第 52 卷 第 5 期：2420-2431 高电压技术 Vol.52, No.5: 2420-2431
2026 年 5 月 31 日 High Voltage Engineering May 31, 2026
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20241976

多预测场景模型动态迁移的海量台区分布式光伏功率预测方法

杨宝龙[1,2]，杨　明[1,2]，卜强生[3]，于一潇[1,2]，吕朋蓬[3]，罗　飞[3]
（1. 山东大学电气工程学院，济南 250061；2. 山东省数字智慧能源创新重点实验室，济南 250061；
3. 国网江苏省电力有限公司电力科学研究院，南京 210036）

摘　要：海量分布式光伏的不确定性增大了配电网调控的难度，准确的台区分布式光伏功率预测可以为有源配电网的优化运行提供更全面的信息支撑。为解决海量台区分布式光伏功率预测建模成本过高的问题，提出一种多预测场景模型动态迁移的台区分布式光伏功率预测方法。首先，融合各台区的高质量数据以构建源域样本集，提出考虑不同天气预测场景的 Informer 基础源域模型，有效挖掘不同天气场景气象到功率的共有映射特征；然后，为增强模型的适配性，根据待预测日的气象特征，为每个台区动态匹配对应天气场景下的基础源域模型；最后，构建基于基础源域模型关键层参数微调的迁移学习预测技术，通过历史相似日动态挖掘各台区的个性出力特征，提升预测结果的针对性。通过对某地 20 个台区分布式光伏在同等实验环境下进行测算，结果表明：该方法与台区分布式光伏单独建模相比，不仅预测精度有所提升，预测效率更是显著提高，证明了该方法在解决大规模台区分布式光伏功率预测问题方面具有显著优势。

关键词：台区分布式光伏功率；天气预测场景；Informer；动态匹配；迁移学习；参数微调

Dynamic Transfer Learning Method for Large-scale Substation Area Distributed Photovoltaic Power Forecasting Based on Multiple Forecasting Scenario Models

YANG Baolong[1,2], YANG Ming[1,2], BU Qiangsheng[3], YU Yixiao[1,2], LYU Pengpeng[3], LUO fei[3]
(1. School of Electrical Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China;
2. Shandong Key Laboratory of Digital Smart Energy, Jinan 250061, China;
3. Electric Power Research Institute of State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210036, China)

Abstract: The uncertainty of large-scale distributed photovoltaic (DPV) systems increases the difficulty in controlling the distribution network. Accurate power forecasting of DPV in substation areas can provide more comprehensive information supports for the optimized operation of active distribution networks. To address the high modeling cost of large-scale DPV power forecasting in substation areas, a dynamic transfer learning method for DPV power forecasting based on multiple predictive scenario models is proposed. First, high-quality data from various substation areas are integrated to construct the source domain sample set, and an Informer-based source domain model that considers different weather forecasting scenarios is introduced to effectively explore the shared mapping features between meteorological conditions and power output under different weather scenarios. Then, to enhance model adaptability, an appropriate source domain model for each substation area is dynamically selected based on the meteorological features of the day to be forecasted. Finally, a transfer learning forecasting technique based on fine-tuning key layer parameters of the source domain model is developed. By dynamically mining the individual output characteristics of each substation area from historical similar days, the method improves the targeting of the forecasting results. The results of forecasting DPV power for 20 substation areas in the same experimental environment show that, compared with individual modeling of each substation area, this method can be adopted to not only improve prediction accuracy but also significantly enhance prediction efficiency, demonstrating its significant advantages in solving the problem of large-scale DPV power forecasting in substation areas.

Key words: distributed photovoltaic power of substation areas; weather forecasting scenarios; Informer; dynamic matching; transfer learning; parameter fine-tuning

基金资助项目：国家自然科学基金(52177095)；国家电网公司科技项目(5108-202218280A-2-367-XG)。
Project supported by National Natural Science Foundation of China (52177095), Science and Technology Project of SGCC (5108-202218280A-2-367-XG).

0　引言

在“双碳”目标这一全球性气候行动框架的引领下，“光伏整县推进”成为推动我国能源结构转型的重要战略举措[1]。大量分布式光伏发电系统深入电网，使配网潮流由传统的单向潮流变成双向潮流，引发大量低压台区配变倒送[2]，威胁着电网稳定运行。为应对这些不确定性，电力系统调度人员可以通过准确预测光伏功率及时优化发电计划，从而有效实现电网的平衡调度，保障电网运行的安全性和可靠性[3]。

针对低压分布式光伏多状态接入模式的新一代预测技术目前尚处于不成熟阶段[4]，尤其是低压分布式光伏功率预测精度较低，进一步加大了配电网调控的难度。在台区级别进行光伏功率预测，有助于准确描绘光伏发电在配网中的分布情况，从而制定更为精细的调度计划。由于光伏系统的老化、设备损耗和维护问题，邻近台区的光伏功率特征可能存在差异，统一的预测模型难以充分考虑台区间的差异性，导致预测精度降低；而对每个台区分别建模能够提升精度，但会增加计算与维护成本。因此，如何低成本快速地对海量台区分布式光伏构建针对性预测模型，是当前亟需解决的关键技术难题。目前，针对台区分布式光伏发电建模的相关研究相对较少，传统的建模方法在面对海量且异质的台区数据时，常常面临计算复杂性高、模型泛化能力差以及数据样本有限等问题。迁移学习作为一种能够将已有知识应用于新任务的机器学习方法，允许模型利用已有经验来加速学习过程，为海量台区分布式光伏快速构建单体预测模型提供了一种新思路。

近年来，迁移学习在新能源功率预测领域的知识迁移中已展现出良好的应用效果。例如，文献[5]将数据充足的站点作为源域，将仅有气象数据的新建基地作为目标域，将在源域学习的气象信息到风光功率的非线性映射知识迁移到目标域，解决了新建大型风电/光伏发电基地无历史功率数据可利用的问题。文献[6]针对广域分布式光伏通过建立基于长短期记忆循环神经网络(long short-term memory, LSTM)的源域至目标域的预测和误差修正双迁移模型，将目标域分布式光伏电站的训练速度提高了10倍以上，且预测精度也有显著提升；但该方法依赖气象信息静态地划分源域和目标域，未充分考虑到气象特征的动态变化。文献[7]以一组丰富的长期运行光伏数据为源域，利用多核最大均值差异筛选出高相似的迁移源域数据，以增强目标域对映射特征的学习效果，有效提升了模型的正向迁移效果。因此，通过迁移学习将预先训练好的功率预测模型迁移到具有相似特征的其他台区分布式光伏上，从而有效减少模型训练时间和计算成本，是实现海量台区分布式光伏快速高精度预测的可行方法。考虑到台区分布式光伏面临着台区数量多、有效样本数量少、台区间相关性复杂等多重问题，实现迁移学习方法在海量台区分布式光伏中的高效应用仍存在一定的困难。

迁移学习在海量台区分布式光伏中的应用主要面临2个难题：一是单个台区的数据样本有限，可能无法覆盖各种天气场景，不能满足源域对数据的高需求，因此需合理选择源域样本集，以构建基础预测模型，挖掘各台区间的共有出力特征；二是为了模型能够充分学习到每个台区的个性特征，需要基于目标域样本构建基础预测模型的有效迁移策略。

本文针对上述2个问题展开研究。首先，源域样本集需具备较高的数据质量和足量的训练数据，并尽量包含不同的天气类型，以保证可以构建合理的基础预测模型，增强模型的泛化能力。部分学者提出利用邻近固定的光伏电站历史数据作为源域样本集训练基础预测模型，以解决新建或者投入运行时间较短的光伏系统数据匮乏的问题[8-10]；但是在台区分布式光伏预测中，很难保证单个台区分布式光伏的样本数据覆盖所有可能的天气场景。因此，本文对所有台区的数据按日进行筛选，并将筛选出的高质量样本进行有效融合，建立源域样本集，然后利用近邻传播聚类方法对源域进行场景划分，构建基于Informer模型的多场景基础源域模型，从而提取各个台区在同一天气预测场景下的共同出力特征，该方法减少了每个台区对“气象-功率”基础映射特征的重复学习，同时提升了模型预测表现。此外，为保证目标域台区分布式光伏的预测精度，在迁移过程中需要对目标台区光伏的个体出力特征加以考量，本文基于迁移学习模型微调思想对基础源域模型的关键层参数进行微调，以帮助模型快速适应目标域的特征分布。

综上所述，本文提出一种多预测场景模型动态迁移的海量台区分布式光伏功率预测方法。首先，为解决单一台区数据有限问题，本文将海量分布式光伏的历史数据进行融合处理，针对特定天气场景

提取关键代表样本训练 Informer 基础源域模型，从而有助于每个模型专注于学习不同天气场景下光伏系统的响应特性，同时也可避免每个台区模型重复学习所增加的冗余成本。其次，在预测过程中，为增强海量台区基础源域模型的适配性，本文根据待预测日的气象特征为海量台区分布式光伏动态匹配对应的预测场景及基础源域模型，采用迁移学习对模型的关键层参数进行微调后，基于历史相似日动态训练预测模型，以实现对海量台区分布式光伏的快速精确建模。最后，通过对某地 20 个台区分布式光伏在同等实验环境下进行测算，以验证所提方法的有效性。

1 多预测场景模型动态迁移架构

针对海量台区光伏单体建模问题，本文提出一种多预测场景模型动态迁移的分布式光伏功率预测架构，主要包括 3 个步骤，整体架构如图 1 所示。

1）基于 Informer 算法的多预测场景基础源域模型构建。源域旨在提取所有台区共有的“气象-功率”基础映射特征，为满足源域对数据的要求，本文融合区域内所有台区的历史量测功率数据和通过实测再分析提取到的每个台区对应位置的辐照度、温度等关键气象数据，并对数据进行清洗和归一化处理，构建源域共享标准数据集；基于此，采用近邻传播(affinity propagation, AP)聚类算法[11]对每日的气象特征进行聚类，将源域共享数据集划分成不同天气预测场景的相似数据集，并利用每个预测场景下的关键代表样本训练 Informer 基础源域模型，以初步学习气象和功率之间的映射关系。

2）基于气象特征的台区基础源域模型动态匹配。为实现源域模型向目标域的有效迁移，并增强海量台区对基础源域模型的适配性，本文通过计算待预测日的气象向量与典型天气场景气象向量之间的相似度，为每个台区动态匹配天气预测场景及其对应的基础源域模型选择最适合的模型进行迁移，从而优化源域模型在目标域中的表现。

3）基础源域模型的动态迁移和基于历史相似日的动态更新。由于基础源域模型只学习了台区光伏出力之间的共性特征，而忽略了每个台区的个性特征，因此需要对基础源域模型进行微调优化，以适应台区个性化的出力特性。本文采用每个台区待预测日的关键历史相似日对适配的 Informer 基础源域模型解码器参数进行动态更新，从而快速、准确地得到每个台区的功率预测结果。

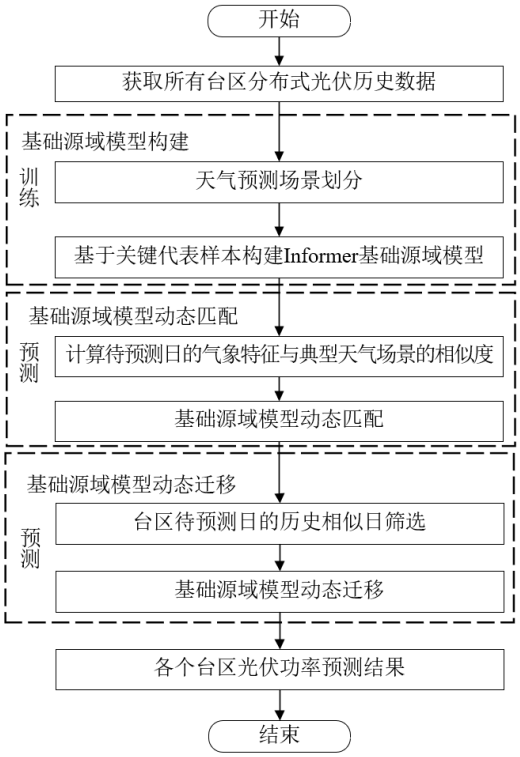


图 1 所提方法架构

Fig.1 Framework of proposed method

2 多预测场景基础源域模型构建

2.1 影响发电功率的多气象变量相关性分析

在多气象变量的场景中，不同气象因素对光伏发电的影响程度不同，且这些气象因素之间常常相互关联，从而进一步加剧了光伏发电场景的复杂性。为了更好地理解气象因素和功率波动之间的相关性，本文采用皮尔逊相关系数[12]进行相关性分析，初步考虑辐照度、温度、云量、表面气压、10 m 风速以及湿度 6 种气象因素，分别分析其与功率之间的相关性，从而得出影响光伏发电功率的关键因素，为天气预测场景划分提供依据。皮尔逊相关系数计算式见附录 A 式(A1)，最终得到各变量的相关系数热图如附录 A 中图 A1 所示。可知，选取与光伏功率相关性最大的辐照度、温度、湿度作为输入，可以减少输入特征的维度，节省训练时间和计算资源。

2.2 基于近邻传播聚类算法划分天气预测场景

光伏发电和气象条件高度相关，在不同的天气条件下，光伏出力对不同气象因子的敏感程度存在差异。通过划分天气预测场景，可以在各自的场景下捕捉气象变量对功率输出的特定作用关系，从而提高预测精度[13]；同时，由于所有分布式光伏“气

象-功率”的基本映射规律具有一致性和普遍性，因此在海量台区建模时可以减少对类似规律的重复学习。本文采用 AP 聚类方法划分天气预测场景，得到相似天气下的数据集，并基于各场景下的关键代表样本分别训练预测模型，以更准确地拟合光伏功率变化。

AP 聚类是一种基于信息传递进行簇划分的无监督聚类算法，能够适应各种类型的数据分布，不受初始中心选择的影响，在面对现实中复杂和非线性分布的气象特征数据时，该方法可以有效识别出具有相似波动规律的天气，聚类结果也更加稳定。相比其他聚类方法，AP 聚类能够自动选择整个簇中最具代表性的真实样本数据点作为簇中心，即该类的典型天气场景，避免了人工选择的误差，从而为分析不同气象条件下的发电行为提供直观依据，具体聚类流程见图 2。

本文聚类过程中采用欧式距离构造初始相似度矩阵，并不断更新吸引度矩阵和归属度矩阵。在迭代过程中，为保证收敛速度及其稳定性，引入阻尼系数进行调节。聚类后采用轮廓系数(silhouette coefficient, SC)[14]、DBI 指标(Davies-Bouldin index, DBI)、CH 指标(Calinski-Harabasz index, CH)作为聚类结果的评估函数，直到得到最终的最佳聚类结果。为了降低建模训练的时间成本和计算成本，需要根据聚类结果对同一场景下海量分布式光伏的历史数据进行筛选，筛选出和典型天气场景相似的关键代表样本作为基础源域模型的训练集，在筛选时必须确保筛选的样本能够代表该天气场景的整体分布特征，以增强模型的泛化能力。

2.3　基于 Informer 的光伏功率预测模型

Informer 神经网络模型[15-16]是处理时间序列数据的一种高效的长序列预测模型。传统的 Transformer 模型因其强大的并行处理能力，已经成为许多序列建模任务中的主流选择。然而，Transformer 模型在处理长时间序列时存在计算复杂度高和内存占用大的问题，而 Informer 通过引入概率稀疏自注意力机制(ProbSparse)和自注意力蒸馏(distilling)，可有效地降低这些问题的影响。Informer 结构包括 3 个主要模块：嵌入层、编码器层和解码器层，详细运算原理见附录 B。Informer 模型采用编码器提取变量间的依赖关系，采用解码器生成光伏发电功率预测结果，其整体结构如图 3 所示。

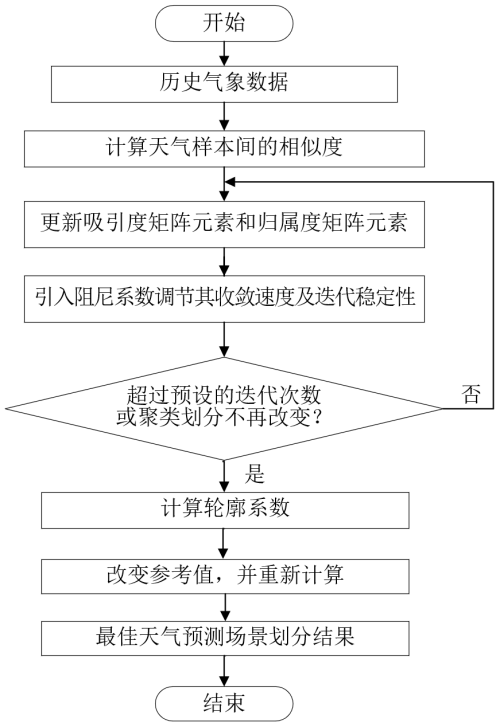


图 2　天气场景聚类流程图

Fig.2　Flowchart of weather scene clustering

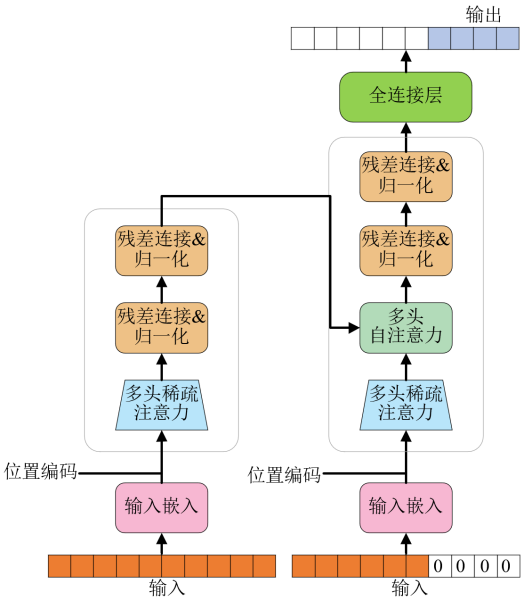


图 3　Informer 结构

Fig.3　Informer structure

本文基于 Informer 结构，利用不同预测场景下的关键历史相似样本分别训练基础预测模型作为源域，以增强模型对复杂天气条件的适应能力。值得注意的是，解码器虽然会采用与编码器相类似的结构设计，以确保两者在功能上协调一致，但解码器的参数不会与编码器共享，以保持模型的灵活性和独立性，从而更好地适应不同的预测任务。

3 基础源域模型动态匹配及迁移

3.1 迁移学习及其策略

迁移学习[17]的核心思想是将已有的知识迁移到新任务中，从而减少新任务对样本的需求和训练时间，同时提高模型性能。在迁移学习中，源域和目标域是迁移学习的 2 个核心概念。源域和目标域的数据空间表达式分别为：

$$H_{\mathrm{s}}=(X_{\mathrm{s}},T_{\mathrm{s}}) \tag{1}$$

$$H_{\mathrm{t}}=(X_{\mathrm{t}},T_{\mathrm{t}}) \tag{2}$$

式中：H_{s} 和 H_{t} 分别表示基于天气场景划分的源域数据空间和目标域数据空间；X_{s} 和 X_{t} 分别表示源域和目标域数据空间的特征；T_{s} 和 T_{t} 分别表示对应的标签。

源域和目标域的任务是在合适的映射函数 f_{s} 和 f_{t} 中分别寻找对应映射函数的最优源域参数 w_{s} 和最优目标域参数 w_{t}，从而使学习任务 P_{s} 和 P_{t} 可能接近标签 T_{s} 和 T_{t}。而迁移学习是在最优源域参数 w_{s} 的基础上微调，从而使目标域参数 w_{t} 能够尽可能快地达到最优，P_{s} 和 P_{t} 可分别表示为：

$$P_{\mathrm{s}}=f_{\mathrm{s}}\left(X_{\mathrm{s}},w_{\mathrm{s}}\right) \tag{3}$$

$$P_{\mathrm{t}}=f_{\mathrm{t}}\left(X_{\mathrm{t}},w_{\mathrm{t}}\right) \tag{4}$$

虽然基础源域模型可初步学习到特定气象条件下光伏发电与气象特征的通用特征，但是考虑到每个台区光伏的设备状态、老化情况等因素会有所不同，因此预测时仍需保证 Informer 预测模型学习到目标域台区的独特出力特性。编码器主要负责提取时间序列中的特征[18]，其在源域学习到的气象特征具有较强的通用性；无论台区光伏所在的具体区域如何，气象条件对发电功率的影响模式都相对一致；而解码器主要负责将编码的特征映射到目标输出值[18]，其功能受目标域数据的影响更大。因此，编码器部分可以很好地迁移到目标领域，不需要重新训练，在动态预测的过程中可以通过微调解码器的参数使模型更好地适应目标域的输出模式，同时减少训练的复杂度。

本文采用迁移学习中的模型微调策略，动态调整 Informer 解码器参数以适应不同台区的出力特征。具体而言，针对每个台区，基于待预测日的气象特征筛选少数关键历史相似日样本构建微训练集，重新训练基础源域模型，以增强模型从历史相似日中学习光伏系统响应待预测日气象波动的能力。在此过程中冻结编码器参数，解码器参数会动态地做出更新，最终获得每个台区的光伏功率预测模型。其中，解码器中动态更新的注意力机制参数包括查询、键和值的权重矩阵和偏置，可根据台区特有的气象及设备运行状况等特征进行微调。查询矩阵的更新使得每个时间步的输入能够更有效地与其他时间步的数据进行比较，从而捕捉台区特有的时间依赖；键和值矩阵的更新则可确保每个时间步的输入能参与到模型的注意力计算中，进而优化权重分配，提升台区特征建模能力。此外，考虑到各台区光伏发电能力的差异，线性输出层的权重和偏置也会根据各台区的输出特征进行调整，以更精确地将解码器输出映射为光伏功率预测值。

3.2 基于信息熵和欧氏距离的相似日筛选

现有研究表明，基于相似日聚类分别训练模型能够显著提升光伏功率预测精度[19-21]，主要方法是通过聚类相似日分别构建预测模型或者把相似日相关信息作为模型的输入辅助预测，从而达到提高模型预测的结果。但前者依赖于固定的历史数据集，模型的训练过程基于全局的数据忽视了局部的特定变化，难以捕捉到待预测日的具体环境变化；后者依赖于已有的训练模型，模型参数无法在每次预测时根据新的环境条件进行调整，缺乏应对此问题的灵活动态建模机制和策略。因此，本文方法使用台区光伏待预测日最相关的历史相似日数据，针对性地对基础源域模型进行微调和重新训练。该方法避免了与待预测日无关的历史数据干扰，使模型能够专注于与待预测日相似的环境波动，实时适应待预测日的环境变化，并迅速作出响应，从而增强从历史数据中学习光伏系统响应特性的能力。

筛选出具有最高相似度的若干个历史相似日是决定该模型预测精度提高程度的关键，待预测日和历史数据的气象规律相似性越高，模型的预测精度就越高。鉴于不同天气场景中各特征对光伏发电的影响程度不同，对各特征进行权重计算有助于更准确地筛选相似日。本文综合熵权法和欧式距离，计算历史数据中每一天与待预测日气象特征向量的相似度，从而完成待预测日的相似日选取[22-23]。熵权法和欧氏距离详细运算原理见附录 C。

3.3 基于多预测场景的模型动态迁移过程

为解决海量台区分布式光伏建模成本高昂和预测精度较低的问题，本文提出一种多预测场景模型动态迁移的海量台区分布式光伏功率预测方法。具体流程图如图 4 所示。

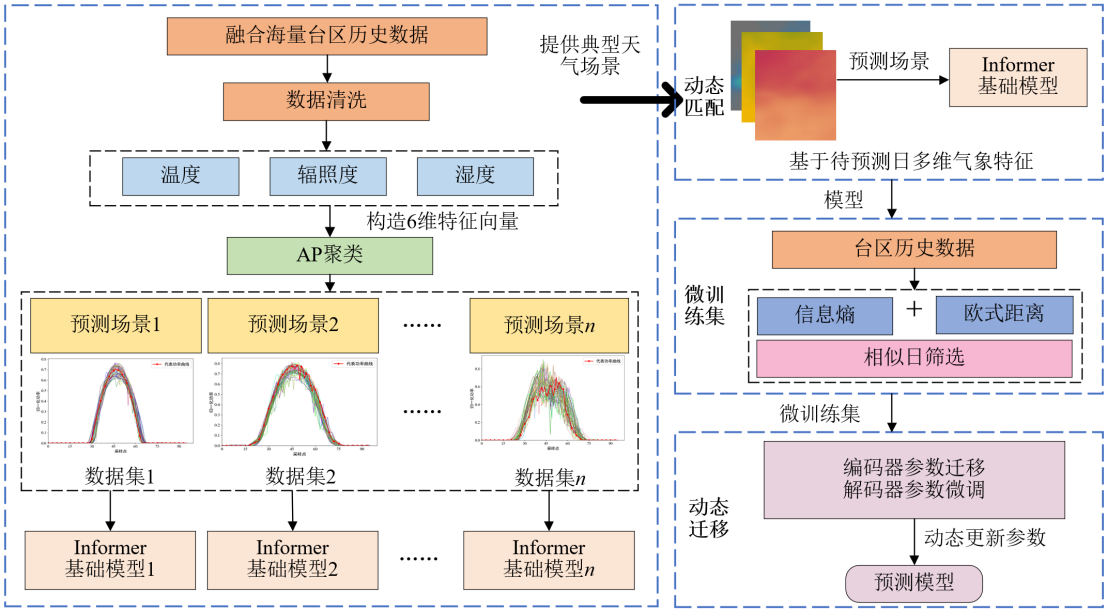


图 4　多预测场景模型动态迁移的海量台区分布式光伏功率预测流程图

Fig.4　Flowchart of distributed PV dynamic prediction based on weather scenario segmentation and transfer learning

4　算例分析

本文选用国内某地的 20 个台区光伏 2023 年 1 月 1 日到 12 月 31 日的历史功率数据和气象数据进行仿真验证。数据集时间跨度为 365 d，时间分辨率为 15 min，在将数据导入预测模型之前，对其进行了缺失值、异常值和归一化处理。尽管目前的研究数据量较小，但依然能体现出所提方法面对海量数据时的适应性与有效性。本文采用 PyTorch 1.12.1 框架搭建预测模型，处理器为 Intel(R) Core(TM) i7-10750H CPU @2.60 GHz，内存是 64 GB，NVIDIA GeForce GTX 1660Ti GPU。

4.1　实验设置

为验证本文方法的有效性，本文设计 6 种方案与本文方法进行对照实验，采用均方根误差(root mean square error, RMSE)、决定系数(R-squared, R^2)这 2 种指标来评价模型检验光伏功率的预测性能，计算公式详见附录 D。

方案 1：利用各台区的历史数据统一单独建模，不划分天气场景，建模方法采用 Informer 算法。

方案 2：根据待预测日的气象特征动态匹配基础源域模型，对模型仅迁移不动态更新。

方案 3：融合台区高质量数据分场景建模，采用 Informer 搭建迁移学习的基础源域模型，基于历史相似日对整个模型参数全部进行更新。

方案 4：融合台区高质量数据分场景建模，采用 Seq2Seq 搭建迁移学习的基础源域模型，基于历史相似日对解码器参数进行动态更新。

方案 5：融合台区高质量数据分场景建模，采用 Transformer 搭建迁移学习的基础源域模型，基于历史相似日对解码器参数动态更新。

方案 6：融合台区高质量数据分场景建模，采用 Autoformer 搭建迁移学习的基础源域模型，基于历史相似日对解码器参数进行动态更新。

本文训练集数据样本量较少，选用单层编码器和解码器能够减少计算复杂度，避免模型训练过拟合。Informer 的模型主要参数设置如附录 D 表 D1，输入历史 96 点的历史数据和待预测时刻的气象数据，输出是下一天 96 点的光伏功率预测数据。

4.2　天气预测场景划分

为证明 AP 聚类算法的有效性，本文选取 K-means、DBSCAN、高斯混和聚类 3 种方法进行对比，评价指标选取 SC 值、DBI 值、CH 值，不同聚类个数下的聚类效果如附录 D 中图 D1—D3 所示。综合 SC 值、DBI 值、CH 值分析，AP 聚类算法在聚类个数为 4 时的聚类效果最优，且明显优于其他聚类方法，即最佳聚类个数为 4。因此，通过 AP 聚类算法将 20 个台区的高质量历史功率数据划分为 4 种天气预测场景，聚类结果如图 5 所示。

可以看出，场景 1、2 的光伏发电出力数据比较平滑，表现出较高的稳定性，且整体出力幅值较大。相较于场景 1，场景 2 的数据出力波动程度增

加，可能是由于云层遮挡等天气原因所致；场景 3 的出力幅值明显低于前两者，并且波动性更加明显；在场景 4 中，功率曲线杂乱无章且无明显规律，出力幅值普遍较低，归一化功率幅值降低到 0.6 左右，日内波动频繁且幅度较大，变化特征难以捕捉，预测难度大。

4.3 功率预测结果

各方案在 4 种天气预测场景下的预测结果如表 1 所示。与方案 1 相比，其他方法的误差均有所降低，原因在于方案 1 仅使用单个台区的历史数据集训练模型，导致模型无法充分学习到多变气象条件下光伏系统的复杂响应模式。相比之下，其他方案融合了所有台区的高质量数据，并针对不同天气预测场景划分，从而使得模型能够针对性地学习多变气象条件下的功率响应。结果表明，单台区样本的有限性直接制约了模型的预测精度。通过融合所有台区的高质量数据并划分天气相似场景分别训练基础预测模型，能够有效提高模型的预测精度。

图 6 展示了基于本文所提方法以及方案 1 至方案 6 共 7 种模型在 20 个台区上的平均预测误差。分析图中数据发现，与方案 2 的静态迁移模型相比，本文所提出的基于历史相似日动态更新基础源域模型的动态迁移模型在预测精度上有显著提升，具体表现为平均 RMSE 降低了 19.4%，同时平均 R^2 提高了 5.2%。本文所提方法和方案 3 的预测精度相当，说明仅重新训练解码器与重新训练整个 Informer 模型相比，模型提升预测精度相当。上述结果充分验证了本文所提动态迁移策略在提升光伏功率预测准确性方面的有效性，即使是在应对不同台区数据特征时，其依旧能够有效提升模型的适应性和预测稳定性。进一步比较与方案 4、5、6 的结果得出，本文基于 Informer 方法的功率预测误差低于 Seq2Seq、

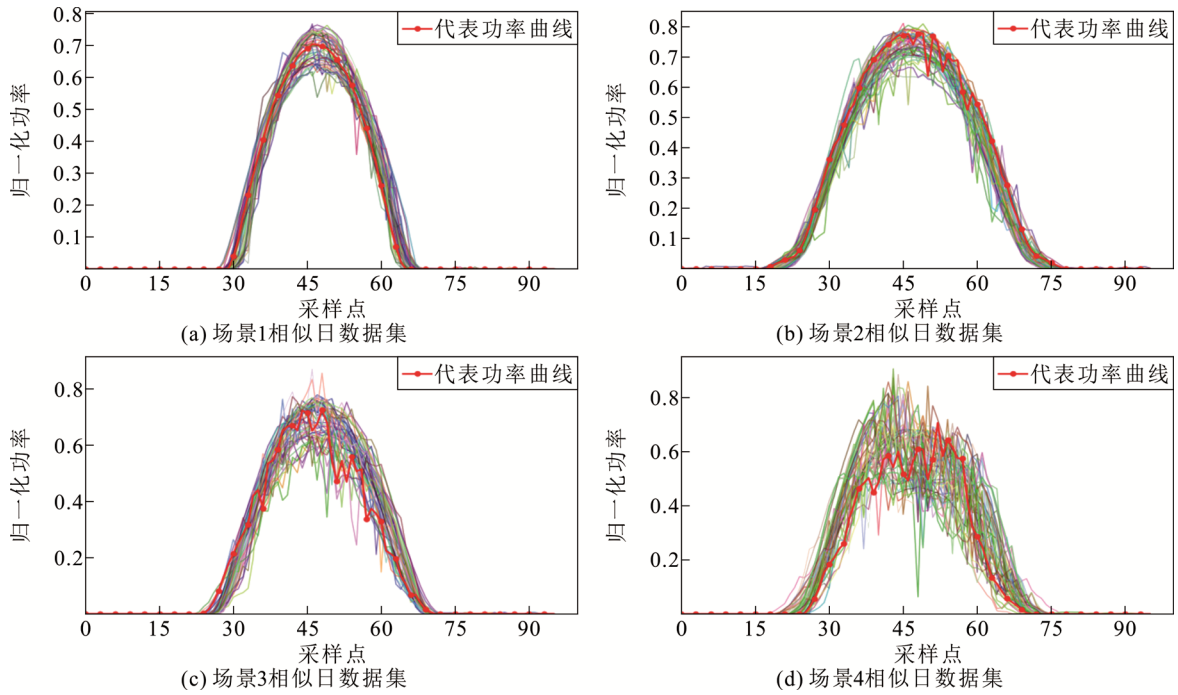


图 5 天气场景聚类结果

Fig.5 Results of weather scene clustering

表 1 不同场景模型平均预测误差对比

Table 1 Comparison of average prediction errors of different scenario models

天气场景	方案 1		方案 2		方案 3		方案 4		方案 5		方案 6		本文方法	
	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2
1	0.096 4	0.909 1	0.082 6	0.917 6	0.062 1	0.976 5	0.077 8	0.930 2	0.071 2	0.958 8	0.068 9	0.962 7	0.065 2	0.978 2
2	0.105 2	0.863 5	0.092 8	0.886 7	0.074 4	0.954 0	0.089 5	0.894 9	0.078 9	0.937 8	0.079 8	0.949 8	0.072 6	0.950 9
3	0.118 5	0.842 7	0.107 7	0.852 9	0.080 2	0.899 1	0.098 9	0.861 2	0.087 5	0.882 0	0.084 3	0.889 0	0.081 9	0.896 4
4	0.135 7	0.782 6	0.118 7	0.791 7	0.089 0	0.873 8	0.102 7	0.838 9	0.095 6	0.859 7	0.091 2	0.861 2	0.088 7	0.874 8

Transformer 和 Autoformer 模型，表明 Informer 在光伏功率预测中的优势，其在捕捉长时间依赖关系和处理复杂时序数据方面的能力显著优于其他深度学习架构。

表 2 列出了不同方案模型的平均训练时间。每个台区单独建模的训练时间为 201.42 s，而本文所提方法的模型训练时间仅为 52.39 s，相较于单独建模，其时间成本节约了 73.99%。与方案 2 和方案 4 相比，尽管这 2 种方法的训练时间低于本文所提方法，但其预测精度较低，无法有效满足高精度预测的需求。方案 3 模型的训练时间在动态迁移时增长了 1 倍左右，但模型预测精度并没有得到明显提升，说明在动态迁移时无须重新训练解码器参数，验证了本文所提动态迁移策略的有效性。此外，基于 Transformer、Autoformer 的迁移模型和本文的 Informer 迁移模型预测精度相当，但本文所提方法的每个模型总平均训练时间均低于其他模型。这一结果表明，本文提出的基于 Informer 基础源域模型的训练和知识迁移方案，在有效提升预测精度的同时，显著降低了训练时间。尤其在相同的计算资源下，Informer 展示了在处理大规模时间序列数据时的计算效率优势，较 Seq2Seq、Transformer 和 Autoformer 等深度学习方法更为高效。

为进一步说明本文方法的有效性，本文选取某个装机容量为 20 kW 的台区分布式光伏，图 7 展示了该台区在不同预测方法下的功率预测效果，涵盖

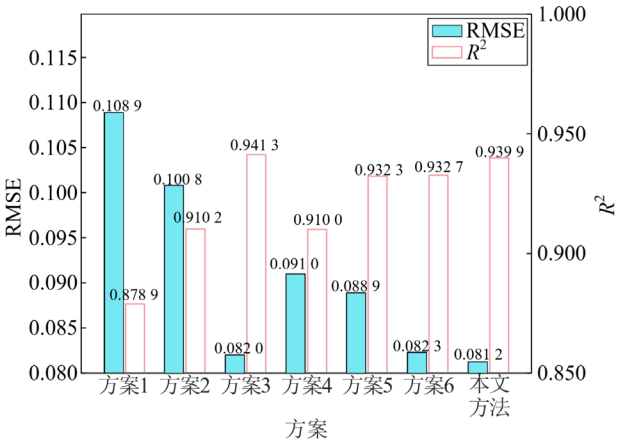


图 6　不同方案的模型预测误差图

Fig.6　Comparison of the predicted effects of different scenarios

表 2　不同方案模型平均训练时间对比

Table 2　Comparison of average training time of models with different scenarios

方案	基础源域模型平均训练时间/s	迁移模型平均训练时间/s	总平均训练时间/s
1			201.42
2	50.36		50.36
3	50.36	5.48	55.84
4	50.36	3.17	53.53
5	50.36	10.78	71.14
6	50.36	5.23	55.59
本文方法	50.36	2.03	52.39

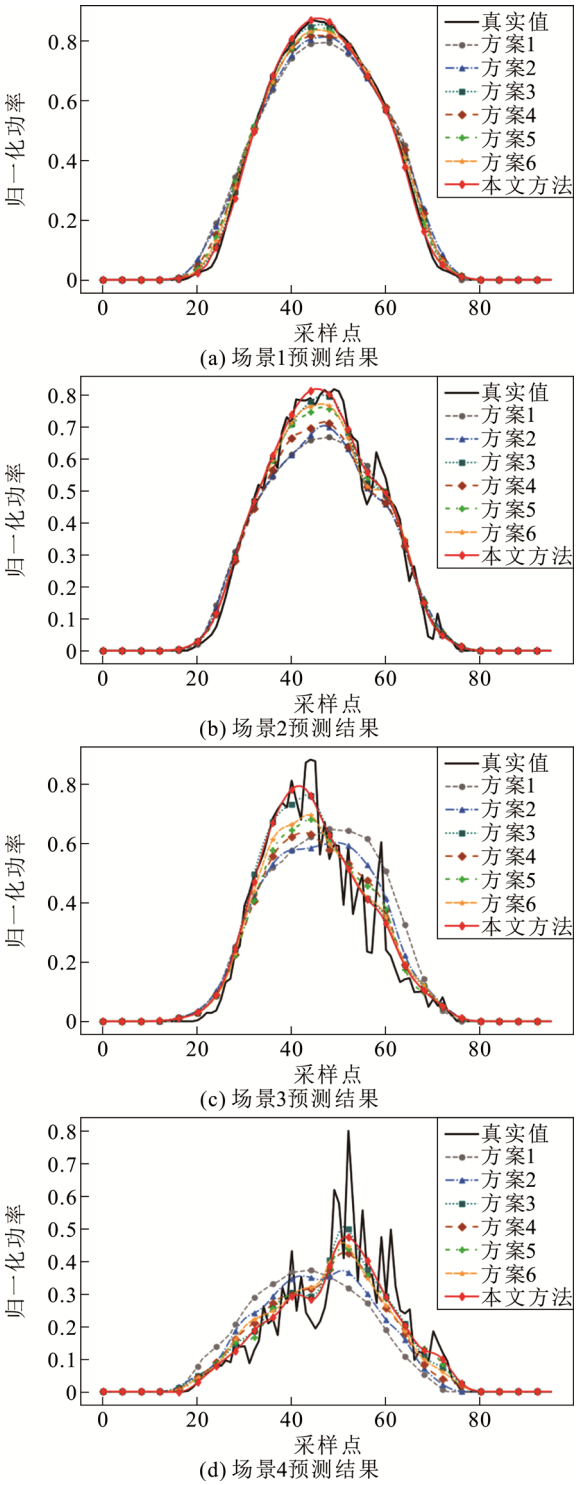


图 7　不同天气场景预测结果

Fig.7　Forecasting results for different weather scenarios

了 4 种不同的天气预测场景；图 8 展示了该台区在各聚类方法最优聚类效果下的预测精度，其中基础预测模型和迁移策略与本文所提方法一致。具体而言，方案 1 的模型输出呈现更为平滑的趋势，虽然能够捕捉到功率变化的大致走向，但模型未能充分感知气象波动，对实时天气变化的敏感度较低，难以准确响应气象因素对功率的影响；方案 3、5、6 和本文方法模型的预测精度相当，表现优于方案 2 和 4，即使在天气变化较为剧烈的场景 4 中，模型也能够及时跟踪功率变化的特征，展示了模型在动态环境下的适应能力。另外，由于本方法面向短期预测，更关注光伏功率的整体趋势，因此考虑到气象和功率响应的时移现象，本文对输入气象进行了平滑处理，导致模型对局部波动的敏感性较低，在气象快速变化时预测精度较低。整体来看，上述结果仍然能够验证本文所提方法在应对复杂气象变化中的有效性和优势。

将 4 种聚类方法下模型动态迁移的预测效果进行比较可以看出，基于 AP 聚类方法划分的相似天气场景样本，分场景训练得到的预测模型表现出更准确的预测精度，这说明 AP 聚类算法能够更有效地捕捉到天气数据中复杂的非线性特征和时空关联性，生成更具有代表性和一致性的聚类结果。

综上所述，本文方法融合所有台区的历史样本划分预测场景，分场景构建基础预测模型作为源域，既解决了单个台区作为源域的数据受限问题，又减少了不相关样本的干扰，同时在迁移过程中考虑了每个台区个体出力的特征，提高了预测准确性。此外，由于借鉴了迁移学习中模型微调的思想，本文方法仅需利用少量样本重新训练解码器的参数，避免了对整个模型进行冗余训练，从而有效节省了模型训练资源，适用于海量台区分布式光伏功率预测等功率存在明显相似特征的预测场景。考虑到省级和市级分布式光伏系统的庞大装机容量和数量，本文方法能够在大规模应用场景中展现出明显的优势。

5 结论

为了解决海量台区分布式光伏的功率预测建模难题，本文提出一种多预测场景模型动态迁移的分布式光伏功率预测方法，经实际数据验证，得出以下结论：

1）通过融合海量台区光伏的高质量历史数据并进行天气场景划分，有助于基础模型初步学习不同天气场景下功率波动的共性规律，从而为后续针对特定台区的个性化模型优化提供有力的数据基础和预学习框架。

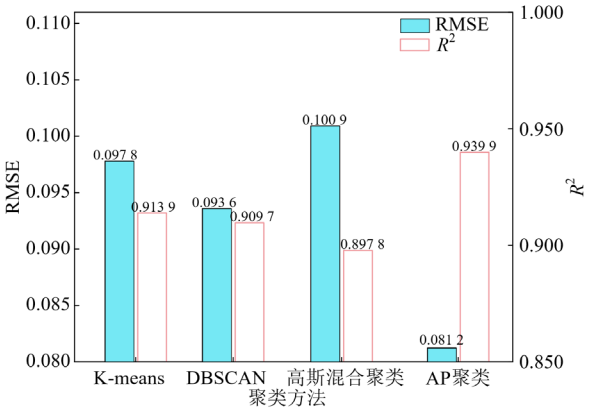


图 8 不同聚类方法的预测效果对比图

Fig.8 Comparison of the prediction effect of different clustering methods

2）根据预报日的气象特征对基础预测模型进行动态迁移，能够增强海量台区在不同场景下对基础源域模型的适配性，便于后续源域模型向目标域的有效迁移。

3）通过微调模型关键层参数，基于历史相似日动态更新基础源域模型，最终快速准确地得到每个台区的功率预测结果，既能避免每个台区预测模型重复训练所增加的冗余成本，也能及时跟踪不同预测场景的气象波动，从而动态作出响应，提高功率预测精度，为调度掌握分布式光伏的未来运行状态提供高质量的数据支撑。

附录见本刊网络版(http://hve.epri.sgcc.com.cn)。

参考文献 References

[1] 国家能源局. 国家能源局关于印发《2022 年能源工作指导意见》的通知[EB/OL]. 北京：国家能源局[2022-03-17]. https://zfxxgk. nea. gov. cn/2022-03/17/c_1310534134. htm.
National Energy Administration. Notice on the issuance of the “guidelines for energy work in 2022”[EB/OL]. Beijing, China: National Energy Administration[2022-03-17]. https://zfxxgk.nea.gov.cn/2022-03/17/c_1310534134. htm.

[2] 栗 峰，丁 杰，周才期，等. 新型电力系统下分布式光伏规模化并网运行关键技术探讨[J]. 电网技术，2024，48(1)：184-196.
LI Feng, DING Jie, ZHOU Caiqi, et al. Key technologies of large-scale grid-connected operation of distributed photovoltaic under new-type power system[J]. Power System Technology, 2024, 48(1): 184-196.

[3] 黎静华，骆怡辰，杨舒惠，等. 可再生能源电力不确定性预测方法综述[J]. 高电压技术，2021，47(4)：1144-1155.
LI Jinghua, LUO Yichen, YANG Shuhui, et al. Review of uncertainty forecasting methods for renewable energy power[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(4): 1144-1155.

[4] 梁志峰，康重庆，隋凌峰，等. 含高比例分布式光伏的主配网运行

风险评估与防控策略研究[J]. 清华大学学报(自然科学版)，2024，64(11)：1964-1978.
LIANG Zhifeng, KANG Chongqing, SUI Lingfeng, et al. Research on risk warning and prevention strategies for main distribution networks with high proportion distributed photovoltaics[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2024, 64(11): 1964-1978.

[5] 任佳星，孙英云，秦继朔，等. 基于改进域对抗网络的新能源基地风光时序功率曲线生成方法[J]. 电网技术，2024，48(8)：3409-3417.
REN Jiaxing, SUN Yingyun, QIN Jishuo, et al. Improved domain adversarial neural networks based generation method of wind-photovoltaic power time series curves for renewable energy base[J]. Power System Technology, 2024, 48(8): 3409-3417.

[6] 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.

[7] 王晓霞，艾兴成，王　涛. 基于实例迁移学习的小样本光伏功率短期预测[J]. 太阳能学报，2024，45(6)：325-333.
WANG Xiaoxia, AI Xingcheng, WANG Tao. Few-shot photovoltaic power short-term forecasting based on instance transfer learning[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2024, 45(6): 325-333.

[8] 史凯钰，张东霞，韩肖清，等. 基于 LSTM 与迁移学习的光伏发电功率预测数字孪生模型[J]. 电网技术，2022，46(4)：1363-1371.
SHI Kaiyu, ZHANG Dongxia, HAN Xiaoqing, et al. Digital twin model of photovoltaic power generation prediction based on LSTM and transfer learning[J]. Power System Technology, 2022, 46(4): 1363-1371.

[9] SARMAS E, DIMITROPOULOS N, MARINAKIS V, et al. Transfer learning strategies for solar power forecasting under data scarcity[J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 14643.

[10] LUO X, ZHANG D X, ZHU X. Combining transfer learning and constrained long short-term memory for power generation forecasting of newly-constructed photovoltaic plants[J]. Renewable Energy, 2022, 185: 1062-1077.

[11] 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.
WANG Xiaoxia, YU Min, HUO Zejian, et al. Short-term power forecasting of distributed photovoltaic station clusters based on affinity propagation clustering and long short-term time-series network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(6): 133-141.

[12] LIN P J, PENG Z N, LAI Y F, et al. Short-term power prediction for photovoltaic power plants using a hybrid improved Kmeans-GRA-Elman model based on multivariate meteorological factors and historical power datasets[J]. Energy Conversion and Management, 2018, 177: 704-717.

[13] 毕贵红，张梓睿，赵四洪，等. 基于多模式分解和多分支输入的光伏功率超短期预测[J]. 高电压技术，2024，50(9)：3837-3849.
BI Guihong, ZHANG Zirui, ZHAO Sihong, et al. Ultra-short-term prediction of photovoltaic power based on multi-mode decomposition and multi-branch input[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(9): 3837-3849.

[14] 朱连江，马炳先，赵学泉. 基于轮廓系数的聚类有效性分析[J]. 计算机应用，2010，30(增刊 2)：139-141，198.
ZHU Lianjiang, MA Bingxian, ZHAO Xuequan. Clustering validity analysis based on silhouette coefficient[J]. Journal of Computer Application, 2010, 30(Supplement2): 139-141, 198.

[15] ZHOU H Y, ZHANG S H, PENG J Q, et al. Informer: beyond efficient transformer for long sequence time-series forecasting[C]//Proceedings of the 35th AAAI Conference on Artificial Intelligence. [S.l.]: AAAI, 2021: 11106-11115.

[16] 杨　晨. 基于 Informer 模型的区域光伏发电功率预测[D]. 湘潭：湘潭大学，2023.
YANG Chen. Regional photovoltaic power prediction based on Informer model[D]. Xiangtan, China: Xiangtan University, 2023.

[17] 马志远，王　勃，杨　茂，等. 基于二维风速修正和多重集成的两阶段迁移学习短期风电功率预测[J]. 高电压技术，2024，50(9)：3934-3943.
MA Zhiyuan, WANG Bo, YANG Mao, et al. Two-stage transfer learning short-term wind power prediction based on two-dimensional wind speed correction and multiple integration[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(9): 3934-3943.

[18] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach, USA: Curran Associates Inc., 2017: 6000-6010.

[19] 赵佳蕊，王玲芝，李晨阳. 基于 LEA-LSTM 的光伏发电功率短期预测方法[J]. 电力信息与通信技术，2024，22(11)：34-42.
ZHAO Jiarui, WANG Lingzhi, LI Chenyang. A short-term prediction method of photovoltaic power generation based on LEA-LSTM[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2024, 22(11): 34-42.

[20] 马恒瑞，袁傲添，王　波，等. 基于深度学习的负荷预测研究综述与展望[J]. 高电压技术，2025，51(3)：1233-1250.
MA Hengrui, YUAN Aotian, WANG Bo, et al. Review and prospect of load forecasting based on deep learning[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(3): 1233-1250.

[21] 方朝雄，郑洁云，张章煌，等. 基于相似日与 VMD-DBO-KELM 的分布式光伏发电功率预测方法[J]. 高电压技术，2025，51(7)：3477-3487.
FANG Chaoxiong, ZHENG Jieyun, ZHANG Zhanghuang, et al. Distributed photovoltaic power prediction based on similar day and VMD-DBO-KELM[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(7): 3477-3487.

[22] 白如雪. 基于改进相似日和 LSTM 神经网络的短期光伏功率预测方法研究[D]. 济南：山东大学，2023.
BAI Ruxue. Research on short-term photovoltaic power prediction method based on improved similar day algorithm and LSTM neural network[D]. Jinan, China: Shandong University, 2023.

[23] 赵兴旺，梁吉业. 一种基于信息熵的混合数据属性加权聚类算法[J]. 计算机研究与发展，2016，53(5)：1018-1028.
ZHAO Xingwang, LIANG Jiye. An attribute weighted clustering algorithm for mixed data based on information entropy[J]. Journal of Computer Research and Development, 2016, 53(5): 1018-1028.



杨宝龙
2003—，男，硕士生
主要从事新能源功率预测、负荷预测的研究工作
Email: yangbaolong0206@126.com

YANG Baolong



杨　明(通信作者)
1980—，男，博士，教授，博导
主要从事电力系统优化调度、电力系统稳定分析与控制、电力系统运行可靠性评估和新能源预测与并网分析的研究工作
E-mail: myang@sdu.edu.cn

YANG Ming
Ph.D., Professor
Corresponding author

收稿日期　2024-12-14　在线出版日期　2025-06-05　　编辑　何秋萍

附录 A

皮尔逊相关系数计算式为：

$$R(x,y)=\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(X_i-\bar{X}\right)\left(Y_i-\bar{Y}\right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\left(X_i-\bar{X}\right)^2\sum_{i=1}^{n}\left(Y_i-\bar{Y}\right)^2}} \tag{A1}$$

式中：X_i 和 Y_i 分别为标准化后的气象因素和台区光伏的输出功率样本点数据；$\bar{X}$ 和 $\bar{Y}$ 分别为其对应的平均值；n 为样本数；$R(x,y)$ 为相关系数，取值范围为[−1, 1]，其绝对值越大，相关性越强。本文通过皮尔逊相关系数确定影响光伏发电功率的关键气象变量，以构建天气预测场景划分的聚类特征指标。

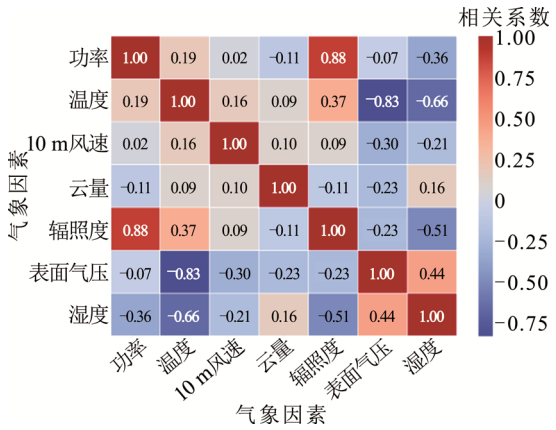


图 A1　相关系数热图

Fig.A1　Correlation coefficient heat map

附录 B

基于 Informer 的光伏发电功率预测模型的具体结构如下所述。

1）嵌入层：为提取更多的时间特征，将辐照度、温度、湿度进行标量投影；局部时间戳采用位置编码，由正弦和余弦函数生成；另外，考虑到光伏发电功率季节周期性变化、昼夜更替等时间演化特征对光伏功率的影响，Informer 模型利用月、日、时刻时间信息构造全局时间戳，以有效捕捉这些时间变化对光伏输出功率的影响。

2）编码器层：Informer 模型使用 ProbSparse 和 distilling 的方法对光伏发电相关变量进行编码。自注意力机制往往采用键-值-查询(key-value-query)模式，Informer 让 key 只关注前 n 个重要的 query，即：

$$A=\mathrm{softmax}\left(\frac{\bar{\boldsymbol{Q}}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_k}}\right)\boldsymbol{V} \tag{B1}$$

式中：$\bar{\boldsymbol{Q}}$ 为只包含前 n 个 Query 的稀疏矩阵；$\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}$ 是 Key 矩阵的转置；$\boldsymbol{V}$ 是 Value 矩阵；d_k 是 $\boldsymbol{K}$ 的维度；softmax(·)是激活函数。此外，Informer 使用 distilling 来赋予具有主要信息的优势特征更高的权重。

3）解码器层：输入的时间序列 $X_{\mathrm{feed_de}}^{t}$ 被分为 2 部分，分别是被预测点之前的已知序列 X_{token}^{t} 和待预测的光伏发电功率占位序列 X_0^t。

$$X_{\mathrm{feed_de}}^{t}=\mathrm{Concat}\left(X_{\mathrm{token}}^{t},X_0^t\right)\in R^{\left(L_{\mathrm{token}}+L_{\mathrm{y}}\right)d_{\mathrm{model}}} \tag{B2}$$

式中：L_{token}、L_{y} 分别为已知历史光伏序列和待预测光伏功率序列的长度；d_{model} 表示模型的维度；Concat(·)表示拼接操作。解码器利用编码器生成的中间结果进行多头注意操作，通过全连接层来调整输出数据的维度，最终生成预测输出结果。

附录 C

目前权重的确定主要分为主观赋权和客观赋权，主观赋权容易受到经验和专家知识的影响，熵权法作为一种客观赋权法具有更强的客观性且能达到的精度更高，其具体的计算式如式(C1)—(C3)所示。首先根据各指标的变异程度，计算其比例大小，然后计算各指标的信息熵，再通过信息熵计算各气象指标的客观权重。

$$p_{ij}=\frac{X_{ij}}{\sum_{i=1}^{m}X_{ij}},i=1,\cdots,m;j=1,2,\cdots,n \tag{C1}$$

$$E_j=-(\ln m)^{-1}\sum_{i=1}^{m}p_{ij}\ln p_{ij} \tag{C2}$$

$$\omega_j=\frac{1-E_j}{n-\sum E_j} \tag{C3}$$

式中：m 代表历史气象样本的数量；n 代表每个样本气象特征的个数；i 代表第 i 天历史气象样本，j 表示第 j 个气象特征；当 $p_{ij}=0$ 时，$\ln p_{ij}=0$；ω_j 是各个气象特征的权重系数。综合熵权法和欧式距离得到的相似度计算式如下：

$$D'=\sqrt{\sum_{i=1}^{m}\omega_j\left(\boldsymbol{x}_0(j)-\boldsymbol{x}_i(j)\right)} \tag{C4}$$

式中：$\boldsymbol{x}_i$ 表示第 i 个历史样本的气象特征向量；$\boldsymbol{x}_0$ 表示待预测日的气象特征向量；D' 表示两日气象特征向量之间的相似度，该值越小，两日越相似。

附录 D

表 D1　Informer 模型主要参数

Table D1　Informer model main parameters

参数名称	数值	参数名称	数值
优化器	Adam	注意力头数	8
损失函数	MSE	训练次数	5
学习率	0.000 1	输入序列长度	96
批次大小	32	标签长度	96
模型维度	512	预测序列长度	96

为评估模型预测的准确性，本文采用均方根误差(root mean square error, RMSE)、决定系数(R-squared, R^2)这 2 种指标评价模型检验光伏功率预测性能。具体计算式为：

$$P_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left(\frac{y_i-\hat{y}_i}{C_i}\right)^2} \tag{D1}$$

$$P_{\mathrm{R}^2}=1-\frac{\sum_{i}\left(y_i-\hat{y}_i\right)^2}{\sum_{i=1}\left(y_i-d_i\right)^2}\times 100\% \tag{D2}$$

式中：P_{RMSE}、P_{R^2} 分别表示预测功率和真实功率之间的 RMSE、R^2 值；m 表示样本数量；i 表示样本序列号；y_i、$\hat{y}_i$ 分别表示功率真实值和预测值，C_i 为开机容量，d_i 表示真实值的平均值。

为证明 AP 聚类算法的有效性，本文选取 K-means 聚类、DBSCAN 聚类、高斯混和聚类 3 种方法进行对比，评价指标选取 SC 值、DBI 值、CH 值，不同聚类个数下的聚类效果如图 D1—D3 所示。

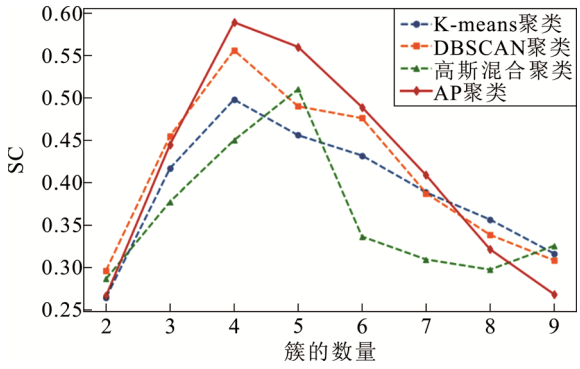


图 D1　不同聚类方法的 SC 值对比图

Fig.D1　Comparison plot of SC values for different clustering methods

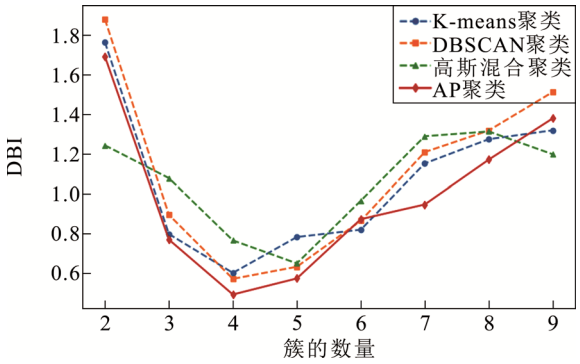


图 D2　不同聚类方法的 DBI 值对比图

Fig.D2　Comparison plot of DBI values for different clustering methods

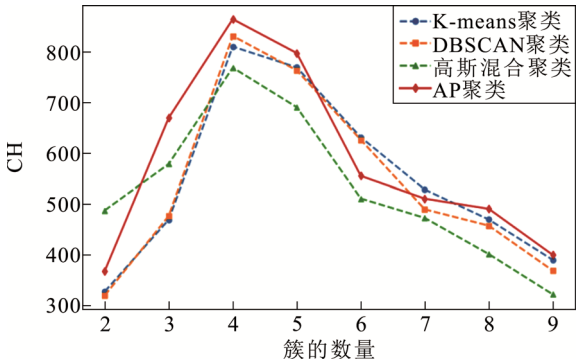


图 D3　不同聚类方法的 CH 值对比图

Fig.D3　Comparison plot of CH values for different clustering methods