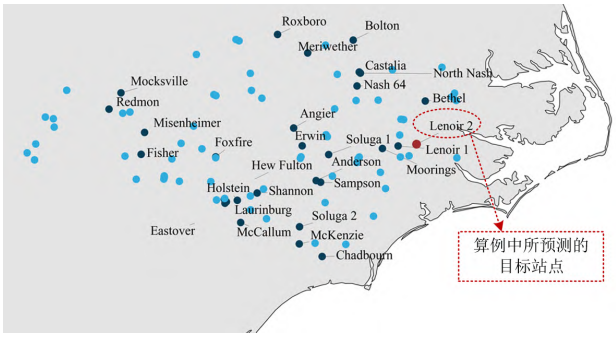


图 A3　算例中的光伏电站分布图

Fig. A3　PV station distribution in the case study

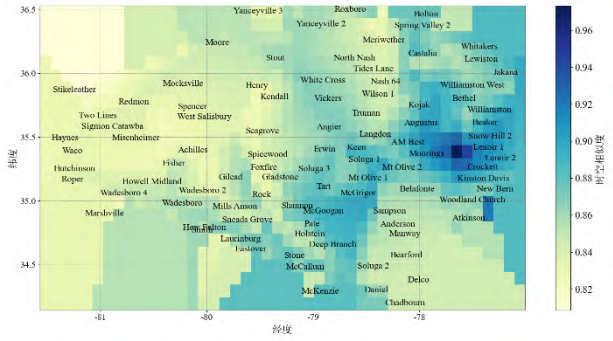


图 A4　算例中站点的时空信息增益热力分布图

Fig. A4　Spatiotemporal information gain heatmap of stations in the case study

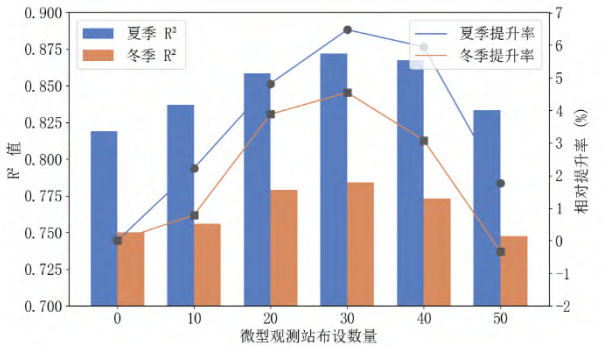
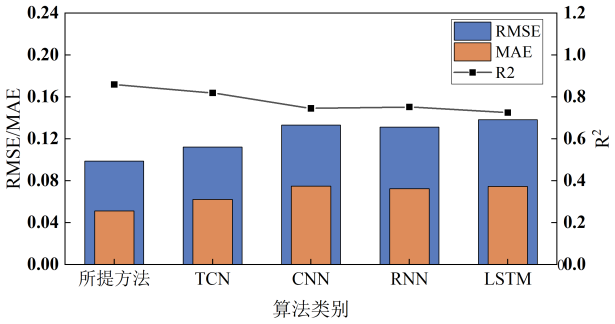


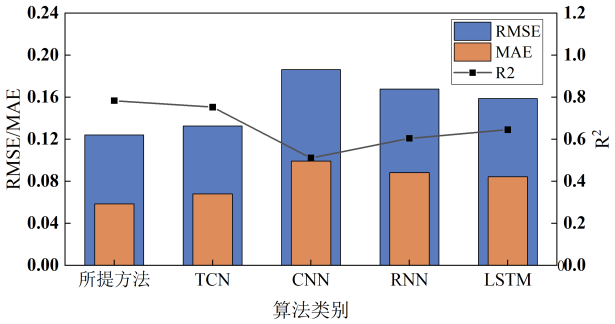
图 A5　微型观测站布设数量对预测性能的影响

Fig. A5　Impact of the number of micro observation stations on forecasting performance

中国知网　https://www.cnki.net



(a) 夏季



(b) 冬季

图 A6 不同算法在典型季节下的光伏功率预测误差对比
Fig. A6 Comparison of photovoltaic power forecasting errors among different algorithms under typical seasonal scenarios

表 A1 模型参数设置
Table A1 Model parameter settings

模型类别	网络具体参数			
TCN	扩张卷积层	5	膨胀因子	[1,2,4,8,16]
	卷积核大小	3	Dropout 比例	0.2
	卷积核数	32		
MAF-TCN	扩张卷积层	5	膨胀因子	[1,2,4,8,16]
	卷积核大小	3	Dropout 比例	0.2
	卷积核数	32	多尺度池化	[1×1,2×1,4×1,8×1]
	上采样方式	线性插值	注意力头	4

附录 B

XGBoost是具备非线性建模能力强、和对缺失值鲁棒性好等优势，其结构如图B1所示。

设训练样本集为$D=\{(x_i,y_i)\}_{i=1}^{n}$，其中$x_i\in\mathbb{R}^d$表示第$i$个样本的多源NWP气象特征，$y_i\in\mathbb{R}$表示对应的目标辐照度。XGBoost在第$t$次迭代的预测值为：

$$\hat{y}_i^{(t)}=\hat{y}_i^{(t-1)}+\eta f_t(x_i),f_t\in\mathcal{F} \tag{B1}$$

其中$\eta\in(0,1]$为学习率，$f_t(x)$为第t棵新增回归树，$\mathcal{F}$表示回归树函数空间。

XGBoost的目标函数形式如下：

中国知网 https://www.cnki.net

$$\mathcal{L}^{(t)}=\sum_{i=1}^{n} l(y_i,\hat{y}_i^{(t-1)}+f_t(x_i))+\Omega(f_t) \tag{B2}$$

其中，$l(\cdot)$为损失函数（如均方误差），正则项$\Omega(f_t)$定义为：

$$\Omega(f_t)=\gamma T+\frac{1}{2}\lambda\sum_{j=1}^{T}\omega_j^2 \tag{B3}$$

式中，T表示树的叶节点数，ω_j为第j个叶子节点的权重，γ与λ为正则化系数。

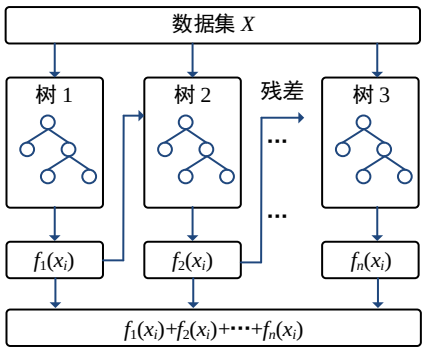


图 B1　XGBoost 原理
Fig. B1　Principle of the XGBoost

附录 C

设输入序列为 $\mathbf{x}=[x_1,x_2,\cdots,x_T]$，对应的输出为 $\mathbf{y}=[y_1,y_2,\cdots,y_T]$，则一维因果卷积在时刻$t$输出为：

$$y_t=\sum_{i=0}^{k-1} w_i\cdot x_{t-i} \tag{C1}$$

其中，k为卷积大小，w_i为第i个卷积核权重。为了进一步扩大感受野且避免过深的网络堆叠，TCN引入了膨胀因子d个卷积机制，即膨胀卷积，其表达式如下：

$$y_t=\sum_{i=0}^{k-1} w_i\cdot x_{t-d\cdot i} \tag{C2}$$

其中，d为膨胀系数，随着网络层数加深逐层增大，可实现指数级的感受野扩展，进而捕捉光伏出力的日照波动、云团移动等长距离依赖特征。

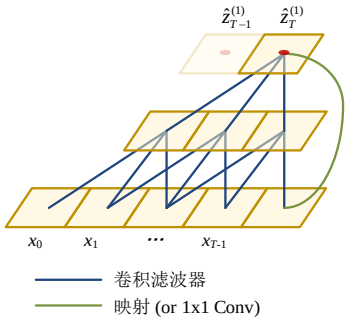


图 C1　基于扩张卷积的 TCN 时序特征提取机制
Fig. C1　Temporal feature extraction mechanism of TCN based on dilated convolution

中国知网　https://www.cnki.net