

光伏发电系统功率预测方法研究综述

吴 硕

(辽宁装备制造职业技术学院,辽宁 沈阳 110161)

摘 要:光伏发电大规模并网给电网的稳定运行带来巨大挑战,提高光伏发电功率预测水平对光伏能源并网安全具有重要意义。光伏发电系统功率输出具有明显的非线性、间接波动性和不确定性特点,须采用数学模型结合多尺度预测方法实现较高预测精度。针对多元线性回归算法、马尔科夫链预测、神经网络算法、支持向量机和组合预测等光伏系统输出功率的直接预测方法,及基于光伏电站精确建模的光伏系统输出功率的间接预测法,从基本思想、技术路线、适用条件和应用效果的角度进行分析与总结。当前功率预测方法主要有基于统计学的某种学习方法和组合预测方法,数据处理加工是关键因素。预测数据可用性的评估标准和预测方法的工程应用是未来研究工作的重点。

关 键 词:光伏系统;功率预测;直接预测法;间接预测法;数据处理

中图分类号:TM615 **文献标识码:**A **DOI:**10.16146/j.cnki.rndlgc.2021.08.001

[引用本文格式]吴 硕.光伏发电系统功率预测方法研究综述[J].热能动力工程,2021,36(8):1-7. WU Shuo. Review of power forecasting methods of photovoltaic power generation system[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2021, 36(8):1-7.

Review of Power Forecasting Methods of Photovoltaic Power Generation System

WU Shuo

(Liaoning Equipment Manufacture College of Vocational and Technical, Shenyang, China, Post Code: 110161)

Abstract: The large-scale grid-connection of photovoltaic power generation brings great challenges to the stable operation of the grid. Improving the forecast level of photovoltaic power generation is of great significance to the safety of photovoltaic energy grid-connection. The power output of photovoltaic power generation system has obvious characteristics of nonlinearity, indirect volatility and uncertain factors. It is necessary to adopt mathematical models combined with multi-scale forecasting methods to achieve higher forecasting accuracy. The basics of direct forecasting methods of photovoltaic system output power such as multiple linear regression algorithms, Markov chain forecast, neural network algorithms, support vector machines and combination forecast, and indirect forecasting methods of photovoltaic system output power based on accurate modeling of photovoltaic power plants thoughts, technical routes, applicable conditions and application effects are analyzed and summarized. Current power forecasting methods mainly focus on a certain learning method or combination forecasting method based on statistics, and data processing is the key factor. The evaluation criteria for the availability of forecast data and the engineering application of forecasting methods are the focus of future research work.

收稿日期:2021-01-05; 修订日期:2021-03-04

基金项目:2020年辽宁省教育厅科学研究项目(SYZB202004)

Fund-supported Project: Supported by scientific research project of education department of liaoning province in 2020(SYZB2004)

作者简介:吴 硕(1982-),男,辽宁沈阳人,辽宁装备制造职业技术学院副教授。

Key words: photovoltaic system, power forecasting, direct forecasting, indirect forecasting, data processing

引 言

在化石燃料供应紧张和节能减排的巨大压力下,世界各国将能源发展重点越来越多地转向风能、太阳能和生物质能等可再生能源的开发和应用上,我国的能源发展也同样面临结构转型问题。我国太阳能资源丰富,具有广阔开发前景,在国家发改委公布的《可再生能源中长期发展规划》中提出,到2020年全国太阳能发电装机容量达到180万千瓦^[1]。可以展望,随着未来大型光伏发电项目的集中开发,光伏电站出力对区域电力系统的影响将会越来越显著。

利用光伏效应将太阳能转换成电能的过程受到诸多外界因素影响,具有不规则周期性和波动性特征。显然,大规模光伏发电并网给电网运行增加了不可控因素,为降低电网调度和管理的困难,建立光伏发电功率预测系统,并将预测结果作为电网调度参考依据具有重要的实用意义和研究价值。为此,已有不少学者从不同角度对光伏发电系统输出功率预测技术进行研究,并取得了不同程度的效果。

本文分析了影响光伏系统功率输出特性因素,对目前具有代表性的光伏系统输出功率的预测方法的基本思想、技术路线、适用条件以及应用效果进行了分析与总结,阐述了直接预测法与间接预测法特性和特点,对光伏发电功率预测技术的未来发展方向进行了展望。

1 光伏发电系统输出特性

光伏发电系统如图1所示,其主要由光伏组件、逆变器及其相关控制单元等组成。在太阳能光照下,光伏组件(阵列)利用光伏效应,将太阳能转换成直流电能,通过逆变器及相关控制单元转换成同电网频率一致的交流电源,从而实现并网发电。



图1 光伏发电系统

Fig. 1 Photovoltaic power generation system

因此,光伏发电系统功率的可预测性首先来源于对光伏电池功率特性的研究。光伏电池是光伏系统中最基本的发电单元,光伏组件由一定数量的光伏电池连接封装而成。通常情况下,光伏电站采取将一定数量的光伏组件串、并联的方式来获取一定规格的输出功率。

光伏电池的数学模型为:

$$I = I_{ph} - I_0 \exp \left(\frac{q U_D}{k t} - 1 \right) \quad (1)$$

式中: I —光伏电池端电流, A; I_{ph} —光生电流, A; I_0 —光伏电池逆向饱和电流, A; q —电子电荷量, C; k —玻尔兹曼常数, 取值 1.38×10^{-23} J/K; U_D —光伏电池端电压, V; t —光伏电池温度, °C。

由式(1)可知,光伏电池的输出是一个关于光照强度和温度的非线性函数,光伏电池是一种非恒压恒流的直流电源。

由于光伏系统的输出功率受气象因素影响较大,主要是光照强度和温度。如图2所示,在同一温度下,当光照强度不同时,光伏电池的输出电压无明显变化,但输出电流和输出功率有明显变化,且变化趋势基本一致。当光照强度增加,输出电流、输出功率随之增大。如图3所示,在同一光照强度下,当温度不同时,光伏电池电流、电压和功率在温度变化时都会有所变化。当温度高时,电流略有升高,但是电压和功率都呈下降趋势。

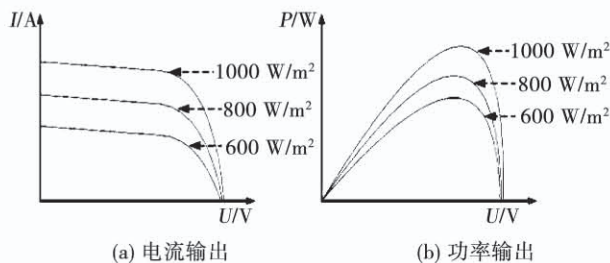


图2 光伏电池输出特性随光照强度的变化

Fig. 2 Variation of output characteristics of photovoltaic cells with Illumination

实际运行中,云层移动、风速、风向和相对湿度等其他气象因素都会对光照强度和温度带来影响。云层移动会对光伏阵列形成遮挡,大幅度降低了到

达光伏板的太阳辐射,云层的移动速度和形状的变化对输出功率的影响也大不相同;风速和风向会影响光伏阵列的散热,使光伏板的温度发生变化;相对湿度大,空气中的水汽含量高,会削弱光伏板接收到的太阳辐射。这些影响因素相互之间存在耦合关系并且各因素对功率输出影响程度的强弱差异较大。

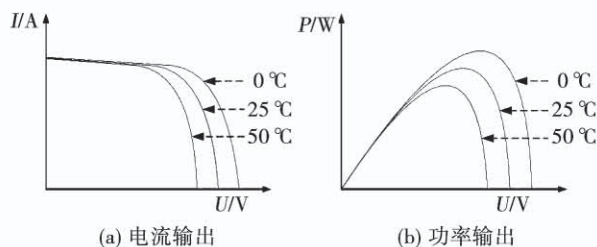


图3 光伏电池输出特性随温度的变化

Fig.3 Temperature dependence of output characteristics of photovoltaic cells

除了上述短期气象条件对光伏系统发电量的影响外,还有一些长期因素,例如光伏电池板老化损失、组件不匹配损失、灰尘遮挡损失和汇流线路及逆变器转换损耗等。

综上,光伏发电系统的功率输出受到光照强度和温度等不可控环境因素影响,具有明显的非线性、间接波动性和不确定性特点,要对光伏系统的输出功率进行预测仅仅利用光伏电池的数学模型是远远不够的,必须结合数理统计方法、智能学习矫正方法,以及融合数值天气及地理信息的多尺度预测方法等,才有可能实现较高预测精度。

2 光伏系统输出功率预测方法

目前,应用于电网调度的光伏系统功率输出预测研究主要集中在短期预测(未来1~2 d)及超短期预测(未来0.5~6 h),其思路基本相同,即利用数学和物理学相关理论及数据建立预测模型,再基于模型对光伏电站未来的发电量进行预测。主要的建模方法包括:(1)不需要光伏电站发电单元具体参数化模型,只根据历史气象数据和同期光伏系统发电功率数据来建立预测模型(即黑箱建模)的直接预测法;(2)对光伏电站发电单元进行精确化建模(即白箱建模),再基于气象影响因素模型进行出力预测的间接预测法。

2.1 直接预测法

2.1.1 多元线性回归算法

多元线性回归算法是分析一个因变量与多个自变量间定量关系的一种统计分析方法。这种算法的优点是具有较好的可识别性和节省性。应用多元线性回归算法预测光伏电站功率输出时,需要用大量的历史数据分析出输出功率与多个影响因素之间存在的数量上的规律,并建立多元线性回归方程,这种方法考虑到的因变量较少,基本上只考虑光照强度和温度。但实际上光伏系统的功率输出还有很多其他影响因素,因而该方法预测出的输出功率序列往往误差较大,难以满足实际运行的精度要求。

2.1.2 马尔科夫链预测

马尔科夫链预测方法是根据某些变量的现在状态及其变化趋势,预测其在未来某一特定时期内可能出现的状态,用初始状态概率向量和状态概率转移矩阵来推测某一变量未来某一时期所处状态的一种方法。其理论基础是马尔科夫过程,它描述的是一个随机时间序列的动态变化过程,适合描述随机波动性较大问题。马尔科夫链预测光伏输出功率利用了光伏发电系统功率输出通常发生在08:00~17:00,并且在天气条件相似的情况下会存在不同日期输出功率序列相似的特性进行预测。文献[2-3]均提出了基于马尔科夫链的预测模型,并应用模型对光伏系统输出功率进行预测,实验验证了该方法应用于光伏系统短期功率预测的有效性。但是在实际建模过程中,马尔科夫链预测通常忽略了光伏系统的功率输出是一个伴随日出日落的上升、保持和下降的过程,把所有的状态视为每时每刻具有相同的转移趋势。并且马尔科夫链预测的准确性对原始样本的正确性和通用程度有很强依赖,当状态转移矩阵的秩很大或者预测样本的气象条件变化很大时,预测结果会有较大的误差。

2.1.3 神经网络算法

人工神经网络具有根据已知数据自主学习并不断训练,寻找输入、输出之间映射关系的特点,能够逼近任意复杂的非线性函数。对于特定的光伏阵列,其历史发电量时间序列具有高度的自相关性,发电量历史数据本身就包含了光伏阵列的系统信息。因此,利用人工神经网络适合进行多变量非线性模

型拟合的特点,使用光伏电站的历史数据来训练神经网络建立功率预测模型,是当前光伏预测研究中的常用手段。其中应用较为广泛的是 BP 神经网络,它是一种单向传播的多层前向网络,包含输入层、隐含层和输出层。输入层选择输入变量时考虑的是影响光伏系统功率输出关联性较强的因素;隐含层的节点数大多采用试凑法,先使用经验公式算出粗略的估计值再对其进行修改;输出节点为预测功率,其结构如图 4 所示。

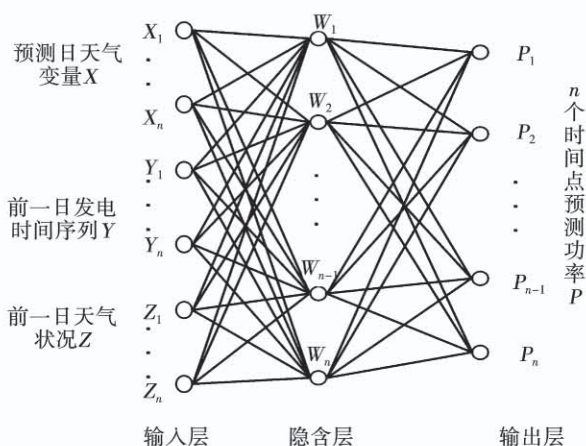


图 4 神经网络学习算法原理

Fig. 4 Neural network learning algorithm principle

文献[4]结合历史发电量数据和气象数据分析了影响光伏阵列发电量的各项因素,采用光伏阵列的发电量序列、日类型指数和气温建立了 BP 神经网络预测模型,模型中加入了天气预报信息,实验数据证明了所建立模型的有效性。说明使用神经网络可以较为准确预测光伏阵列的输出功率,为解决预测光伏阵列输出功率问题提供了思路。但是神经网络算法的一些固有缺陷(如容易陷入局部极小、收敛速度慢等)会影响预测模型的准确性。

文献[5]提出了相似日选择算法和针对预测日气象信息确定训练样本的方法,并提出采用附加动量法与自适应学习率相结合的改进 BP 学习算法。文献[6]利用粒子群优化 BP 神经网络,建立了基于 PSO-BP 神经网络的短期光伏功率预测模型。文献[7]建立了基于 BP 神经网络-马尔科夫链的光伏发电预测模型,利用 BP 神经网络建立预测模型并进行预测,并根据预测相对误差,采用马尔科夫链模型对预测结果进行了修正。文献[8]构建一个天

气分类和改进反向传播(BP)神经网络算法的光伏出力预测模型,采用地表地外辐照强度相关系数、波动系数和波形熵三维特征,对 33 种天气类型进行量化,提取特征向量。通过对特征向量进行自适应聚类,得到兼顾模型复杂度和泛化能力的 4 种天气类型。将不同天气类型下的平均发电功率之间的倍率关系映射为一个天气类型指数,利用光伏电站的历史出力数据和天气类型指数对所建立的 BP 神经网络预测模型进行训练,训练后的模型用以预测光伏电站的输出功率。

日类型和季节类型对光伏系统功率的输出影响显著,并且由于影响光伏系统功率输出因素的多元化,训练样本的选取和输入变量的确定是预测模型准确与否的关键所在,也是神经网络预测算法的难点。例如,一些学者将气象因素(太阳辐照强度、温度等)作为模型的输入并将日类型进行划分。但是气象预报中所提供的天气参数不确切,日类型描述模糊(如晴间多云、阴转多云及阴有小雨等),将这些模糊、不确定的日类型转换成神经系统接受的精确量,需要统计分析相当大的历史发电量,这给预测工作增加了困难。

2.1.4 支持向量机

针对神经网络算法极易陷入局部极小,收敛速度慢等固有缺陷,支持向量机算法逐渐引起了学术界的关注。支持向量机是基于统计学习理论中结构风险最小化原则提出的,是将数据集映射到高维特征空间中,构造最优超平面进行分类和回归计算的非线性函数(核函数),这样就可以将原有的非线性问题转换成高维空间的线性问题。支持向量机极大地提高了学习机的推广能力,即使由有限数据集得到的判别函数对独立的测试集仍然能够获得较小的误差,在解决小样本的高维数、非线性问题中有广泛的应用。支持向量机预测模型包括 3 部分:输入层、核函数层和输出层。核函数的选取对于预测结果起着至关重要的作用,目前应用范围较广的是高斯径向基函数,图 5 是支持向量机的结构图。

文献[9]提出了一种基于模糊聚类和支持向量机的光伏短期功率预测方法。通过建立气象信息模糊相似矩阵,将光伏发电功率历史样本划分为若干类,将输入气象因素作为样本建立支持向量机预测

模型。文献[10]利用支持向量机回归法建立了光伏系统的输出功率预测模型,并把影响系统功率输出的天气类型分为晴、阴、多云和雨 4 种。按天气类型把光伏系统的输出功率分为具有高度相似输出特性的数据序列,以此来作为支持向量机的训练数据集构建支持向量机预测模型。文献[11]按照季节的不同进行天气分类,把具有相同天气类型的样本划为一类,对每类样本进行训练形成预测模型,然后再将 4 个季节的训练模型合成得到全年的光伏系统输出预测模型。虽然支持向量机在某种意义上很好地避免了“维数灾难”,由训练样本建立预测模型实现了高效性,但是对于大规模的训练样本支持向量机方法的适用性降低。文献[12]采用光伏阵列的发电量、地表太阳辐射量和气温序列分别按统一建模和时间序列两种建模方案建立最小二乘支持向量机模型,对支持向量机预测模型进行了改进和完善。

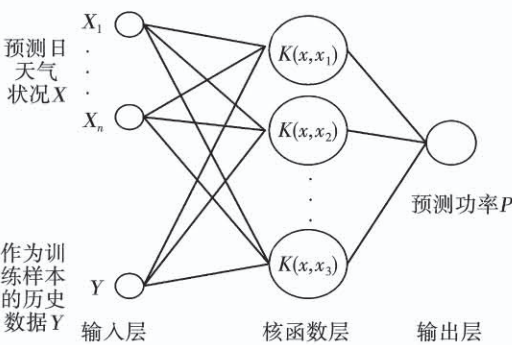


图 5 支持向量机结构

Fig. 5 Structure of support vector machine

2.1.5 组合预测法

上述光伏系统功率输出预测方法的建模机理和出发点不同,所涵盖的信息也不同,显然任何单一模型的预测方法都会有其自身的局限性和误差。一些预测方法仅在某个条件下误差较大,但对于预测结果的价值很大,如果只是简单的舍弃将会丢失一些重要信息,因此将不同预测方法进行结合的组合预测法应运而生。

组合预测法的主要目的就是综合利用各种预测方法提供的信息,最大限度地提高预测精度。组合预测的关键点在于如何确定各个单项预测模型的权重,方法可分为两类:定常权重组合预测和变权重组合预测。目前,大部分都是采用以绝对误差来作为确

定准则,并保证预测结果的准确度是高于每个单项预测模型的定常权重组合预测。文献[13]提出了一种基于熵权法的光伏功率组合预测模型,利用信息熵理论确定各单一预测方法在组合预测中的组合权重,并通过实验验证了其模型的实用性。但对于单一预测方法而言其预测的准确性时好时坏,因而在不同的条件下其在组合预测中的权重应适当变化以满足组合预测的准确性要求。目前,将变权重组合预测应用到光伏系统功率预测的案例寥寥无几。

2.2 间接预测法

间接预测法根据光伏电站详细的地理位置信息、光伏组件输出功率曲线以及逆变器系统等技术参数对光伏系统涉及到的每个过程建立模型,然后利用未来气象信息进行功率预测。间接预测法的流程如图 6 所示。通常,为提高模型精度,也需要利用历史数据的统计分析法来对机理模型进行相应地修正。

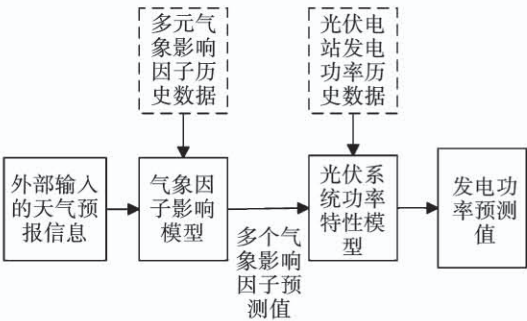


图 6 间接预测法流程图

Fig. 6 The flowchart of indirect forecasting method

太阳辐照度是影响光伏发电最重要的气象因子,因此绝大多数气象影响因子模型的重点是对于辐照度的预测。目前,辐照度预测的主要方法有持续预测法、卡尔曼滤波法、随机时间序列法、模糊逻辑法、小波分析、神经网络、卫星数据、天空成像和数值天气预报等。

持续预测法将最近时刻的辐照度或最近多个历史辐照度的滑动平均值作为下一时刻的预测值,此预测方法误差较大且结果不稳定;卡尔曼滤波法建立以辐照度作为状态变量的状态空间模型,用卡尔曼滤波算法预测辐照度,但噪声特性难以估计;随机事件序列法利用大量历史数据建立能够描述辐照度数据的模型,适用于线性系统。而辐照度模型为强

非线性,所以模型参数估计困难;模糊逻辑法应用模糊逻辑和先验知识形成模糊规则库,然后选用线性模型逼近非线性且间歇波动的辐照度,学习能力较弱,预测效果不理想;小波分析法利用小波的特性改善预测模型,一般与神经网络配合使用;神经网络利用历史数据训练建立的神经网络来预测太阳辐照度,但对于不稳定的辐照度变化预测效果较差;卫星数据辐照度预测利用智能算法拟合卫星数据和预报辐射量之间的非线性关系,精度较高,当太阳高度角低、空间变化率大、辐照水平低时精度会大大降低;天空图像辐照度预测通过移动矢量场检测云的结构和移动使用统计建模的方法建立预测模型,成本高,精度随时间尺度增加而降低;数值天气预报将官方气象预报数据进行处理后得到辐照度预测值,但对于单个电站的数值天气预报值随地理分辨率的降低而降低。综上,对于辐照度预测数据的获取,采用以天气预报为基础的预测方法,其效果优于常规统计方法。

2.3 预测模型比较

光电转换效率的准确性直接影响预测结果,不同于统计建模需要大量历史数据,机理建模重点在于描述对象内部构成以及工作原理。光伏发电涉及多个环节(发电、汇流、逆变等),过程较复杂,主流方案为独立核心器件建模,主要包括以光伏阵列为核心建模和以逆变器为核心建模。独立核心建模的方法都是以所选取的核心模块作为主要部分,对于其他组成部分做相应地简化处理即建立元件组合模型。这种方法结构清晰、重点突出,在较好地反映核心部件的特性,满足工程应用需要的同时,提高了运算速度。

在光伏电站发展初期,由于大部分光伏电站选址的场地都较为平缓,对各转换部分建模时只需考虑内部结构和电池板的倾斜角度,常规的机理建模可以一定程度上满足工程需要。但随着光伏电站建设向山地区域发展,其场地地形复杂,坡度及坡向变化大。为了高效利用场地,光伏组件的选型规格、串并联方式以及集中式和组串式逆变器设计方案多样,这都增加了精确建模的难度,所以在实际运行中必须结合统计模型进行相应修正^[14]。

3 总结与展望

目前,太阳能光伏发电作为一种可再生能源,在解决能源危机中发挥了重要作用,得到了世界各地大力推广和应用。通过梳理国内外近十年来相关文献研究,对比分析各种预测方法的优缺点,得出结论:

(1) 直接预测方法主要基于光伏电站历史运行数据,使用数理统计方法以及非线性建模方法对光伏电站的出力特性进行建模,用以实现对其未来发电情况的预测,要提高这种方法的预测精度,主要需要解决天气类型的科学划分、历史数据的准确完整以及预测方法相互补充的问题。

(2) 间接预测法对光伏电站设备结构进行精细化建模,对解决诸如山地电站等复杂地形光伏电站的出力预测具有更突出的应用价值。但是对于大型化光伏电站所涉及到的诸多环节,需要合理采用核心建模技术进行适当简化,在保证精度的条件下提高计算效率,符合工程化需要。

(3) 直接预测方法和间接预测法本质上解决的是光伏电站出力模型的建立,而采用数值天气预报所提供的未来辐照度等重要气象信息是提高预测精度的另一关键因素。

综上所述,当前功率预测方法主要集中在基于统计学的某种学习方法或组合预测方法,建立预测模型对历史数据和实时数据进行处理加工,得出新的预测数据信息,从而提高光伏发电系统利用率,保障电力系统安全性和经济性,改善用电质量。但需要指出的是对功率预测方法的历史输入数据的可用性分析和预测结果输出数据的评估标准还需系统性研究。因此,未来还需通过具体工程应用项目,进一步验证、改进功率预测方法。

参考文献:

- [1] 史 丹. 中国能源安全结构研究[M]. 北京:北京科学文献出版社,2015.
SHI Dan. Study on China's energy security structure[M]. Beijing: Beijing Science Literature Press, 2015.
- [2] 丁 明,徐宁舟. 基于马尔可夫链的光伏发电系统输出功率短期预测方法[J]. 电网技术, 2011, 35(1): 152 - 157.

- DING Ming, XU Ning-zhou. A method to forecast short-term output power of photovoltaic generation system based on markovchain[J]. Power System Technology, 2011, 35(1): 152 - 157.
- [3] 李燕斌, 张久菊, 肖俊明. 灰色 - 马尔可夫链统计组合模型在光伏发电功率短期预测中的应用[J]. 电测与仪表, 2015, 52(23): 111 - 116.
- LI Yan-bin, ZHANG Jiu-ju, XIAO Jun-ming. Application of grey-Markov chain statistical combined model in short-term prediction of photovoltaic power generation power[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2015, 52(23): 111 - 116.
- [4] 孟姗姗. 基于优化 BP 神经网络光伏功率预测的研究[D]. 北京: 华北电力大学硕士学位论文, 2018.
- MENG Shan-shan. Research on photovoltaic power prediction based on optimized BP neural network [D]. Beijing: Master's thesis of North China Electric Power University, 2018.
- [5] 张佳伟, 张自嘉. 基于 PSO-BP 神经网络短期光伏系统发电预测[J]. 可再生能源, 2012, 30(8): 28 - 32.
- ZHANG Jia-wei, ZHANG Zi-jia. Short-term photovoltaic system power forecasting based on PSO-BP neural network[J]. Renewable Energy Resources, 2012, 30(8): 28 - 32.
- [6] 吴雪莲, 都洪基. 基于 BP 神经网络 - 马尔科夫链的光伏发电预测[J]. 电工电气, 2014(3): 22 - 27.
- WU Xue-lian, Du Hong-ji. Photovoltaic power generation forecast based on BP neural network and markovchain[J]. Electrotechnics Electric, 2014(3): 22 - 27.
- [7] 袁晓玲, 施俊华, 徐杰彦. 计及天气类型指数的光伏发电短期出力预测[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(34): 57 - 64.
- YUAN Xiao-ling, SHI Jun-hua, XU Jie-yan. Short-term power forecasting for photovoltaic generation considering weather type index [J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(34): 57 - 64.
- [8] 蒋小波, 徐小艳, 刘乐平, 等. 天气分类和 BP 神经网络的光伏短期出力预测[J]. 电源技术, 2020(12): 1809 - 1813.
- JIANG Xiao-bo, XU Xiao-yan, LIU Le-ping et al. Prediction of short-term photovoltaic output based on BP neural network and weather classification. Journal of Power Sources, 2020(12): 1809 - 1813.
- [9] 于秋玲, 许长清, 李 珊, 等. 基于模糊聚类和支持向量机短期光伏功率预测[J]. 电力系统及自动化学报, 2016, 28(12): 74 - 78.
- YU Qiu-ling, XU Chang-qing, LI Shan, et al. Application of fuzzy clustering algorithm and support vector machine to short-term forecasting of PV power [J]. Journal of Power Systems and Automation, 2016, 28(12): 74 - 78.
- [10] 金 鑫, 袁 越, 傅质馨, 等. 天气类型聚类的支持向量机在光伏系统输出功率预测中的应用[J]. 现代电力, 2013, 30(4): 13 - 18.
- JIN Xin, YUAN Yue, FU Zhi-xin, et al. Application of support vectormachine based on weather type clustering in power output forecasting of photovoltaic generation system [J]. Modern Electric Power, 2013, 30(4): 13 - 18.
- [11] 朱永强, 田 军. 最小二乘支持向量机在光伏功率预测中的应用[J]. 电网技术, 2011, 35(7): 54 - 59.
- ZHU Yong-qiang, TIAN Jun. Application of least square support vector machine in photovoltaic power forecasting [J]. Power Syetem Technology, 2011, 35(7): 54 - 59.
- [12] 田 琦, 赵争鸣, 邓 夷, 等. 光伏电池反向模型仿真分析及实验研究[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(23): 121 - 128.
- TIAN Qi, ZHAO Zheng-ming, DENG Yi, et al. Simulation and experimental study about reverse model of photovoltaic cells [J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(23): 121 - 128.
- [13] 杨锡运, 刘 欢, 张 彬, 等. 基于熵权法的光伏输出功率组合预测模型[J]. 太阳能学报, 2014, 35(5): 744 - 749.
- YANG Xi-yun, LIU Huan, Zhang Bin, et al. Prediction model of photovoltaic output power combination based on entropy weight method [J]. Journal of Solar Energy, 2014, 35(5): 744 - 749.
- [14] 李乃永, 梁 军, 赵义术, 等. 并网光伏电站的动态建模与稳定性分析[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(10): 12 - 18.
- LI Nai-yong, LIANG Jun, ZHAO Yi-shu, et al. Research on dynamic modeling and stability of grid-connected photovoltaic station [J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(10): 12 - 18.

(丛 敏 编辑)