

建筑光伏系统发电功率短期预测方法研究

毛闾¹, 章帆²

(1. 浙江大学建筑设计研究院有限公司; 2. 浙江工业大学工程设计集团有限公司)

【摘要】为降低光伏系统发电功率的预测误差, 增强预测结果的精准度, 文章对建筑光伏系统发电功率短期预测方法研究, 进行数据采集及校正, 建立归一化预测矩阵, 以此为基础, 构建BP神经网络预测模型, 以Mallat重构处理实现发电功率的短期预测。最终预测结果表明: 与传统多时间尺度预测组和传统分布式光伏预测组相比, 神经网络光伏预测组最终得出的预测误差相对较小, 且均控制在0.15以下, 表明其对系统的预测效果更佳, 具有实际应用价值。

【关键词】建筑光伏系统; 光伏发电功率; 短期预测; 预测方法

中图分类号: TK51; TU855

DOI: 10.13655/j.cnki.ibci.2023.04.037

Study on Short-term Forecasting Method of Building Photovoltaic System Power

MAO Tian¹, ZHANG Fan²

(1. Architectural Design & Research Institute of Zhejiang University Co., Ltd.; 2. Zhejiang University of Technology Engineering Design Group Co., Ltd.)

【Abstract】In order to reduce the prediction error of the photovoltaic system power and enhance the accuracy of the prediction results, this paper studies the short-term prediction method of the building photovoltaic system power, carries out data acquisition and correction, and establishes a normalized prediction matrix. Based on this, it constructs the BP neural network prediction model and realizes the short-term prediction of power by Mallat reconstruction processing. The final prediction results show that compared with the traditional multi-time scale forecasting group and the traditional distributed photovoltaic forecasting group, the final prediction errors obtained by the neural network photovoltaic prediction group are relatively small, and all of them are controlled below 0.15, it is shown that the prediction effect of the neural network photovoltaic prediction group to the system is better and it has practical application value.

【Keywords】building photovoltaic system; photovoltaic power; short-term forecasting; forecasting method

1 引言

光伏系统在现今建筑工程中应用十分广泛, 由于其自身具有出力随机性、间歇性等特点, 在实际光伏发电并网时, 会造成电网电压波动闪变, 甚至会影响电网系统的调峰能力, 对电力工作执行造成阻碍的同时, 也埋下了安全隐患^[1]。因此, 为了避免这一问题的扩展延伸, 通常会设定维护周期, 定时对光伏系统的发电功率进行预测。需要注意的是, 此种预测大多为短期预测, 可以获取更为精准的电力数据信息, 对系统的日常执行也不会造成影响^[2]。一般会采用单向预测或者物理预测的方式, 针对于发电功率异常区域, 综合分析研究。但是效果并不理想^[3]。因此, 需要对建筑光伏系统发电功率短期预测方法进行研究。考虑到最终预测结果的稳定性与可靠性, 本文选择较为真实的系统背景, 从多个角度, 构建更为灵活、多变的发电功率短期预测方法, 调整发电计划, 实现建筑光伏系统的稳定运行^[4]。

2 建筑光伏系统发电功率短期预测方法设计

2.1 数据采集及校正

建筑光伏系统主要是对日常发电功率情况以及数据进行监测与整合, 针对各项详细指标, 预测发电功率。为了确保预测结果的稳定性与精准性, 需要采集发电数据, 并对异常数据进行校正^[5]。在监测平台中接入一个RS-485串行数据光伏监测仪, 与系统相关联。具体如图1所示。

根据图1, 可以完成对RS-485串行数据光伏监测仪的展示, 将其接入系统之中, 安装数据采集器, 获取日常的发电数据, 依据标准进行简单的校正处理^[6]。数据采集的种类包括太阳辐照度、环境温度、风速、电池数据、风向以及湿度等^[7]。针对于数据的校正, 可以采用系统预设的标准进行比照, 均衡化处理, 为后续的预测工作奠定基础。信息采集、校正之

后,可以通过特殊的传输格式,以压缩包的模式,发送到预设的地址上,以待使用。



图1 RS-485串行数据光伏监测仪图示

2.2 建立归一化预测矩阵

在完成对数据的采集和校正后,需要建立归一化预测矩阵。利用BP神经网络技术,将建筑光伏系统和预测设备关联,并依据发电功率的变化情况,调整相关的指标参数,具体如表1所示。

表1 光伏集成系统、预测设备指标参数预设表

发电节点	发电功率/kW	风速/(m/s)	辐照度 /(W/m²)
节点1	1.035	0.51	201
节点2	1.241	0.49	237
节点3	1.351	0.57	196
节点4	1.285	0.34	321

根据表1,可以完成对光伏系统、预测设备指标参数的预设。根据上述数据,构建归一化的预测结构,根据发电功率的变动,明确预测的范围,并计算归一系数,具体如式1所示。

$$Q = m^3 + n^3 - \frac{(0.25b + \sqrt{z + 1})}{2} \quad (1)$$

式(1)中:Q表示归一系数,m表示应变比值,n表示集成功率,b表示预测差值,z表示预测极限值。通过上述计算,最终可以得出实际的归一系数。以归一系数作为标准,建立归一预测矩阵,为后续的处理奠定基础。

2.3 构建BP神经网络预测模型

在完成对归一化预测矩阵的建立之后,需要构建BP神经网络预测模型。针对建筑光伏系统的发电需求,在标定区域之内,构建预测原理,见图2。

根据图2,可以完成对BP神经网络预测模型原理的设定。与此同时,结合归一化预测矩阵,在内部设定单向的预测程序,并赋予其特定的执行指令,采用小波神经处理技术,观测此时系统发电功率的变

化情况。促使模型从历史发电功率、温度、风速以及太阳辐照度等方面进行分离预测,避免使用原始数据,降低引起神经元饱和预测误差的概率。在模型中划定BP神经预测区间,获取首次预测结果,完成对BP神经网络预测模型的构建。

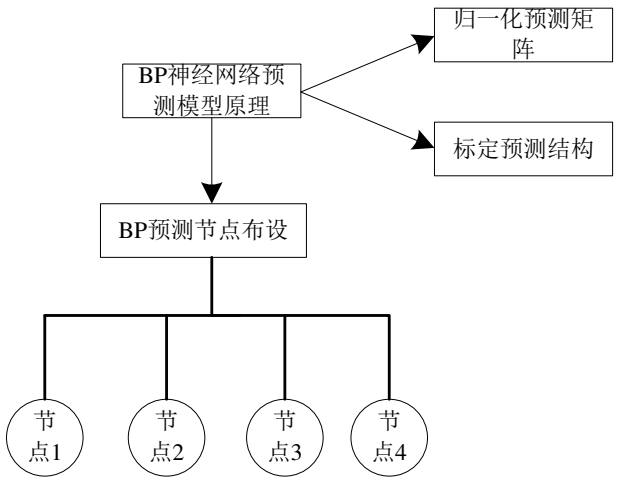


图2 BP神经网络预测模型原理图示

2.4 Mallat 重构处理实现发电功率短期预测

在完成对BP神经网络预测模型的构建之后,需要针对于细节处的发电情况,结合Mallat重构处理实现最终的预测。利用Mallat重构准则,设定出发电功率预测的极限值。

从建筑光伏发电系统中,提取高度的自相关性,将其作为短期预测的向量引导,在标定的重构范围之内,通过系统选取三个靠近预测时刻的相邻历史输出功率值,将三个预测节点关联,形成单元重构规律,结合神经网络技术,构建预测程序。

3 方法测试

本次主要是对建筑光伏系统发电功率短期预测方法实际应用效果进行分析研究。考虑到最终预测结果的稳定性与可靠性,测试会以对比的形式展开,以传统多时间尺度预测法、传统分布式光伏预测方法以及本文设计的神经网络光伏预测方法比照测定,对得出的结果进行多方讨论。

3.1 测试准备

在对建筑光伏系统发电功率短期预测方法实际应用效果进行分析研究之前,需要先搭建测试环境。选取D建筑光伏系统作为测试的主要目标对象。采用LSTM网络预测模型营造基础的短期预测环境。调整系统的执行周期为7d,共设定6个周期。利用

系统获取往期预测数据,并随机抽取连续4组作为主测试样本,其余作为训练样本。将LSTM网络预测模型与建筑光伏系统关联,根据预测的标准,构建归一化预测范围,同时计算出发电功率的预测变动比率,具体如式2所示。

$$U = \sum_{i=1}^l \frac{(0.25i + 1)}{3} - \sqrt{6y} \quad (2)$$

式(2)中: U 表示预测变动比率, i 表示输出距离, y 表示预测差值。通过上述计算,最终可以得出实际的预测变动比率。将其设定为极限变动比率。利用神经网络技术,获取发电系统的BP值,利用RNN网络搭建的预测架构,采用同一数据集进行训练和测试。

需要注意的是,此时对于发电功率的预测并不精准,根据往期的预测结果,计算出预测差值,进行降维预测处理。在系统中布设一定数量的预测节点,设定6个输入变量,根据光束的运动方向,构建集成性的预测层级,构建20个隐含预测层,划定出合理的预测范围。此时,对周期内日常的发电功率做基础预测,具体如图3所示。

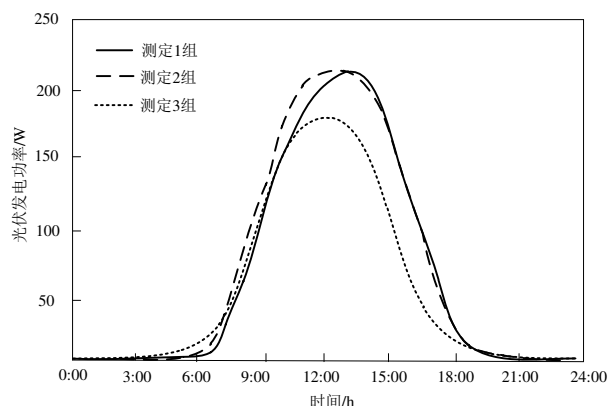


图3 周期内日常发电功率基础预测图示

根据图3,可以完成对周期内日常发电功率基础预测。图中为随机三组的基础发电情况的预测。关联系统中各个区域的预测节点,在标定的隐含层设定预测目标,利用执行指令,进行预测训练,营造稳定的预测环境。至此便完成对测试环境的搭建。核定测试的设备与系统是否处于稳定的运行状态,确保不存在影响最终测试结果的外部因素,核定无误后,开始具体测定。

3.2 测试过程及结果分析

在上述搭建的测试环境之中,结合实际的预测

需求,进行测定。通过布设的预测节点,分别在10:00、12:00、14:00以及16:00四个时间点获取发电功率基础数据,利用输入层反复测定,调整预测模型的学习速率为0.01,结合预测模型,计算出标定目标功率,具体如式3所示。

$$P = 0.5t - \frac{\beta}{4v} (3^c + 1) \quad (3)$$

式(3)中: P 表示标定目标功率, t 表示单元功率, v 表示测定时限, β 表示极限预测差值, c 表示学习速率参数。通过上述计算,最终可以得出实际的标定功率。不同的天气状态,针对光伏系统的发电功率,计算出预测误差,进行对比分析,见表2。

表2 测试结果对比分析表

测定时刻	传统多时间尺度 预测组预测误差	传统分布式光伏 预测组预测误差	神经网络光伏 预测组预测误差
10:00	0.52	0.37	0.13
12:00	0.47	0.25	0.11
14:00	0.33	0.51	0.15
16:00	0.57	0.46	0.12

根据表2,可以完成对测试结果的分析:与传统多时间尺度预测组和传统分布式光伏预测组相对比,神经网络光伏预测组最终得出的预测误差相对较小,且均控制在0.15以下,表明其对系统的预测效果更佳,具有实际的应用价值。

4 结语

综上所述,便是对建筑光伏系统发电功率短期预测方法的研究与分析。与传统的单向预测或者物理预测方法相对比,本文设计的预测方法所覆盖的预测范围更广泛,对系统的运行并不会造成任何影响,一定程度上营造了稳定、安全的发电环境。灵活、高精度的预测模式,搭配时序性以及非线性的预测特点,可以更快实现数据信息的汇总整合,结合预测模型提升综合预测效率,增强建筑光伏系统发电功率的鲁棒性和泛化能力。

参考文献

- [1] 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]. 北京: 华北电力大学, 2021.
- [2] 苏莘. 基于数据重构和复合残差校正模型的短期光伏发电功率预测研究[D]. 江苏: 中国矿业大学, 2021.
- [3] 陈博. 计及天气与气象因子关联度的短期光伏发电功率预测[D]. 河北: 燕山大学, 2021.