

# 风电中长期电量预测研究现状

蒋建东<sup>1</sup>, 孙书凯<sup>1,2</sup>, 董存<sup>1,3</sup>, 王勃<sup>2</sup>, 王铮<sup>2</sup>

(1. 郑州大学电气工程学院, 郑州 450001; 2. 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; 3. 国家电力调度控制中心, 北京 100031)

**摘要:** 在高比例新能源场景下, 大规模风电并网给电力系统供电充裕度、供需平衡等产生了更加显著影响, 因此风电的电量预测在业内受到了更多的关注。准确的风电中长期电量预测结果可以为风电并网后电网制订电源调配计划、设备检修计划及中长期发电计划等提供重要依据。论文从基本理论、主要方法、难点及趋势等方面对目前的风电中长期电量预测研究现状展开了综述。在明确电量预测基本概念、分类及适用问题的基础上, 对中长期电量预测方法进行了分类总结, 针对基于历史电量数据的预测方法、基于历史资源再分析数据的预测方法、考虑未来资源预报数据的预测方法以及多种数据的组合预测方法分别进行了分析。最后, 梳理了目前中长期电量预测技术发展的主要难题, 展望了未来的可能突破方向。

**关键词:** 中长期电量预测; 风电并网; 资源再分析; 资源气候态预报; 高比例新能源

## Research Status of Mid-long Term Wind Power Generation Forecasting

JIANG Jiandong<sup>1</sup>, SUN Shukai<sup>1,2</sup>, DONG Cun<sup>1,3</sup>, WANG Bo<sup>2</sup>, WANG Zheng<sup>2</sup>

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

**Abstract:** In the scenario of high proportion of new energy, large-scale wind power integration has a more significant impact on the power supply adequacy and supply-demand balance of the power system. Therefore, the power forecasting of wind power has received more attention and research in industry. The accurate mid-long term wind power generation forecasting results can provide an important basis for the grid to formulate the power allocation plan, equipment maintenance plan and mid-long term generation plan after the wind power grid is connected. This paper reviews the current research status of mid-long term wind power generation forecasting from the basic theory, main methods, difficulties and trends. On the basis of clarifying the basic concept, classification and application of electricity forecasting, this paper classifies and summarizes the mid-long term electricity forecasting methods, and analyzes the prediction methods based on historical electricity data, prediction methods based on historical resource reanalysis data, prediction methods considering future resource forecasting data, and combination forecasting method of multi-data. Finally, the main difficulties in the development of mid-long term electricity forecasting technology are summarized, and the possible breakthrough direction in the future is prospected.

**Key words:** mid-long term electricity forecasting; wind power integration; reanalysis of resources; resource climate forecast; high proportion of new energy

## 0 引言

在能源消耗与需求长期高速增长的情况下, 以化石能源为主导的传统能源结构带来了较为严重的环境问题, 可再生能源凭借其天然、清洁、储量巨

大及可持续等特性, 成为世界各国关注的焦点。近年来, 风能已成为最有潜力和前景的可再生能源之一。据世界风能协会的统计, 截至 2019 年底, 全球风电累计装机容量为 6.5 亿 kW, 较 2001 年底增长超过 26 倍, 年均复合增长率为 20.12%<sup>[1]</sup>。而我国的风电装机及发电量均居世界首位, 截至 2019 年底, 风电累计装机 2.1 亿 kW, 同比增长 14%, 发电量首次突破 4 000 亿 kWh, 发展十分迅速<sup>[2]</sup>。与

基金资助项目: 国家重点研发计划(2018YFB0904201); 国家电网公司科技项目(SGLNDKOOKJJS1800266)。  
Project supported by National Key R&D Program of China (2018YFB0904201), Science and Technology Project of SGCC (SGLNDKOOKJJS1800266).

此同时,未来气候变化背景下风电的波动性、不确定性以及反调峰特性给电力系统调度、运行和控制等带来了巨大挑战<sup>[3]</sup>。

预测技术可以有效降低风电带来的不确定性,缓解系统的调峰压力,提高系统的稳定性。近年来,短期风电预测取得了较大进展<sup>[4-6]</sup>,但日前、日内功率预测无法支撑中长期发电计划的编制,风能优先分配的优越性难以在中长期电量交易计划中得以体现,电量考核计划难以完成,给电网、场站及售电企业带来了较大的损失<sup>[7]</sup>。因此,为了满足电网运行精细化管理的需求,保障电力系统电量平衡,在宏观层面提高风电消纳能力,需要对风力发电量进行中长期预测<sup>[8]</sup>。

中长期电量预测的时间尺度变化范围较大,包含周、旬、月、季度和年等不同时间尺度的电量预测。相对于以发电功率为目标的短期风电预测,中长期电量预测的研究较为不足,通过预测中长期风电功率的时序波动信息实现电量预测的局限性较大<sup>[9]</sup>。目前,对于月度以上长期电量预测,主要考虑电量与当地气候特征的强相关性,对资源或电量进行统计分析,然后结合不同年份的年景、长期气候预测数据等进行预测。而对于时间尺度较短的周电量预测,主要是采用数值天气预报(numerical weather prediction, NWP)数据和智能学习算法直接预测<sup>[10-11]</sup>。在电力市场导向下,国外更关注风电中长期发电量对电力价格影响的趋势,因此主要考虑发电量的中长期变化趋势和相对变化率,对发电量的定量预测需求较低,一般是基于气候预测结果和智能学习算法建立电量预测模型进行趋势预测,但目前中长期资源数据获取成本较高<sup>[12-14]</sup>。然而,我国风电场投产年限相对较短,历史发电量数据少,且资源观测数据空间分布稀疏,而在中长期发电计划的驱动下需要以年电量及分解的月电量为预测目标<sup>[15]</sup>。与短期预测相比,小样本数据的使用以及时间间隔的选择是风电中长期电量预测必须要解决的问题。目前,国内外主要从历史电量数据、历史资源再分析数据以及资源预报数据这3种数据角度分别进行中长期电量的预测建模。文献[16]采用历史电量序列外推法进行中长期电量预测,取得了一定的效果,但预测模型泛在能力有限。文献[17]基于日风速统计数据进行长期风电发电量预测,验证了采用最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)回归、 $k$ 最

邻近分类算法( $k$ -nearest neighbor,  $k$ NN)、XGBoost算法、随机森林(random forest, RF)算法、支持向量机回归(support vector regression, SVR)这5种机器学习算法进行中长期发电量预测的可行性。文献[18]基于历史资源再分析数据,研究了风力发电处于不发电、高波动发电和恒定发电3种状态下的概率和持续时间,揭示了电量与气候变化的关系。

随着电力市场化改革的不断深化以及风电渗透率的进一步提高,风电中长期电量预测的重要性将进一步凸显。本文针对风电中长期电量预测相关理论和方法的研究进展情况展开论述,在介绍风电中长期电量预测基本概念的基础上,针对输入数据的差异,梳理出了4种不同类型的中长期电量预测方法,分析了各类方法的优缺点。最后,总结了目前中长期电量预测存在的主要技术难题,并据此对未来可行的技术发展方向进行了展望。

## 1 风电中长期电量预测的基本理论

### 1.1 电量预测的概念及分类

不同于资源评估中对代表年(多年平均)输出电量的预测,风电中长期电量预测是通过物理建模或序列分析等统计方法实现未来月度、年度等较长时间尺度下风电场可发电量的预测<sup>[19]</sup>。

为了满足风电中长期不同应用场景的需求,同时根据可应用数据的条件,可将风电中长期电量预测从时间尺度、空间尺度、输入数据、预测对象及预测模型等维度划分为如图1所示的类别。

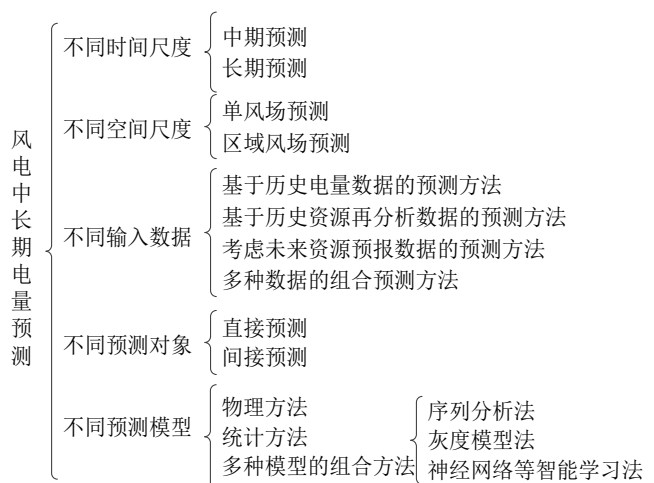


图1 风电中长期电量预测方法

Fig.1 Mid-long term wind power generation forecasting methods

风电中长期电量预测从时间尺度上, 可分为中期预测和长期预测。其中, 中期预测指时间尺度为周或月的预测, 主要用于中期发电调度及检修计划的滚动调整, 以规避大风期开展相关检修; 长期预测指时间尺度在年及以上的预测, 主要用于年度发电计划编制或中长期电量交易等<sup>[20]</sup>。

从空间尺度上, 风电中长期电量预测可分为单风场预测和区域风场预测。其中, 单风电场预测指面向风电场总发电量的预测; 区域风电场预测指面向区域风电总发电量的预测, 主要利用区域气象信息进行预测。由于空间平滑效应的存在, 区域发电量预测精度一般高于单风电场预测精度<sup>[21]</sup>。另外, 通过场站和区域的预测可以测算出区域不同边界条件下风能的消纳情况, 进而获取风电消纳的最优边界条件, 在保证最大程度就地消纳的背景下, 促进跨区域、长周期电力交易的有效实施。

从预测对象上, 可分为面向资源数据的间接预测和面向电量数据的直接预测。前者首先预测出风能资源参量, 之后根据资源-电量对应关系计算出相应的电量结果; 而面向电量数据的直接预测则是通过序列推导或智能学习模型等统计方法, 基于历史电量数据进行建模训练, 实现风电场未来发电量的预测。

从模型搭建角度分类, 风电中长期电量预测一般分为物理方法和统计方法 2 大类。其中, 统计方法又包括序列推导、灰度模型及智能学习算法等, 相关文献对此进行了详细阐述<sup>[22-24]</sup>, 基于此, 表 1 总结了常用中长期电量预测模型的优缺点及应用场

景。本文主要从输入数据维度方面对中长期电量预测方法进行总结, 风电中长期电量预测方法根据输入数据的不同, 可分为基于历史电量数据、历史资源再分析数据、未来资源预报数据以及多种数据组合的预测方法。

## 1.2 电量预测的数据及其预处理

中长期电量预测可使用的输入数据包括历史电量数据、历史资源再分析数据、历史资源观测数据、NWP 数据及气候态预报数据等。这些数据序列需要结合数据统计分析方法进行处理, 以满足电量预测模型的输入要求。输出数据根据预测对象的不同存在差异, 间接预测的输出为风能资源参量, 直接预测的输出为电量。当电量数据受到弃风限电等因素影响时, 为了规避数据质量对预测模型性能的影响, 应采用理论功率还原等方法对限电信息进行恢复<sup>[25]</sup>。同时为了避免风电场扩容等因素对电量预测的影响, 可对电量数据进行归一化处理, 即以利用小时数作为电量预测结果输出的数据<sup>[26]</sup>。

另外, 当输入数据包含资源数据时, 需要归一化量纲, 以提高模型的训练速度及性能。同时, 为了提高模型对局部的最优映射能力, 需进行特殊处理, 比较常见的方法有小波变换<sup>[27]</sup>、因子分析<sup>[28]</sup>及聚类算法<sup>[29]</sup>等。这些方法是通过对初始数据预处理将不同性质的序列分解开来, 或者通过构建特征挖掘模型, 实现不同特征数据集的筛选, 再进行差异化建模和预测, 从而有效提升预测模型性能<sup>[30]</sup>。文献<sup>[31]</sup>利用粗糙集理论分析出影响月平均风速预测的主要因素, 预测精度的提升说明正确处理相关

表 1 中长期不同预测模型的性能比较

Table 1 Performance comparison of different mid-long term forecasting models

预测模型	模型输入	主要方法	优缺点	适用情景
物理模型	NWP/气候态预报数据	物理方法	无需大量历史数据, 但预测模型的鲁棒性较差	适用于新建风电场或电量数据长度不足 1 a 的场站
序列分析模型	资源再分析数据/电量数据	卡尔曼滤波、3 次指数平滑、灰度模型等	模型简易, 工程应用具有较好的普适性, 但在特殊气候环境下性能会明显降低	适用于储备大量历史电量数据或历史观测风速数据的场站
智能学习模型	NWP/气候态预报数据、电量数据	神经网络、支持向量机、深度学习等	需要大量数据的学习和训练来建立相关性较弱的中长期映射关系, 预测结果在具体时刻下的误差较大, 但中长期变化趋势预测效果较好	适用于中长期资源与电量相关性较高的场站
组合模型	NWP、资源再分析数据、电量数据、气候态预报数据	熵权值、协方差等	数据量较大, 模型复杂, 但可以针对不同场站的多种预测结果进行优化	适用于单一模型预测误差较大, 且多种模型预测误差存在一定互补特性的场站

因素的影响是提升中长期预测精度的有效途径。文献[32]使用 Copula 函数的非线性相关和趋势性相关的关联程度,提取了影响风电发电量的关键气象因子,与传统相关性分析方法不同,该方法可以有效克服奇异性,从而有效提高预测模型的性能。考虑到中长期电量预测数据样本的有限性,文献[33]和文献[34]分别使用插值技术和数据集扩充技术增加训练数据集,在区域性中长期电量预测中都取得了较好效果。文献[35]使用 H-P 滤波(Hodrick Prescott filter, HPF)技术将月电量分解为趋势性数据和季节性数据,降低了噪音干扰,提高了预测精度。

### 1.3 电量预测的两类建模对象

与国外相比,国内对中长期发电量预测的需求较大,目前主要有两种技术路线,分别基于两类资源数据。根据建模过程中是否使用风速的直接预测结果,电量预测可分为:基于资源中长期预报结果的电量预测方法和基于历史资源再分析结果的电量预测方法。前者在建模中直接利用资源中长期预报结果建立资源与电量的映射模型;后者根据历史资源再分析结果,提取风速分布特征,预测未来风速分布参数,然后基于未来风速统计结果的分布函数  $f(v)$  和风电场实际功率曲线  $p(v)$  构建电量预测结果,如式(1)所示。

$$W = T \int_{v_{\min}}^{v_{\max}} f(v)p(v)dv \quad (1)$$

式中:  $W$  为发电量;  $T$  为周期内的小时数;  $v$  为再分析风速;  $v_{\max}$ 、 $v_{\min}$  分别为风速的最大值、最小值。

## 2 风电中长期电量预测方法分析

基础数据条件的不同导致建模方法的变化。风电中长期电量预测建模方法根据输入数据的差异可分为:基于历史电量数据的建模方法、基于历史资源再分析数据的建模方法、考虑未来资源预测数据的建模方法和多种数据的组合建模方法。本章针对 4 种类别的预测建模方法分别进行介绍。

### 2.1 基于历史电量数据的预测方法

历史电量数据获取较为方便,因此在传统预测方法中最为常见。传统的基于历史电量数据的预测方法主要采用自回归滑动平均(autoregressive integrated moving average, ARIMA)模型<sup>[36]</sup>、指数平滑法<sup>[37]</sup>及灰度模型(grey model, GM)<sup>[38]</sup>等序列推导方法挖掘历史电量的波动特性,进而实现月度电量的预测。序列推导方法一般是利用相同月份风能变化

小的特点进行月电量周期预报,而在对年电量进行拟合时,常需要结合历史观测风速数据对历史年电量进行模拟,然后再利用序列推导的方法进行回归。由于序列推导方法均利用线性回归的原理,使得不同方法间的精度相差较小。其中,灰度模型凭借其输入数据少、结构简单的优势被广泛应用于中长期电量预测中。文献[39]在搭建传统灰度模型的基础上,对原始数据和背景值进行了处理和改造,并在西北风电电量预测中取得了较好效果。文献[40]加入了新陈代谢功能,实现了模型输入数据的更新,提高了模型的预测精度。而风能资源每年整体遵循冬春季风能较大、夏秋季风能较小的规律,呈现出较强的季节周期特性。文献[41]利用上述特征,借鉴长期负荷预测的技术方案,采用季节性自回归移动平均(seasonal autoregressive integrated moving average, SARIMA)模型对风电场月发电量数据进行拟合,达到了较好的预测效果。

随着智能学习算法的发展,考虑到线性回归方法对非线性风电发电量序列拟合的局限性,一些研究将 SVR<sup>[42]</sup>、长短时记忆网络(long short-term memory, LSTM)<sup>[43]</sup>及核密度估计<sup>[44]</sup>等非线性学习方法应用到电量时序预测中。文献[45]使用 LSTM 和 RF 算法搭建了中期风电预测模型,在突变的天气状况下获得了较好的预测性能。

上述基于历史电量数据的预测建模方法相对简单,可达到一定的预测精度,在实际工程中的应用也较多,但易受实际发电量数据质量的影响,对有效数据长度要求也较高。针对历史电量序列特征挖掘预测方法存在局限性的问题,基于历史资源再分析数据的预测方法开始得到关注。

### 2.2 基于历史资源再分析数据的预测方法

历史资源再分析数据是基于历史观测数据和背景场数据,利用气象数值再分析模式对历史长时间(数月至数十年)气象参量进行的精细化模拟结果数据<sup>[46-47]</sup>。基于历史资源再分析数据的预测方法作为近年中长期发电量预测技术核心突破点,在一定程度上解决了基于历史电量数据预测方法的数据长度及质量制约问题,但该方法增加了资源与电量的转化环节,其核心技术点是基于历史资源再分析数据,提取资源分布参量,在此基础上,采用自回归滑动平均<sup>[48]</sup>、卡尔曼滤波<sup>[49]</sup>等时间序列推导方法挖掘历史资源分布参量的变化特性,获得未来中长期尺度下的资源分布参量预测结果;然后,根据未来

资源的分布情况, 结合资源-电量转化模型生成年、月电量结果。卡尔曼滤波方法根据建立的系统方程和观测方程对需要处理的信号做出满足最小均方误差的估计, 所以在精度上优于 ARMA 模型, 但目前其数据引入维度的确定较为困难。

中长期电量不关注小尺度序列特性, 因此常将历史资源再分析数据转化为统计特征的威布尔分布参数<sup>[50]</sup>, 电量预测结果以威布尔参数作为预测目标, 最后通过威布尔参数与电量的转化公式实现中长期电量预测。基于历史资源再分析数据的中长期电量预测原理如图 2 所示。文献[51]考虑了不同时间间隔及不同方法对威布尔分布参数估计效果的影响, 最后将风电功率曲线与基于威布尔参数的概率分布预测结果结合, 计算出未来一段时间的估计电量值。文献[26]基于历史资源再分析数据, 利用卡尔曼滤波法对历年同月威布尔参数进行预测, 所建立的中长期电量预测模型实现了风电场月、季及年等不同时间尺度的电量预测, 具有一定的工程适用性, 对该领域研究具有重要参考价值。

综上, 基于历史资源再分析数据的方法其数据集较为充裕, 可以充分利用资源的年度发电量稳定性规律、月度电量季节性周期规律及其年际变化规律, 但该方法计算量较大、数据模式单一, 数学模型本身也存在误差, 从而导致预测精度仍存在提升的空间。另外, 基于历史资源再分析数据的预测方法也未能有效解决时间变化中的差异性问题的。因此随着气候态预报前沿技术的发展, 引入未来资源预报数据, 挖掘未来资源信息与发电量之间的相关关系, 考虑未来资源预报数据的预测方法成为目前提高中长期电量预测的重要方向。

### 2.3 考虑未来资源预报数据的预测方法

未来资源预报数据是基于高分辨气候预报模式或长尺度数值天气预报, 对全球或者地区在未来较长时间(数天至数年)下的资源进行预测的数据<sup>[52-53]</sup>。NWP 是利用物理信息和拓扑结构来预测未来风资源信息, 目前最长仅在 10 d 左右。气候模式可以获得更长时间尺度的资源预报结果, 主要包括统计动力模式、辐射对流模式、大气环流模式、能量平衡模式以及陆面过程等。其中, 美国国家大气研究中心(national center for atmospheric research, NCAR)开发的区域气候模式(regional climate model, RegCM)就属于一种网格化的大气环流模式, 在气象预测方面的应用较为广泛<sup>[54]</sup>。此外, 意大利国际

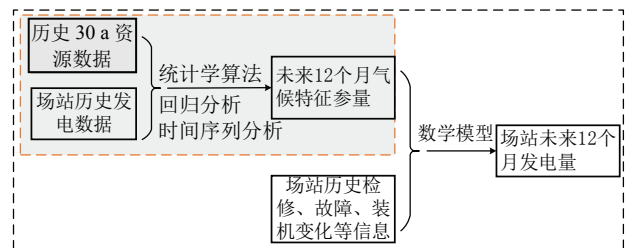


图2 基于历史资源再分析数据的预测方法

Fig.2 Prediction method based on reanalysis data of historical resources

理论物理中心开发的区域气候模式(regional climate model-national climate center, RegCM-NCC), 西北太平洋国家实验室开发的区域气候模式(pacific northwest national laboratory-regional climate model, PNNL-RCM)及中国科学院大气物理所开发的区域环境系统集成模式(regional integrated environment modeling system, RIEMS)等, 也可提供一定准确度的气候态预测结果<sup>[26]</sup>。由气候模式计算获得的气候态预报数据可提供气象要素在月、季、年等时间尺度下的变化趋势信息, 将该数据有效进行应用是提高中长期电量预测精度的重要思路。

考虑未来资源预报数据的预测方法主要通过物理方法或统计方法搭建未来资源要素和发电量之间的映射模型, 进而得到中长期电量预测结果。其中, 物理方法主要是利用气象地理数据通过求解大气数理方程组, 利用理论功率曲线得到未来一段时间的功率序列, 并积分得到发电量<sup>[55]</sup>。通过此方法可以更清晰地发现资源的变化对发电量的影响机理。但其影响因素较多, 计算成本很大, 初始信息的微小误差也可能导致严重的系统误差, 因此鲁棒性较差, 但对历史数据量的依赖性不高, 普适性较好。文献[56]在物理模型构建的基础上加入数据驱动模型进行误差修正, 提前3个月预测发电量。文献[57]提出的深度神经网络模型提高了中长期风速预测的精度。

历史发电数据是把握规律的重要信息。与物理方法不同, 统计方法需要通过历史数据分析模型来挖掘资源预报数据与发电量之间的映射关系, 主要包括人工神经网络(artificial neural network, ANN)<sup>[58]</sup>、极限学习模型(extreme learning machine, ELM)<sup>[59]</sup>、SVR<sup>[60]</sup>和高斯过程回归(gaussian process regression, GPR)<sup>[61]</sup>等。其中, 基于资源预报的中长期电量预测常规的统计建模流程如图3所示。



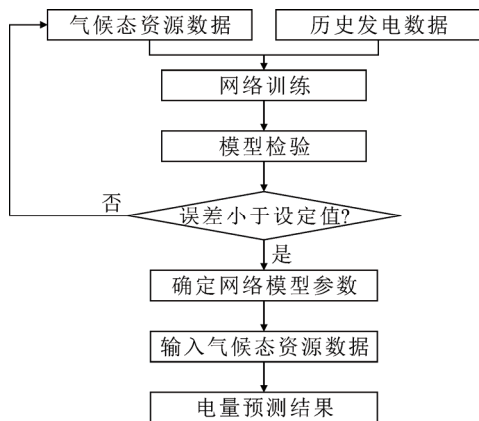


图3 基于资源预报的中长期预测建模流程

Fig.3 Modeling flow of mid-long term forecasting based on resource forecasting

一般思路认为,天气是一个混沌系统,超过2周后,气候态预报结果就无法确切追踪具体时刻的天气现象,但仍可以较为准确地把握各类气象要素的统计特征。所以,结合数据统计分析方法,对未来一定时间间隔风电发电量进行拟合,可以在一定程度上提高中长期电量预测的精度。ANN能够构建气候态预报结果参量与中长期电量之间的高维非线性映射关系,实现基于气候态预报结果的中长期电量预测,但模型存在泛化能力有限、收敛速度慢等不足。SVR是支持向量机中较常应用的方法,可以通过构建非线性模型,将低维输入变量映射到高维空间,使得最优超平面距离所有样本点的总偏差最小,适用于小数据样本,较ANN具有更好的泛化能力;且在文献[17]所提的众多统计学习方法中,SVR是利用日风速统计数据进行日电量拟合的最优算法。中长期预测对模型的要求更高,所以可以采用模型参数优化和数据预处理的方法来促进原始数据更好地适应模型结构。文献[62]利用人工鱼群算法(artificial fish swarm algorithm, AFSA)对ELM进行优化,在年发电量预测效果上有极大改善。GPR模型在中长期预测中表现出了一定的优越性,文献[63]使用Copula函数分解时间序列后应用于GPR模型,研究表明所提方法在适应季节变化和风速不确定性方面有较大改善,大幅度提高了年发电量的预测精度。文献[64]利用NWP数据,依据测量-关联-预测方法,得到目标点的风速,继而利用风速-功率转化曲线和扭曲的GPR预测得到了发电量。针对新数据的重点利用有助于寻找风电的时变特征,进而适应电量预测[65]。文献[66]考虑到现有

气候态模式预报结果只具备低空高精度预报能力,利用统计学习方法,将10m日风能统计数据外推到50m轮毂高度来间接预测未来一年的发电量,但实验表明,由于折算过程存在误差,因此使用较长时间间隔和高度的外推法会导致预测模型的精度显著降低。

总之,随着气候态预报数据质量的提高,分析各风能资源参量与中长期电量的相关性,建立并优化气候-电量映射模型,可以让中长期发电量预测更加精准。虽然智能学习算法在数据处理方面有较大优势,但该算法需要大量的历史电量训练数据。

## 2.4 多种数据的组合预测方法

对于时间尺度较长的电量预测,单一的输入数据和方法精度提升有限,而综合多种数据和方法的自适应组合,可以实现中长期预测结果的优化。其中,针对不同数据,采用物理模型和统计模型的混合预测可以丰富输入信息,提高模型的泛在能力[67-68]。目前用到的中长期多种数据组合建模预测思想主要有以下4种,这几种组合方法结构示意图如图4所示。

1) 将原始数据分解成数个子序列,分别建立预测模型的组合。

2) 利用原始资源数据对历史电量数据进行融合扩充,再利用预测模型进行预测的组合。

3) 根据原始数据的不同特征,使用不同方法进行预测,最后得到融合多种预测数据的中长期电量结果。

4) 基于资源数据和电量数据利用数据处理算法对预测模型的输入进行优化组合。

风电场中长期电量数据不具有递增或递减趋势,文献[41]依据季节周期性特点将风电场发电时间序列分解为3种不同属性的子序列进行单独建模,达到了较好的预测效果。文献[69]在对资源数据融合得到历史年份发电量数据的基础上,分别建立了基于电量时间序列的灰度模型和基于关键气象要素的神经网络预测模型,最后通过线性加权方法对2种模型进行组合,在一定程度上降低了发电量数据长度对中长期发电量的影响。文献[70]使用熵值法对风电中长期可发电量进行权重组合预测,结果表明相比于单一GM(1,1)模型和3次指数平滑模型得到的月度电量预测值,该方法可以更好地满足工程应用的需求;同时,对于数据量较少的中长期电量预测,该方法预测结果还可以借助马尔可夫链

方法予以修正, 且精度有明显改善。该方法的优势是利用了时间序列预测过程中的误差统计建立组合模型, 避免了组合建模时数据量不足的问题。但仅利用历史电量序列外推的方法, 其泛在能力存在缺陷。为了对数据集进行扩充, 文献[34]根据风能所具有的较强季节特性和短时平滑变化特征, 提出了风电月度发电量数据扩充技术, 并基于扩展后的数据, 提出了基于 Kdtree 单元匹配、数据扩充、时间序列 3 种预测算法的熵权值组合预测方法, 所提出的数据扩充技术和组合预测方法为风电中长期月度电量预测提供了一种可行的解决思路。

资源数据与电量数据的组合方法, 同时考虑了电量序列本身的趋势性和气候因素的影响, 结合数据处理算法可以取得较好的效果。文献[71]指出, 历史和当前的气象状态共同决定了未来的大气运动趋势, 所以可结合历史电量数据和历史气象数据对未来数值进行预测。文献[72]分析发现, 风电出力与光伏出力具有一定的关联性, 将历史风电、光伏资源观测数据和历史月电量数据共同作为输入, 提出了一种基于 Copula 函数和 LSTM 模型的中长期风电和光伏发电量联合预测方法, 有效提高了未来一年月电量的预测精度。文献[73]对 NWP 的不同气象变量进行数据结构分析, 建立了适应性模型, 并在此基础上采用线性和非线性机制对不同预测结果进行组合, 研究结果表明非线性组合方法在中长期风电出力预测中仍具有有效性。

多种数据的组合预测方法虽涉及数据较多, 模型计算复杂, 但其在处理不同问题方面具有较好的普适性, 是未来研究的主要趋势。

### 3 风电中长期电量预测的难题

#### 3.1 发电量序列的长度和质量有限

我国风电大规模开发主要从 2010 年开始, 到目前的电量数据积累长度大部分在 10 a 左右, 而气象领域认为气候变化特征的分析周期在 30 a 左右, 因此数据长度的不足制约了中长期电量预测模型的训练与优化, 导致预测精度一直难以提高。另外, 实际发电量数据由采集的实际功率数据间接得到, 实际功率数据在采集、传输、存储等过程中不可避免地存在缺数、死数、重数等问题, 加之弃风限电等因素的影响, 使得发电量序列存在失真等问题, 进一步增大了电量预测的难度。图 5 为西北某风电场 2017—2018 年限电对月发电量序列影响效果的

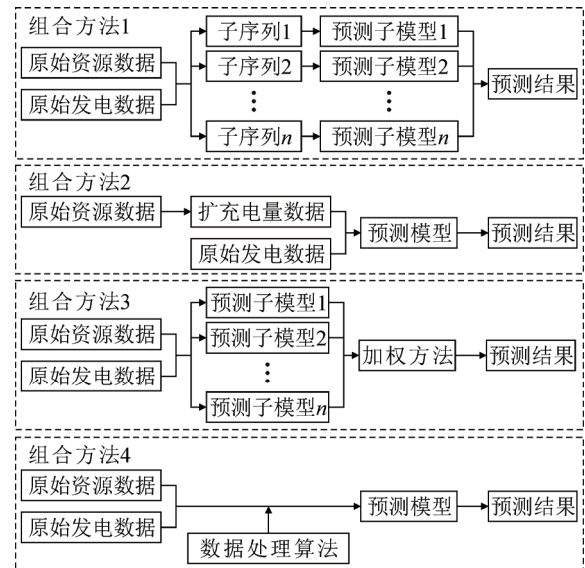


图 4 4 种常用风电中长期多种数据的组合预测方法

Fig.4 Combination forecasting method of four kinds of common mid-long term multi-data of wind power

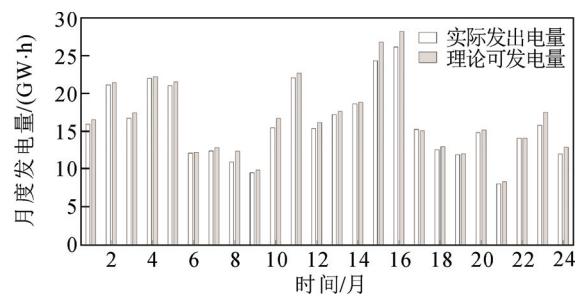


图 5 理论与实际发电量序列对比

Fig.5 Comparison of theoretical and practical generation series

对比, 可以看出实际发电量序列存在失真问题。

#### 3.2 资源预报数据的处理问题

由于中长期气候预测的准确性及数据成本等问题, 针对气候预测信息在中长期电量预测中的应用研究较少。但根据中长期的资源预报数据能有效挖掘出不同年景的气候特征, 从而提高风电中长期电量预测模型的泛在能力。对于应用到风电中长期电量预测中的气候态预报数据, 需要实现高分辨率预测未来一整年的气候变化, 其数据获取成本较高, 而基于以往的技术缺陷, 数据准确度及分辨率难以保证。而且, 中长期电量预测是一种较长时间的统计数据结果预测, 需要考虑的因素更多, 如影响因子的筛选、时间间隔的选择等都会带来很大的误差干扰。这些因素都造成了资源预报数据在中长期电量预测中的应用难度增大。

### 3.3 周期规律中存在的差异性问题

目前资源再分析数据的有效利用是中长期电量预测技术的核心突破, 季节周期性是该方法的理论支撑。图 6 为沿海某风电场 2014 年—2019 年月度利用小时数序列。可以看出, 在不同年份, 月度利用小时数具有相似的波动趋势, 但每年在季节周期影响下的波动幅度也存在着明显差异, 导致年度个别月电量过度偏离平均水平, 历年同月电量的概率分布出现偏尾现象, 不具备时间序列建模的正态性, 从而使得预测精度提升困难。所以, 中长期电量在具备可预测性的同时, 其周期规律中的差异性问题也给预测带来了较大的难度。

### 3.4 模型优化过程中的局限性

目前中长期电量预测大部分还是基于统计方法建模的, 但灰色模型等传统模型智能自学能力较差, 预测时无法兼顾各训练样本, 会严重影响预测准确性; 且在建模过程中多基于长时间间隔建模, 造成序列间的波动性更大, 数据自回归可靠性变差。另外, 鉴于风能发电本身的复杂性和不确定性, 很难用一种或几种方法将各种影响因子及其内在规律进行有效处理和深入探究, 但大部分场站数据量不足以搭建基于智能算法的组合模型, 从而使得提高风电电量预测准确性受到一定的限制。

## 4 结论及展望

中长期电量预测在编制中长期发电计划、提高新能源消纳以及保障电力系统电量平衡等方面具有重要作用。本文聚焦风电中长期电量预测的研究现状, 从输入数据维度出发, 分别针对历史电量数据、历史资源再分析数据、未来资源预报数据及多种数据混合等的不同预测方法, 进行了优势与局限分析。研究发现, 面对电量预测中的众多难题和目前的研究成果, 还有一些方面有待继续研究, 具体如下:

1) 为了更好地利用资源与中长期电量的相关性来提高电量预测的精度, 需要增加大气科学与电力科学的交叉融合, 有效利用气候模式预报的前沿技术, 提高气候预测信息在风电中长期电量预测领域的应用价值。同时, 增加数据的采集能力, 完善输入因子, 提高统计学方法在选取时间间隔时的合理性, 从而降低较长时间间隔下气候态预报数据集信息的丢失。

2) 面对复杂性更高、相关性更弱的风电中长期电量预测, 要求模型的容错映射能力更强, 条件

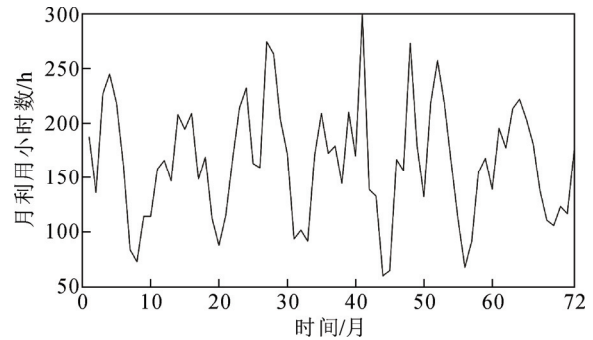


图 6 2014 年—2019 年月度利用小时数序列

Fig.6 Monthly utilization hours series from 2014 to 2019

区分度更敏感。例如, 谷歌开发的人工智能技术在风电短期预测中的应用、人工智能与气候数值模式的结合等方面都取得较好效果。所以, 有必要搭建高效率模型, 以使人工智能技术未来在电量预测领域发挥更好的优势。

3) 合理处理风资源特性信息, 基于风能资源数据对不同的风能特征进行分类或对电量数据序列进行分解, 建立适应性模型, 降低噪音干扰, 可以提高模型的预报能力。而完善多预测结果的自适应融合技术, 综合多种预测模型结果优化中长期电量预测技术, 是未来的重点研究方向。

## 参考文献 References

- [1] GWEC. Global wind power statistics 2019[R]. Brussels, Belgium: Global Wind Energy Council, 2020: 1-4.
- [2] 国家能源局. 中国引领全球可再生能源发展[EB/OL]. (2020-03-03) [2020-12-23]. [http://www.nea.gov.cn/2019-08/21/c\\_138326148.htm](http://www.nea.gov.cn/2019-08/21/c_138326148.htm). National Energy Board. China leads the world in renewable energy[EB/OL]. (2020-03-03)[2020-12-23]. [http://www.nea.gov.cn/2019-08/21/c\\_138326148.htm](http://www.nea.gov.cn/2019-08/21/c_138326148.htm).
- [3] 薛禹胜, 雷兴, 薛峰, 等. 关于风电不确定性对电力系统影响的评述[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(29): 5029-5040. XUE Yusheng, LEI Xing, XUE Feng, et al. A review on impacts of wind power uncertainties on power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(29): 5029-5040.
- [4] 杨子民, 彭小圣, 郎建勋, 等. 基于集群动态划分与 BLSTM 深度学习的风电集群短期功率预测[J]. 高电压技术, 2021, 47(4): 1195-1203. YANG Zimin, PENG Xiaosheng, LANG Jianxun, et al. Short-term wind power prediction based on dynamic cluster division and BLSTM deep learning method[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(4): 1195-1203.
- [5] 王伟胜, 王铮, 董存, 等. 中国短期风电功率预测技术现状与误差分析[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(1): 17-27. WANG Weisheng, WANG Zheng, DONG Cun, et al. Status and error analysis of short-term forecasting technology of wind power in china[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(1): 17-27.
- [6] 杨锡运, 张艳峰, 叶天泽, 等. 基于朴素贝叶斯的风电功率组合概率区间预测[J]. 高电压技术, 2020, 46(3): 1096-1104.



- YANG Xiyun, ZHANG Yanfeng, YE Tianze, et al. Prediction of combination probability interval of wind power based on naive bayes[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(3): 1096-1104.
- [7] 曹胡辉, 裘智峰, 向劲勇, 等. 考虑中长期交易与短期调度衔接的风电消纳模型[J]. 电网技术, 2020, 44(11): 4200-4209.  
CAO Huhui, QIU Zhifeng, XIANG Jinyong, et al. Wind power accommodation model considering the link of medium and long-term transactions with short-term dispatch[J]. Power System Technology, 2020, 44(11): 4200-4209.
- [8] 刘纯, 屈姬贤, 石文辉. 基于随机生产模拟的新能源消纳能力评估方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(10): 3134-3143.  
LIU Chun, QU Jixian, SHI Wenhui. Evaluating method of ability of accommodating renewable energy based on probabilistic production simulation[J]. Proceedings of the CSEE: 2020, 40(10): 3134-3143.
- [9] FOLEY A M, LEAHY P G, MARVUGLIA A, et al. Current methods and advances in forecasting of wind power generation[J]. Renewable Energy, 2012, 37(1): 1-8.
- [10] BAUER P, THORPE A, BRUNET G. The quiet revolution of numerical weather prediction[J]. Nature, 2015, 525(7567): 47-55.
- [11] ZAFIRAKIS D, TZANES G, KALDELLIS J K. Forecasting of wind power generation with the use of artificial neural networks and support vector regression models[J]. Energy Procedia, 2019, 159: 509-514.
- [12] ZIEL F, STEINERT R. Probabilistic mid- and long-term electricity price forecasting[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 94: 251-266.
- [13] CRUZ A, MUÑOZ A, ZAMORA J L, et al. The effect of wind generation and weekday on Spanish electricity spot price forecasting[J]. Electric Power Systems Research, 2011, 81(10): 1924-1935.
- [14] WEBER J, GOTZENS F, WITTHAUT D. Impact of strong climate change on the statistics of wind power generation in Europe[J]. Energy Procedia, 2018, 153: 22-28.
- [15] 张亚超, 刘开培, 廖小兵, 等. 含大规模风电的电力系统多时间尺度源荷协调调度模型研究[J]. 高电压技术, 2019, 45(2): 600-608.  
ZHANG Yachao, LIU Kaipai, LIAO Xiaobing, et al. Multi-time scale source-load coordination dispatch model for power system with large-scale wind power[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(2): 600-608.
- [16] EKSTROM J, KOIVISTO M, MELLIN I, et al. A statistical modeling methodology for long-term wind generation and power ramp simulations in new generation locations[J]. Energies, 2018, 11(9): 2442.
- [17] DEMOLLI H, DOKUZ A S, ECEMIS A, et al. Wind power forecasting based on daily wind speed data using machine learning algorithms[J]. Energy Conversion and Management, 2019, 198: 111823.
- [18] WEBER J, GOTZENS F, WITTHAUT D. Impact of strong climate change on the statistics of wind power generation in Europe[J]. Energy Procedia, 2018, 153: 22-28.
- [19] 韩毅, 赵勇, 童博, 等. 复杂地形风场的风资源评估方法与展望[J]. 热力发电, 2020, 49(11): 139-146.  
HAN Yi, ZHAO Yong, TONG Bo, et al. Review and outlook of wind resource assessment methods for wind site located at complex terrain[J]. Thermal Power Generation, 2020, 49(11): 139-146.
- [20] RITTER M, SHEN Z, CABRERA B L, et al. A new approach to assess wind energy potential[J]. Energy Procedia, 2015, 75: 671-676.
- [21] FENG K H, SUN W W, HUANG B B, et al. Study on the optimal planning of distributed renewable power generation based on long-term sequence simulation in regional distribution network[C]//Proceedings of 2019 4th Asia Conference on Power and Electrical Engineering (ACPEE 2019). Hangzhou, China: IOP, 2019: 012061.
- [22] 高阳, 陈华宇, 欧阳群. 风电场发电量预测技术研究综述[J]. 电网与清洁能源, 2010, 26(4): 60-63, 67.  
GAO Yang, CHEN Huayu, OU Yangqun. A Summary of studies on wind power prediction technologies[J]. Power System and Clean Energy, 2010, 26(4): 60-63, 67.
- [23] 姜兆宇, 贾庆山, 管晓宏. 多时空尺度的风力发电预测方法综述[J]. 自动化学报, 2019, 45(1): 51-71.  
JIANG Zhaoyu, JIA Qingshan, GUAN Xiaohong. A review of multi-temporal-and-spatial-scale wind power forecasting method[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(1): 51-71.
- [24] JUNG J, BROADWATER R P. Current status and future advances for wind speed and power forecasting[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2014, 31: 762-777.
- [25] 王铮, 刘纯, 冯双磊, 等. 基于非参数回归的风电场理论功率计算方法[J]. 电网技术, 2015, 39(8): 2148-2153.  
WANG Zheng, LIU Chun, FENG Shuanglei, et al. The wind farm theoretical power calculation method research based on non-parameter regression[J]. Power System Technology, 2015, 39(8): 2148-2153.
- [26] 冯双磊, 胡菊, 宋宗朋, 等. 新能源资源评估与中长期电量预测[M]. 北京: 中国电力出版社, 2019: 122-153.  
FENG Shuanglei, HU Ju, SONG Zongpeng, et al. Assessment of new energy resources and mid-long term quantity of electricity forecasting[M]. Beijing, China: China Electric Power Press, 2019: 122-153.
- [27] 国家电网有限公司. 中长期风电电量预测方法、装置、计算机设备及存储介质: CN201911088302.8[P]. 2020-03-24.  
SGCC. Mid- and long-term wind power forecasting methods, installations, computer equipment and storage media: CN201911088302.8[P]. 2020-03-24.
- [28] 李丹, 任洲洋, 颜伟, 等. 基于因子分析和神经网络分位数回归的月度风电功率曲线概率预测[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(18): 5238-5247.  
LI Dan, REN Zhouyang, YAN Wei, et al. Month-ahead wind power curve probabilistic prediction based on factor analysis and quantile regression neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(18): 5238-5247.
- [29] 黄越辉, 曲凯, 李驰, 等. 基于K-means MCMC算法的中长期风电时间序列建模方法研究[J]. 电网技术, 2019, 43(7): 2469-2476.  
HUANG Yuehui, QU Kai, LI Chi, et al. Research on modeling method of medium-and long-term wind power time series based on K-means MCMC algorithm[J]. Power System Technology, 2019, 43(7): 2469-2476.
- [30] 孙书凯, 董存, 王铮, 等. 考虑不同风能特征的风电中长期电量预测方法[J]. 高电压技术, 2021, 47(4): 1224-1232.  
SUN Shukai, DONG Cun, WANG Zheng, et al. Medium-long-term quantity of electricity forecasting method in wind power considering different wind energy characteristics[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(4): 1224-1232.
- [31] 高爽, 冬雷, 高阳, 等. 基于粗糙集理论的中长期风速预测[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(1): 32-37.  
GAO Shuang, DONG Lei, GAO Yang, et al. Mid-long term wind speed prediction based on rough set theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(1): 32-37.
- [32] HAN S, QIAO Y H, YAN J, et al. Mid-to-long term wind and photovoltaic power generation prediction based on copula function and long short term memory network[J]. Applied Energy, 2019, 239: 181-191.
- [33] DE ALENCAR D B, DE MATTOS AFFONSO C, DE OLIVEIRA R C L, et al. Different models for forecasting wind power generation:

- case study[J]. *Energies*, 2017, 10(12): 1976.
- [34] 唱友义, 孙赫阳, 顾泰宇, 等. 采用历史数据扩充方法的风力发电量月度预测[J]. *电网技术*, 2021, 45(3): 1059-1067.  
CHANG Youyi, SUN Heyang, GU Taiyu, et al. Monthly forecast of wind power generation using historical data expansion method[J]. *Power System Technology*, 2021, 45(3): 1059-1067.
- [35] QIAN W Y, WANG J. An improved seasonal GM(1, 1) model based on the HP filter for forecasting wind power generation in China[J]. *Energy*, 2020, 209: 118499.
- [36] ELDALI F A, HANSEN T M, SURYANARAYANAN S, et al. Employing ARIMA models to improve wind power forecasts: a case study in ERCOT[C]//2016 North American Power Symposium. Denver, USA: IEEE, 2016: 1-6.
- [37] 王国权, 王森, 刘华勇, 等. 基于自适应的动态三次指数平滑法的风电场风速预测[J]. *电力系统保护与控制*, 2014, 42(15): 117-122.  
WANG Guoquan, WANG Sen, LIU Huayong. Self-adaptive and dynamic cubic ES method for wind speed forecasting[J]. *Power System Protection and Control*, 2014, 42(15): 117-122.
- [38] 孟祥星, 田成微, 冬雷, 等. 灰色理论用于风力发电容量中长期预测的研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2011, 39(21): 81-85.  
MENG Xiangxing, TIAN Chengwei, DONG Lei, et al. A study of grey theory used in prediction of medium and long-term wind power generation[J]. *Power System Protection and Control*, 2011, 39(21): 81-85.
- [39] 张小奇, 白昕, 万筱竹, 等. 灰色模型在西北电网风电发电量预测中的应用[J]. *电网与清洁能源*, 2011, 27(4): 66-70.  
ZHANG Xiaoqi, BAI Xin, WAN Xiaozhong, et al. A gray model for wind power generation forecast in northwest power grid[J]. *Power System and Clean Energy*, 2011, 27(4): 66-70.
- [40] MENG X X, ZHAO W Y, WANG H T, et al. Application of grey theory and neural network in medium term wind power forecasting[C]//2017 Chinese Automation Congress. Jinan, China: IEEE, 2017: 5328-5331.
- [41] 郭丹, 胡博, 刘俊德, 等. 基于 SARIMA 模型的风电场月发电量预测研究[J]. *中国电力*, 2016, 48(2): 136-140.  
GUO Dan, HU Bo, LIU Junde, et al. Research on monthly power generation forecast of wind power farm based on seasonal auto-regressive integrated moving average model[J]. *Electric Power*, 2016, 48(2): 136-140.
- [42] MOHANDÉS M A, HALAWANI T O, REHMAN S, et al. Support vector machines for wind speed prediction[J]. *Renewable Energy*, 2004, 29(6): 939-947.
- [43] PUJARI K N, MIRIYALA S S, MITTAL P, et al. Optimal long short term memory networks for long-term forecasting of real wind characteristics[J]. *IFAC-Papers on Line*, 2020, 53(1): 648-653.
- [44] 赵书强, 胡利宁, 田捷夫, 等. 基于中长期风电光伏预测的多能源电力系统合约电量分解模型[J]. *电力自动化设备*, 2019, 39(11): 13-19.  
ZHAO Shuqiang, HU Lining, TIAN Jie, et al. Contract power decomposition model of multi-energy power system based on mid-long term wind power and photovoltaic electricity forecasting[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2019, 39(11): 13-19.
- [45] 何健伟, 曹渝昆. LSTM-RF 的中长期风电功率组合预测方法[J]. *上海电力大学学报*, 2020, 36(4): 341-350.  
HE Jianwei, CAO Yukun. Wind power mid-long term load forecasting based on LSTM-RF combination forecasting method[J]. *Journal of Shanghai University of Electric Power*, 2020, 36(4): 341-350.
- [46] 王姝, 胡菊, 吕晨, 等. 基于站点逼近气候四维资料同化的全国风资源高分辨率回算数据集[J]. *电网技术*, 2019, 43(11): 3859-3866.  
WANG Shu, HU Ju, LÜ Chen, et al. A hindcast dataset on domestic wind energy resource in fine resolution via observation-nudging climate four-dimension data assimilation method[J]. *Power System Technology*, 2019, 43(11): 3859-3866.
- [47] KADOW C, HALL D M, ULBRICH U. Artificial intelligence reconstructs missing climate information[J]. *Nature Geoscience*, 2020, 13(6): 408-413.
- [48] 高阳, 朴在林, 张旭鹏, 等. 基于噪声场合下 ARMA 模型的风力发电量预测[J]. *电力系统保护与控制*, 2010, 38(20): 164-167.  
GAO Yang, PIAO Zailin, ZHANG Xupeng, et al. Prediction of wind power generation based on ARMA with additive noise model[J]. *Power System Protection and Control*, 2010, 38(20): 164-167.
- [49] HUA S B, WANG S, JIN S L, et al. Wind speed optimisation method of numerical prediction for wind farm based on Kalman filter method[J]. *The Journal of Engineering*, 2017, 2017(13): 1146-1149.
- [50] YENILMEZ I, KANTAR Y M, ARIK I, et al. Analysis of the modified Weibull distribution for estimation of wind speed distribution[C]//Proceedings of the The International Conference on Engineering & MIS 2015. Istanbul, Turkey: [s.n.], 2015: 1-5.
- [51] BILIR L, IMIR M, DEVRIM Y, et al. Seasonal and yearly wind speed distribution and wind power density analysis based on Weibull distribution function[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2015, 40(44): 15301-15310.
- [52] 张磊, 王春燕, 潘小多. 基于区域气候模式未来气候变化研究综述[J]. *高原气象*, 2018, 37(5): 1440-1448.  
ZHANG Lei, WANG Chunyan, PAN Xiaoduo. A review of future climate change based on regional climate models[J]. *Plateau Meteorology*, 2018, 37(5): 1440-1448.
- [53] 沈桐立, 田永祥, 葛孝贞, 等. 数值天气预报[M]. 北京: 气象出版社, 2003.  
SHEN Tongli, TIAN Yongxiang, GE Xiaozhen, et al. Numerical weather prediction[M]. Beijing, China: China Meteorological Press, 2003.
- [54] 国家电网公司, 中国电力科学研究院, 中电普瑞张北风电研究检测有限公司, 等. 一种基于气候态风速预测的区域风电发电量预测方法: CN104598715A[P]. 2015-05-06.  
State Grid Corporation of China, China Electric Power Research Institute, China Power Purui Zhangbei wind power research and Testing Co., Ltd, et al. A regional wind power forecasting method based on climatic wind speed prediction: CN104598715A[P]. 2015-05-06.
- [55] 王丹, 孙昶辉. 风电场发电量计算的物理模型[J]. *中国电力*, 2011, 44(1): 94-97.  
WANG Dan, SUN Changhui. Annual energy production calculation in wind farm based on physical model[J]. *Electric Power*, 2011, 44(1): 94-97.
- [56] YAN J, OUYANG T H. Advanced wind power prediction based on data-driven error correction[J]. *Energy Conversion and Management*, 2019, 180: 302-311.
- [57] WANG T F, LI G. The deep neural network algorithm based on meteorological features is in the medium and long term[C]//2018 IEEE International Conference of Intelligent Robotic and Control Engineering. Lanzhou, China: IEEE, 2018: 227-232.
- [58] DUMITRU C D, GLIGOR A. Daily average wind energy forecasting using artificial neural networks[J]. *Procedia Engineering*, 2017, 181: 829-836.
- [59] DE ALENCAR D B, DE MATTOS AFFONSO C, DE OLIVEIRA R C L, et al. Different models for forecasting wind power generation: case study[J]. *Energies*, 2017, 10(12): 1976.
- [60] WANG J Z, QIN S S, ZHOU Q P, et al. Medium-term wind speeds

- forecasting utilizing hybrid models for three different sites in Xinjiang, China[J]. *Renewable Energy*, 2015, 76: 91-101.
- [61] SHARIFZADEH M, SIKINIOTI-LOCK A, SHAH N. Machine-learning methods for integrated renewable power generation: a comparative study of artificial neural networks, support vector regression, and Gaussian process regression[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2019, 108: 513-538.
- [62] ZHAI X M, MA L. Medium and long-term wind power prediction based on artificial fish swarm algorithm combined with extreme learning machine[J]. *International Core Journal of Engineering*, 2019, 5(10): 265-272.
- [63] YU J, CHEN K L, MORI J, et al. A Gaussian mixture copula model based localized Gaussian process regression approach for long-term wind speed prediction[J]. *Energy*, 2013, 61: 673-686.
- [64] KOU P, GAO F, GUAN X H. Sparse online warped Gaussian process for wind power probabilistic forecasting[J]. *Applied Energy*, 2013, 108: 410-428.
- [65] KOU P, LIANG D L, GAO F, et al. Probabilistic wind power forecasting with online model selection and warped Gaussian process[J]. *Energy Conversion and Management*, 2014, 84: 649-663.
- [66] AHMADI A, NABIPOUR M, MOHAMMADI-IVATLOO B, et al. Long-term wind power forecasting using tree-based learning algorithms[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 151511-151522.
- [67] MAROUFPOOR S, SANIKHANI H, KISI O, et al. Long-term modeling of wind speeds using six different heuristic artificial intelligence approaches[J]. *International Journal of Climatology*, 2019, 39(8): 3543-3557.
- [68] 王 铮, PESTANA R, 冯双磊, 等. 基于加权系数动态修正的短期风电功率组合预测方法[J]. *电网技术*, 2017, 41(2): 500-507.  
WANG Zheng, PESTANA R, FENG Shuanglei, et al. Short-term wind power combination forecasting method based on dynamic coefficient updating[J]. *Power System Technology*, 2017, 41(2): 500-507.
- [69] GRASSI G, VECCHIO P. Wind energy prediction using a two-hidden layer neural network[J]. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 2010, 15(9): 2262-2266.
- [70] 徐彦嵩. 中长期风电功率预测方法研究[D]. 沈阳: 沈阳工程学院, 2017.  
XU Yansong. Research of the methods of medium and long-term wind power forecasting[D]. Shenyang, China: Shenyang Institute of Engineering, 2017.
- [71] 刘大贵, 王维庆, 张慧娥, 等. 马尔科夫修正的组合模型在新疆风电中长期可用电量预测中的应用[J]. *电网技术*, 2020, 44(9): 3290-3296.  
LIU Dagui, WANG Weiqing, ZHANG Hui'e, et al. Application of Markov modified combination model mid-long term available quantity of electricity forecasting in Xinjiang wind power[J]. *Power System Technology*, 2020, 44(9): 3290-3296.
- [72] 李 飞, 纪 元. 基于高层气象大数据的风电场中长期风功率预测研究[J]. *电力大数据*, 2020, 23(2): 66-72.  
LI Fei, JI Yuan. Research on medium-and long-term wind power prediction of wind farm based on high-level meteorological big data[J]. *Power Systems and Big Data*, 2020, 23(2): 66-72.
- [73] 欧阳庭辉, 查晓明, 秦 亮, 等. 中长期风电功率的多气象变量模型组合预测方法[J]. *电网技术*, 2016, 40(3): 847-852.  
OUYANG Tinghui, ZHA Xiaoming, QIN Liang, et al. Medium-or long-term wind power prediction with combined models of meteorological multi-variables[J]. *Power System Technology*, 2016, 40(3): 847-852.



JIANG Jiandong  
Ph.D., Professor



SUN Shukai  
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

孙书凯(通信作者)

1995—, 男, 硕士生  
主要研究方向为新能源功率预测及中长期发电量预测技术等  
E-mail: sunsk@gs.zzu.edu.cn

收稿日期 2020-12-30 修回日期 2021-06-18 编辑 何秋萍