

# 基于BP-ANN和出力波动特性的光伏系统短期功率预测模型

杨青斌,袁铁江,吐尔逊·伊不拉音,陈洁,刘沛汉,刘佳铭,王再闯,葛来福  
(新疆大学电气工程学院 新疆 乌鲁木齐 830008)

**摘要:**目前,光伏系统出力预测在精度方面还远不能满足电力系统调度的要求,已成为阻碍光伏发展的主要瓶颈问题之一。考虑到光伏系统的高度非线性特性,难以用传统的数学模型表征其输出功率与外界条件之间的映射关系。首先以传统反传播神经网络作为建模基础,建立光伏系统出力初步预测模型,再基于由光伏系统历史出力数据统计分析得到的波动量统计规律对初步预测结果进行修正,建立了具有较高精度的光伏系统出力预测模型。进一步进行算例仿真验证,结果表明所建立的光伏系统出力预测模型能够较好地反应现场实际情况。

**关键词:**光伏系统;神经网络;波动量统计规律;预测模型

**Abstract:** Currently, the output prediction of photovoltaic system could not meet the requirements of power system dispatching in the aspect of precision, which has become one of the major bottlenecks to hinder the development of photovoltaic. Taking the highly non-linear characteristics of photovoltaic system into account, it is difficult to use the conventional mathematical model to represent the mapping relationship between the output power and the external conditions. Firstly, an output preliminary prediction mode of photovoltaic system is established using the traditional back-propagation neural network as the foundation of modeling. Secondly, the initial forecast results are corrected based on the statistical regularities of fluctuation quantity in historical output data. And a higher precision model for output prediction of photovoltaic system is established. The simulation and the error analysis are verified, whose results show that the proposed output prediction model of photovoltaic system can reflect the actual situation perfectly.

**Key words:** photovoltaic system; BP-ANN; statistical regularities of fluctuations; forecasting model

中图分类号: TM714 文献标志码: A 文章编号: 1003-6954(2013)06-0009-04

## 0 引言

大规模光伏系统的并网有利于缓解能源危机、保护环境,但是其输出功率具有随机性、不连续性等特点会对光伏并网电力系统的安全、稳定运行以及电能质量等造成严重威胁,因此光伏系统出力预测显得极为重要。然而,目前光伏系统出力预测在精度方面还远不能满足大规模光伏并网电力系统调度的要求,并已成为阻碍光伏发展的主要瓶颈问题之一。因此,亟待针对适应大规模光伏并网电力系统调度的光伏系统出力预测模型进行研究。

光伏系统具有高度非线性特性,其输出功率主要受太阳辐照强度和温度的影响。目前大多研究都是基于光伏系统的物理特性进行建模<sup>[1-6]</sup>。然而,

基金项目: 国网科技项目(DG71-12-003); 国家自然科学基金项目(51167018)

这些传统方法需要详细的物理参数。就这些参数尚且不易获得,推导出的数学模型更不一定准确,因此传统方法所建模型与实际系统特性相差甚远,且精度也极为有限。神经网络建模将建模对象当作一个黑盒子不考虑其物理意义,而是利用历史数据对神经网络进行训练,对建模对象进行识别。因此越来越多的人将神经网络技术应用于光伏系统中<sup>[7-11]</sup>。但这些方法都只是在神经网络上进行处理,而没有再考虑光伏出力波动特性的基础上对神经网络建模后进行二次修正研究。

在上述背景下,首先以传统反传播神经网络作为建模基础,建立光伏系统出力初步预测模型,再利用由历史出力数据分析得到的波动量统计规律对其初步预测结果进行修正,建立了具有较高精度的光伏系统出力预测模型。最后,利用实际光伏系统历史数据进行了算例验证。

# 1 光伏系统输出功率特性

光伏系统的输出功率受外界条件影响较大,具有随机性、不连续性等特点。在影响光伏系统出力的诸多因素中,太阳辐照强度和温度影响最大。太阳辐射强度指在单位时间内垂直投射到单位面积上的太阳辐射能量,从物理意义上讲,太阳的辐照是导致光伏电池产生伏特效应的的主导因素,辐照强度的大小直接影响光伏电池出力的大小。在额定范围内,当温度一定时,光伏系统的输出功率随着太阳辐照强度的增大而增大。一般情况下,随着温度上升光伏系统的转换效率降低,当辐照强度一定时输出功率会减小。同时光伏系统的输出功率变化还具有很强的周期性,包括日变化周期和年变化周期,光伏系统主要是在每天8:00~17:00这段时间内输出功率,并且在大多数时间内它和电力负荷有较好的耦合性,在上午的负荷高峰时段光伏发电系统能较好地提供相当数量的功率,起到调峰的作用<sup>[12]</sup>。

# 2 预测模型建模

为了提高预测的精度,所提出的预测思路是:首先基于神经网络技术对预测时段出力进行初步预测,然后利用历史出力数据的波动量统计规律对初步预测值进行修正,得到最终预测值。具体预测流程如图1所示。

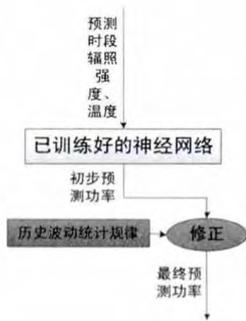


图1 总预测思路

## 2.1 BP神经网络结构

图2为所选取的BP神经网络模型,以温度T和太阳辐照强度C为网络的输入量(输入层输入),光伏系统的输出功率P为网络的输出(输出层输出)。I(input)和O(output)分别表示隐含层及其他相应输入和输出。 $f^{(1)}(\cdot)$ 、 $f^{(2)}(\cdot)$ 和 $f^{(3)}(\cdot)$ 分

别表示输入层、隐含层和输出层的激发函数(这里将 $f^{(2)}(\cdot)$ 和 $f^{(3)}(\cdot)$ 选择为sigmoid型函数)。 $\omega$ 表示神经元之间的连接权值, $\theta$ 表示神经元的阈值。输入信息沿图2所示的方向正向传递,最后输出层的输出与期望值 $O_d$ 比较,将误差反向传递,调整各个权值和阈值的大小,这样反复操作直至输出误差达到允许的范围。

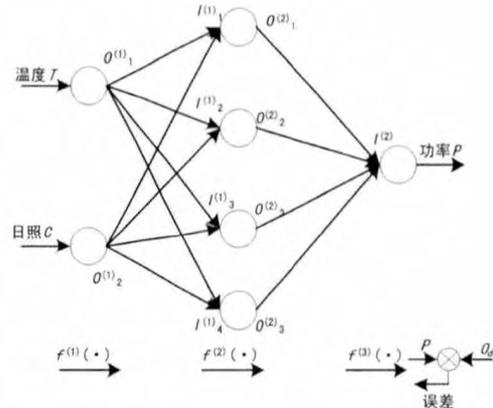


图2 BP神经网络结构图

设共有n个样本,对于第n个样本,输入输出关系为

### 1) 输入层

输入为  $T, C$

$$\text{输出为 } O_{1n}^{(1)} = f^{(1)}(T), O_{2n}^{(1)} = f^{(1)}(C) \quad (1)$$

### 2) 隐含层

$$\text{输入为 } I_{jn}^{(1)} = \sum_{i=1}^2 (\omega_{ji} O_{in}^{(1)} - \theta_j) \quad (2)$$

$$\text{输出为 } O_{jn}^{(2)} = f^{(2)}(I_{jn}^{(1)}) \quad j=1, 2, 3, 4 \quad (3)$$

### 3) 输出层

$$\text{输入为 } I_n^{(2)} = \sum_j^4 (\omega_j O_{jn}^{(2)} - \theta) \quad (4)$$

$$\text{输出层为 } P = f^{(3)}(I_n^{(2)}) \quad (5)$$

## 2.2 初步预测建模

在目前大家研究的各种预测方法中,由于人工神经网络能够建立高度非线性的模型且特别适宜随机平稳变化过程的模拟,因此光伏系统输出功率预测也是其应用的一个重要领域。

某种现象的出现一定是由某种原因的作用引发的,光伏系统的输出功率变化过程亦是如此。光伏系统在某时刻的输出功率取决于该时刻的太阳辐照强度、温度等外界情况以及光伏系统本身利用太阳能的能力。影响光伏系统将太阳能转化成电能的能力的因素比较多,如光伏系统的总容量、电池板的类型、电池板自身的特性曲线、光伏电站的运营水平、

电池板的分布等。如果孤立地考察每个影响因素与光伏系统输出功率之间的关系,往往是非线性的,且对于光伏系统并网电力系统的研究也是没有实际意义的;但是将这些影响因素作为一个整体考虑,与光伏系统的输出功率之间一定存在着某种映射关系。因此,光伏系统输出功率的预测模型必须要能够高精度地反映这种映射关系。神经网络的主要优点是能够通过学习已有样本信息来建立反映所要处理信息之间的内在联系的模型。对于光伏系统输出功率预测初步模型的建模思路是:构建神经网络,应用历史的太阳辐照强度、温度数据和对应的光伏系统输出功率数据对模型进行训练,当用大量的历史数据将其训练到所要求精度时,该神经网络模型就能在所要求的精度范围内模拟作为研究对象的特定光伏系统,即实现初步预测模型的建立。由于训练模型需要的数据量较大,为了提高程序的运算速度和模型预测的精度,必须先对这些数据进行预处理,再用于模型的训练,进而得到较准确的初步预测模型,对光伏系统的未来某时段内的输出功率曲线进行初步预测。具体程序流程如图3所示。

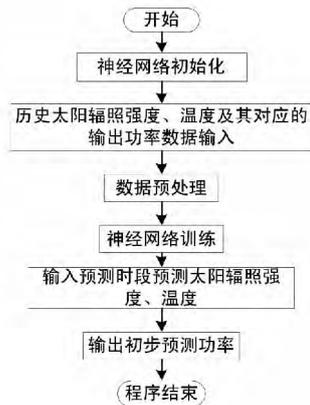


图3 基于BP-ANN的光伏出力初步预测流程图

### 2.3 初步预测误差修正建模

光伏系统的历史出力一定存在着特定的出力波动特性,作为研究对象的目标光伏系统其预测出力也一定要满足该光伏系统历史出力数据所统计输出的波动特性,因此提出在初步预测的基础上,依据历史波动量统计规律对其进行修正。

将光伏系统历史出力的相邻两个采样时间点的出力值做差并取绝对值求得其波动量 $(|P_{n+1} - P_n|)$ ,形成历史出力波动量 $(\Delta P_n)$ 序列,对该序列进行统计分析,找出其在各波动量区间内的概率分布值 $(p_i)$ 和历史最大波动量 $(\max \Delta P)$ ;再将各波动量区

间平均值 $(\bar{\Delta P}_i)$ 进行加权求和得到综合置信度修正量 $(C\Delta P)$ ,如公式(7)所示,在公式(7)中各波动量区间平均值所占权重(波动量区间置信度)为历史波动量在对应波动量区间内的概率分布值;对初步预测出力 $(P_n^e)$ 也同样的处理,相邻两个采样时间点出力值做差得到初步预测波动量 $(\Delta P_n^e)$ 序列,将超过历史最大波动量的用综合置信度修正量 $(C\Delta P)$ 进行修正,修正后得到的最终出力及其波动量序列记为 $P_n^0, \Delta P_n^0$ 。综上所述,所提出的修正措施可以用公式(8)和公式(9)来表示为

$$C\Delta P = \sum_{i=1}^j p_i \bar{\Delta P}_i \quad j = \text{区间总个数} \quad (7)$$

$$\Delta P_n^0 = \begin{cases} \Delta P_n^e, & \Delta P_n^e \leq \max \Delta P \\ C\Delta P, & \Delta P_n^e > \max \Delta P \end{cases} \quad (8)$$

$$P_{n+1}^0 = \begin{cases} P_n^0 + \Delta P_n^0, & P_{n+1}^e \geq P_n^e \\ P_n^0 - \Delta P_n^0, & P_{n+1}^e < P_n^e \end{cases} \quad (9)$$

修正流程如图4所示。

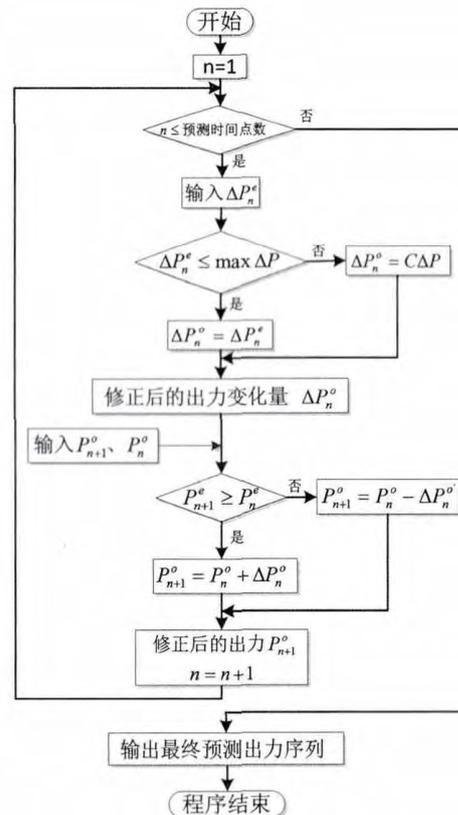


图4 初步预测误差修正流程图

## 3 算例分析

### 3.1 算例仿真

以某光伏系统作为研究对象,将该光伏系统某年9月18日的太阳辐照强度、温度和相应输出功率数据为分析样本,该样本以每隔10min为一个时间点、共连续75个时间点。图5、图6和图7分别给出了这75个时间点的太阳辐照强度、温度和相应输出功率的数据及其变化趋势,图8为其历史出力数据波动量统计图。用前40个时间点的太阳辐照强度、温度和相应输出功率数据做学习样本对神经网络进行训练,最后应用训练好的神经网络对该光伏电站后35个时间点的输出功率进行预测,并与实际输出功率比较,考证其预测误差。

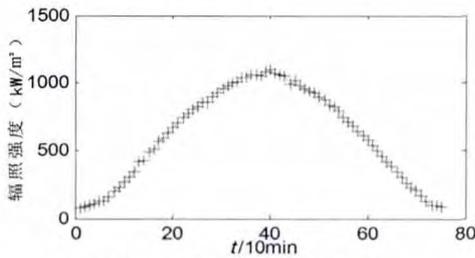


图5 太阳辐照强度历史数据

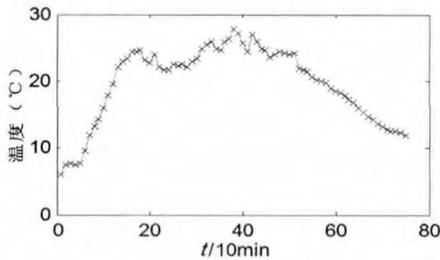


图6 温度历史数据

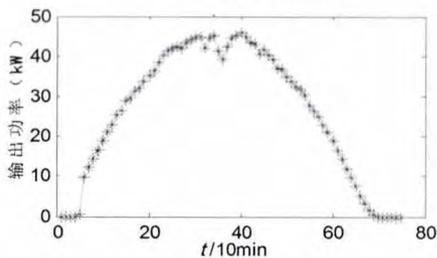


图7 输出功率历史数据

该光伏电站预测模型的最终预测结果如图9所示,初步预测值、最终预测值和实测值3条曲线对比如图10所示。从图10可以看出初步预测值基本上跟踪了实测值的变化趋势,但在局部时段出现了畸变点;经过修正后的最终预测值就更加接近于实测值,基本趋于重合。通过仔细观察可以发现即使是修正后的预测值在某些时段依然存在较大误差,此现象的出现可能是由于该时段外界条件的急剧变化增强了光伏系统的非线性特性所致。

### 3.2 误差分析

纵观全时段可以看出,所提出的预测模型较高

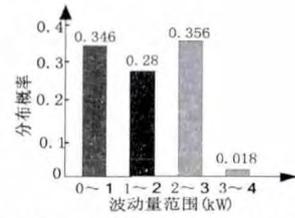


图8 历史数据波动量统计图

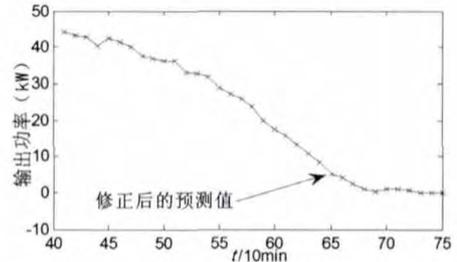


图9 40~75段内输出功率预测值

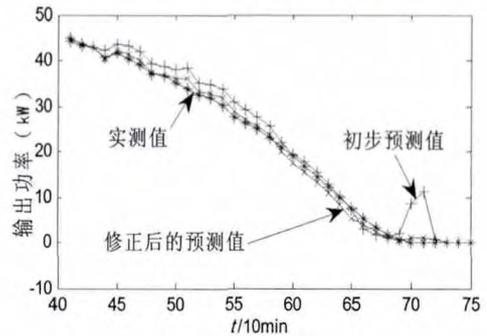


图10 40~75段内输出功率和实际值

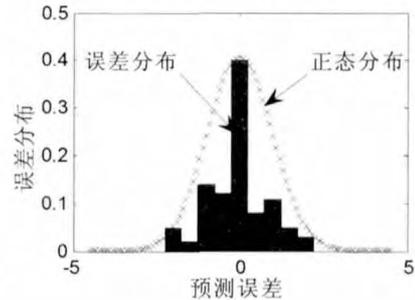


图11 预测误差概率分布

精度地反应了作为研究对象的光伏系统外界条件与输出功率之间的映射关系。预测误差近似服从正态分布,其均值为0,其方差为 $\sigma^2 = 0.9604$ ,如图11所示。

由图11可知,预测相对误差 $e$ 主要集中于 $|e| \leq 4.4\%$ 之间。如果误差落在 $\Delta e_i$ 内的概率为 $p_i$ ,则 $P_i$ 可以用公式(10)来计算。

$$p_i = \int_{P_{pk}}^{P_{pk} + \Delta e_i} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \cdot \exp\left(-\frac{e^2}{2\sigma^2}\right) \cdot de \quad (10)$$

由式(10)计算可得误差在 $|e| \leq 4.4\%$ 内的概率为0.9587,大于4.4%的概率仅为0.0413。

(下转第65页)

2007, 19(1): 1-8.

[3] 张保会. 加强继电保护与紧急控制系统的研究提高互联电网安全防御能力[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(7): 1-6.

[4] 张晓辉, 李颖, 卢志刚. 风险思想下的输电线路脆弱性综合分析[J]. 电力系统及其自动化学报, 2012, 24(2): 35-40.

[5] 黄超, 李银红, 等. 基于整定逆过程的保护定值在线校核[J]. 电力系统及其自动化, 2011, 35(12): 59-64.

[6] 曾耿晖, 李银红, 段献忠. 电力系统继电保护定值的在线校核[J]. 继电器, 2002, 30(1): 22-24.

[7] 吕颖, 张伯明. 基于集群计算机的保护定值在线校核[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(14): 12-16.

[8] 谢俊, 石东源, 杨增力, 等. 基于多代理系统的继电保护定值在线校核预警系统[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(13): 77-82.

[9] 朱永利, 宋少群, 朱国强, 等. 地区电网保护定值在线校验

智能系统[J]. 电力系统自动化, 2005, 29(6): 87-92.

[10] 曹国臣, 蔡伟国, 王海军. 继电保护整定计算方法存在的问题与解决对策[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(10): 5-56.

[11] 刘耀年, 术茜, 康科飞, 等. 基于电抗加权系数指标的电网脆弱线路识别[J]. 电力系统保护与控制, 2001, 39(23): 89-92.

[12] 曹一家, 陈晓刚, 孙可. 基于复杂网络理论的大型电力系统脆弱线路辨识[J]. 电力自动化设备, 2006, 26(12): 1-5.

[13] 华科, 谢开, 郭志忠. 采用直流和交流功率传输分布因子的输电权交易[J]. 电网技术, 2007, 31(13): 71-74.

作者简介:

张琼(1981), 女, 助理工程师, 研究方向为电力系统继电保护;

陈召阳(1987), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统继电保护。

(收稿日期: 2013-06-19)



(上接第12页)

### 4 结 论

提出了以传统反传播神经网络作为建模基础, 建立光伏系统出力初步预测模型, 再利用历史出力波动量统计规律对其初步预测结果进行修正建立预测模型, 对未来短期内相应时刻的光伏系统出力进行预测。算例结果说明, 该预测模型显著提高了预测精度, 较好地模拟了现场光伏系统的实际情况, 为从预测太阳辐照强度、温度到预测功率提供了一种良好的方法。对于研究大规模光伏系统出力预测具有一定的应用价值。

#### 参考文献

[1] 李乃永, 梁军, 赵义术. 并网光伏电站的动态建模与稳定性研究[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(10): 12-18.

[2] 李晶, 许洪华, 赵海翔, 等. 并网光伏电站动态建模及仿真分析[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(24): 83-87.

[3] 郭立, 晁勤, 袁铁江, 等. 基于工程模型的光伏建模与输出特性仿真[J]. 四川电力技术, 2011, 34(5): 89-91.

[4] 张艳霞, 赵杰, 邓中原. 太阳能光伏发电并网系统的建模和仿真[J]. 高电压技术, 2010, 36(12): 3097-3012.

[5] 戴武昌, 孔令国, 崔柱. 大规模光伏并网发电系统建模与运行分析[J]. 中国电力, 2012, 45(2): 58-63.

[6] 茆美琴, 苏建徽, 张国荣, 等. 大型光伏并网系统的建

模与仿真[J]. 合肥工业大学学报: 自然科学版, 2005, 28(9): 1069-1072.

[7] Tamotsu Ninomiya, Akira Takeuchi. Analysis of Beat Phenomenon and Chaotic Oscillation in Resonant Switching Converters[J]. Industrial Electronics, Control and Instrumentation, 1991(1): 417-422.

[8] Nagy I., Denes I., Hamar J., et al. Small-signal Analysis of a Dual Channel Resonant Buck and Boost Converter[C]. Industrial Electronics, 2002, ISIE 2002, Proceedings of the 2002 IEEE International Symposium on 2002, (4): 1279-1284.

[9] 李炜, 朱新坚, 曹广益. 基于一种改进的BP神经网络光伏电池建模[J]. 计算机仿真, 2006, 23(7): 228-290.

[10] 郭亮, 陈维荣, 贾俊波, 等. 基于粒子群算法的BP神经网络光伏电池建模[J]. 电工电能新技术, 2011, 30(2): 84-87.

[11] 张艳霞, 赵杰. 基于反馈型神经网络的光伏系统发电功率预测[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(15): 96-101.

[12] 栗然, 李广敏. 基于支持向量机回归的光伏发电出力预测[J]. 中国电力, 2008, 41(2): 74-77.

作者简介:

杨青斌(1988), 男, 硕士研究生, 研究方向为洁净能源及其并网技术;

袁铁江(1975), 男, 博士, 副教授, 从事洁净能源发电及其并网技术等方面的研究工作。

(收稿日期: 2013-07-23)