第 50 卷 第 9 期：3823-3836　　高电压技术　　Vol.50, No.9: 3823-3836
2024 年 9 月 30 日　　High Voltage Engineering　　September 30, 2024
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20241424

风电和光伏发电功率联合预测与预调度框架

叶　林[1]，裴　铭[1]，李　卓[1]，宋旭日[2]，罗雅迪[2]，汤　涌[2]
（1. 中国农业大学信息与电气工程学院，北京 100083;
2. 电网安全全国重点实验室(中国电力科学研究院有限公司)，北京 100192）

摘　要：随着多区域互联电力系统的发展，风电、光伏等新能源发电大规模并网，风电-光伏功率的联合预测和协调调度是必然趋势和迫切需求。为此，从风电-光伏发电的时空相关性分析出发，对风电-光伏功率时空耦合、风电光伏联合预测建模、风电光伏联合预测模型参数优化、考虑风电-光伏联合预测的电力系统预调度等方面进行了分析讨论。首先，研究揭示风电-光伏功率在时间-空间上的交互影响机理，提出面向多时间尺度的风电-光伏功率时间互补性分析方法，建立风电-光伏发电空间相关性量化模型，构建基于多阶图卷积神经网络风电-光伏发电时空耦合模型；基于此，研究提出了融合异构图神经网络的风电-光伏联合预测方法，建立了风电-光伏联合预测模型参数优化模型，构建了新能源有功功率预测误差矢量评价体系，为风电-光伏联合发电系统的协调调度和控制提供决策支撑；在风电-光伏联合发电预测的基础上，采用风电、光伏发电时间互补、空间互济的思路探讨了风电-光伏联合的电力系统预调度策略和方法，对不同时间尺度风电-光伏的协调调度策略进行了剖析，建立了电网-区域-集群-场站空间递阶的风电-光伏联合发电系统分层调度框架。最后，展望了未来风电-光伏联合预测与预调度方面应研究的方向。

关键词：风电-光伏联合预测；时空相关性；异构图神经网络；风电-光伏协调调度；电力系统预调度

Framework for Joint Wind and Photovoltaic Power Forecasting and Pre-dispatch

YE Lin[1], PEI Ming[1], LI Zhuo[1], SONG Xuri[2], LUO Yadi[2], TANG Yong[2]
(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China;
2. National Key Laboratory of Grid Security (China Electric Power Research Institute), Beijing 100192, China)

Abstract: With the development of multi-region interconnected power system, the wind power, photovoltaic (PV) and other new energy power generation are connected to the grid on a large scale, and it is an inevitable trend and urgent need to perform the joint prediction and coordinated scheduling of wind power-photovoltaic power. Starting from the analysis of the spatio-temporal correlation of wind power-photovoltaic (PV) power generation, this paper analyzes and discusses the spatio-temporal coupling of wind power-PV power, modelling of wind power-PV joint forecast, optimization of the parameters of wind power-PV joint forecast model, and pre-dispatch of the power system considering the wind-PV joint forecast. Firstly, the mechanism of wind-PV power interaction in time-space is revealed, a multi-time scale wind-PV power time complementarity analysis method is proposed, a quantitative model for the spatial correlation of wind-PV power generation is established, and a spatial and temporal coupling model for wind-PV power generation is constructed based on a multistage graph convolutional neural network. Based on the results above, a joint prediction method of wind-PV power by integrating heterogeneous graph neural networks is proposed, a joint forecasting model for wind-PV power optimization model of the parameters of the joint prediction model is constructed, and a new energy active power prediction error vector evaluation system is constructed, which provide decision-making supports for the coordinated scheduling and control of the wind-optical joint power generation system. On the basis of wind-optical joint power generation prediction, the wind power and photovoltaic power generation time complementary and spatial mutual aid ideas are used to explore the wind-optical joint power system pre-scheduling strategies and methods, and the wind-optical coordinated scheduling strategies at different time scales are dissected and analyzed, and a hierarchical scheduling framework

基金资助项目：国家重点研发计划(2022YFB2403000)；国家电网有限公司科技(522722230034)；国家自然科学基金新型电力系统联合基金重点项目(U22B20117)。
Project supported by National Key R&D Program of China (2022YFB2403000), Science and Technology Project of SGCC (522722230034), Key Project of National Natural Science Foundation of China (U22B20117).

for the combined wind-photovoltaic power generation system with spatial progression of power grid-region-cluster-field station is established. Finally, the prospects in future researches on wind-PV joint prediction and pre-dispatch are put forward.

Key words：wind-PV joint prediction; spatio-temporal correlation; heterogeneous graph neural network; wind-PV coordinated scheduling; power system pre-dispatch

0 引言

风力发电、光伏发电等可再生能源的快速发展为减少碳排放提供了机遇和挑战[1]。准确的风力和光伏功率预测可以促进可再生能源的整合，并具有重要的现实应用价值[2]。

近年来，随着新能源发电一体化和高压直流输电(high voltage direct current, HVDC)的快速发展[3]，未来电力系统运行和电力市场交易模式将更加注重不同区域间各类发电的协调互动[4]，这有利于多区域互联电力系统的供需平衡[5]。以中国西电东送工程为例，已有大量研究和实际应用通过高压直流将西北地区丰富的可再生能源输送到东南地区，以支持受端能源平衡[6]。

然而，随着多区域互联电力系统的扩展和复杂化，涉及的区域将更加广泛，而并网的新能源场站数量也将大大增加。这意味着传统的逐一顺序预测方式将不再适用于大规模的新能源站点。为了更好地促进多区域互联电力系统的发展和运行，未来的新能源功率预测模型需要同时兼顾计算效率与计算精度，并改革传统的预测机制。因此，多输入多输出(multi-input and multi-output, MIMO)新能源发电功率群体预测模式是一种必然选择。

在此之前，关于如何扩展到更多的风电场或光伏电站，有许多论文进行了综述[7-8]。起初，直接聚合法(direct aggregation, DA)适用于少量可再生能源站点的情况[9]，但由于训练成本高且质量较差，很难适用于大规模站点。统计升尺度大大降低了模型的时间复杂性，但参考站点的优先级和非线性映射关系限制了统计升尺度的可靠性[10]。此外，这 2 种方法考虑的更多是本地可用信息，很少利用邻近地区多个站点的时空相关性。

基于时空相关性的预测是现有研究中一种典型且常用的 MIMO 方法[11]，它将数十个可再生能源站点作为一个独立且交互的联合体，称为可再生能源集群，并充分整合先验的时空相关性信息以获得精确的全局预测结果，而不是将多个单站点目标模型打包成一个结构集合。在此基础上，许多人工智能方法，如稀疏性控制向量自回归[12]、含长短期记忆的波形网络[13]、多任务学习[14]等，通过表示时空尺度上的自然相关性，被应用于不同目标站点的联合预测。

然而，随着风电、光伏等新能源集群覆盖空间尺度的扩大，可再生能源集群中突出的时空相关性逐渐减弱。换句话说，相距甚远的 2 个地点很难被归入一个群组并捕捉到空间关系[15]。因此，针对分散分布环境中的大规模可再生能源站点，如多区域互联电力系统，可能需要先将所有站点按位置划分为多个簇，然后通过相应的时空相关性进行各簇预测任务[16]。具体来说，多集群预测需要注意的一个问题是，每个集群之间的时空相关性较强，而不同集群之间的相关性较小，甚至不存在相关性。

此外，在依次部署每个集群的预测任务时，也会出现与传统按照逐一顺序预测新能源场站模式相同的问题。由于多区域互联电力系统中存在许多可再生能源集群，逐个预测的方式将消耗大量时间[17]。同时，对于 N 个集群的联合预测任务，无论是采用顺序建模的方式构建 N 个单集群目标模型，还是采用联合建模的方式将 N 个单集群目标子模型集成到一个集合包中，最终的模型和参数大小都可能过于繁琐且调试困难，无法扩展到众多场站[18]。因此，有必要开发一种时空相关性下的压缩统一预测器，以解决多个空间分布集群的联合预测问题。

随着图论方法的广泛应用，研究者们越来越倾向于将庞大而复杂的关系网络转化为直观的图形表示，以揭示结构数据背后的非线性特征。这种方法通过将交互关系转化为时空图，不仅促进了信息的传播，还增强了模型的泛化能力[19]。图神经网络(graph neural network, GNN)和图卷积网络(graph convolution network, GCN)是 2 种典型的代表，其中图神经网络通过基于地理位置的关系将各个站点连接起来，形成图结构，这种方法非常适合处理空间特征。图卷积网络因其在非欧几里得空间特征提取方面的卓越能力，已成为风电-光伏预测领域一个活跃的研究方向。在多数预测研究中，研究者们通常采用固定连接结构的图表来代表目标场站。然而，

在进行多场站预测时，目标站点之间的功率关系往往是未知的。为了解决这一问题，研究者们常常利用站点间的物理距离或功率相关系数来近似计算相邻矩阵，从而生成目标场站的图结构。Liao 等人首次采用 GCN 来捕捉多个相邻风电或光伏场站之间的空间依赖性，随后利用长短期记忆(long short-term memory，LSTM)网络从时间序列功率曲线中提取时间特征[20]。Khodaar 和 Wang 将粗糙集理论与卷积相结合，实现了对多个风场更为稳健的风速预测[21]。Jiao 等人通过交替排列 GCN 和 LSTM 来预测分布式光伏系统群的太阳辐照度，成功获得了高精度的耦合时空特征[22]。在这些研究的基础上，Yu 等人采用卷积结构替代 LSTM，以提高多个海上风场短期风预测的精度[23]。Song 等人研究了天气信息对风力发电的影响，并利用 GNN 捕捉天气因素与风功率之间的空间关系，同时采用多分辨率内核来捕获长期和局部的时间相关性，以获得更好的预测精度[24]。图论方法在表示大规模同质节点等同质图网络中表现出色，然而，在处理来自不同发电类型或地理位置分散的多个集群节点等多样化异质节点关系方面仍存在挑战[25]。

为了应对这一挑战，国内外学者聚焦于调度计划的制定和实时指令的执行方面，对风电-光伏联合发电调度系统进行了深入研究。以张北国家风电-光伏示范工程为例，通过统一协调风、光、储等发电资源，实现了风电-光伏联合发电基地的友好互动和智能调度，探索出了创新的运行模式[26]。依托这一示范工程，研究者们进一步探讨了风电-光伏联合发电系统的一体化协调运行和互动调度机制，从实际工程需求出发，介绍了不同参与模式的运行场景，强调了设计多组态参与模式对于风电-光伏联合发电系统工程应用的重要性。

在大规模新能源电力系统的调度中，“时序递进、滚动协调和消纳最大化”成为核心原则[27]。调度策略采用多时间尺度滚动协调方法，通过长期、中期、短期和超短期的滚动预测，逐步细化启动周期，从而完成从年计划到实时计划的制定[28]。此外，通过分析不同地理位置间的平滑度，建立了多空间尺度协调调度模式。然而，在多时空尺度分层模型预测控制(model predictive control, MPC)优化协调运行系统中，由于存在功率“非周期性”预测波动问题，传统的调度预留旋转备用策略缺乏对风电、光伏场站出力和备用的统一优化配置[29]。尽管目前对多时间尺度新能源电力系统调度模式的研究已取得一定进展，但关于风电-光伏协调调度和多空间尺度控制策略的研究仍需进一步完善，以实现更高效、更可靠的风电-光伏联合发电系统调控[30]。

为探究风电-光伏联合预测与预调度的主要攻关方向和难点，本文对风电-光伏功率时空耦合、风电光伏联合预测建模、风电光伏联合预测模型参数优化、考虑风电-光伏联合预测的电力系统预调度等进行了分析讨论：首先，从风光功率时间互补、空间相关性出发，揭示了风电-光伏功率在时间-空间上的交互影响机理，提出了面向多时间尺度的风电-光伏功率时间互补性分析方法，建立了风电-光伏发电空间相关性量化模型，构建了基于多阶图卷积神经网络风电-光伏发电时空耦合模型，为风电-光伏联合预测提供理论与数据基础。

其次，从预测方法、参数优化、模型评价 3 个方面，构建了风电-光伏联合预测的理论框架，研究提出融合异构图神经网络的风电-光伏联合预测方法，建立了风电-光伏联合预测模型参数优化模型，构建了新能源有功功率预测误差矢量评价体系，为风电-光伏联合发电系统的协调调度和控制提供决策支撑。

然后，在风电-光伏联合预测的基础上，从风电-光伏发电时间互补、空间互济出发，对不同时间尺度风电-光伏的协调调度策略进行了剖析，建立了电网-区域-集群-场站空间递阶的风电-光伏联合发电系统分层调度框架。

最后，从结合模型驱动与数据驱动的风电-光伏联合预测、融合智能电网大模型和云计算的风电-光伏发电风险预警等多个角度出发，展望了风电-光伏联合预测与预调度应深入探索的研究方向，本文的整体框架如图 1 所示。

1　风电-光伏功率时空相关性

1.1　风电-光伏功率时间互补性

风电-光伏发电时间互补性是指风力发电和光伏发电在时间尺度上相互补充的特性[31]。这种互补性体现在两者的发电模式在不同时间段内具有相反的变化趋势，能够在短期(日内)、长时间尺度(季节或年度)以及极端条件(极寒、极热)下相互平衡[32]，风电-光伏发电时间互补性分类如表 1 所示。

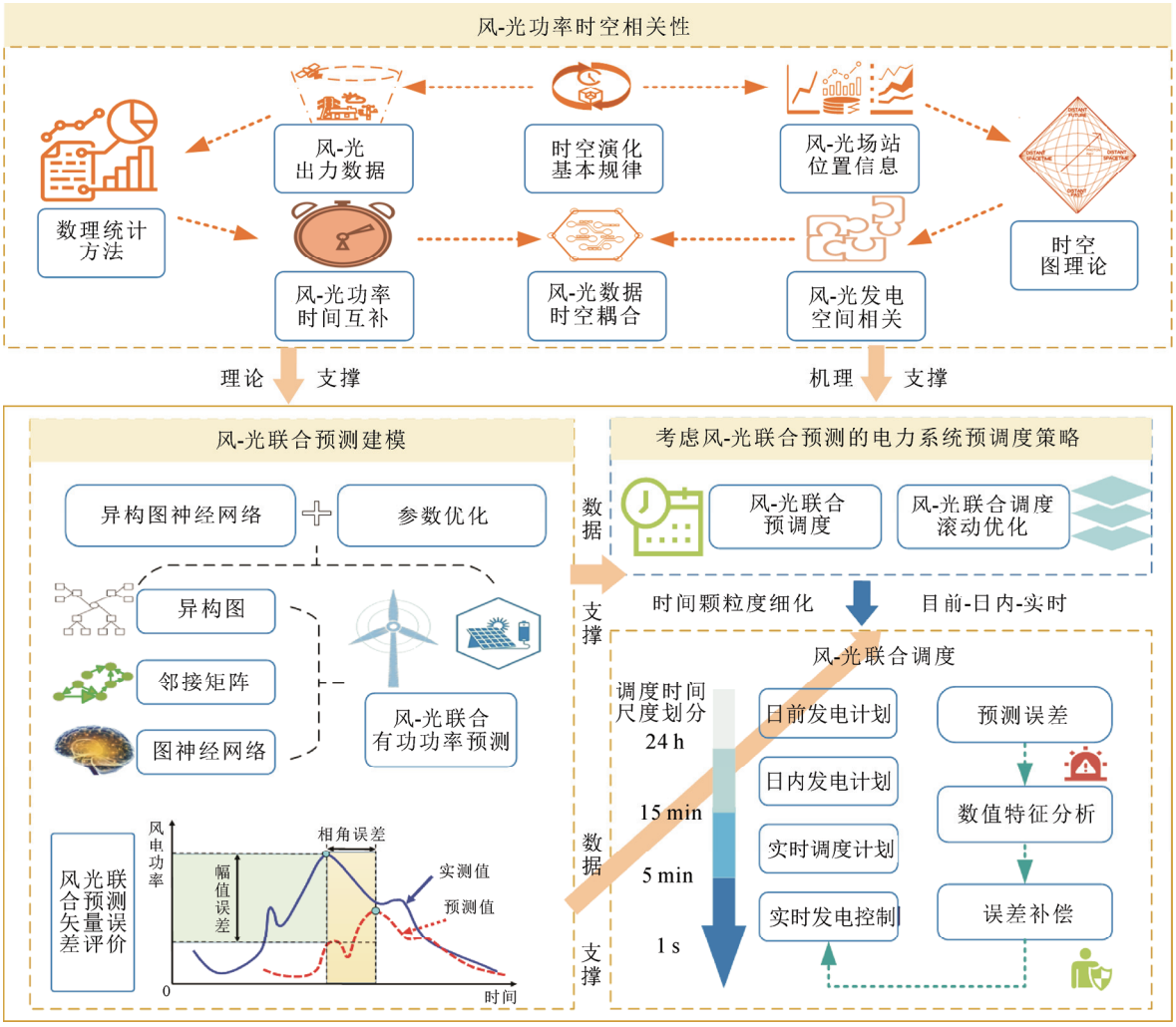


图 1 本文整体框架图

Fig.1 Overall framework of this paper

表 1 风电-光伏发电时间互补性分类

Table 1 Classification of wind solar power generation time complementarity

类型	时间尺度	具体表现	分析方法
短期互补性	数小时或日内	光伏发电峰值出现在白天、夜间不出力，风力发电夜间出力增加、日内持续出力	结合风速和日照数据，分析风电-光伏发电小时级变化规律
长时间尺度互补性	季节性或年度周期	光伏发电在夏季出力更强，风力发电冬季出力更多，二者呈现季节性变化	通过长时间序列分析方法，识别季节或年度周期内互补模式
极端条件下互补性	极端天气事件	单一能源发电大幅度下降或者停机，但另一能源仍可能继续出力	分析极端天气状况下风电-光伏发电量变化规律

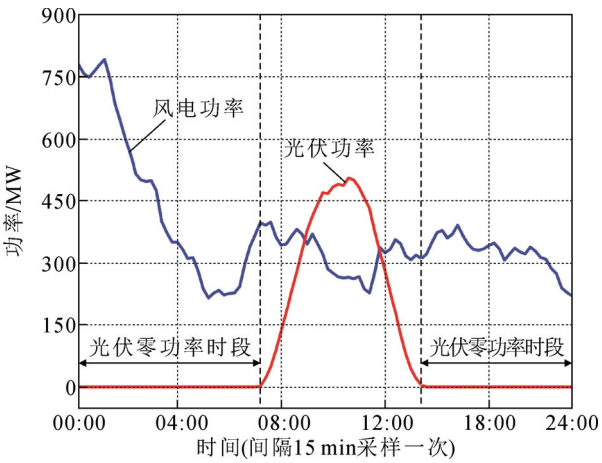


图 2 风电-光伏日内发电功率

Fig.2 Power generation during wind solar days

短期时间内的互补性研究主要集中于风电和光伏发电在日内时间尺度上的协同特性[33]。如图 2 所示，光伏发电量随着太阳辐射的增强而逐步增加，并通常在中午时段达到峰值。然而，夜间由于太阳辐射的消失，光伏发电停止运行，其输出功率降为

零。在此期间，风力发电可能成为电力系统的重要支撑，特别是在夜间风速较高的地区，风力发电能够有效补偿光伏发电的不足。这种日内互补性显著降低了电网负荷的波动性，从而有助于维持供电的连续性[34-35]。此外，风力和光伏发电的输出均受到天气条件的影响，如阴天和风速波动等。因此，通过动态调整调度策略，可以充分利用风电和光伏发电在短期内的互补性，以平衡电网负荷，减轻调频压力，并提升电力供应的稳定性[36-37]。

长时间尺度的时间互补性分析揭示了风光发电在季节性和年度周期上的互补特性。光伏发电通常在夏季表现出更高的发电效率，因为此时的日照时间更长，太阳辐射更强；而冬季，由于日照时间缩短和辐射强度减弱，光伏发电量相对较低。相对而言，风力发电在冬季往往表现较好，特别是在温带和寒带地区，冬季风速通常较高，风力发电量增加。因此，在季节性尺度上，风力发电能够弥补光伏发电在冬季的不足，而光伏发电则在夏季补充风力发电的下降[38]。

极端条件下的互补性主要分析风电-光伏发电遭遇如台风、暴雨、大雪、持续高温等极端天气时，光伏发电可能因云层遮挡或积雪覆盖而急剧下降，而风力发电则可能因风速过大导致机组停运或受限。例如，在极热无风的条件下，风电出力急剧减少，而光伏可以提供相对可靠的电力支撑；在极寒无光的条件下，光伏出力急剧减少，而风电可以提供相对稳定的电力支撑[39]。

1.2　风电-光伏发电空间相关性

风电-光伏场站的空间分布与变化规律是开发基于空间相关性风电-光伏功率联合预测方法的核心，通过空间分析可以有效挖掘和揭示一个集群空间内风电-光伏场站位置的内在规律和基本特征[40]。与时间相关性类似，风电-光伏功率在空间上具有依赖性或空间自相关性。空间依赖程度可通过空间自相关度量，空间自相关就是空间依赖性概念的数学表述，是一个空间位置上的样本数据与其他位置上数据依赖性的观测值。同时，空间数据又具有异质性，即描述空间数据在空间分布上的不均匀性及复杂程度[41]。

一般而言，根据风电-光伏功率的空间依赖性，定义风电或光伏场站 i 和风电或光伏场站 j 的空间持续性为：

$$p_{x_i,y_i} = p_{x_j,y_j} \tag{1}$$

式中：p 为风/光场站的有功功率值；x_i 和 y_i 分别为风/光场站 i 的地理横坐标和纵坐标；x_j 和 y_j 分别为风/光场站 j 的地理横坐标和纵坐标。

为量化风电-光伏功率空间持续性或空间自相关性的特征，目前研究通常定义一个二元对称空间权重矩阵 $\boldsymbol{W}$ 来表达 N 个空间对象的空间临近关系，空间权重矩阵可以表示为：

$$\boldsymbol{W} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1N} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ w_{N1} & w_{N2} & \cdots & w_{NN} \end{bmatrix} \tag{2}$$

式中：w_{ij} 可以表示风电-光伏电场 i 和 j 的临近关系，根据定义可知空间权重矩阵是对称矩阵。

空间权重矩阵可以采用属性值和二元空间权重矩阵来定义一个加权空间临近度量方法，则对应的空间权重矩阵可以定义为：

$$w_{ij}^{*} = \frac{w_{ij}x_j}{\sum_{j=1}^{N} w_{ij}x_j} \tag{3}$$

式中：x 表示属性值，在文中表示风电-光伏场站的功率。

通过深入分析和量化风电-光伏功率的空间相关性，能够优化联合预测模型，提升其对复杂空间动态的捕捉能力，进而提升整体预测精度。

不同位置的风电-光伏场站由于受自然条件的影响，其空间布局会直接影响其出力的空间相关性。目前针对风电-光伏场站的位置分布进行相关性分析主要采用空间聚类算法，采用基于密度的噪声应用空间聚类(density-based spatial clustering of applications with noise，DBSCAN)对风电-光伏场站进行聚类的过程如图 3 所示。其中，A—E 表示不同的场站。

空间聚类是按照某种既定准则，对数据集内的数据按照一定算法进行集群或分类。在风电-光伏发电领域，可以根据风电-光伏场站所处的区域(空间距离)对集群内的风电-光伏场站进行聚类划分，划分后的风电-光伏场站聚类具有相似的特征，可以对不同风光场站聚类簇进行针对性地分析和建模。

目前研究显示，空间聚类主要采用 *k*-means 和 C-means 聚类算法。其中，*k*-means 是一种基于距离的算法，以待聚类对象的某种特征属性为准则，计

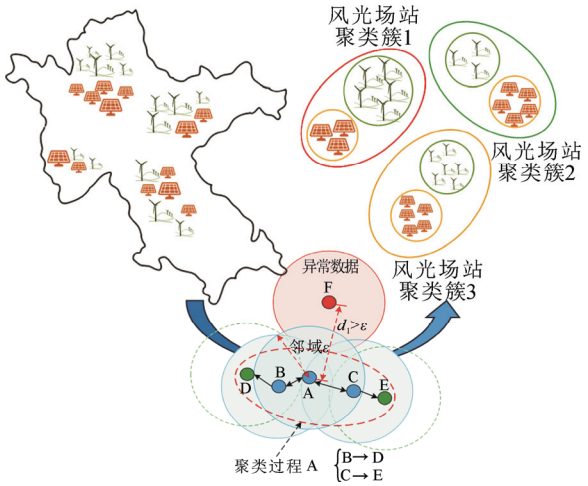


图 3 基于 DBSCAN 的风光场站聚类过程

Fig.3 DBSCAN-based clustering process for wind farm stations

算各个数据对象与聚类之间的距离，通过迭代优化，将所有的数据对象划分为 k 个聚类。以风电-光伏场站的地理坐标为特征属性，使用 k-means 算法对风电-光伏场站进行聚类。根据地理坐标进行聚类使得空间毗邻的风电-光伏场站被划分到一组是空间相关性分析中最常用的一种方法[42]。

由于风电-光伏场站出力的高度不确定性，仅采用地理坐标来对风电-光伏场站进行空间聚类，并不能全面地反映风电-光伏场站的空间相关关系，因此有必要综合考虑风电-光伏场站自身的功率统计特征，从而进行更合理的聚类。相关研究人员采用 C-means 聚类算法在计及场站位置信息的同时，将风电-光伏场站的全年功率时间序列作为风电-光伏场站的特征属性进行空间聚类，采用完整时间序列进行聚类的结果也具有明显的位置分布特征。因此在对风电-光伏场站进行空间聚类时，尤其是将其应用于风电-光伏集群联合的预测时，既要考虑风电-光伏场站功率的长期统计特征，同时也要考虑风电-光伏功率随时间的动态变化特性对聚类以及空间相关性的影响。此外，将空间聚类用于预测时，需要充分考虑不同指标的适用性以及风电功率的动态变化特性。

1.3 风电-光伏发电时空耦合

为了充分挖掘风电-光伏联合时空相关性特征，开发了一种新型端到端时空学习机制，以增强风电-光伏多集群异质交互关系的表示能力。该方法结合了多尺度卷积神经网络(multi-scale convolution neural network, multi-scale CNN)和多阶图卷积网络(multi-order graph convolution neural network, multi-order GCN)，在风电-光伏异质图拓扑结构(详见 2.2 节)上分别建立不同节点的时间相关性特征挖掘模型和同一集群节点之间的空间相关性特征挖掘模型，从而有效处理风电和光伏发电之间的差异性和时空耦合性[43]。图 4 展示了风电-光伏联合时空相关性特征挖掘模型。

针对风电-光伏联合时间相关性建模，如图 4(a)所示，采用多尺度卷积神经网络模型，并行提取每个站点(即每个图节点)不同尺度的时间序列特征，以作为初始节点特征，包含数据维度转换层、时间特征挖掘层和多尺度特征融合层的 3 层堆叠式结构。该设计的创新之处在于通过采用兼具循环类模型和卷积类模型优势的时间卷积神经网络，不仅能够保留功率序列数据中多个时间步之间的时序依赖关系，还充分挖掘了卷积运算在计算机视觉领域中的优势，避免了时序建模冗长、计算效率不高的缺点。此外，多尺度卷积运算的操作有助于不同长度时序相关模式的识别和融合，能够辅助时间卷积神经网络充分捕捉复杂的时间演化规律，便于后续空间相关性特征挖掘模型进一步获取空间关联信息。

为了从时间特征中提取更加精细的时空关联信息，图 4(b)中基于多阶图卷积神经网络的空间相关性模型在以风电-光伏功率时间自相关性特征矩阵为节点特征的异质图上，开展了空间邻域范围内多阶邻居特征的传播和聚合工作。实际上，空间图卷积神经网络在提取空间关联信息时，大多采用范围固定的感受野，即只关注与目标节点直接相连的一阶邻居节点，而忽略了那些间接连接的图节点及其影响，使其难以实现更高层次的空间特征挖掘。为了提高异构图神经网络对于空间相关性特征的解释能力，本文一方面扩展了图卷积网络的感受野范围，使其不仅重点关注一阶邻居节点的空间紧密性，而且对于远离目标节点的不同阶次图节点也能兼顾其影响。另一方面，本文将应用在卷积神经网络上的“卷积块注意力模块”经过结构性改进，移植到异质图卷积神经网络上，建立了不同阶次邻居特征的注意力学习机制和邻域范围内空间特征注意力学习机制，由此强化了异构图卷积神经网络对深层次空间特征的表达和解释能力，实现了风电-光伏发电功率不同维度关联信息的时空耦合。

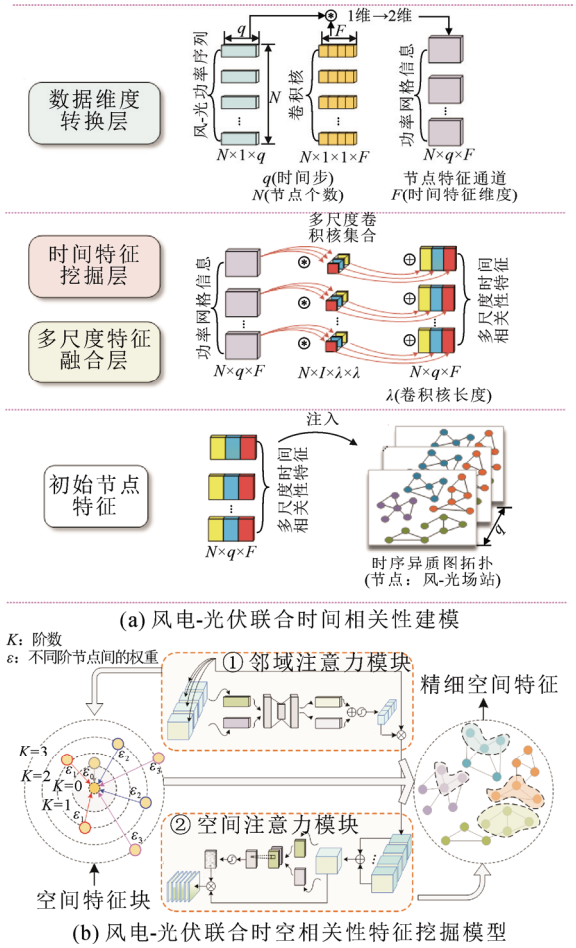


图 4　风电-光伏联合时空相关性特征挖掘模型

Fig.4　Wind-PV collaborative spatiotemporal correlation feature extraction model

2　风电-光伏联合预测建模

2.1　异构图神经网络

风电和光伏发电是 2 种异质性能源，风、光发电功率之间的时空相关性较小，且波动特性和周期趋势也各不相同。现有研究大多针对风电和光伏发电分别预测建模，能够同时实现风电-光伏联合预测的相关研究较少。随着风电和光伏发电融合规模的不断扩大，平衡预测精度与计算效率的方法变得不可或缺。若能够开发一种能够兼顾风电和光伏发电差异的通用预测方法，则将极大地节省分类预测所需的计算资源和时间成本。更为重要的是，这一预测机制的改进将有利于优化多区域互联电力系统的调度和控制决策，满足实际现场应用的时效性要求。

异构图神经网络(heterogeneous graph neural networks, HGNNs)是指在图的拓扑结构中包含多种类型的节点和边，即图中的节点和边可能属于不同类别，而是具有各自的属性和连接关系，从而提升了对多维实体拓扑网络的表征能力。异构图神经网络的工作机制在于对不同类型的节点及其邻居的特征进行类型感知的加权聚合，并通过为不同节点类型设计的多层感知机(multilayer perceptron, MLP)进行映射，从而增强对图中复杂多样关系的表征能力。通常，使用专门的聚合函数和消息传递机制，能够学习异构图中节点特征和关系的多样性，从而有效识别和区分图中不同类型的节点和边的复杂依赖关系，使得模型能够在复杂的图结构中准确表征目标节点之间的关系。

针对风电-光伏联合预测而言，风电-光伏群体拓扑网络本身即是一个大规模异质性图拓扑结构。顾名思义，图上的节点类型包含风电场站和光伏站点，而图上的边类型既包含同一新能源集群内部的边连接关系，又包含风电-光伏集群之间的边连接关系。因此，采用 HGNNs 来构建风电-光伏联合预测模型具备天然的适配性与强大的解释能力[44]。

2.2　融合异构图神经网络的风电-光伏联合预测建模

为了保证多区域风电-光伏功率群体预测过程中，保留不同集群预测独立性的同时，充分发挥同一集群内部的时空相关性，本文研究构建了一种融合异构图神经网络的风电-光伏联合预测模型，重点在于如何建立风电-光伏异质图拓扑结构。

为了对不同区域和发电类型的异质性特征进行解释和可视化，本文通过构建风电-光伏异质图，以实现在同一张图拓扑结构上表征多模态风电-光伏发电数据的目的，这是对常规同质图拓扑的进一步拓展。图 5 直观地展示了异质图的空间拓扑关系，M_i 表示一种模态数据，即来自于同一区域新能源集群，i=1, 2, 3, 4。

为了使不同模态数据群体特征的传播不易混淆，建立了风电-光伏异质图邻接矩阵，从而使异质图能够很好地包容内部的模式类型，而无须区分每种模式的能源类型或地理位置。因此，这种新型图结构确保了在后续建模中，不同模式的预测结构不会相互干扰，为联合预测风电和光伏发电提供了的可能，并为大规模风电和光伏并网技术提供了新的思路。图 6 展示了风电-光伏异质图邻接矩阵。

融合异构图神经网络的风电-光伏联合预测模型包含风电-光伏异质图拓扑结构和基于异构图神经网络的风电-光伏联合时空相关性特征挖掘模型。其中，由于在传统同构图基础上添加了节点数据的模态维度，增加了数据类型表示的多样性，因此异

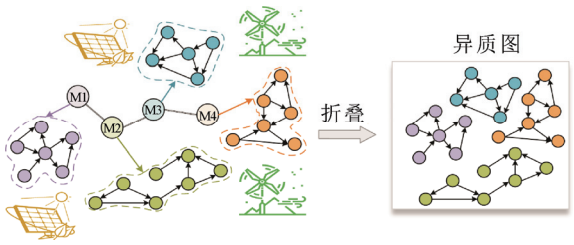


图 5 风电-光伏异质图拓扑结构

Fig.5 Wind-PV heterogeneous graph topology structure

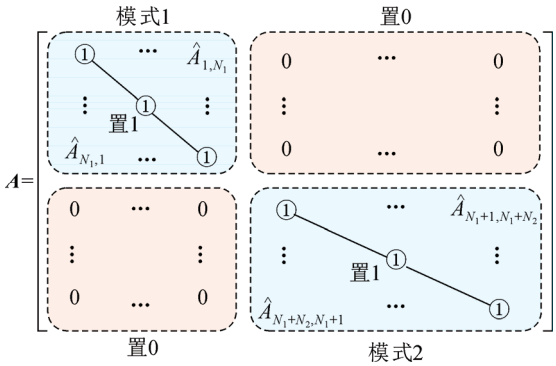


图 6 风电-光伏异质图邻接矩阵

Fig.6 Adjacent matrix of Wind-PV heterogeneous graph

质图的创建为实现多源异构数据融合提供了表达载体，为多集群风电和光伏功率联合预测提供了可能性。此外，为防止其他模态数据的不相关预测信息干扰当前模态映射关系的学习，本文针对邻接矩阵的边权值进行了异质性处理，如图 6 所示。这种改进不仅能够保留每个节点的自我影响，还可以根据模态类型将每种模态数据在异质图拓扑结构中的复杂映射关系相互分离，从而兼顾了风电-光伏集群各自时空相关性的共性以及群间信息互不干扰的独立性。

另一方面，在基于异构图神经网络的风电-光伏联合时空相关性特征挖掘模型部分，开发了一种新颖的端到端时空学习机制，以增强异构图神经网络对于多集群异质性交互关系的解释能力。研究采用多尺度卷积神经网络学习每个节点不同尺度的时间关联特征，提出一种嵌入轻量级图卷积注意力模块的多尺度异构性图卷积神经网络结构，分别挖掘了每个集群内部融合邻域和空间维度的空间相关性特征。由此保证了时间维度特征和空间维度特征的相互关联性，提高了时空相关性先验信息的提取能力和表达能力，从而有效保障了风电-光伏功率联合预测的精度。有关风电-光伏联合时空相关性特征挖掘模型的详细介绍可见 1.3 节。

综上所述，融合异构图神经网络的风电-光伏联合预测模型创立了一种新型风电-光伏发电功率多输入-多输出的预测机制，避免了逐个集群、逐个站点分开预测所导致的时间效率低下、时空复杂性过高的难题。而且多尺度卷积神经网络、多阶次图卷积神经网络、图卷积注意力模块的开发和融合，提高了联合预测模式下先验信息的可挖掘性与适用性，强化了异构图神经网络对于多维度时空特征的解释能力和多输入-多输出映射关系的逼近能力。因此，在上述机制组合优化下，融合异构图神经网络的风电-光伏联合预测模型能够保障计算效率和预测精度。值得注意的是，本文所给出的风电-光伏联合预测模型是一种融合异构图神经网络的基础预测框架，建议在后续研究过程中，可根据预测时间尺度自适应地调整模型的输入节点特征维度，根据预测空间尺度添加残余连接、稀疏连接等异构图网络结构优化机制，从而拓展异质图对于风电-光伏节点数量的接纳能力。由此，进一步改善模型的预测性能。

2.3 风电-光伏联合预测模型参数优化

风电-光伏联合预测模型参数优化是指在风电-光伏联合预测过程中，通过调整和选择预测模型的超参数以提高预测准确性的过程。元启发式技术(metaheuristic techniques)是一类用于求解复杂优化问题的高级算法策略。它们不针对特定问题设计，而是提供一种通用的框架或方法论，用于指导或启发特定启发式算法的搜索过程，找到问题近似最优解[45]。

风电-光伏联合预测模型优化的关键任务是通过寻找一组合适的模型超参数，使得预测模型能够更好地拟合输入样本和风电-光伏功率之间的映射关系。这是一项复杂的多学科任务，涉及气象因素、地理信息和人工智能。在过去的几十年里，已经开发了许多用于风电预测、光伏预测优化的元启发式算法，如图 7 所示。元启发式算法主要有 5 类：物理法则类算法(physics-based algorithms)、人本算法(human-based algorithms)、集群算法(swarm-based algorithm)、演化算法(evolutionary algorithms)和混合算法(hybrid algorithms)。

2.4 风光联合预测模型的误差评价体系

风电-光伏联合功率短期预测时间尺度为 3~7 d，需引入资源-气象-环境-电网多源数据进行建模。但由于数据采集和传输的原因，在预测结果中将会产生与实测功率超前-滞后的相位误差。因此，在传统

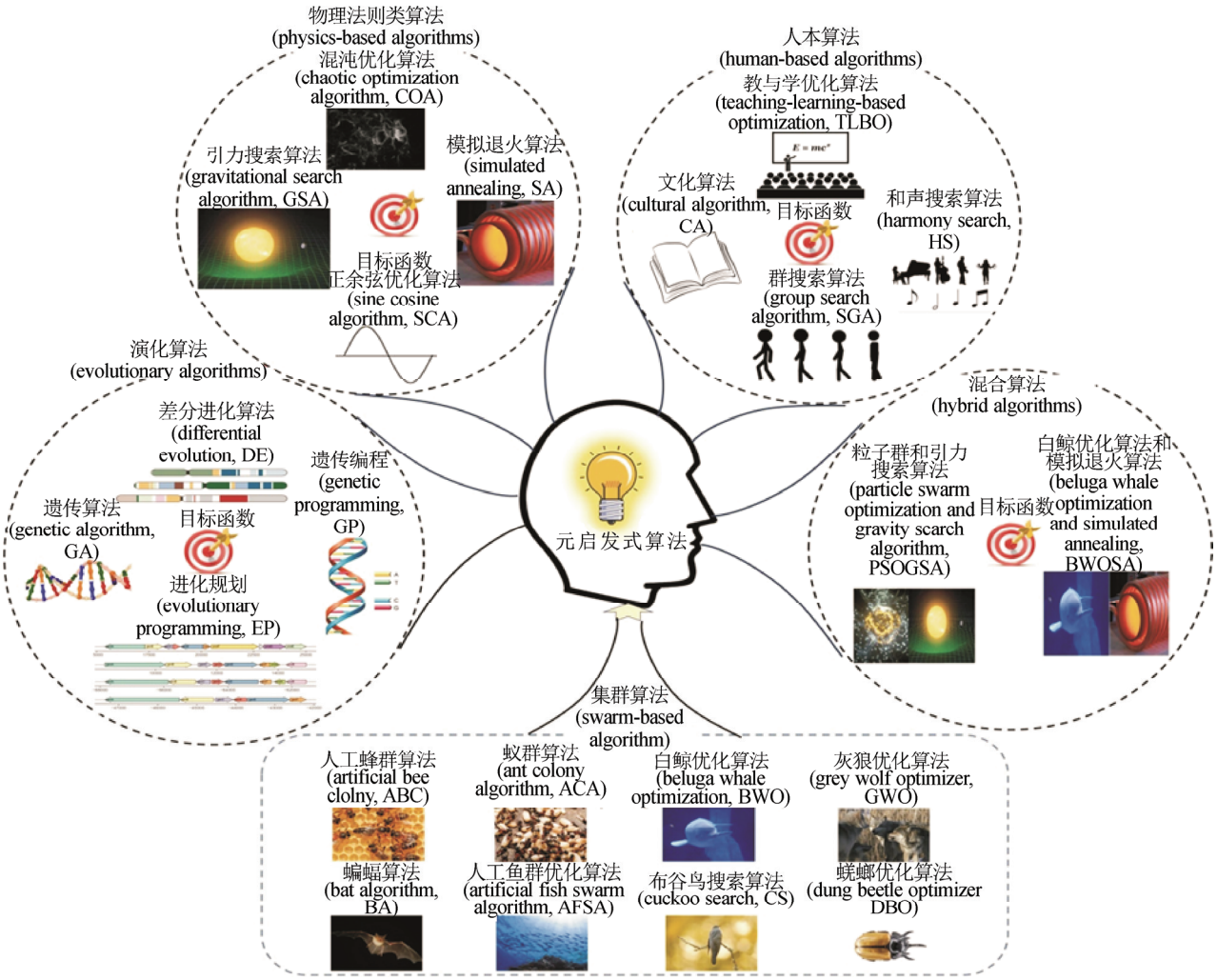


图 7　基于元启发式算法的风光联合预测模型参数优化

Fig.7　Optimisation of the parameters of a joint wind and light forecasting model based on a meta-heuristic algorithm

幅值误差评价方法的基础上引入相位误差的概念，研究构建考虑幅值与相角的预测误差矢量评价体系，从而为极端天气下预测模型的修正以及数据预处理提供支持。其中，相角误差反映新能源电力系统有功功率的超前预测或滞后预测产生的横向误差，幅值误差反映新能源功率的欠预测或过预测产生的纵向误差[46-47]，如图 8 所示。

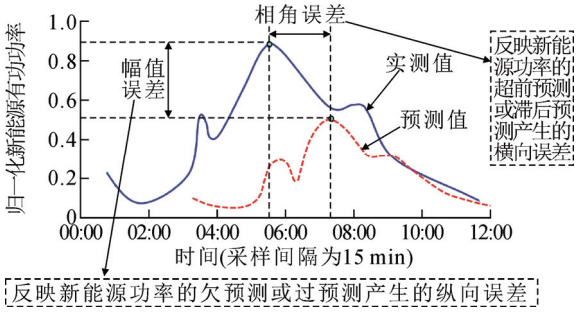


图 8　新能源有功功率预测误差矢量评价体系

Fig.8　Evaluation system of new energy active power prediction error vector

3　考虑风电-光伏联合预测的电力系统预调度策略

3.1　风电-光伏时间互补的预调度策略

在风电-光伏联合发电系统中，风电和光伏集群共同参与有功控制，基于风电-光伏功率的时间互补性分析结果，结合风电-光伏比例分配策略，可以保证全站的弃风/弃光率最低。具体框架如图 9 所示。

在风电、光伏集群从实时调度层中获得调度计划值后，将在集群优化层中给各风、光场站分配发电计划值。在本层执行优化过程之前，考虑到风电、光伏集群的场站分布范围较广，各场站之间的风能资源、太阳能资源分布情况有差异，因此为了充分利用各场站的资源和提高计划追踪精度，根据风电-光伏时间

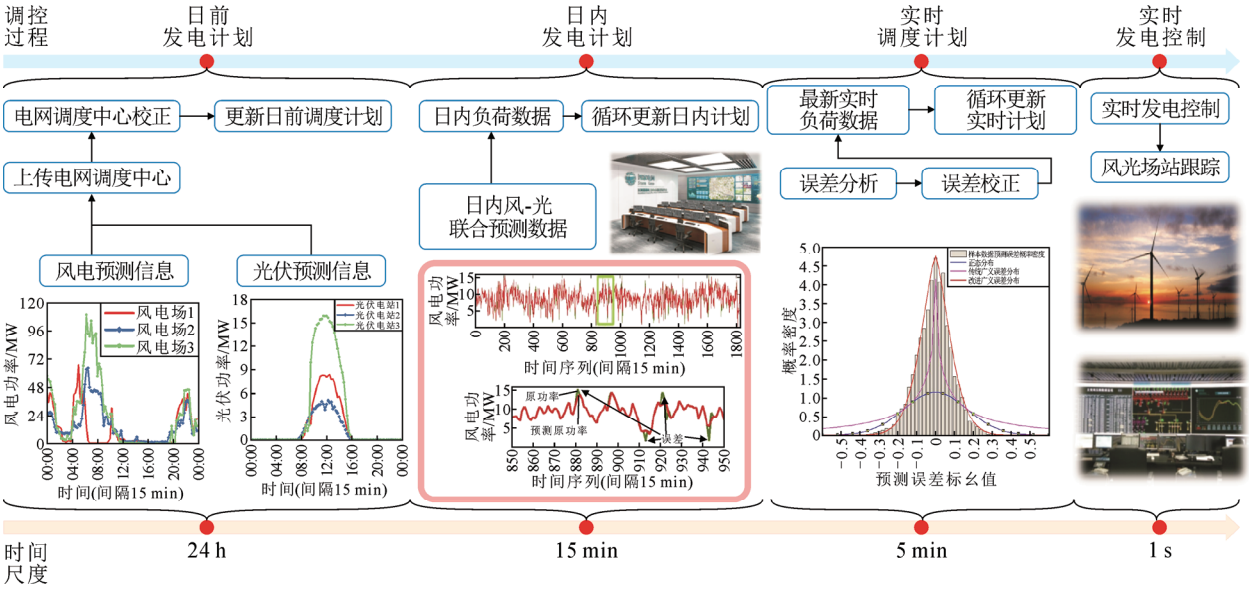


图 9 风电-光伏时间互补的调度指令分配框架图

Fig.9 Framework diagram of scheduling instruction allocation for wind-optical time complementary

互补性分析结果，设置了风、光集群动态分群策略，主要考虑风电、光伏功率变化趋势和场站发电状态，既包含了实时信息，也考虑了预测信息[48]。

风光集群内部功率变化特性可以通过研究风电-光伏联合预测结果及其误差模型得以反映。调度所采用的风电、光伏场站的预测数据和预测模式如图 10 所示，其中，调度周期是 3 h，包括了 3 个不同的预测时间尺度。时间尺度 1 h 意味着功率的预测值是提前 1 h 的预测值。以此类推，时间尺度 2 h 意味着提前 2 h 得到功率预测值，以 4 h 调度周期为例，时间间隔是 15 min，故有 16 个时间尺度。风电、光伏集群在同一调度周期内随着时间尺度的不同有着不同的误差分布[49-50]。

具体地，在调度指令执行的过程中，在时间尺度上按日前、日内、实时来划分，不同时间尺度的风光联合预测信息在不同时间尺度下扮演的角色不同，分时调度的结构如图 11 所示。

从图 11 中可以看出，日前调度层和日内调度层针对的调度时间尺度是不同的，日前调度层时间尺度较长，一般是每隔 1 h 更新一次，利用短期风光联合预测的结果，能够面对更慢时间尺度的扰动变化；而日内调度层时间尺度则较短，一般是每隔 15 min 更新一次，利用超短期风光联合预测结果，能够及时应对较快时间尺度的扰动变化。通过多时间尺度调度指令的分配可以确保均衡性。实时控制层执行上 2 层综合作用之后下达的计划，并通过相

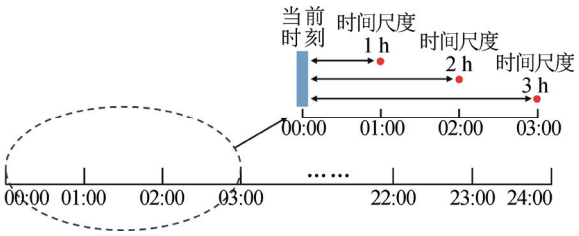


图 10 调度所使用的多时间尺度风电-光伏联合预测数据

Fig.10 Multi-timescale wind-photovoltaic forecast data used for scheduling

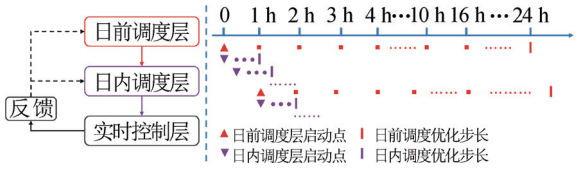


图 11 日前-日内-实时分时调控框架

Fig.11 Framework of day-ahead-intraday-realtime scheduling and controlling

量测量单元(phase measurement unit, PMU)来对日前和日内调度层进行反馈校正。

3.2 风电-光伏空间相关的分层预调度策略

新能源出力易受环境变化的影响，具有高不确定性和强波动性，电力系统预调度的可靠性依赖于风、光预测结果和调度策略[51-52]。实际预测过程中，风、光预测误差在所难免，大量研究侧重于风、光出力的相关性描述和互补性特征挖掘。在风、光相关性分析方面，Copula 理论、斯皮尔曼相关系数、

最大信息系数和关联规则等被用来描述同区域风、光出力的空间关联性。基于 R 藤 Copula 模型和传递熵刻画了风电-光伏-荷多维变量的空间相关性，为电网的安全稳定运行提供了数据支撑。考虑风电和光伏出力的相关性，生成基于生成式对抗网络和峰值密度聚类算法的日前风光联合出力典型场景。在预调度过程中充分考虑新能源出力的相关性能有效提升预调度的有效性。

大规模清洁能源基地中风、光电站数量多，空间分布范围广，呈现“点多面广”的局面，单一电站的发电规律掌控及单点指令调度难度很大，常规单一场站或分布式风光的调度策略适应性不足，且会大幅增加调度人员的工作量[53]。部分研究关注新能源电站集群调度方式，通过电站聚合形式描述风电或光伏电站的出力分布规律，一方面，减少了直接调度电站数量；另一方面，易于分析电站的出力规律，提升出力分布函数的集中性和准确性。为提高大规模风电集群的有功控制能力，提出一种基于模型预测控制理论的风电集群有功分层预测控制方法。该方法在保证系统安全运行和满足集群计划的同时，合理利用了风能资源，并对集群内风电功率进行了分配。为平抑光伏集群有功功率的波动性和随机性，提出光伏集群有功功率分层预测控制策略，通过空间尺度上的分层细化实现了各光伏电站的平稳出力，提高了目标区域内光伏消纳。上述研究分别针对大规模风电集群和光伏集群的预调度开展了深入的研究，通过在空间尺度上的分层细化、集群内容场站动态分群、逐级滚动协调，有效化解了“点多面广”带来的预调度粗放、精度不足的问题。

对于区域电网而言，多同时含有风电和光伏集群，仅考虑单一集群的预调度策略难以满足电网运行的实际需要。如何充分挖掘同区域风、光在空间层面的关联关系，实现风、光集群的协同运行调度，保障预调度方案的有效性，是当前亟待深入研究的热点问题。分层递阶理论能够根据优化目标的不同进行层次划分，大规模风、光集群本身具备层次性，利用分层递阶理论可以进一步对风、光集群的空间特性进行刻画。本文基于大系统分层递阶控制理论，在空间尺度上将含大规模风、光集群的新能源电力系统分层优化调度策略分为电网层、区域层、新能源集群层和新能源场站层[54]，如图 12 所示。

3.3　风电-光伏联合调度策略滚动优化

MPC 中的反馈校正和滚动优化环节相辅相成，反馈校正使得预测模型和滚动优化的输出在下一控制时域中更接近实际值，使得 MPC 控制过程形成了一个闭环。本文提出了一种超短期风电-光伏功率预测误差分层分析方法以实现反馈校正[55]，具体控制框图如图 13 所示。

在误差补偿之前，需要对超短期风电-光伏功率预测误差进行分析，主要包括幅值误差和相角误差。首先，由于功率预测误差存在不同的幅值，因此需要选取特定合适的概率密度分布对预测误差进行拟合，通过极大似然法求解拟合参数；在此基础上，根据拟合得到的概率密度分布函数，选取不同的置信度计算风电-光伏功率预测误差的置信区间，并根据置信区间将预测误差进行分层；通过研究历史预测误差数据，可对风电-光伏功率相位预测误差进行分析，获得预测误差超前-滞后的特性，从而预测下

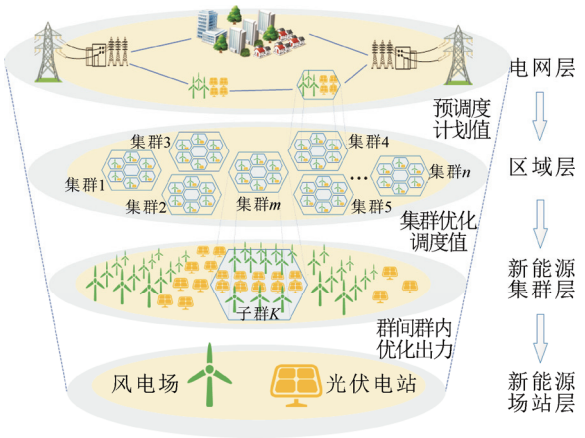


图 12　新能源电力系统分层递阶优化调度策略

Fig.12　Hierarchical optimal scheduling strategy for renewable energy power system

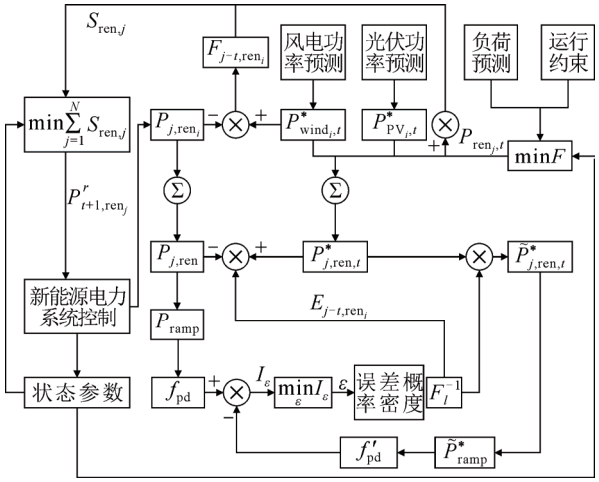


图 13　风电-光伏联合调度策略反馈校正控制框图

Fig.13　Feedback correction control block diagram for wind-photovoltaic joint dispatch strategy

一时刻的预测误差；结合模型的矢量预测误差评价体系，可以综合制定未来预测模型输出的误差补偿方案。

为了最大限度地减小风光场站功率调度缺额，对风电-光伏场站的功率预测值按照功率平衡约束、输出功率约束以及爬坡率 P_{ramp} 分配调度指令，并分别建立场站功率预测区间内的误差概率密度分布函数 f_{pd}，对调度指令进行反馈校正。结合优化后的风、光场站功率预测值 P^{*}_{wind}、P^{*}_{PV}，一方面，建立集群内各风、光场站功率缺额期望函数 S_{ren}，使得集群内风、光场站的整体功率缺额期望最小；另一方面，建立集群内弃风、弃光量期望水平的目标函数 F，保障风、光发电的最大化消纳。

4 风电-光伏联合预测和预调度未来发展方向

随着多区域互联电力系统的发展，风电、光伏等新能源发电大规模并网，综合考虑资源、气象、环境和电网的多源数据信息，构建风电-光伏联合预测与预调度的理论体系对于保障电力系统的稳定运行至关重要。针对当前风电-光伏联合预测与预调度存在的不足和挑战，本文提出了以下几个研究方向：

1）结合模型驱动与数据驱动方法，采用“人工智能+数学”算法，深化风电-光伏联合预测与预调度体系的研究。通过强化学习技术形成电力调度的专家知识库，构建风电-光伏发电系统的调度运行智能体，开发大规模新能源电力系统的智能调度模型。这些模型将为风电-光伏联合预测与预调度提供决策支持，确保新能源电力系统的安全稳定运行。

2）利用混合增强智能分析技术，建立极端天气下风电-光伏发电系统的预防和应对机制。提前识别电网中的关键节点和薄弱环节，结合多源数据信息，制定全面的预防维护和应急修复方案。这样的系统能够有效满足极端天气条件下电网的在线安全稳定分析和预防需求，降低极端天气对新能源电力系统运行的影响，从而保障系统的稳定供电。

3）风电-光伏联合预测建模可解释性的量化分析，使用可解释人工智能来理解强化学习算法学习到的控制定律，基于深度学习模型实现可解释技术，利用局部可解释模型无关解释(local interpretable model-agnostic explanations, LIME)或沙普利值加性解释(shapley additive explanations, SHAP)等可解释性模型，分析资源-气象-环境-电网多元特征的重要性，以增强风光联合预测模型的逻辑性和可信度。

4）融合智能电网大模型和云计算技术，评估气象不确定性对风电-光伏发电系统的影响，构建风险预警平台。动态监测和评估电力系统的电力电量平衡状态，研究风电-光伏发电系统模型和运行方式的智能推演技术。开发基于云架构的协同调度试验验证平台，为高比例新能源的接入和调度提供必要的算力、通信、算法和数据支持，以适应极端天气条件下电网的在线预警和安全稳定分析需求。

5 结论

为探究风电-光伏联合预测与预调度的主要攻关方向和难点，本文从风电-光伏发电的时空相关性分析出发，对风电-光伏功率时空耦合、风电光伏联合预测建模、风电光伏联合预测模型参数优化、考虑风电-光伏联合预测的电力系统预调度等进行了分析讨论，得到以下结论：

1）采用数理统计的思路，研究揭示了风电-光伏功率在时间-空间上的交互影响机理，提出面向多时间尺度的风电-光伏功率时间互补性分析方法，建立了风电-光伏发电空间相关性量化模型，构建了基于多阶图卷积神经网络的风电-光伏发电时空耦合模型，为风电-光伏联合预测提供了理论与数据基础。

2）研究提出融合异构图神经网络的风电-光伏联合预测方法，建立了风电-光伏联合预测模型参数优化模型，构建了新能源有功功率预测误差矢量评价体系，可为风电-光伏联合发电系统的协调调度和控制提供决策支撑。

3）在风电-光伏联合发电预测的基础上，从风电-光伏发电时间互补、空间互济出发，对不同时间尺度风电-光伏的协调调度策略进行了剖析，建立了电网-区域-集群-场站空间递阶的风电-光伏联合发电系统分层调度框架。

4）从结合模型驱动与数据驱动的风电-光伏联合预测、极端天气下风电-光伏发电系统的预防和应对机制、风电-光伏联合预测建模可解释性的量化分析以及融合智能电网大模型和云计算的风电-光伏发电风险预警平台等多个角度出发，展望了风电-光伏联合预测与预调度应深入探索的研究方向。

参考文献 References

[1] 许 涛，王国春，董 昱，等. 新型电力系统平衡机理及演进过程研究[J/OL]. 中国电机工程学报，2024：1-12[2024-08-04]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.tm.20240719.1301.021. html.
XU Tao, WANG Guochun, DONG Yu, et al. Research on power bal-

ance mechanism and evolution of new power system[J/OL]. Proceedings of the CSEE, 2024: 1-12[2024-08-04]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107. tm. 20240719.1301.021. html.

[2] KEBEDE A A, KALOGIANNIS T, VAN MIERLO J V, et al. A comprehensive review of stationary energy storage devices for large scale renewable energy sources grid integration[J]. Renewable and sustainable energy reviews, 2022, 159: 112213.

[3] 张智刚，康重庆. 碳中和目标下构建新型电力系统的挑战与展望[J]. 中国电机工程学报，2022，42(8)：2806-2819.
ZHANG Zhigang, KANG Chongqing. Challenges and prospects for constructing the new-type power system towards a carbon neutrality future[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(8): 2806-2819.

[4] 李明节，陈国平，董　存，等. 新能源电力系统电力电量平衡问题研究[J]. 电网技术，2019，43(11)：3979-3986.
LI Mingjie, CHEN Guoping, DONG Cun, et al. Research on power balance of high proportion renewable energy system[J]. Power System Technology, 2019, 43(11): 3979-3986.

[5] 舒印彪，陈国平，贺静波，等. 构建以新能源为主体的新型电力系统框架研究[J]. 中国工程科学，2021，23(6)：61-69.
SHU Yinbiao, CHEN Guoping, HE Jingbo, et al. Building a new electric power system based on new energy sources[J]. Strategic Study of CAE, 2021, 23(6): 61-69.

[6] 钟海旺，夏　清，丁茂生，等. 以直流联络线运行方式优化提升新能源消纳能力的新模式[J]. 电力系统自动化，2021，39(3)：36-42.
ZHONG Haiwang, XIA Qing, DING Maosheng, et al. A new model of HVDC tie-line optimization for maximizing renewable energy accommodation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 39(3): 36-42.

[7] KEBEDE A A, KALOGIANNIS T, VAN MIERLO J V, et al. A comprehensive review of stationary energy storage devices for large scale renewable energy sources grid integration[J]. Renewable and sustainable energy reviews, 2022, 159: 112213.

[8] BULLICH-MASSAGUÉE, CIFUENTES-GARCÍA F J, GLENNY-CRENDE I, et al. A review of energy storage technologies for large scale photovoltaic power plants[J]. Applied energy, 2020, 274: 115213.

[9] EREN Y, KÜÇÜKDEMIRAL İ. A comprehensive review on deep learning approaches for short-term load forecasting[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2024, 189: 114031.

[10] AHMADPOUR A, GHOLAMI F S. Gaussian models for probabilistic and deterministic wind power prediction: wind farm and regional[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2020, 45(51): 27779-27791.

[11] SIMEUNOVIC J, SCHUBNEL B, ALET P J, et al. Spatio-temporal graph neural networks for multi-site PV power forecasting[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2022, 13(2): 1210-1220.

[12] ZHAO Y N, YE L, PIERRE P, et al. Correlation-constrained and sparsity-controlled vector autoregressive model for spatio-temporal wind power forecasting[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(5): 5029-5040.

[13] 陈殿昊，臧海祥，刘璟璇，等. 基于多视角特征提取与多任务学习的光伏功率多步预测[J/OL]. 高电压技术，2024：1-14[2024-09-06]. https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20232392.
CHEN Dianhao, ZANG Haixiang, LIUJingxuan, et al. Multi-step prediction of photovoltaic power based on multi-view features extraction and multi-task learning[J/OL]. High Voltage Engineering, 2024: 1-14[2024-09-06]. https://doi.org/10.13336/j.10036520.hve.20232392.

[14] ZHONG T, ZHANG H T, LI Y, et al. Bayesian learning-based multi-objective distribution power network reconfiguration[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020: 1.

[15] 叶　林，赵永宁. 基于空间相关性的风电功率预测研究综述[J]. 电力系统自动化，2014，38(14)：126-135.
YE Lin, ZHAO Yongning. A review on wind power prediction based on spatial correlation approach[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(14): 126-135.

[16] AHMED A, SADANANDAN S K, PANDEY S, et al. Event analysis in transmission systems using spatial temporal graph encoder decoder (STGED)[J]. IEEE Transactions on Power System, 2022, 38(6): 1-12.

[17] KHODAYAR M, LIU G, WANG J, et al. Spatiotemporal behind-the-meter load and PV power forecasting via deep graph dictionary learning[J]. IEEE Transactions on Neural Network and Learning System, 2020, 32(10): 4713-4727.

[18] 王开艳，杜浩东，贾嵘，等. 基于相似日聚类和 QR-CNN-BiLSTM 模型的光伏功率短期区间概率预测[J]. 高电压技术，2022，48(11)：4372-4388.
WANG Kaiyan, DU Haodong, JIA Rong, et al. Short-term interval probability prediction of photovoltaic power based on similar daily clustering and QR-CNN-BiLSTM model[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(11): 4372-4384.

[19] MO X Y, HUANG Z Y, YANG X, et al. Multi-agent trajectory prediction with heterogeneous edge-enhanced graph attention network[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(7): 9554-9567.

[20] 吴春华，董阿龙，李智华，等. 基于图相似日和 PSO-XGBoost 的光伏功率预测[J]. 高电压技术，2022，48(8)：3250-3259.
WU Chunhua, DONG Along, LI Zhihua, et al. Photovoltaic power prediction based on graph similarity day and PSO-XGBOOST[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(8): 3250-3259.

[21] KHODAYAR M, WANG J. Spatio-temporal graph deep neural network for short-term wind speed forecasting[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2018, 10(2): 670-681.

[22] JIAO X, LI X, LIN D, et al. A graph neural network based deep learning predictor for spatio-temporal group solar irradiance forecasting[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 18(9): 6142-6149.

[23] YU M, ZHANG Z, LI X, et al. Superposition graph neural network for offshore wind power prediction[J]. Future Generation Computer Systems, 2020, 113: 145-157.

[24] SONG Y, TANG D, YU J, et al. Short-term forecasting based on graph convolution networks and multiresolution convolution neural networks for wind power[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 19(2): 1691-1702.

[25] JIN G, LIU C, XI Z, et al. Adaptive dual-view wavenet for urban spatial-temporal event prediction[J]. Information Sciences, 2022, 588: 315-330

[26] 於益军，雷为民，单茂华，等. 风光储联合发电监控系统功能设计与应用[J]. 电力系统自动化，2012，36(20)：32-38.
YU Yijun, LEI Weimin, SHAN Maohua, et al. Design and application of supervision and control system for wind-photovoltaic-battery power plants[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(20): 32-38.

[27] 叶　林，路　朋，赵永宁，等. 含风电电力系统有功功率模型预测控制方法综述[J]. 中国电机工程学报，2021，41(18)：6181-6197.
YE Lin, LU Peng, ZHAO Yongning, et al. Review of model predictive control for power system with large-scale wind power grid-connected[J]. Proceeding of the CSEE, 2021, 41(18): 6181-6197.

[28] 叶　林，张慈杭，汤　涌，等. 多时空尺度协调的风电集群有功分层预测控制方法[J]. 中国电机工程学报，2018，38(13)：3767-3780.
YE Lin, ZHANG Cihang, TANG Yong, et al. Active power stratification predictive control approach for wind power cluster with multiple temporal and spatial scales coordination[J]. Proceeding of the CSEE, 2018, 38(13): 3767-3780.

[29] 叶　林，张步昇，郭凯蕾，等. 风火联合发电系统日前-日内两阶段协同优化调度[J/OL]. 中国电机工程学报，2024：1-13[2024-09-01]. https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.23221.
YE Lin, ZHANG Busheng, GUO Kailei, et al. Optimal collaborative dispatching of wind-thermal combined power generation system in the day-ahead and intra-day stages[J/OL]. Proceedings of the CSEE, 2024: 1-13[2024-09-01]. https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.232215.

[30] 赵小磊，姚良忠，刘运鑫，等. 面向储能多应用价值协同的风光储系统日前优化调度方法[J]. 高电压技术，2024，50(6)：2511-2522.
ZHAO Xiaolei, YAO Liangzhong, LIU Yunxin, et al. Day-ahead optimal dispatch for wind-photovoltaic-storage system considering synergistic multi-application value of energy storage[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(6): 2511-2522.

[31] 叶　林，屈晓旭，么艳香，等. 风光水多能互补发电系统日内时间尺度运行特性分析[J]. 电力系统自动化，2018，42(4)：158-164.

YE Lin, QU Xiaoxu, YAO Yanxiang, et al. Analysis on intraday operation characteristics of hybrid wind-solar-hydro power generation system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(4): 158-164.

[32] KRISHNA A B, ABHYANKAR A R. An efficient data-driven conditional joint wind power scenario generation for day-ahead power system operations planning[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2024, 39(2): 3105-3117.

[33] JIN J X, YE L, LI J C, et al. Wind and photovoltaic power time series data aggregation method based on ensemble clustering and Markov chain[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2021, 8(3): 757-768.

[34] MUÑOZ M A, MORALES J M, PINEDA S, Feature-driven improvement of renewable energy forecasting and trading[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(5): 3753-3763.

[35] 叶 林，裴 铭，路 朋，等. 基于天气分型的短期光伏功率组合预测方法[J]. 电力系统自动化，2021，45(1)：44-54.
YE Lin, PEI Ming, LU Peng, et al. Combination forecasting method of short-term photovoltaic power based on weather classification[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(1): 44-54.

[36] LI Z, YE L, ZHAO Y N, et al. A spatiotemporal directed graph convolution network for ultra-short-term wind power prediction[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2023, 14(1): 39-54.

[37] ARORA P, JALALI S M J, AHMADIAN S, et al. Probabilistic wind power forecasting using optimized deep auto-regressive recurrent neural networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(3): 2814-2825.

[38] ZHAO Y N, YE L, WANG W S, et al. Data-driven correction approach to refine power curve of wind farm under wind curtailment[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2018, 9(1): 95-105.

[39] HOSSEINI S A, TOUBEAU J F, AMJADY N, et al. Day-ahead wind power temporal distribution forecasting with high resolution[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2024, 39(2): 3033-3044.

[40] GIRARD R, ALLARD D. Spatio-temporal propagation of wind power prediction errors[J]. Wind Energy, 2012, 16(7): 999-1012.

[41] AKRAM U, MITHULANANTHAN N, RAZA M Q, et al. RoCoF restrictive planning framework and wind speed forecast informed operation strategy of energy storage system[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(1): 224-234.

[42] SIMEUNOVIC J, SCHUBNEL B, ALET P J, et al. Interpretable temporal-spatial graph attention network for multi-site PV power forecasting[J]. Applied Energy, 2022, 327: 130127.

[43] 李 卓，叶 林，戴斌华，等. 基于 IDSCNN-AM-LSTM 组合神经网络超短期风电功率预测方法[J]. 高电压技术，2022，48(6)：2117-2127.
LI Zhuo, YE Lin, DAI Binhua, et al. Ultra-short-term wind power prediction method based on IDSCNN-AM-LSTM combination neural[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(6): 2117-2127

[44] LI Z, YE L, SONG X R, et al. Heterogeneous spatiotemporal graph convolution network for multi-modal wind-PV power collaborative prediction[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2024, 39(4): 5591-5608.

[45] LU P, YE L, DAI B h, et al. Review of meta-heuristic algorithms for wind power prediction: methodologies, applications, and challenges[J]. Applied Energy, 2021, 301: 117446.

[46] ZHAO Y N, YE L, LI Z, et al. A novel bidirectional mechanism based on time series model for wind power forecasting[J]. Applied Energy, 2016, 177: 793-803.

[47] YE L, DAI B H, LI Z, et al. An ensemble method for short-term wind power prediction considering error correction strategy[J]. Applied Energy, 2022, 322: 119475.

[48] YE L, ZHANG C h, Tang Y, et al. Hierarchical model predictive control strategy based on dynamic active power dispatch for wind power cluster integration[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(6): 4617-4629.

[49] 叶 林，李 智，孙舶皓，等. 基于随机预测控制理论和功率波动相关性的风电集群优化调度[J]. 中国电机工程学报，2018，38(11)：3172-3183.
YE Lin, LI Zhi, SUN Bohao, et al. Optimal dispatch of system integrated wind farm clusters based on stochastic model predictive control considering temporal correlation of wind power[J]. Proceeding of the CSEE, 2018, 38(11): 3172-3183.

[50] 裴 铭，叶 林，罗雅迪，等. 计及频率响应时空相关性的新能源电力系统惯量估计方法[J]. 电力系统自动化，2024，48(8)：53-66.
PEI Ming, YE Lin, LUO Yadi, et al. Inertia estimation method for power system with renewable energy considering spatio-temporal correlation of frequency response[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(8): 53-66.

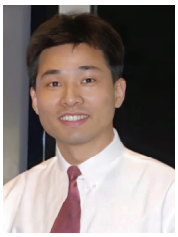
[51] MOJTABA K, YONG F, LIN G. A fully parallel stochastic multi-area power system operation considering large-scale wind power integration[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2018, 9(1): 138-147.

[52] 裴 铭，李奕霖，叶 林，等. 考虑惯量时空特性的系统频率响应组合预测[J]. 中国电机工程学报，2023，43(增刊 1)：57-69.
PEI Ming, LI Yilin, YE Lin, et al. Power system frequency response for combined prediction considering spatio-temporal characteristics of inertia[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(Supplement 1): 57-69.

[53] PEI M, WANG Q H, YE L, et al. Hierarchical control strategy of wind-storage frequency support for SOC recovery optimization and arbitrage revenue[J]. Applied Energy, 2024, 365: 123229.

[54] LU P, ZHANG N, YE L, et al. Advances in model predictive control for large-scale wind power integration in power systems[J]. Advances in Applied Energy, 2024, 14: 100177.

[55] CHENG L, ZANG H, TRIVEDI A, et al. Mitigating the impact of photovoltaic power ramps on intraday economic dispatch using reinforcement forecasting[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2024, 15(1): 3-12. doi: 10.1109/TSTE. 2023.3261444.



叶 林(通信作者)
1968—，男，博士，教授，博导，德国洪堡学者
主要研究方向为电力系统及其自动化、新能源发电技术
E-mail: yelin@cau.edu.cn

YE Lin
Ph.D., Professor
Corresponding author



裴 铭
1997—，男，博士生
主要研究方向为新能源电力系统运行与控制、电力系统及其自动化
E-mail: peiming@cau.edu.cn

PEI Ming
Ph.D. candidate



李 卓
1994—，女，博士生
主要从事电力系统自动化、新能源发电技术方面的研究
E-mail: lizhuo94@cau.edu.cn

LI Zhuo
Ph.D. candidate

收稿日期 2024-08-22 修回日期 2024-09-05 编辑 何秋萍