

基于相似时段的分时段光伏出力短期预测

李建文, 焦 衡, 刘凤梧, 王雪莹

(华北电力大学 新能源电力系统国家重点实验室, 河北 保定 071003)

摘要:针对历史气象数据较少、天气波动较大时光伏出力预测精确度较低的问题,提出一种适用于小样本和多种天气下的分时段光伏出力综合预测法。该方法结合了分时段神经网络模型和相似时段筛选法,将分时段神经网络模型作为相似时段筛选法在相似度不够时的补充;分时段神经网络模型利用光伏出力历史数据对预测模型进行训练,采用近相似时段神经网络进行预测,摆脱了历史气象数据的制约。多种气象条件下对光伏出力的训练与预测验证了所提方法的有效性。

关键词:光伏出力预测;分时段预测;相似时段;神经网络

中图分类号:TM 761;TM 615

文献标识码:A

DOI:10.16081/j.issn.1006-6047.2018.08.026

0 引言

近年来,随着能源危机和环境污染的加剧,可再生能源的使用得到了更多的重视,光伏发电已经成为继风力发电之后可再生能源发电的新增长点,据统计,2000—2008年全球光伏发电并网容量年增长率达到35.6%^[1]。2010年我国光伏发电量约为10 GW,2011年我国成为世界第四大光伏市场,在缓解能源危机和降低环境污染的同时,光伏并网发电系统出力的不稳定性会造成电网电压波动或电网电压越限等不利影响^[2]。因此,光伏出力的精确预测对维护电网电压稳定性具有很重要的意义^[3]。

每年各国学者都会提出光伏预测新技术和方法以减少预测中的不确定性^[4]。光伏电站很大程度上受到气象因素的影响,且不同时间气象因素相近时光伏出力具有相似性,文献[5-7]提出了通过气象条件预测相似时段或相似日作为模型训练样本的方法,对光伏出力进行直接预测,相较于普通训练样本训练出的模型,其精确度较高,但要求大量完整历史气象数据。对于新建电站历史数据缺少的情况,文献[8]提出利用相似电站修补风电场历史出力数据的方法。文献[9]提出了一种适用于小样本的利用改进双层神经网络进行单步光伏短期预测的方法。神经网络由于其较强的非线性学习能力被广泛应用于光伏功率预测,文献[10-13]利用历史数据建立神经网络模型对光伏出力进行预测,其中文献[13]提出了天气类型指数的概念,将光伏出力的倍率关系映射为表征天气状况对光伏出力影响的天气类型指数,仅利用历史出力数据建立神经网络模型,对历史数据要求降低。但以上神经网络模型均为整点出力

模型,整点预测不能完整反映出出力波动。文献[14]提出了一种通过近邻传播算法对光伏出力进行分类的方法,根据待预测日所属类别对光伏出力进行预测,但该方法较为复杂。近年来,多数文献采用混合预测方法,文献[15]将人工神经网络模型和物理方法结合,文献[16]则在预测的不同阶段使用了自组织映射(SOM)和支持向量回归(SVR)等方法,这种方法也较为复杂。

本文针对新建光伏电站可提供完整气象数据但样本容量较小的问题,提出一种相似时段筛选和分时段神经网络相结合的综合预测方法。利用同一区域相似电站历史出力数据扩充数据样本,在天气变化平稳时段,将通过气象数据预测出的相似时段出力作为该时段预测值;在天气出现较大波动的时段,选取分时段神经网络预测结果。综合预测方法可在缺少历史气象数据的情况下适用于多种天气类型,且预测精确度更高,预测过程更为简练。

1 相似时段筛选

对于某光伏电站而言,其系统效率、光伏电池阵列排列等都是固定的,实际光伏出力主要受到太阳辐照、温度等气象因素影响。对于同一电站不同日的相同时刻,气象因素相近的情况下其光伏出力具有很大的相似性。在具有足够的历史气象数据的情况下,部分研究采取相似时段筛选法来预测光伏出力。文献[5]介绍了一种利用欧氏距离作为判据判断相似时段的方法,按照该方法将天气类型分别为晴天、多云、阴天的待预测日进行了预测,结果如图1所示。

从图1中可以看出,在天气变化平稳时,相似时段出力值可以很大程度趋近实际出力值,预测效果较好。

文献[5-7]中提出的利用相似时段或相似日样本训练预测模型的方法,均需要大量完整历史气象数据及出力数据,而对于新建的光伏电站,因建立时

收稿日期:2018-01-03;修回日期:2018-05-15

基金项目:河北省自然科学基金资助项目(E2017502053);
中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2017MS104)

Project supported by the Natural Science Foundation of Hebei Province(E2017502053) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities(2017MS104)

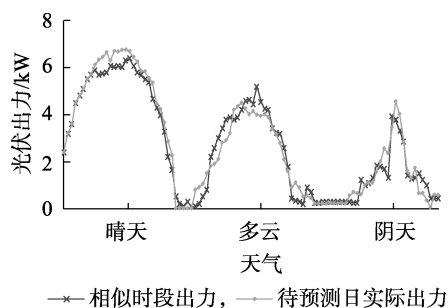


图 1 不同天气类型的预测结果

Fig.1 Forecasting results for different weather types

间短,样本数目较少,本文所采集的历史样本容量仅为 2 个月。图 2 显示在极端天气下,对光伏出力的预测精度大幅降低,由于样本数目较少,训练模型相似度很差,因此无法对波动的光伏出力进行有效的预测。

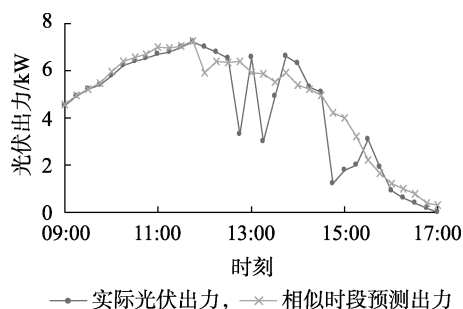


图 2 2016 年 10 月 25 日相似时段预测结果

Fig.2 Forecasting results of similar period on Oct. 25, 2016

2 分时段神经网络法

2.1 样本扩充

由于在同一区域内间隔较近的光伏电站往往具有相近的气象因素,容量、效率等相似的光伏设备出力具有很大程度的相似性。因此,当新建光伏电站历史数据缺少时,可以利用相似光伏电站的历史数据对其进行扩充^[17],但完整的历史气象数据对气象采集设备要求较高,而早期的光伏电站无法提供。本文利用文献^[17]的思路,以时间序列的功率相关系数大于阈值 0.8 的光伏电站作为“相似电站”,以采集到的近 2 年“相似光伏电站”的历史光伏出力数据为样本,为下文天气类型指数的样本空间。

2.2 天气类型指数

在缺少气象数据的情况下,天气类型可由光伏出力间接反映,因此本文将不同天气平均发电功率之间的倍率关系映射为表征天气特性对光伏出力影响的天气类型指数,这样就可以将模糊的天气概念转变为具体的数值加入后续神经网络的训练样本中^[13]。

本文所述方法是光伏出力短期预测,因此天气类型指数反映的是不同天气状况下各个时段的光伏

出力比较。通过历史天气记录数据对 2014 年与 2015 年光伏出力数据按照 4 种典型天气类型进行分类统计,其中晴天 262 天,多云 301 天,阴天 103 天,雨天 64 天。以小时为单位时段的功率波动范围作为天气类型指数的波动范围。为直观反映出力比,将所得数据进行归一化处理,所得天气类型指数如表 1 所示。

表 1 不同时段天气类型指数

Table 1 Index of weather types for different periods

时间段	天气类型指数			
	晴天	多云	阴天	雨天
09:00—10:00	[0.66, 0.67]	[0.62, 0.64]	[0.34, 0.35]	[0.01, 0.02]
10:00—11:00	[0.85, 0.87]	[0.77, 0.78]	[0.41, 0.43]	[0.02, 0.04]
11:00—12:00	[0.95, 0.97]	[0.82, 0.83]	[0.44, 0.46]	[0.03, 0.04]
12:00—13:00	[0.98, 1.00]	[0.83, 0.84]	[0.45, 0.46]	[0.12, 0.13]
13:00—14:00	[0.96, 0.98]	[0.89, 0.90]	[0.51, 0.53]	[0.17, 0.18]
14:00—15:00	[0.86, 0.88]	[0.81, 0.82]	[0.44, 0.45]	[0.10, 0.11]
15:00—16:00	[0.70, 0.71]	[0.60, 0.61]	[0.32, 0.33]	[0.04, 0.05]
16:00—17:00	[0.36, 0.38]	[0.38, 0.39]	[0.17, 0.18]	[0.01, 0.03]

注:统计的天气类型指数波动范围涵盖了统计 2 年光伏出力的 80% 的数据。

2.3 分时段神经网络预测模型

由于神经网络可以通过复杂非线性关系的拟合学习输入和输出之间的映射关系,且具有较强的泛化能力,因此在仅拥有大量历史出力数据的情况下,部分文献利用历史出力数据训练神经网络模型对光伏出力进行直接预测,如图 3 所示。

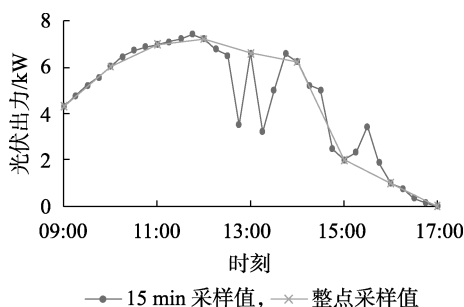


图 3 整点和 15 min 间隔点光伏出力对比

Fig.3 Comparison of PV output between integral points and 15 min interval points

大部分神经网络模型都以整点出力作为输入输出,虽然能较为精确地预测出整点光伏出力情况,但整点出力不能反映一天内光伏出力的完整波动,这样的采样数据训练出的神经网络模型不能预测光伏出力波动。

针对上述问题,本文提出了一种基于天气类型指数的分时段神经网络预测模型,选择历史数据中天气类型相同的光伏出力数据作为训练样本,以 1 h 为单位建立分段神经网络模型,利用 15 min 为间隔的历史光伏出力数据采样值和由 2.2 节所述方法得出的天气类型指数训练神经网络模型。因此,每个时段都可得到一个对应的神经网络模型。根据天气

类型指数区分相同天气类型的不同时段数据,来训练待预测时间段的光伏出力。本文选取三层神经网络预测模型,输入层节点数为 6,输出层节点数为 4,隐含层节点数 n 按经验公式(1)给出,神经网络参数设置为:最大迭代次数为 20,目标值为 0.000 01。所建立的模型结构如图 4 所示。

$$n = \sqrt{n_1 + n_2} + a \quad (1)$$

其中, n_1 为输入层节点数; n_2 为输出层节点数; a 为 $[1, 10]$ 之间的常数。

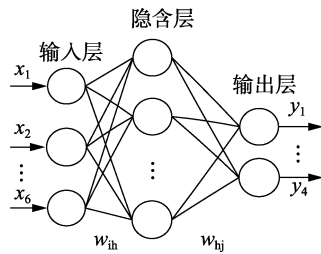


图 4 BP 神经网络结构图

Fig.4 Structure of BP neural network

图 4 中, w_{ih} 和 w_{hj} 分别为隐含层节点与输入层和输出层节点之间的连接权值,输入、输出各节点所代表的含义如表 2 所示。

表 2 输入输出节点含义

Table 2 Meanings of input and output nodes

节点符号	含义
$x_1 - x_4$	近相似时段 15 min 间隔出力数据采样值
x_5	近相似时段的天气类型指数
x_6	待预测日待测时段的天气类型指数
$y_1 - y_4$	待预测日待测时段 15 min 间隔出力数据采样值

在表 2 中,依据历史天气信息(最高、最低、平均温度)的相关程度来判断的“相似日”的近相似时段,是对应待预测日待测时段的相似日对应时段。 $x_1 - x_4$ 即为近相似时段的 4 个光伏出力数据; x_5 为相似日近相似时段的天气类型指数,在训练中或是预测时,相似日出力情况均为已知,所以 x_5 可直接由历史光伏出力数据计算得出; x_6 训练时为另一个相似日相似时段的天气类型指数,预测时为待测日待测时段的天气类型指数,但预测日光伏出力情况未知,因此 x_6 无法直接由表 1 计算直接得出。根据文献[6]取与光伏出力相关系数绝对值超过 0.2 的变量(时刻、相对湿度、温度、地表辐照度变化率、地表热辐射变化率、光伏组件节点辐照度)作为预测天气类型指数的变量,根据相关系数计算出光伏出力,归一化光伏出力得出待测日各时段的天气类型指数。

预测过程中,将待预测日的出力时间同样以 1 h 为单位分段,根据待预测日天气预报,计算待预测各时段天气类型指数,并找到相似日近相似时段的天气类型指数,按附录中图 A1 所示流程输入训练好的

神经网络模型,最后按时间顺序整合为完整的光伏出力序列。

从图 5 结果可明显看出,在 09:00—12:00 时段,光伏出力波动较小,相似时段筛选法及分时段神经网络预测方法的出力结果很大程度趋近待预测日的实际出力,两者均达到很好的预测结果。在 12:00—17:00 时段,分时段神经网络很好地预测出了待预测日出力的波动趋势,相比于相似时段筛选预测出的结果精确度更高。

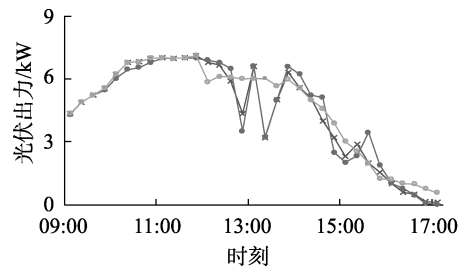


图 5 分时段神经网络和相似时段结果对比

Fig.5 Comparison of results between piecewise neural networks and similar period

由上述分析可知,在光伏出力波动较小时,上述 2 种方法都可达到较好的预测结果,但分时段神经网络预测方法由多个分时段神经网络模型组合而成,预测过程较为复杂繁琐。

3 分时段综合预测法

对具备气象采集设备的新建光伏电站进行出力预测时,对比分析前 2 节中提出的方法可以看出,当光伏出力无较大波动时可直接将其相似时段出力作为预测结果,精确度较高且过程简练。当天气状况较为复杂导致光伏出力波动较大时,由于缺少足够的相似样本,由相似时段筛选的预测精确度较低,效果很差。利用相似电站的历史出力数据可以对新建电站的数据进行扩充,通过大量历史出力数据建立的分时段神经网络模型可以对出力的波动趋势进行较为精确的预测。综上,本文提出一种相似时段筛选和分时段神经网络模型的光伏出力综合预测方法。

3.1 方法选择判据

分时段综合预测法,首先要判断在该时段内使用哪种预测方法进行光伏出力预测。

本文所述分时段综合预测法针对不同气象因素进行训练,因此对于具体某一待预测时段,可以依据实时天气预报数据得到未来时段的天气状况进行判断。显然直接根据天气预报来判断使用哪种预测方法在工程中更为简单实用。

3.2 分时段选择预测方法

分时段综合预测法组合相似时段筛选和神经

网络 2 种预测方法。利用 3.1 节中所述判据判断待预测时段应采用哪一种预测方法,对待预测日进行分时段预测,最后将各时段结果按照时间顺序排列为完整的出力序列,该方法具体流程如图 6 所示。

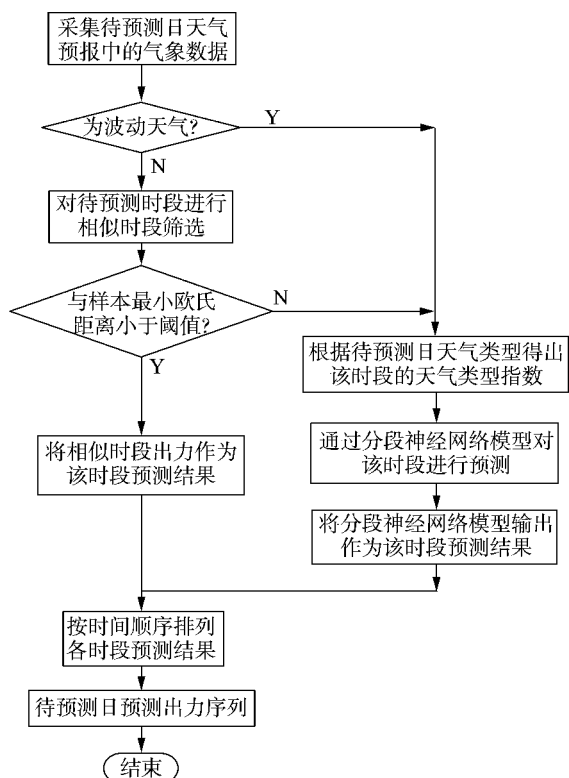


图 6 综合预测方法流程图

Fig.6 Flowchart of comprehensive forecasting method

3.3 预测结果对比及误差分析

为验证本文所述分时段综合预测法能够在不同气象条件下有效预测光伏出力,本文给出在多种气象条件下分时段综合预测法和相似时段筛选预测方法的对比。

根据光伏出力预测对比图,并结合均方根差与最大标准差 2 个误差指标可对 2 种预测方法进行误差评定,计算公式如式(2)、(3)所示。

$$E_e = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (z_{\text{pro},i} - z_{\text{rea},i})^2} \quad (2)$$

$$E_{ae} = |z_{\text{pro},i} - z_{\text{rea},i}| \quad (3)$$

其中, N 为 1 h 内对光伏出力的预测次数; $z_{\text{pro},i}$ 为预测值; $z_{\text{rea},i}$ 为真值。

当光伏出力波动较小时,相似时段的出力很大程度趋近待预测日的实际出力,晴天采用相似时段出力预测结果对比图如图 7 所示。

从图 7 中可以看出,采用相似时段筛选法已达到较好的预测结果,而且相较于分时段综合预测法更为简便。由表 3 预测误差分析可知,分时段综合

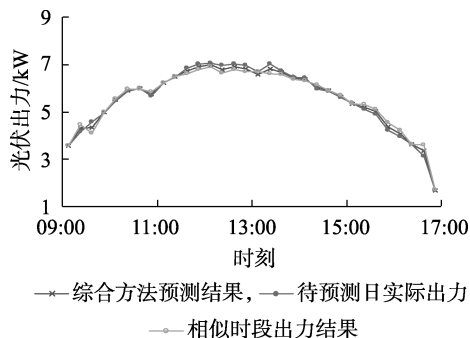


图 7 10 月 11 日预测结果对比图

Fig.7 Comparison of forecasting results on Oct. 11

表 3 相似时段和综合预测方法预测误差分析

Table 3 Predictive error analysis between similar period and comprehensive forecasting method

日期	均方根差		最大标准差	
	相似时段	综合预测法	相似时段	综合预测法
10 月 11 日	0.213	0.109	0.47	0.235

预测法误差较小一些。

附录中图 A2 为 2 种预测方法对 2016 年 10 月 4 日(阴天)、14 日(多云)和 15 日(雨天)3 个待预测日预测结果的对比。

图 A2(a)为阴天状况下预测结果对比图,进一步说明了在天气情况波动较小时,采用相似时段筛选法能够得到很好的预测结果。由图 A2(b)和图 A2(c)的预测结果可知,天气情况波动较大时,采用分时段综合预测法可以有效预测光伏出力的波动情况。同时根据表 A1 预测误差分析可知,10 月 14 日与 15 日相较于 10 月 4 日天气情况波动较大时,分时段综合预测法能够有效减小预测误差。

图 8 为 2 种预测方法对 2016 年 9 月 9 日(晴转多云)光伏出力预测结果的对比。

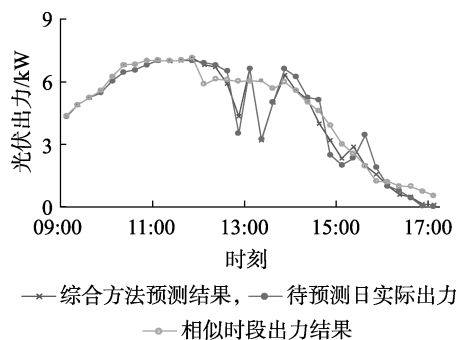


图 8 9 月 9 日预测结果对比图

Fig.8 Comparison of forecasting results on Sept. 9

由图 8 可以看出,在天气情况较为复杂时,相较于相似时段筛选法,采用分时段综合预测法在预测精度上得到很大程度的提高且预测过程简练。根据表 4 可知,采用分时段综合预测法可以有效减小预测误差。

表4 9月9日预测方法预测误差分析

Table 4 Predictive error analysis on Sept. 9

日期	均方根差		最大标准差	
	相似时段	综合预测法	相似时段	综合预测法
9月9日	0.865	0.437	2.79	1.46

综上可知,不同天气类型下,分时段综合预测法与实际出力均更为接近,且对波动天气预测误差较小,但在一些极端天气下仍会存在较大误差,主要因为本文所采集的训练样本容量仍然较少,训练模型仍不够精确。

4 结论

针对新建电站只拥有少量历史气象数据的情况,本文提出了一种分时段使用相似时段筛选法和神经网络预测法的综合预测法,可以弥补2种方法的不足,适用于小样本和多种天气类型下出力的预测,对光伏出力的波动可以做出较准确的预测且过程简练,当样本容量增加时,该方法的预测精度可以得到进一步的提高。3种方法优缺点如下。

a. 平稳天气下,相似时段光伏出力差异不大,可直接将相似时段出力作为预测结果,过程简练且精确度较高。但对天气波动较大的时段,相似样本的缺乏会导致相似时段筛选法预测结果较差。

b. 分时段神经网络法仅利用历史出力数据对神经网络模型进行训练,选取相似电站历史数据扩充样本容量,提高了模型精确度。该方法由多个分时段神经网络模型组合而成,在光伏出力的波动较大时有很好的预测效果。

c. 分时段综合预测法相较于相似时段筛选法能够有效预测光伏出力的波动趋势,但对于光伏出力的波动幅度变化大小的预测精度还有待进一步提升。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 艾欣,韩晓男,孙英云. 光伏发电并网及其相关技术发展现状与展望[J]. 现代电力,2013,30(1):1-7.
AI Xin, HAN Xiaonan, SUN Yingyun. The development status and prospect of grid-connected photovoltaic generation and its related technologies[J]. Modern Electric Power, 2013, 30(1): 1-7.
- [2] 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.
- [3] 牛海滨. 光伏并网发电系统的电能质量分析与控制[D]. 北京:华北电力大学,2016.
NIU Haibin. Photovoltaic grid-connected generation system power quality analysis and control of power system[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2016.
- [4] ANTONANZAS J, OSORIO N, ESCOBAR R, et al. Review of photovoltaic power forecasting[J]. Solar Energy, 2016, 136: 78-111.
- [5] 张华彬. 微网中光伏发电系统的出力预测研究[D]. 北京:华北电力大学,2015.
ZHANG Huabin. Research on power output forecasting of photovoltaic generation system in microgrid[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2015.
- [6] 程泽,刘冲,刘力. 基于相似时段的光伏出力概率分布估计方法[J]. 电网技术,2017,41(2):449-454.
CHENG Ze, LIU Chong, LIU Li. A method of probabilistic distribution estimation of PV generation based on similar time of day[J]. Power System Technology, 2017, 41(2): 449-454.
- [7] 陈通,孙国强,卫志农,等. 基于相似日和CAPSO-SNN的光伏发电功率预测[J]. 电力自动化设备,2017,37(3):66-71.
CHEN Tong, SUN Guoqiang, WEI Zhinong, et al. Photovoltaic power generation forecasting based on similar day and CA-PSO-SNN[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(3): 66-71.
- [8] 朱倩雯,叶林,赵永宁,等. 风电场输出功率异常数据识别与重构方法研究[J]. 电力系统保护与控制,2015,43(3):38-45.
ZHU Qianwen, YE Lin, ZHAO Yongning, et al. Method for elimination and reconstruction of abnormal power data in wind farms[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(3): 38-45.
- [9] 张程熠,唐雅洁,李永杰,等. 适用于小样本的神经网络光伏预测方法[J]. 电力自动化设备,2017,37(1):101-106.
ZHANG Chengyi, TANG Yajie, LI Yongjie, et al. Photovoltaic power forecast based on neural network with a small number of samples[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(1): 101-106.
- [10] 陈昌松,段善旭,殷进军,等. 基于神经网络的光伏阵列发电预测模型的设计[J]. 电工技术学报,2009,24(9):153-158.
CHEN Changsong, DUAN Shanxu, YIN Jinjun, et al. Design of photovoltaic array power forecasting model based on neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(9): 153-158.
- [11] 丁明,王磊,毕锐. 基于改进BP神经网络的光伏发电系统输出功率短期预测模型[J]. 电力系统保护与控制,2012,40(11):93-99.
DING Ming, WANG Lei, BI Rui. A short-term prediction model to forecast output power of photovoltaic system based on improved BP neural network[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(11): 93-99.
- [12] 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.
- [13] 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 Xiaoling, SHI Junhua, XU Jieyan. Short-term power forecasting for photovoltaic generation considering weather type index[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(34): 57-64.
- [14] 李乐,刘天琪. 基于近邻传播聚类和回声状态网络的光伏预测[J]. 电力自动化设备,2016,36(7):41-46.
LI Le, LIU Tianqi. PV power forecasting based on AP-ESN[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(7): 41-46.
- [15] YANG Hongtzer, HUANG Chaoming, HUANG Yannchang, et al. A weather-based hybrid method for 1-day ahead hourly forecasting of PV power output[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy,

2014,5(3):917-926.

- [16] DOLARA A, LEVA S, MUSSETTA M, et al. PV hourly day-ahead power forecasting in a micro grid context[C]//International Conference on Environment and Electrical Engineering. Florence, Italy: IEEE, 2016:1-5.
- [17] 于若英, 陈宁, 苗淼, 等. 考虑天气和空间相关性的光伏电站输出功率修复方法[J]. 电网技术, 2017, 41(7):2229-2236.
- YU Ruoying, CHEN Ning, MIAO Miao, et al. A repair method for PV power station output data considering weather and spatial correlations[J]. Power System Technology, 2017, 41(7):2229-2236.

作者简介:

李建文(1983—), 女, 河北保定人, 讲师, 博士, 主要研究



李建文

方向为光伏并网技术(E-mail: ljw_ncepu@163.com);

焦衡(1995—), 男, 河北邯郸人, 硕士研究生, 主要研究方向为光伏预测与电能质量分析(E-mail: xtyjhxt@foxmail.com);

刘凤梧(1996—), 女, 河南南阳人, 硕士研究生, 研究方向为光伏预测(E-mail:

liufengwu_wu@163.com);

王雪莹(1992—), 女, 辽宁铁岭人, 硕士研究生, 研究方向为光伏预测与并网电压控制(E-mail: wangxueying_xue@163.com)。

Short-time segmented photovoltaic output forecasting based on similar period

LI Jianwen, JIAO Heng, LIU Fengwu, WANG Xueying

(State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: Aiming at the problem of low forecasting accuracy of photovoltaic output with inadequate historical meteorological data and severe weather fluctuations, a comprehensive segmented forecasting method suitable for small sample and various weather conditions is proposed, which combines the segmented neural network model and the similar period screening method. The segmented neural network model is used as a supplement to the similar period screening method when the similarity is not enough, which uses the historical photovoltaic output data to train the forecasting model. The near-similar period neural network is adopted for forecasting, getting rid of the constraints of historical meteorological data. The effectiveness of the proposed method is verified by the training and prediction of photovoltaic output under various weather conditions.

Key words: photovoltaic output forecasting; segmented forecasting; similar period; neural network

(上接第182页 continued from page 182)

Optimal capacity configuration and operation strategy of hybrid energy storage considering uncertainty of wind power

CHEN Houhe, DU Huanhuan, ZHANG Rufeng, JIANG Tao, LI Xue

(School of Electrical Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China)

Abstract: Considering the uncertainty of wind power, a method for determining the capacity of HESS (Hybrid Energy Storage System) is proposed based on spectrum analysis, which makes full use of the complementary advantages of supercapacitor and battery storage, on this basis, the optimal operation strategy of energy storage is proposed. The DFT (Discrete Fourier Transform) is used to decompose the unbalanced wind power to obtain the frequency domain information, and the HESS is used to suppress the unbalanced power. An optimal determination method of cutoff frequency is proposed, and the capacity of the storage battery and super capacitor in HESS is determined. On this basis, the operation strategy model of energy storage based on the opportunity constrained planning is built, which takes the maximum profit as its objective, and the genetic algorithm integrated with Monte Carlo method is used to determine the optimal operation strategy. The validity of the proposed model and method is verified by the analysis of actual data.

Key words: spectrum analysis; hybrid energy storage system; chance constrained programming; operation strategy of energy storage; optimal configuration

附录

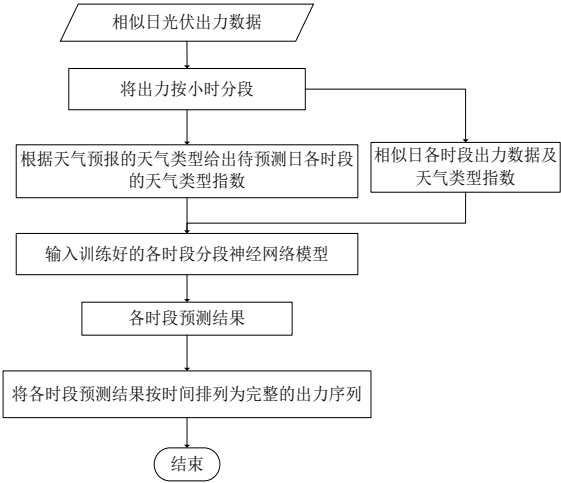


图 A1 分时段神经网络预测方法流程图

Fig.A1 Flowchart of piecewise neural network forecasting method

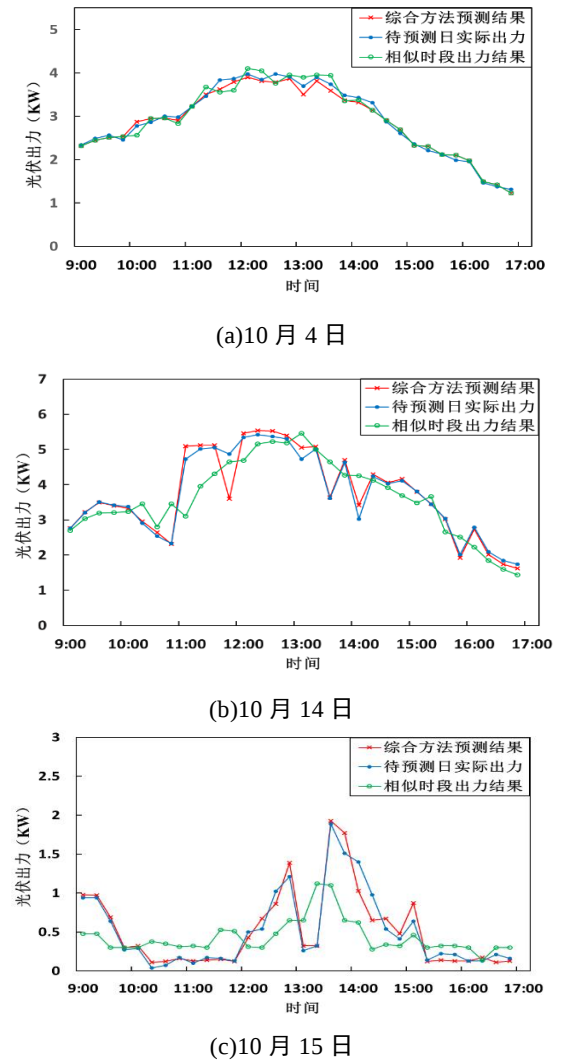


图 A2 其他气象条件下预测结果对比图

Fig.A2 Comparison of forecasting results among other weather conditions

表 A1 相似时段和综合预测方法预测误差分析
Table A1 Predictive error analysis between similar period and comprehensive forecasting method

日期	均方根差		最大标准差	
	相似时段	综合预测法	相似时段	综合预测法
10 月 4 日	0.133	0.096	0.28	0.22
10 月 14 日	0.398	0.206	1.27	1.22
10 月 15 日	0.285	0.127	0.78	0.37