

光伏发电功率超短期预测方法综述

董存^{1,2,3}, 王铮¹, 白捷予⁴, 蒋建东³, 王勃¹, 刘冠华³

(1. 中国电力科学研究院有限公司新能源与储能运行控制国家重点实验室, 北京 100192; 2. 国家电力调度控制中心, 北京 100031; 3. 郑州大学电气工程学院, 郑州 450001; 4. 国网河南省电力公司平顶山供电公司, 平顶山 467000)

摘要: 大规模的光伏并网使电网安全问题日益突出, 精准的功率预测能为电网安全稳定运行提供可靠的数据支撑。目前, 国内外对光伏发电功率超短期预测开展了大量研究, 但在其预测精度上还有待进一步的提升。为此, 从影响因素、研究方法、预测难点及未来的发展趋势 4 方面对光伏发电功率超短期预测方法展开综述。首先对光伏发电的影响因素及预测方法进行归纳总结, 然后在深入分析基于历史功率数据的预测法、考虑未来气象因素数据的预测法、基于云观测数据预测法以及多种数据组合的预测法的基础上, 梳理出目前光伏功率超短期预测所存在的技术难点, 最后结合其发展趋势, 展望了未来技术研究的攻关方向。

关键词: 光伏发电; 超短期; 功率预测; 历史数据预测法; 气象因素预测法; 云图预测法

Review of Ultra-short-term Forecasting Methods for Photovoltaic Power Generation

DONG Cun^{1,2,3}, WANG Zheng¹, BAI Jieyu⁴, JIANG Jiandong³, WANG Bo¹, LIU Guanhua³

(1. State Key Laboratory of Operation and Control of Renewable Energy & Storage Systems, China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China; 2. National Electric Power Dispatching and Control Center, Beijing 100031, China; 3. College of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 4. Pingdingshan Power Supply Company, State Grid Henan Electric Power Company, Pingdingshan 467000, China)

Abstract: Large-scale photovoltaic grid-connection makes the security of power grid increasingly prominent. Accurate power prediction can provide reliable data support for the stable operation of power grid. At present, a lot of research has been carried out on the ultra-short-term prediction of PV at home and abroad, whereas its prediction accuracy needs to be further improved. Therefore, the paper summarizes the four aspects such as influencing factors, research methods, prediction difficulties, and future development trend. Firstly, the influencing factors and forecasting methods of photovoltaic power generation are summarized. Then, on the basis of in-depth analysis of historical power data prediction method, data prediction method considering future meteorological factors, cloud observation data prediction method and a variety of data combination prediction method, the existing technical difficulties are sorted out. Finally, the prospects in future research directions of technology are put forward.

Key words: photovoltaic power generation; ultra-short term; power prediction; historical data forecasting method; prediction method of meteorological factors; cloud map forecasting method

0 引言

太阳能是可再生能源中最丰富、发展潜力最大的清洁能源, 其开发与利用已经成为我国能源结构调整的重要方向^[1]。2021 年 3 月, 中央财经委员会第九次会议提出要构建新型电力系统, 以光伏为代表的新能源产业将迎来更大的发展机遇, 光伏装机

容量的规模也将持续增加^[2]。据统计, 截止到 2021 年 12 月底, 我国光伏发电累计装机达到 3.06 亿 kW, 同比增长 21.01%。新增光伏发电装机 5300 万 kW, 同比增长 9.96%, 发展速度仍居世界首位^[3]。

光伏能源属间歇性能源, 其特点为波动性大随机性强^[4]。当城市中并网的光伏容量达到一定规模时, 气象特征的微小变化也将给光伏电站带来巨大影响。研究表明, 当装机容量在系统中所占比例超过 15%时, 即使云团对光伏电站只形成时长约 5 s 的遮挡, 光伏电站的输出功率就可能下降 70%^[5],

基金资助项目: 国家自然科学基金委员会-国家电网公司智能电网联合基金(U1966601)。
Project supported by National Natural Science Foundation of China-SGCC Smart Grid Joint Fund Funding Project (U1966601).

从而引起电网电压的波动和闪变, 严重时还可能引起大面积的停电或系统瘫痪。在“碳达峰”、“碳中和”的战略背景下, 我国电力结构清洁化趋势将更加凸显^[6], 光伏并网对电网的影响也越来越显著。开展光伏发电功率超短期预测能有效地降低光伏出力不确定性给电网带来的影响, 提高光伏发电系统的可靠性^[7], 助力电网实现高质量的稳定供电^[8]。

目前国际上比较常用的功率预测软件有十几种, 主要集中在德国、瑞士、加拿大等光伏产业比较发达的国家^[9]。如德国 Gerhard Valentin 博士开发的 PV*SOL 系统, 瑞士日内瓦大学能源课题组开发的 PV System, 加拿大政府开发的免费清洁能源软件 RET Screen, 这些系统都有着较为完善的数据库, 能为功率预测提供详尽的气象评估服务。我国开展功率预测时间虽晚于欧美等发达国家, 但随着我国对光伏产业的大力支持, 也开发出了不少功率预测软件^[10]。如国网电科院研发的电网光伏发电预测系统, 国内日新开发的 SPSF-3000, 尚特杰电力与东南大学共同研发的 SNE8500 型新能源功率预测系统, 国电南瑞科技股份有限公司研发的 NSF3200 预测系统, 山东大学开发的“天工”系列功率预测系统以及中国电力科学研究院研发的功率预测与调度监控一体的 D5000 系统。

为开发出精度更高的预测系统, 国内学者对光伏功率的预测展开了大量的研究。本文针对光伏发电功率的影响因素及现有的预测技术手段展开全面梳理分析, 并从数据来源的角度对功率预测的研究现状进行了评述, 从而梳理出不同预测模型现有的技术难点, 结合光伏行业的发展大趋势, 指出了预测领域技术研究的攻关方向。

1 光伏发电功率的影响因素分析

太阳能转换成电能过程中有很多的制约因素。从物理过程分析可将这些因素可划分为 2 类, 一类是传递过程中的影响因素, 一类是能量转换过程中的影响因素。传递过程中的影响因素有自然因素、环境因素及地理因素; 光电转换过程中的影响因素有效率因素、电站设计因素及人为因素^[11]。理论上, 在功率预测时这些因素都需要考虑, 但超短期功率预测的时间尺度较小, 地理因素、电站设计因素固定不变, 人为因素的变化短时间内也可以忽略不计。具体影响因素分析如图 1 所示。

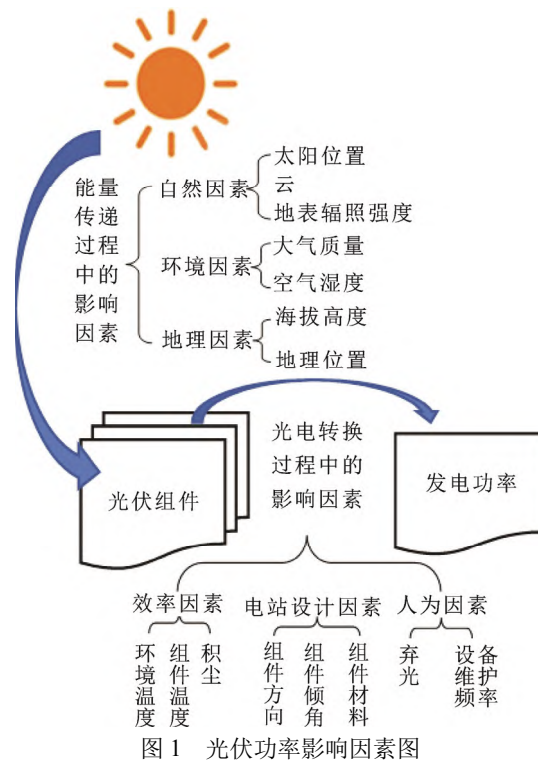


图 1 光伏功率影响因素图

Fig.1 Photovoltaic power influencing factors diagram

1.1 传递过程中的影响因素

1.1.1 太阳位置

太阳是光伏发电的能量源头, 通常用方位角和高度角表示其所处位置。辐照强度的大小与太阳位置密切相关, 并且光伏电站的输出功率与辐照强度的大小成正比^[12]。任意时刻的地外辐照强度可根据太阳位置及精确的天文学方程计算得出, 具体的计算式为:

$$I = 1368 \times \left(1 + 0.33 \cos \left(2\pi \times \frac{N_d - 1}{365} \right) \cdot \sin \alpha_s \right) \quad (1)$$

式中: I 为地外辐照强度; N_d 为积日, 取值范围为 $[1, 365]$; α_s 为太阳高度角。

对于不同的光伏电站, 同一时刻下的太阳高度角、方位角是唯一且确定的; 对于同一光伏电站, 不同时刻下的太阳高度角、方位角各不相同。由于太阳的东升西落, 太阳高度角会先增大后减小, 太阳光到达光伏面板的路程也随之发生变化, 如图 2 所示。正午时太阳高度角最大, 太阳光直射地面, 光伏面板接收到的能量最大。当太阳高度角小于最大值时, 光线斜射地面, 到达光伏面板的路程将与太阳高度角成反比。太阳高度角越小, 太阳光到达光伏面板的距离也就越长, 同时发生折射、散射和衰减的程度也越大, 到达光伏面板的能量也就越少, 进而影响光伏发电功率出力的大小。

1.1.2 云

云是地表辐照强度产生随机波动的重要影响因素^[13]。一方面云团中水滴和冰晶会使太阳光发生散射和反射，阻碍太阳能的传递；另一方面云团由于自身需求会吸收部分太阳光的能量，从而削弱到达地面的太阳能。更重要的是，云团在短时间内会频繁做无规则运动，地表辐照强度将随云团的移动而发生随机、不规则的衰减，从而引起光伏电站输出功率在多云天气下的随机波动^[14]。在太阳光传输过程中突然飘过一片云，几秒钟内天空就可能由亮变暗，地表辐照强度和光伏电站的输出功率也会立即发生 60%~70%的衰减^[5]。

云层高度与云层对光伏电站形成的遮挡范围有密切关系，图 3 为不同云层高度在不同时刻的投影范围。同一时刻，随着云层高度的增加，目标云团所形成的阴影范围越大，对光伏输出功率的影响也就越大。同一高度的云团，在不同时刻对光伏电站形成的遮挡也不同。早晨云团对光伏电站的影响范围最大，随时间的推移影响范围逐渐缩小，直至正午达到最小，随后又逐渐增大。

不同类型的云团对太阳光的折射、散射和吸收均不同，而且在超短期的预测时间尺度内，云团的类型、厚薄、高度及移动速度一直处于变化中，从而增加了地表辐照强度的不确定性。这些因素还可能相互耦合，增大光伏出力发生波动的可能性^[15]。

1.1.3 地表辐照强度

光伏发电是利用太阳能电池板的光伏效应将辐射能转换为电能，辐照强度是表征辐射能的物理量，在一定程度上决定了光伏电站出力的大小^[16]。辐照度越大，光伏出力也就越大，图 4 为不同辐照强度下光伏组件的伏安特性曲线。随着辐照强度的增大，光伏组件的短路电流成正比例增加，光伏输出功率基本与太阳辐照强度成正比。太阳位置、云以及大气质量等因素也都是通过影响地表辐照度的大小来影响光伏输出功率的。

1.1.4 大气质量

太阳光经外太空进入地球大气层后，会被大气中的气体分子、固体颗粒吸收或散射等。大气质量指数是描述对太阳光有折射、吸收作用的气体分子、固体颗粒含量的特征指标^[17]，大气质量指数越高，空气中的固体颗粒和 CO₂、SO₂ 等气体分子含量就越高，其对辐照强度的衰减越高，图 5 为不同大气质量指数 Q 下地表辐照强度的变化曲线。

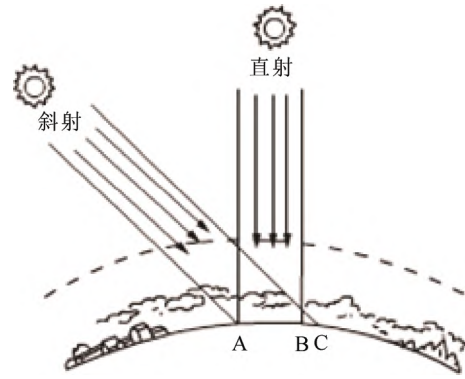


图 2 太阳光线在大气中传播示意图

Fig.2 Schematic diagram of the propagation of the sun's rays in the atmosphere

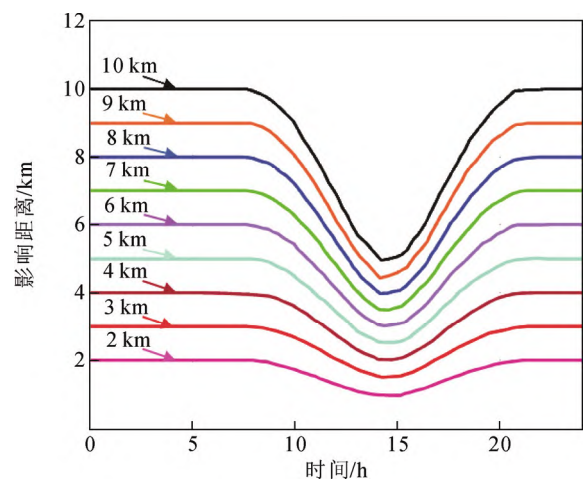


图 3 高度不同的云团对地面的影响距离

Fig.3 Impact distance of clouds with different heights from the ground

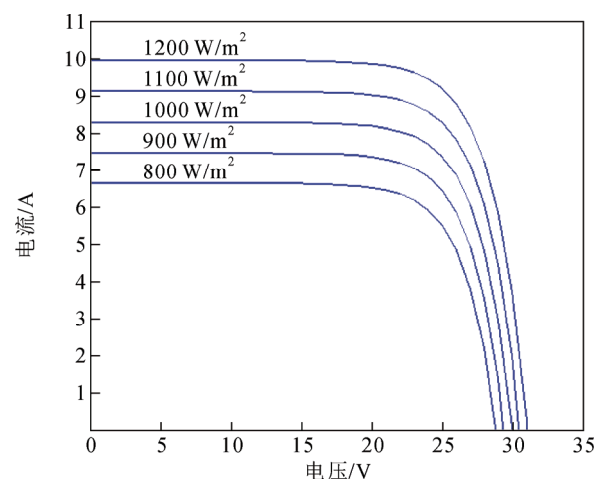


图 4 不同辐照强度下光伏组件的伏安特性曲线

Fig.4 Volt-ampere characteristic curve of photovoltaic modules under different irradiation intensities

大气中的气体分子一方面通过散射太阳光来

影响光伏出力, 另一方面通过选择性吸收太阳能辐射来降低光伏电站的输出功率。空气中的大固体颗粒一般通过 3 种途径对光伏电站出力造成影响: 一种是散射太阳光, 削弱太阳光中携带的能量; 一种是和空气中的水蒸气结合, 阻碍太阳光的传播, 从而减少到达光伏面板的太阳能; 最后一种因直径较大, 无法长期漂浮在空中, 在其自身重力的作用下下降并附着在光伏发电板的表面, 阻碍光伏面板对太阳能辐射的接收, 从而影响光伏电站的发电量。空气中的小固体颗粒能长时间的漂浮在空中, 对光伏发电的影响更加持久。

1.2 转换过程中的影响因素

1.2.1 环境温度

环境温度虽不与辐射强度成正比, 但也有一定的关联, 其数值的高低能从侧面反映出地表辐照度的强弱^[18]。一般情况下, 日均温度越高, 光伏面板接收到的辐照强度就越大。尤其在晴天等天空遮蔽物较少的情况下, 环境温度与地表辐照度的关联性越强, 光伏发电量也越多。环境温度对功率的影响是间接的, 主要通过多种气象因素耦合后影响太阳能发电。

1.2.2 组件温度

光伏组件自身温度的变化是光电转换效率的影响因素之一。转换效率随着组件温度的升高而降低, 呈负相关关系。研究表明, 在标准温度下光伏面板的光电转换效率最高, 约为 20%, 组件温度每升高 1 °C, 输出功率就会降低 0.35%^[19]。另外, 光伏组件的使用时长也会对光伏功率产生影响^[20]。

1.2.3 光伏面板的积尘量

光伏组件表面的积尘量与光伏组件的输出功率成反比, 在一定限度内, 积尘量越少, 光伏面板吸收的光能就越多, 太阳能发电量就越高^[11], 具体的关系曲线图如图 6 所示^[21]。

灰尘不仅会降低光伏面板对太阳光的吸收, 还会对光伏面板造成损伤, 减少光伏面板的有效工作面积。研究表明, 灰尘的堆积会使光伏平均发电效率降低 17%, 严重时降低比例高达 40%^[22]。若遇暴雨天气, 光伏面板经雨水的冲刷, 则第 2 天光电转换效率较之前会有所提升。若光伏电站遭遇暴雪天气, 则落在光伏面板上的雪花将会逐渐形成积雪, 从而导致光伏面板无法接受到有效的辐照强度。待积雪融化后, 光伏面板相当于进行一次自然清洗, 相较于暴雪前的光电转换效率将有所提高, 因此保

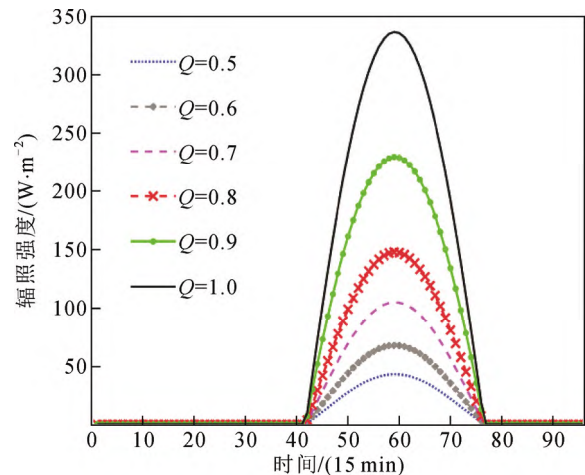


图 5 不同大气质量下辐照强度的变化曲线

Fig.5 Variation curve of irradiation intensity under different atmospheric quality

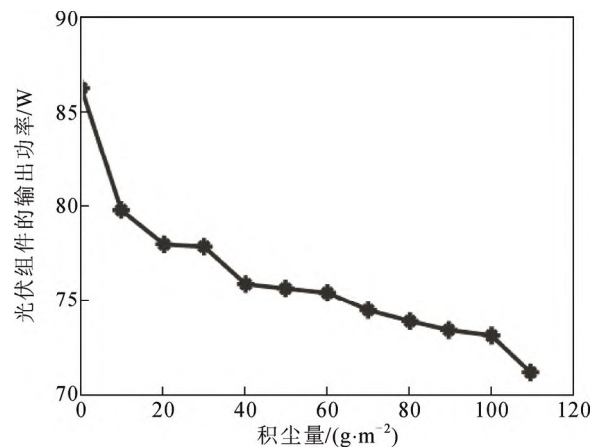


图 6 光伏组件输出功率与表面积尘量的关系图

Fig.6 Relationship between output power of photovoltaic module and dust amount on surface area

持光伏组件的清洁对提高光伏的发电效率至关重要。

2 光伏发电功率超短期预测方法分类

光伏发电功率超短期的预测方法有多种分类方式, 从预测类型、空间尺度、数据来源、预测对象和建模方式等角度可以将其划分为不同的类别, 具体如图 7 所示。

根据预测类型的不同, 可将光伏发电功率的超短期预测分为确定性预测和概率预测。确定性预测是指对未来时刻光伏发电输出功率值的预测, 概率预测是基于光伏发电的不确定性对输出功率预测值可信度的估计。概率预测不仅可以提供光伏电站输出功率的波动范围, 还能给出预测区间的可靠性评价指标。但针对光伏发电功率的超短期预测, 现有

的研究方法以确定性预测为主，故本文基于确定性预测展开分类梳理。

根据预测区域不同，可分为单场站预测和集群功率预测^[23]。单场站预测是针对某一电站的预测，集群功率预测是对某一较大范围或某一省份内所有光伏电站的总功率预测，主要方法有累加法^[24]和统计升尺度法^[25]。累加法是将所有场站预测结果直接相加，预测精度高，但对区域内电站数据的完备性要求较高，计算资源消耗大，具有一定的局限性。统计升尺度法先按照特定标准对待测集群进行合理划分，然后在各子区域内筛选合适的特征场站并基于其功率值完成对子区域的功率预测，最后将子区域的预测值相加，实现集群功率的整体预测。统计升尺度法节约了计算资源、缩短了工程时间，但预测精度多依赖于特征场站代表性的强弱^[26]。

根据预测模型的不同可以分为物理预测法和统计预测法^[27]，预测原理如图 8 所示。物理预测法是通过模拟太阳辐照强度的传递和光伏组件发电的物理过程实现功率超短期预测^[28]，其预测原理简单，不需要大量的历史数据，但在建模过程中需要详细的位置信息、光伏组件的特性参数及安装信息等，针对不同的信息参数需要建立不同的预测模型，推广性较差，模型不适用于极端情况，抗干扰能力弱，鲁棒性不强^[29]。统计预测法通过统计学模型对大量历史数据进行分析学习，然后基于学习到的映射规律实现功率的超短期预测；该预测法多以气象数据为基础，其预测精度不仅依赖于模型对气象特征的选择和特征数据对该气象变化预测的准确性^[30]，也取决于模型对功率与影响因素间映射关系的学习，鲁棒性强的统计学模型能深入挖掘出二者间的隐含关系，从而提高功率的预测精度^[31]；该方法需要大量的历史数据，对于新建场站有一定的局限性。

根据预测对象的不同，可将其分为直接预测法和间接预测法^[32]，预测原理如图 9 所示。直接预测法是直接对光伏电站输出功率的预测^[33]，预测时需要大量的历史数据，适用于有数据储备的光伏场站。预测精度主要取决于 3 方面：一是原始数据的质量；二是模型输入与输出间的相关性；三是模型的泛化能力。直接预测法需要大量的历史数据，若历史数据中存在大量缺数、漏数、重数的现象，输入的特征变量与输出功率间的相关性极低或模型对特征变量与功率间隐含关系的学习能力较差，则模型预测出的功率值准确度就较低。间接预测法是先对地表

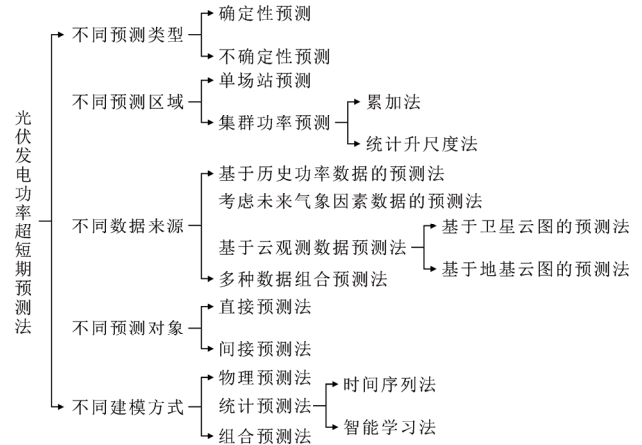


图 7 光伏发电功率超短期预测法

Fig.7 Ultra-short-term prediction method of photovoltaic power generation power

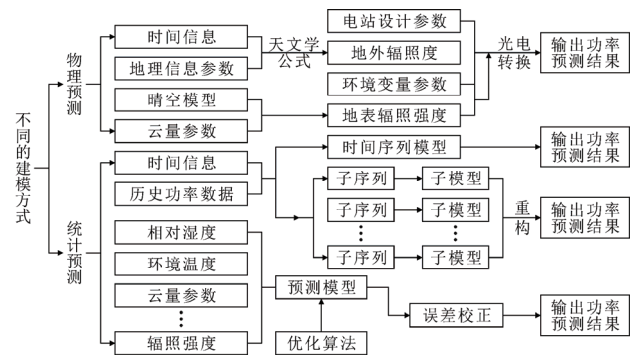


图 8 物理/统计预测原理图

Fig.8 Physical/statistical forecasting schematic diagram

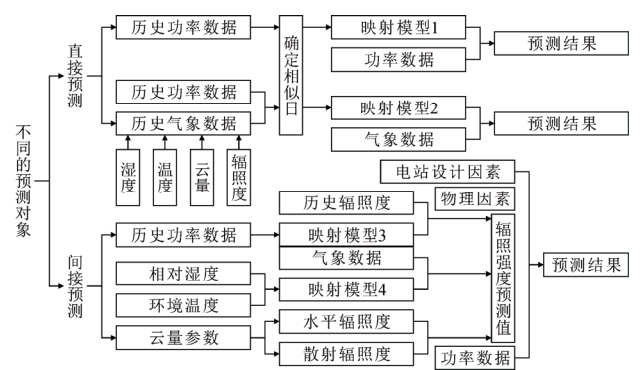


图 9 直接/间接预测原理图

Fig.9 Schematic diagram of direct/indirect prediction

辐照强度进行预测，再以辐照度的预测值为基础实现功率的超短期预测^[34]。预测精度主要取决于地表辐照度预测值的准确度，对地表辐照度波动状况描述得越精细，功率的预测精度就越高。相比直接预测，间接预测的模型多，流程复杂，但能在一定程度上提高功率的预测精度^[35]。

输入数据与功率间关系的研究始终是功率预测的重点, 根据数据来源的不同对其进行细分, 有利于梳理出目前光伏功率超短期预测所存在的技术难点。为此, 本文从输入数据不同的角度对现有的功率预测法进行分析总结。

3 光伏发电功率超短期预测方法分析

迄今为止, 国内外研究学者针对超短期功率预测展开了较为深入的数据信息挖掘, 根据基础数据的来源不同可将其分为3类: 基于历史功率数据的预测法、考虑未来气象因素的数据预测法及基于云观测数据预测法和多种数据组合的预测法。

3.1 基于历史数据预测法

光伏出力虽具有随机性, 但同场站的光伏出力仍存在很强的周期性。基于历史数据预测法就是利用数学或统计学模型将这种周期性规律从过去的时间序列中挖掘出来, 从而实现光伏发电功率的超短期预测, 也可称之为历史资料引申预测法, 具体的建模流程如图10所示。常用的预测模型有持续预测模型^[36]、线性预测模型^[37]、自回归滑动平均预测模型(autoregressive moving average model, ARMA)^[38]、马尔科夫链^[39]以及灰色理论模型^[40]等时间序列模型。

持续预测是最基本的预测模型, 该模型假设当前时刻的环境条件完全与上一时刻相同, 其预测值即为上一时刻的实际功率, 在分钟级的功率预测中预测效果很好, 但在超短期预测中常被作为基准模型, 用来验证其他模型预测结果的有效性^[34]。ARMA、马尔科夫链以及灰色理论模型是线性回归预测的变形, 文献^[39]用马尔科夫链的状态转移矩阵表明太阳能在不同时刻的不同转移趋势, 然后分时段建立功率预测模型, 在并网中取得了良好的预测效果。文献^[40]先根据不同季节对过去的功率序列进行划分, 然后利用灰色理论模型对原始功率数据进行重构, 弱化了原始数据的随机性, 进而提高了功率的预测精度。时间序列模型原理简单, 但无法充分利用历史信息表征功率间复杂的非线性特征, 而且预测效果非常依赖于数据序列的平稳性。

对光伏发电输出功率进行非线性动力学特性分析发现, 其功率数据序列具有混沌特性。针对传统时间序列模型在建立和预测精度上的不足, 一些学者将功率的混沌特性与各类智能算法结合后应用在功率预测中^[41]。混沌是一种发生在具有确定性客观规律中的类随机运动, 考虑混沌特性的时间序列

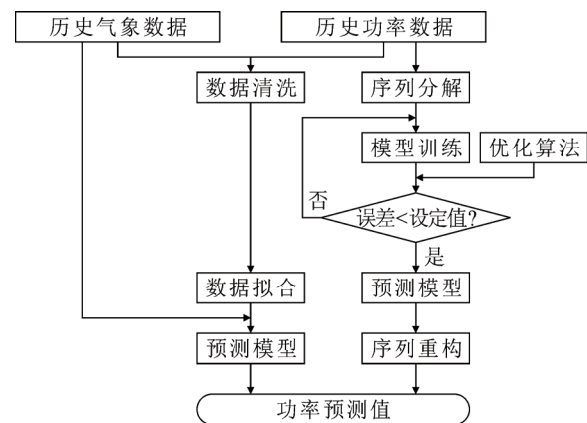


图10 基于历史数据预测法建模流程图

Fig.10 Modeling flowchart based on historical data forecasting method

预测模型能够深入挖掘并学习光伏发电功率中所存在的客观规律, 并利用其几何自相关性实现功率预测。文献^[32]基于数列的混沌特性对不同尺度的时间序列进行相空间重构, 然后结合支持向量机建立了光伏功率预测模型, 其预测结果验证了基于混沌特性预测法的可行性。文献^[42]采用定性的相空间重构法和改进的最大 Lyapunov 指数法判断出光伏出力具有混沌特性后, 将混沌理论与 RBF 神经网络相结合建立光伏发电功率超短期预测模型。与传统的时间序列法相比, 该模型展示出更好的预测性能。近年来多变型天气的增多, 光伏功率的非线性问题尤为复杂。脑情绪神经网络模型能求解高维相空间中的非线性映射关系, 文献^[43]将功率数据中的混沌特征与增强型大脑情绪神经网络相结合建立超短期预测模型, 实现了功率的循环滚动预测, 将功率预测精度提高了5%。

基于历史数据的预测法需要大量的历史数据, 模型的训练速度慢、效率低, 在波动较小的天气状况下, 模型有较好的预测效果, 但对于复杂突变型天气, 因模型未能考虑温度、云量、云层厚度及云层高度等对光伏电站的随机性影响, 故无法准确预测光伏出力。该方法的预测精度整体偏低, 且不具有普适性, 针对此类预测模型的局限性, 考虑未来气象因素的预测法逐渐获得关注。

3.2 考虑未来气象因素预测法

历史功率数据间虽有一定的内在特性, 但外部的气象因素及辐照强度对电站出力的影响不容忽视。气象数据是对一段时间内天气状况的描述, 也被称为高时空分辨率的数值天气预报(numerical

weather forecast, NWP)数据^[44]。NWP 数据中的特征变量包括但不限于辐照强度、风速、风向以及温度, 这些特征变量为光伏发电功率预测系统提供了重要的数据支撑^[45]。

考虑未来气象因素的数据预测法就是将 NWP 中的特征变量与功率数据相结合, 采用物理学模型或统计学模型挖掘出二者间的映射关系, 实现对未来时刻的功率预测^[46]。考虑未来气象因素的数据预测法是目前光伏发电功率超短期预测技术的核心, 具体的建模流程如图 11 所示。文献[31]研究分析了温度、辐照强度等变量对光伏电站输出功率发生随机波动的重要性。依据 NWP 数据中的特征变量, 对变化相似的天气进行聚类划分, 能有效提升光伏发电功率的预测精度。文献[47]先对相似日进行聚类分析, 然后将这些气象特征作为模型输入, 通过统计学模型学习特征变量对光伏电站出力的影响规律, 从而实现功率的超短期预测。该方法提升了多变型天气下功率的预测精度, 解决了基于历史数据预测法的局限性。NWP 数据对气象变量的描述与实际测量值有一定的偏差, 文献[48]先对 NWP 数据中的多个气象变量进行偏差校正, 然后结合人工神经网络为加利福尼亚州某一住宅的微电网建立功率预测模型, 其预测结果优于多元回归时间序列模型。功率超短期的预测效果不仅受输入变量的影响, 还有赖于模型的学习预测能力。在同一条件下, 学习能力强的统计模型预测效果优于学习能力弱的预测模型。文献[49]采用人工蜂群算法优化后的支持向量机建立预测模型, 预测结果验证了优化后的模型有更强的学习能力, 模型的训练效率提高了 30%。文献[50]结合数字孪生技术建立了遗传算法优化的反向传播(back propagation, BP)神经网络预测模型, 不仅提高了模型在阴天、雨天的预测能力, 也成功解决了新建场站数据样本少的预测问题, 适用于新建场站的功率预测。极限学习机^[51]、BP 神经网络^[52]、人工神经网络等均属浅层预测模型, 对气象和功率数据间的隐含关系挖掘能力弱, 而且模型易受外部环境及算法鲁棒性的制约, 收敛速度慢, 也容易陷入过拟合或局部最优。

随着智能学习技术的研发与应用, 深度学习^[53]、长短期记忆(long short-term memory, LSTM)^[54]、门控循环单元网络等具有深层次网络架构的算法也被广泛应用于光伏发电功率预测系统中。相比于浅层的神经网络结构, 基于深度学习的预测模型能利

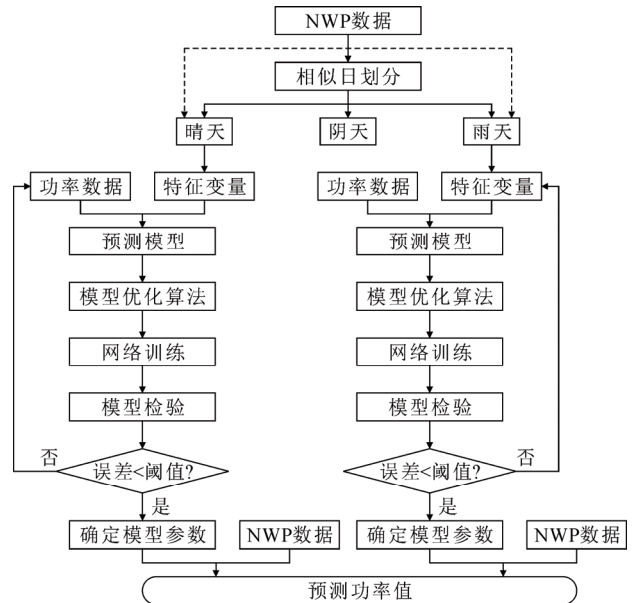


图 11 考虑未来气象因素的超短期预测流程图

Fig. 11 The principle and flow of ultra-short-term forecasting considering future meteorological factors

用多层神经网络架构自动学习到高维变量间的抽象特征, 挖掘出气象因素与功率数据间更隐秘的耦合关系。文献[30]依据深度学习理论建立含有监督式的功率预测模型, 验证了深度学习理论在光伏功率预测领域的可行性。该模型不加筛选的将电站附近所有的气象信息均作为模型的输入, 虽能充分分析气象特征, 更好地预测出光伏出力的变化趋势, 但变量的冗余降低了模型的训练效率。文献[54]针对不同天气筛检出相关性高的气象变量, 在保证深入挖掘气象变量和功率映射关系的同时减少了模型的训练时间。

考虑未来气象因素的预测法大幅提高了功率的预测精度, 但针对局部阵雨或云量变化较快的时刻, 预测值与实际出力还有不小的偏差。这是由于目前的 NWP 很难监测到短时间小范围内云团的位置、大小以及厚薄的变化^[55]。在光伏发电领域引入云观测数据, 量化分析云与功率间的映射关系, 能更好地预测光伏功率, 基于云观测数据的预测法也成为目前提升预测精度的新方向。

3.3 基于云观测数据的预测法

光伏发电系统对阴影的反应非常迅速, 一旦云对照射到光伏电站内的太阳光有遮挡, 光伏发面板上接收到的有效辐照度会立即下降, 从而呈现骤升骤降的变化趋势。云观测数据能确切地展示出云团在短时间内的移动变化, 若要对光伏发电功率进行

更为精细化的预测, 就必须依托云观测数据开展研究。基于云观测数据的预测法是依托于地基云或卫星云观测资料展开的一种功率预测法, 该方法以获取的云观测资料为基础, 先通过云识别、云匹配技术实现云团移动轨迹的跟踪预测, 然后基于未来的云移动轨迹实现功率预测, 与历史数据预测法和考虑未来气象因素的预测法相比, 该方法仍处于探索阶段。具体的预测流程如图 12 所示。

依据云图的获取方式不同, 可将基于云观测数据的预测法分为 2 类技术路线: 一种是基于地基云图的预测法; 另一种是基于卫星云图的预测法。

3.3.1 基于地基云图的预测法

基于地基云图的预测法是以 TSI-880 全天空成像仪(all-sky image, SKI)获取的云图数据为基础开展的功率预测法。目标云团的识别与匹配是该方法实现功率的基础, 文献[14]采用数字图像中的比阈值分割法识别云团, 并运用跟踪学习算法预估出未来时刻云团的大致位置。比阈值的设定存在人为因素, 文献[56]采用卷积神经网络自动识别目标云团, 在消除主观因素的同时准确提取出了目标云团的特征信息。SKI 的结构特点会使云图存在一定的畸变, 在以地基云图为基础进行功率预测时, 必须对其进行修复矫正, 否则会对功率的预测精度产生负面影响[57]。文献[58]提出一种镜像渐变算法, 矫正了畸变的地基云图, 同时大致复原了图中丢失的云信息, 为准确进行功率预测奠定了良好的数据基础。文献[59]采用改进后的 Criminisi 算法对原始云图中的数据缺失区域进行修复, 然后运用图像处理技术提取云因子、透射率等特征, 最后结合梯度决策树算法构建功率预测模型, 实现了 2 h 内功率的滚动预测。云量、云厚度及云高度等因素均会引起光伏电站输出功率的波动, 为尽可能多地提取云图特征, 文献[60]对连续多幅图像进行动态化特征信息提取, 并基于传统的 LSTM 提出云图特征联想功率预测模型, 相较于历史功率预测法和气象数据预测法, 该预测法在多种天气类型下有更好的预测结果。

基于地基云图数据的预测法优势在于云成像的采集频率高、图像分辨率高, 能较为准确地评估未来 0~1 h 云团轨迹对功率发生波动的影响[61]。但高空云的运动速度较快, SKI 的拍摄范围有限(以观测点为中心的方圆 5 km 内), 若要在面积较大的光伏场站中使用, 则需安装多个 SKI 以覆盖整个场站, 这会增加光伏场站的发电成本; 而且该方法的预测

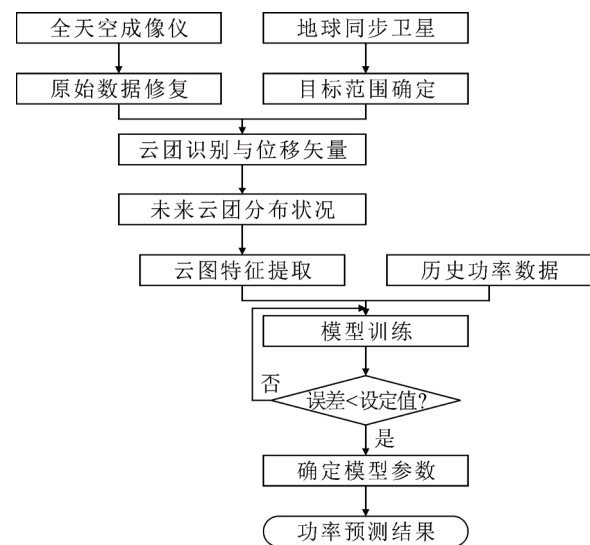


图 12 基于云观测数据的超短期预测流程图

Fig.12 Schematic diagram of prediction method based on cloud observation data

误差会随时间尺度的增加而变大, 30 min 内的预测误差为 5%^[5], 2 h 以上的预测误差就高达 15%, 比历史气象数据预测法的误差高 5%^[62], 模型的训练时间也高达 30 min^[58]。该方法更适用于小场站、分钟级的功率预测, 而基于卫星云图的预测法能很好地解决基于地基云图预测法的局限性。

3.3.2 基于卫星云图的预测法

基于卫星云图的预测法是以地球同步卫星风云 4 号或以静止卫星葵花 8 号获取的云图数据为基础开展的功率预测。文献[63]通过对卫星云图特征的分析, 验证了卫星云观测数据对描述未来气象变化的重要性, 以及应用在功率预测领域中的可行性。基于云观测数据预测法是以未来数据信息为基础的功率预测法, 能更准确地预测出光伏发电功率在未来时刻的波动状况, 其预测精度依赖于对连续卫星云图的动态特征分析及云团轨迹的跟踪预测。文献[64]提出一种尺度不变特征变换算法, 通过对不同时刻点的云图进行特征点匹配实现云团轨迹的跟踪, 然后利用跟踪信息预测地表辐照强度值。文献[65]基于云团在短时间内运动中反映在图上的灰度值不变原理提出一种变分光流算法, 实现了超前 15 min 的云图位置信息预测。文献[66]通过改进的粒子图像测速(particle image velocimetry, PIV)算法对局部图像进行信息匹配, 对前后匹配到的云团进行位移矢量变换, 同时采用线性外推法实现云团轨迹的跟踪预测。基于未来云团的位置信息, 文献[67]建

立了深度学习模型和光电转换模型,根据提取的未来云特征实现辐照度和功率预测,验证了准确的云轨迹预测有助于提高预测精度。

与地基云图相比,卫星云图的视野范围大,能够获得更丰富的云层表征信息,且利用卫星云图进行大范围的集中预测时,光伏电站无需购置额外的采集设备,即可获得必要的云观测数据。文献[68]以葵花8号卫星中获取的云监测数据为基础,采用一阶灰度直方图法提取云特征,然后结合天文学和物理学公式计算得到云量和有效辐照强度,最终将其转化为功率,从而预估出光伏电站未来4h的出力值。天空中存在大量移动的云团,但并非所有的云团都会对光伏电站形成遮挡^[69],卫星云图记录了对应时刻下天空中的云况,其所含信息丰富,但也存在一定的无效信息。文献[70]提出云图区域定位算法,通过太阳位置和云高确定可能对光伏电站产生遮挡的大致区域,然后结合卷积神经网络提取该区域的特征因子并实现超短期的功率预测,预测结果显示其精度提高了11.76%。

3.4 多类型数据组合预测法

单一的输入数据和预测模型不利于预测精度的提升,综合多类型数据及预测方法能进一步的提升预测效果。多类型数据组合示意图如图13所示。采用不同类型数据建立混合预测模型,可以获得丰富的数据信息,提高模型的适用性^[71]。文献[72]验证分析了多数据组合预测法相比于单一数据的输入有更好的预测效果。单一光伏功率时间序列无法保证其重构的相空间能够有效地恢复非线性动力系统特征^[73],文献[74]考虑了太阳辐射强度、温度等气象因素对光伏电站输出功率的影响,结合径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络建立了一种多变量相空间重构的功率预测模型,相较于单变量相空间重构预测法,考虑气象数据的多变量相空间重构预测法有更小的预测误差。文献[75]首先基于NWP数据大致预测出0~4h内的功率趋势,然后结合地基云图信息修正临近2h的功率预测值。该类型的组合方式不仅实现了0~4h的功率超短期预测,而且也解决了基于地基云图预测法的局限性,提高了模型的泛化能力。文献[76]基于卫星云观测数据量化了云团对光伏电站的遮挡状况,同时计算出光伏组件接收的辐照强度,再结合温度等气象因

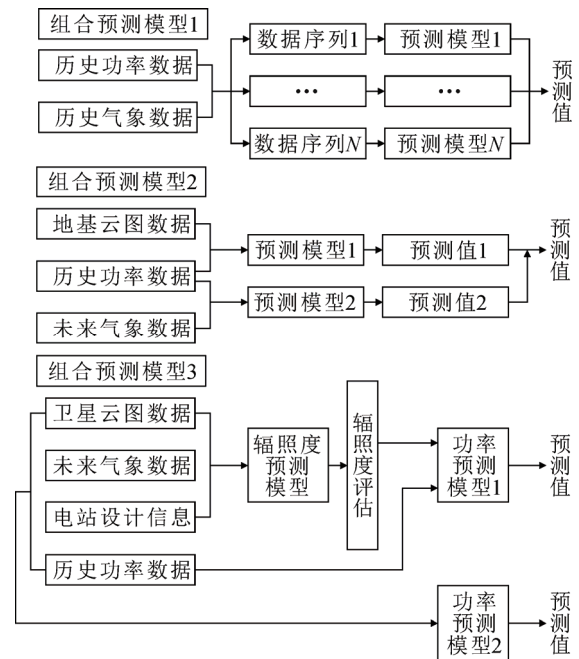


图13 多类型数据组合示意图

Fig.13 Schematic diagram of multi-type data combination

素建立功率预测模型,提高了多云天气下的功率预测精度。文献[77]利用卷积自编码器提取出云团特征,融合数值天气预报构建特征向量的光伏发电功率预测,降低了累计误差出现的可能性,在多个场景下均有较强的优越性。

多类型数据组合预测法所需数据量大且模型复杂,但天气变化较大的情况下,组合预测法有更好的适用性,是未来研究功率预测的一种趋势。

3.5 模型预测精度分析

现有的预测结果常用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、平均绝对误差百分比(mean absolute percentage error, MAPE)、均方根误差(root mean square error, RMSE)、归一化平均绝对误差(normalized mean absolute error, nMAE)、归一化均方根误差(normalized root mean square error, nRMSE)、平均误差和相关系数等指标量化考核^[78]。通过对光伏发电功率预测方法的分析与总结,对4类预测法的优缺点及预测精度进行了归纳总结,具体如表1所示。

同一预测模型在不同天气条件下有不同的预测精度。晴天条件下各类预测模型的均方根误差主要集中在2%~8%范围内,预测精度最高;多云条件下的均方根误差主要集中在5%~18%范围内;阴雨天气下的平均绝对误差指标范围为6%~24%。从上述

表1 4种预测法的对比分析

Table 1 Comparative analysis of four forecasting methods			
预测方法	优点	不足	均方根误差
基于历史数据的预测法	考虑了序列自身的混沌特性, 模型简单	忽略了未来气象因素对功率的影响	6%~25%
考虑未来气象因素的预测法	考虑了未来气象因素对光伏电站出力的影响	天气转变过快时, NWP对气象要素的变化描述不准确	4%~20%
基于云观测的数据预测法	基于地基云图的预测法 原始数据的时空分辨率高, 能精细化地监测云移动轨迹	云图监测范围小, 原始云图畸变严重且有数据缺失	3%~15%
基于卫星云图的数据预测法	云图的检测范围大, 数据获取方便, 能有效降低电站的运营成本	云图的空间分辨率有限	3%~13%
组合数据预测法	数据信息丰富, 模型的泛化能力强	数据量大, 模型复杂, 容易产生累计误差	3%~15%

相关指标来看, 在天气波动较大的情况下, 我国的功率预测技术还有待进一步提升^[35]。

4 光伏发电功率超短期预测难点

4.1 高质量数据获取有限

数据的完整性和正确性是光伏发电功率准确预测的基石。历史功率、辐照度数据是通过光伏电站对内部运行状况监测得到的, 受数据采集、传输和存储环节中缺数、丢数、重数的影响, 得到的实际功率数据存在部分失真的问题。随着新型电力系统的建立, 电网建设滞后于光伏电力的生产, “弃光”、“限电”问题加重, 可能降低原始数据在预测模型中的可信度, 从而进一步增加超短期的预测难度。

4.2 气象因素描述困难

NWP气象数据是功率预测模型的重要数据源, 其准确性直接影响着光伏出力的预测精度。近年来, 天气变化速度较快, 增加了NWP对各气象要素的监测难度。而且现有数值天气预报的时间分辨率有限, 需进行高质量的数据插值才能满足超短期功率预测模型的要求。另外, NWP对短时间内云团特征的快速变化无法精细化描述, 进一步增加了光伏发电功率超短期预测的累计误差。

4.3 云轨迹跟踪预测困难

云像素点的识别与匹配是云团轨迹跟踪预测的基础。对于地基云图, 其监控范围小, 原始图像的畸变及拍摄仪器对太阳周边像素点的过度曝光都

增加了云像素点的识别难度。卫星云图无法对光伏电站产生影响的云团实现精细化监测, 而且在卫星图像拍摄时, 易受大气质量及光照环境的影响而出现大范围的色差。这不仅会增加目标云团误匹配的概率, 还会增加云团位移矢量的计算误差, 开发或选择一个精确的云像素点识别法是目前云轨迹跟踪预测的难点之一。在进行未来云图预测时, 由于云像素点位移矢量的预测差异会出现“马赛克”效应, 这是实现云轨迹精准预测的另一个难题。

4.4 模型优化时的局限性

光伏发电功率超短期预测模型无外乎物理和统计模型2种。物理模型所涉及的变量多, 在优化过程中模型各项参数依赖于主观经验确定, 会严重影响预测的准确性。简单的统计模型无法深入挖掘辐照度、温度、云等气象因素与功率间复杂的映射关系, 而且在不同时间段内光伏电站出力的内在规律也不同, 很难用同一输入变量和模型进行有效探究。复杂或优化组合的统计预测模型虽能提高预测精度, 但却是以模型的训练效率为代价的, 而且也容易陷入局部最优或过拟合的状态。

5 结论及展望

光伏发电功率超短期预测技术在维护电力系统平衡以及优化调度等方面具有不可忽视的作用。本文聚焦光伏发电功率的研究现状, 从数据来源的角度对超短期功率预测技术进行了深入分析。得到如下结论:

1) 基于历史数据的预测法和考虑未来气象因素的预测法现已有大量的研究成果, 但历史数据预测法的整体预测精度低于其他预测法。由于历史数据预测法未考虑气象因素对功率的影响, 因此模型在复杂天气下无法准确得出功率预测值, 即使通过改进预测模型, 其预测精度也很难有较大的提升。

2) 考虑气象因素的预测法提升了功率预测精度, 但近年来转折性的极端天气频现, 未来需合理利用历史资源数据细化相似日类型, 提高气象特征变量的筛选技术, 从而增强模型对气象因素的敏感度。另外, 为更好地将气象数据应用到光伏发电功率预测领域, 未来可利用气象预报的前沿技术开发时空分辨率更高的数值天气预报模型, 以供专门应用于电力行业气象预报。

3) 基于云观测数据的功率预测法是未来提高功率预测精度的重要方向, 但现有的成果较少, 在

云轨迹跟踪预测技术方面也有待进一步的突破。面对云团变化的复杂性,未来需提高云团的识别技术及特征匹配技术,进一步分析影响云团移动的非线性因素,探索如何利用深度学习理论实现云团非线性移动轨迹的预测。

参考文献 References

- [1] 史丹. 中国能源安全结构研究[M]. 北京: 社会科学文献出版社, 2015: 35-68.
SHI Dan. Research on China's energy security structure[M]. Beijing, China: Social Sciences Academic Press, 2015: 35-68.
- [2] 新华社. 习近平主持召开中央财经委员会第九次会议[J]. 预算管理与会计, 2021(4): 4-5.
Xinhua News Agency. XI Jinping presided over the ninth meeting of the Central Committee of Finance and Economics[J]. Budget Management and Accounting, 2021(4): 4-5.
- [3] 董梓童. 新兴市场持续发力, 全球光伏装机创新高[N]. 中国能源报, 2022-03-14(006).
DONG Zitong. Emerging markets continue to drive, and global photovoltaic installed capacity reaches a new high[N]. China Energy News, 2022-03-14(006).
- [4] 刘晓艳, 王珏, 姚铁锤, 等. 基于卫星遥感的超短期分布式光伏功率预测[J]. 电工技术学报, 2022, 37(7): 1800-1809.
LIU Xiaoyan, WANG Jue, YAO Tiechui, et al. Ultra short-term distributed photovoltaic power prediction based on satellite remote sensing[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(7): 1800-1809.
- [5] 钱振, 蔡世波, 顾宇庆, 等. 光伏发电功率预测方法研究综述[J]. 机电工程, 2015, 32(5): 651-659.
QIAN Zhen, CAI Shibao, GU Yuqing, et al. Review of PV power generation prediction[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2015, 32(5): 651-659.
- [6] 中华人民共和国国务院新闻办公室. 新时代的中国能源发展[N]. 人民日报, 2020-12-22(010).
Information Office of the State Council of the People's Republic of China. China's energy development in the new era[N]. People's Daily, 2020-12-22(010).
- [7] MILAD H S A, FAROOQ U, EL-HAWARY M E, et al. Neo-fuzzy integrated adaptive decayed brain emotional learning network for online time series prediction[J]. IEEE Access, 2017, 5: 1037-1049.
- [8] 刘卫亮, 刘长良, 林永君, 等. 计及雾霾影响因素的光伏发电超短期功率预测[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(14): 4086-4095.
LIU Weiliang, LIU Changliang, LIN Yongjun, et al. Super short-term photovoltaic power forecasting considering influence factor of smog[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(14): 4086-4095.
- [9] 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.
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.
- [10] 龚莺飞, 鲁宗相, 乔颖, 等. 光伏功率预测技术[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(4): 140-151.
GONG Yingfei, LU Zongxiang, QIAO Ying, et al. An overview of photovoltaic energy system output forecasting technology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(4): 140-151.
- [11] 徐志明, 曲宏伟, 王靖雯, 等. 太阳能光伏板积灰的最佳清扫周期[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(6): 1738-1742.
XU Zhiming, QU Hongwei, WANG Jingwen, et al. Dusty PV modules optimal cleaning cycle[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(6): 1738-1742.
- [12] 张青山, 王丽婕, 郝颖, 等. 基于卫星云图和晴空模型的分布式光伏电站太阳辐照度超短期预测[J]. 高电压技术, 2022, 48(8): 3271-3281.
ZHANG Qingshan, WANG Lijie, HAO Ying, et al. Ultra-short-term solar irradiance prediction of distributed photovoltaic power stations based on satellite cloud images and clear sky model[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(8): 3271-3281.
- [13] HU K Y, CAO S H, WANG L D, et al. A new ultra-short-term photovoltaic power prediction model based on ground-based cloud images[J]. Journal of Cleaner Production, 2018, 200: 731-745.
- [14] 陈志宝, 李秋水, 程序, 等. 基于地基云图的光伏功率超短期预测模型[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(19): 20-25.
CHEN Zhibao, LI Qiushui, CHENG Xu, et al. A very short-term prediction model for photovoltaic power based on ground-based cloud images[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(19): 20-25.
- [15] ZHEN Z, LIU J M, ZHANG Z Y, et al. Deep learning based surface irradiance mapping model for solar PV power forecasting using sky image[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2020, 56(4): 3385-3396.
- [16] 吴小进, 魏学业, 于蓉蓉, 等. 复杂光照环境下光伏阵列输出特性研究[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(S1): 162-167.
WU Xiaojin, WEI Xueye, YU Rongrong, et al. Study of output characteristics of PV array under complicated illumination environment[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(S1): 162-167.
- [17] RIAHI S, ABEDINI E, VAKILI M, et al. Providing an accurate global model for monthly solar radiation forecasting using artificial intelligence based on air quality index and meteorological data of different cities worldwide[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2021, 28(36): 49697-49724.
- [18] 江鑫. 光伏电站短期和超短期发电功率预测方法研究[D]. 武汉: 湖北工业大学, 2020.
JIANG Xin. Research on short-term and ultra-short-term power generation prediction methods for photovoltaic power plants[D]. Wuhan, China: Hubei University of Technology, 2020.
- [19] 谢从珍, 王江储, 谢心昊, 等. 基于细粒度特征的 BOA-GBDT 光伏出力预测[J]. 电网技术, 2020, 44(2): 689-696.
XIE Congzhen, WANG Jiangchu, XIE Xinhao, et al. PV output prediction based on gradient boosting decision tree model with Bayesian optimization algorithm and fine-grained features[J]. Power System Technology, 2020, 44(2): 689-696.
- [20] MULAUDZI T S, MALUTA N E, SANKARAN V. Evaluation of the global solar irradiance in the Vhembe district of Limpopo Province, South Africa, using different theoretical models[J]. Turkish Journal of Physics, 2015, 39(3): 264-271.
- [21] DARWISH Z A, KAZEM H A, SOPIAN K, et al. Experimental investigation of dust pollutants and the impact of environmental parameters on PV performance: an experimental study[J]. Environment, Development and Sustainability, 2018, 20(1): 155-174.
- [22] FAN S Y, WANG Y, CAO S X, et al. A novel method for analyzing the effect of dust accumulation on energy efficiency loss in photovoltaic (PV) system[J]. Energy, 2021, 234: 121112.
- [23] AL-DAHIDI S, AYADI O, ADEEB J, et al. Extreme learning machines for solar photovoltaic power predictions[J]. Energies, 2018,

- 11(10): 2725.
- [24] WU H B, LIU Z Q, CHEN Y, et al. Equivalent modeling method for regional decentralized photovoltaic clusters based on cluster analysis[J]. CPSS Transactions on Power Electronics and Applications, 2018, 3(2): 146-153.
- [25] 王尤嘉, 鲁宗相, 乔颖, 等. 基于特征聚类的区域风电短期功率统计升尺度预测[J]. 电网技术, 2017, 41(5): 1383-1389.
WANG Youjia, LU Zongxiang, QIAO Ying, et al. Short-term regional wind power statistical upscaling forecasting based on feature clustering[J]. Power System Technology, 2017, 41(5): 1383-1389.
- [26] 卢俊杰, 蔡涛, 郎建勋, 等. 基于集群划分的光伏电站集群发电功率短期预测方法[J]. 高电压技术, 2022, 48(5): 1943-1951.
LU Junjie, CAI Tao, LANG Jianxun, et al. Short-term power output forecasting of clustered photovoltaic solar plants based on cluster partition[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(5): 1943-1951.
- [27] 丁明, 鲍玉莹, 毕锐. 应用改进马尔科夫链的光伏出力时间序列模拟[J]. 电网技术, 2016, 40(2): 459-464.
DING Ming, BAO Yuying, BI Rui. Simulation of PV output time series used improved Markov chain[J]. Power System Technology, 2016, 40(2): 459-464.
- [28] MANDAL P, MADHIRA S T S, HAQUE A U, et al. Forecasting power output of solar photovoltaic system using wavelet transform and artificial intelligence techniques[J]. Procedia Computer Science, 2012, 12(1): 332-337.
- [29] LEVA S, DOLARA A, GRIMACCIA F, et al. Analysis and validation of 24 hours ahead neural network forecasting of photovoltaic output power[J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2017, 131: 88-100.
- [30] 史佳琪, 张建华. 基于深度学习的超短期光伏精细化预测模型研究[J]. 电力建设, 2017, 38(6): 28-35.
SHI Jiaqi, ZHANG Jianhua. Ultra short-term photovoltaic refined forecasting model based on deep learning[J]. Electric Power Construction, 2017, 38(6): 28-35.
- [31] ZAFARANI R, EFTEKHARNEJAD S, PATEL U. Assessing the utility of weather data for photovoltaic power prediction[J]. arXiv: 1802.03913, 2018.
- [32] 荆博, 谭伦农, 钱政, 等. 光伏发电短期预测研究进展综述[J]. 电测与仪表, 2017, 54(12): 1-6.
JING Bo, TAN Lunnong, QIAN Zheng, et al. An overview of research progress of short-term photovoltaic forecasts[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2017, 54(12): 1-6.
- [33] 黄磊, 舒杰, 姜桂秀, 等. 基于多维时间序列局部支持向量回归的微网光伏发电预测[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(5): 19-24.
HUANG Lei, SHU Jie, JIANG Guixiu, et al. Photovoltaic generation forecast based on multidimensional time-series and local support vector regression in microgrids[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(5): 19-24.
- [34] 陈志宝, 丁杰, 周海, 等. 地基云图结合径向基函数人工神经网络的光伏功率超短期预测模型[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(3): 561-567.
CHEN Zhibao, DING Jie, ZHOU Hai, et al. A model of very short-term photovoltaic power forecasting based on ground-based cloud images and RBF neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(3): 561-567.
- [35] REDDY S S. Optimal scheduling of thermal-wind-solar power system with storage[J]. Renewable Energy, 2017, 101: 1357-1368.
- [36] DIAGNE M, DAVID M, LAURET P, et al. Review of solar irradiance forecasting methods and a proposition for small-scale insular grids[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2013, 27: 65-76.
- [37] 李国庆, 李欣彤, 边竞, 等. 基于每时晴空指数的大规模光伏电站出力多维时间序列模拟[J]. 电网技术, 2020, 44(9): 3254-3262.
LI Guoqing, LI Xintong, BIAN Jing, et al. Multi-dimensional time series simulation of large-scale photovoltaic power plant output based on hourly clear sky index[J]. Power System Technology, 2020, 44(9): 3254-3262.
- [38] LI Y T, SU Y, SHU L J. An ARMAX model for forecasting the power output of a grid connected photovoltaic system[J]. Renewable Energy, 2014, 66: 78-89.
- [39] 蒋峰, 王宗耀, 张鹏. 基于灰色-加权马尔可夫链的光伏发电量预测[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(15): 55-60.
JIANG Feng, WANG Zongyao, ZHANG Peng. Forecasting power generation of solar photovoltaic system based on the combination of grey model and weighted Markov chain[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(15): 55-60.
- [40] 丁明, 刘志, 毕锐, 等. 基于灰色系统校正-小波神经网络的光伏功率预测[J]. 电网技术, 2015, 39(9): 2438-2443.
DING Ming, LIU Zhi, BI Rui, et al. Photovoltaic output prediction based on grey system correction-wavelet neural network[J]. Power System Technology, 2015, 39(9): 2438-2443.
- [41] ONETO L, LAURERI F, ROBBIA M, et al. Data-driven photovoltaic power production nowcasting and forecasting for polygeneration microgrids[J]. IEEE Systems Journal, 2018, 12(3): 2842-2853.
- [42] 王育飞, 付玉超, 孙路, 等. 基于混沌-RBF神经网络的光伏发电功率超短期预测模型[J]. 电网技术, 2018, 42(4): 1110-1116.
WANG Yufei, FU Yuchao, SUN Lu, et al. Ultra-short term prediction model of photovoltaic output power based on chaos-RBF neural network[J]. Power System Technology, 2018, 42(4): 1110-1116.
- [43] 王育飞, 杨启星, 薛花. 考虑混沌特征的增强型大脑情绪神经网络光伏发电功率超短期预测模型[J]. 高电压技术, 2021, 47(4): 1165-1175.
WANG Yufei, YANG Qixing, XUE Hua. Ultra-short-term prediction model of enhanced brain emotional neural network considering chaotic characteristics for photovoltaic power generation[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(4): 1165-1175.
- [44] 万方. 数字天气预报在太阳能光伏发电中的应用[J]. 电源技术应用, 2012, 15(12): 1-4, 9.
WAN Fang. Numerical weather forecasting in application of solar photovoltaic[J]. Power Supply Technologies and Applications, 2012, 15(12): 1-4, 9.
- [45] KUMAR D S, YAGLI G M, KASHYAP M, et al. Solar irradiance resource and forecasting: a comprehensive review[J]. IET Renewable Power Generation, 2020, 14(10): 1641-1656.
- [46] ANDRADE J R, BESSA R J. Improving renewable energy forecasting with a grid of numerical weather predictions[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2017, 8(4): 1571-1580.
- [47] 杨国华, 张鸿皓, 郑豪丰, 等. 基于相似日聚类 and IHGWO-WNN-AdaBoost 模型的短期光伏功率预测[J]. 高电压技术, 2021, 47(4): 1185-1194.
YANG Guohua, ZHANG Honghao, ZHENG Haofeng, et al. Short-term photovoltaic power forecasting based on similar weather clustering and IHGWO-WNN-AdaBoost modal[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(4): 1185-1194.
- [48] SABZEHGAR R, AMIRHOSSEINI D Z, RASOULI M. Solar power forecast for a residential smart microgrid based on numerical weather predictions using artificial intelligence methods[J]. Journal of Building Engineering, 2020, 32: 101629.
- [49] GAO X M, YANG S F, PAN S B. Optimal parameter selection for support vector machine based on artificial bee colony algorithm: a case

- study of grid-connected PV system power prediction[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2017, 2017: 7273017.
- [50] 孙荣富, 王隆扬, 王玉林, 等. 基于数字孪生的光伏发电功率超短期预测[J]. *电网技术*, 2021, 45(4): 1258-1264.
SUN Rongfu, WANG Longyang, WANG Yulin, et al. Ultra-short-term prediction of photovoltaic power generation based on digital twins[J]. *Power System Technology*, 2021, 45(4): 1258-1264.
- [51] AL-DAHIDI S, AYADI O, ADEEB J, et al. Extreme learning machines for solar photovoltaic power predictions[J]. *Energies*, 2018, 11(10): 2725.
- [52] 王雨, 苏适, 严玉廷. 基于Kalman滤波和BP神经网络的光伏超短期功率预测模型[J]. *电气技术*, 2014(1): 42-46.
WANG Yu, SU Shi, YAN Yuting. Very short-term PV power forecasting model based on Kalman filter algorithm and BP neural network[J]. *Electrical Engineering*, 2014(1): 42-46.
- [53] MELLIT A, MASSI PAVAN A, OGLIARI E, et al. Advanced methods for photovoltaic output power forecasting: a review[J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(2): 487.
- [54] 孟安波, 许炫淙, 陈嘉铭, 等. 基于强化学习和组合式深度学习模型的超短期光伏功率预测[J]. *电网技术*, 2021, 45(12): 4721-4728.
MENG Anbo, XU Xuancong, CHEN Jiaming, et al. Ultra short term photovoltaic power prediction based on reinforcement learning and combined deep learning model[J]. *Power System Technology*, 2021, 45(12): 4721-4728.
- [55] 丁宇宇, 丁杰, 周海, 等. 基于全天空成像仪的光伏电站水平面总辐射预报[J]. *中国电机工程学报*, 2014, 34(1): 50-56.
DING Yuyu, DING Jie, ZHOU Hai, et al. Forecasting of global horizontal irradiance in photovoltaic power stations based on the total sky imager[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2014, 34(1): 50-56.
- [56] 钟振兴, 马晓波, 安巍. 基于地基云图与气象数据的辐射度轻量化预测[J]. *东北电力大学学报*, 2021, 41(1): 24-30.
ZHONG Zhenxing, MA Xiaobo, AN Wei. A lightweight solar irradiance prediction model based on ground-based cloud images and meteorological data[J]. *Journal of Northeast Electric Power University*, 2021, 41(1): 24-30.
- [57] 余光正, 陆柳, 汤波, 等. 基于云图特征提取的改进混合神经网络超短期光伏功率预测方法[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(20): 6989-7002.
YU Guangzheng, LU Liu, TANG Bo, et al. An improved hybrid neural network ultra-short-term photovoltaic power forecasting method based on cloud image feature extraction[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(20): 6989-7002.
- [58] 朱想, 周海, 朱婷婷, 等. 光伏系统中地基云图的预处理[J]. *电力系统自动化*, 2018, 42(6): 140-145, 151.
ZHU Xiang, ZHOU Hai, ZHU Tingting, et al. Pre-processing of ground-based cloud images in photovoltaic system[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2018, 42(6): 140-145, 151.
- [59] 路志英, 周庆霞, 李鑫, 等. 基于地基云图图像特征的光伏功率预测[J]. *电力系统及其自动化学报*, 2020, 32(8): 70-76.
LU Zhiying, ZHOU Qingxia, LI Xin, et al. Photovoltaic power prediction based on image features of ground cloud image[J]. *Proceedings of the CSU-EPSA*, 2020, 32(8): 70-76.
- [60] 柴闵康, 夏飞, 张浩, 等. 基于云图特征自识别的光伏超短期预测模型[J]. *电网技术*, 2021, 45(3): 1023-1031.
CHAI Minkang, XIA Fei, ZHANG Hao, et al. Ultra-short-term prediction of self-identifying photovoltaic based on sky cloud chart[J]. *Power System Technology*, 2021, 45(3): 1023-1031.
- [61] 蒋俊霞, 高晓清, 吕清泉, 等. 基于地基云图的云跟踪与太阳辐照度超短期预报方法研究[J]. *太阳能学报*, 2020, 41(5): 351-358.
JIANG Junxia, GAO Xiaoqing, LÜ Qingquan, et al. Study on cloud tracking and solar irradiance ultra-short-term forecasting based on TSI images[J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2020, 41(5): 351-358.
- [62] TZOUMANIKAS P, NIKITIDOU E, BAIS A F, et al. The effect of clouds on surface solar irradiance, based on data from an all-sky imaging system[J]. *Renewable Energy*, 2016, 95: 314-322.
- [63] ALONSO-MONTESINOS J, BATLLES F J. Solar radiation forecasting in the short- and medium-term under all sky conditions[J]. *Energy*, 2015, 83(4): 387-393.
- [64] CHENG H Y. Cloud tracking using clusters of feature points for accurate solar irradiance nowcasting[J]. *Renewable Energy*, 2017, 104: 281-289.
- [65] CHOW C W, BELONGIE S, KLEISSL J. Cloud motion and stability estimation for intra-hour solar forecasting[J]. *Solar Energy*, 2015, 115: 645-655.
- [66] CHU Y H, PEDRO H T C, LI M Y, et al. Real-time forecasting of solar irradiance ramps with smart image processing[J]. *Solar Energy*, 2015, 114: 91-104.
- [67] LI M Y, CHU Y H, PEDRO H T C, et al. Quantitative evaluation of the impact of cloud transmittance and cloud velocity on the accuracy of short-term DNI forecasts[J]. *Renewable Energy*, 2016, 86: 1362-1371.
- [68] 韩自奋, 李晓纯, 李扬, 等. 一种基于葵花8号卫星云图的光伏超短期功率预报方法: 111160602A[P]. 2020-05-15.
HAN Zifen, LI Xiaochun, LI Yang, et al. A photovoltaic ultra-short-term power prediction method based on the Kuihua 8 satellite cloud image: 111160602A[P]. 2020-05-15.
- [69] 韩立涛. 考虑云遮挡的光伏超短期功率预测研究[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2018.
HAN Litao. Research on ultra-short-term photovoltaic power prediction considering cloud sheltering[D]. Beijing, China: North China Electric Power University (Beijing), 2018.
- [70] 司志远, 杨明, 于一潇, 等. 基于卫星云图特征区域定位的超短期光伏功率预测方法[J]. *高电压技术*, 2021, 47(4): 1214-1223.
SI Zhiyuan, YANG Ming, YU Yixiao, et al. Ultra-short-term photovoltaic power prediction method based on satellite image feature region positioning[J]. *High Voltage Engineering*, 2021, 47(4): 1214-1223.
- [71] AL-DAHIDI S, AYADI O, ALRBAI M, et al. Ensemble approach of optimized artificial neural networks for solar photovoltaic power prediction[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 81741-81758.
- [72] KUSHWAHA V, PINDORIYA N M. A SARIMA-RVFL hybrid model assisted by wavelet decomposition for very short-term solar PV power generation forecast[J]. *Renewable Energy*, 2019, 140: 124-139.
- [73] 王育飞, 付玉超, 薛花. 计及太阳辐射和混沌特征提取的光伏发电功率DMCS-WNN预测法[J]. *中国电机工程学报*, 2019, 39(S1): 63-71.
WANG Yufei, FU Yuchao, XUE Hua. DMCS-WNN prediction method of photovoltaic power generation by considering solar radiation and chaotic feature extraction[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2019, 39(S1): 63-71.
- [74] 丁明, 虞海彪, 刘练, 等. 基于多变量相空间重构和RBF神经网络的光伏功率预测方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(8): 1-7.
DING Ming, YU Haibiao, LIU Lian, et al. Photovoltaic power prediction method based on multi-variable phase space reconstruction and RBF neural network[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34(8): 1-7.
- [75] 朱想, 居蓉蓉, 程序, 等. 组合数值天气预报与地基云图的光伏超短期功率预测模型[J]. *电力系统自动化*, 2015, 39(6): 4-10.

74.

ZHU Xiang, JU Rongrong, CHENG Xu, et al. A very short-term prediction model for photovoltaic power based on numerical weather prediction and ground-based cloud images[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(6): 4-10, 74.

[76] 白捷予, 董存, 王铮, 等. 考虑云层遮挡的光伏发电功率超短期预测技术[J]. 高电压技术, 2023, 49(1): 159-168.

BAI Jieyu, DONG Cun, WANG Zheng, et al. Ultra-short-term prediction of photovoltaic power generation considering cloud cover[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(1): 159-168.

[77] 柴华. 基于云图数据与深度学习的光伏发电功率超短期预测研

究[D]. 保定: 华北电力大学, 2021.

CHAI Hua. Research on ultra-short-term photovoltaic power forecasting based on cloud image data and deep learning technology[D]. Baoding, China: North China Electric Power University, 2021.

[78] 单英浩, 付青, 耿炫, 等. 基于改进 BP-SVM-ELM 与粒子化 SOM-LSF 的微电网光伏发电组合预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(12): 3334-3342.

SHAN Yinghao, FU Qing, GENG Xuan, et al. Combined forecasting of photovoltaic power generation in microgrid based on the improved BP-SVM-ELM and SOM-LSF with particlization[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(12): 3334-3342.



董存

1973—, 男, 博士, 教授级高工
长期从事水电及新能源并网、仿真分析以及调度运行和管理等工作
E-mail: dong.cun@163.com

DONG Cun
Ph.D., Professor



王铮

1986—, 男, 硕士, 高工
主要从事新能源发电功率预测及其不确定性估计研究
E-mail: wangz@epri.sgcc.com.cn

WANG Zheng
Senior engineer



白捷予(通信作者)

1995—, 女, 硕士生
主要从事新能源发电功率预测及其不确定性估计等研究
E-mail: jieyubai@163.com

BAI Jieyu
Corresponding author



蒋建东

1975—, 男, 博士, 教授, 硕导
主要从事电力系统电能质量分析与控制、新能源技术等研究
E-mail: jdjiang@zzu.edu.cn

JIANG Jiandong
Ph.D., Professor

收稿日期 2022-06-14 修回日期 2023-02-14 编辑 何秋萍