

# 一种光伏系统短期功率预测模型

刘沛汉<sup>1,2</sup> 吐尔逊·伊不拉音<sup>1</sup> 赵力<sup>1</sup>

(1. 新疆大学电气工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830047;

2. 国网新疆电力公司昌吉供电公司, 新疆 昌吉 831100)

**摘要:** 为提高光伏系统发电功率预测精度, 优化系统的发电计划和减少电力系统运行成本, 进而为系统调度和实时运行控制提供依据以有效减轻光伏发电系统接入对电网的影响, 建立一种基于三层神经网络和功率波动特性的短期光伏出力预测模型。首先利用气象局已发布的日类型和温度信息挑选与预测日最相关的相似日, 再基于神经网络将相似日历史太阳辐照、温度、输出功率建立光伏系统出力初步预测模型; 然后以预测日天气预报信息作为神经网络的输入来获得预测日的功率预测值; 最后基于数学量化的由光伏系统相似日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加以修正, 建立了具有较高精度的光伏系统出力预测模型。仿真结果表明, 该方法建立的预测模型具有较高的精度, 进而为调度运行人员提供决策辅助。

**关键词:** 光伏出力预测; 人工神经网络; 波动量统计规律; 预测模型

**Abstract:** In order to improve the prediction accuracy of photovoltaic power generation system, the power generation plans of the system are optimized and the operating costs of power system are reduced, and then it provides the basis for real-time scheduling and operating control to effectively mitigate the impact of photovoltaic power generation system on power grid, and a short-term forecasting model based on three-layer neural network and fluctuation characteristics of photovoltaic power is established. Firstly, the information of day type and temperature which have been released by meteorological bureau are used to pick up the similar day which is most relevant to the predicted day, and then a preliminary forecasting model based on neural network is established by using the previous solar irradiance, temperature, output power of the similar days. Secondly, the weather forecasting information of the predicted day is taken as the input of neural network to obtain the preliminary output power of the predicted day. At last, the fluctuation statistics law is obtained through counting and analyzing the historical output data of the similar days, and then the preliminary predictions are corrected by the law, thus a forecasting model with higher precision of PV system output is established. The simulation results show that the forecasting model established by the proposed method has a higher accuracy and can provide the decision support for dispatchers.

**Key words:** photovoltaic output forecasting; artificial neural network; fluctuation statistical law; forecasting model

中图分类号: TM74 文献标志码: A 文章编号: 1003-6954(2015)01-0001-05

## 0 引言

光伏发电具有波动性和间歇性, 大规模光伏电站并网运行会对电力供需平衡、电力系统的安全稳定经济运行以及电能质量等产生不可忽视的影响。对光伏电站的输出功率进行预测有助于电网调度部门统筹安排常规电源和光伏发电的协调配合, 适时及时地调整调度计划, 合理安排电网运行方式, 一方面有效地减轻光伏接入对电网的不利影响, 提高电力系统运行的安全性和稳定性, 另一方面降低电力

基金项目: 国家自然科学基金项目(51167018)

系统的旋转备用容量和运行成本, 以充分利用太阳能资源, 获得更大的经济效益和社会效益。因此光伏系统出力预测就显得极为重要。

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。

光伏电池(系统)具有高度非线性特性, 天气类型因素对其输出功率的影响尤为明显, 这种影响来源于不同天气类型条件下太阳辐射强度、温度和云量等各种气象因素的巨大差异。目前光伏出力的

研究大都基于其物理特性进行建模,但现有预测模型存在输入空间维数较高、模型结构复杂等不足<sup>[1]</sup>,因此,传统方法所建模型与实际系统特性相匹配程度低,吻合度不够,系统性能相差甚远,且对输出预测值亦未加修正,精度就显得极为有限。而神经网络具有逼近任意复杂非线性函数的能力,以之建模,可不考虑建模对象的具体物理意义,规避了模块内部的复杂性。目前,借助神经网络对光伏系统出力进行预测的方法大体归纳为两类:(1)利用系统自身历史输出功率数据的直接预测方法<sup>[5-9]</sup>;(2)基于太阳辐射强度和温度等天气信息的间接预测方法<sup>[10-13]</sup>。但这些方法略显不足的地方就在于没有在考虑光伏相似日历史出力波动特性的基础上对神经网络建模并进行二次修正以更大提高预测精度。

基于如上所述,首先以传统反传播神经网络作为建模基础;然后利用气象局发布的日类型和温度信息来挑选与预测日最相关的相似日的历史出力数据作为样本训练神经网络,进而以预测日太阳辐照、温度信息作为输入得到初步预测结果;再利用由历史出力数据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;最后,利用实际光伏系统历史数据进行了算例验证分析。

## 1 光伏系统输出功率特性

光伏系统的输出功率受气象因素、组成元件工作特性以及光伏电池类型与安装运行方式的影响较大<sup>[2-3]</sup>,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。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<sup>[7]</sup>。一般情况下,若天气晴朗少云,大气透明度高,则到达地面的太阳辐射就多,光伏系统出力亦大;相反,若天空中云雾、沙尘多时,大气透明度低,到达地面的太阳辐射就少,光伏电站输出功率小。在额定的太阳能转化率下,当温度一定时,光伏系统输出功率随着太阳辐照强度的增大而增大;当辐照强度一定而温度上升时,光伏系统的转换效率降低,其输出功率会减小。此外,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 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 光伏系统出力预测模型建模

基于神经网络和相似日历史出力波动特性,以提高预测精度为目的,提出的光伏系统出力预测思路为:首先基于神经网络技术对预测日出力进行初步预测,然后利用相似日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。

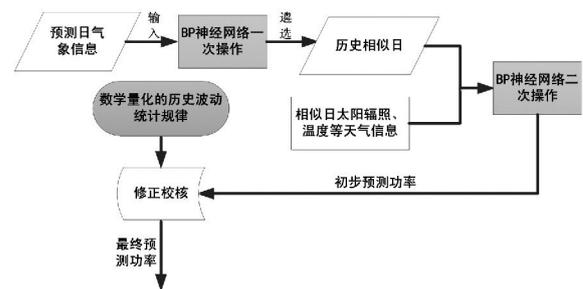


图 1 总预测思路

### 2.1 反馈型人工神经网络结构

采用反馈型人工神经网络算法的多层感知器是目前应用最广泛的神经网络,在多层感知器的应用中,以图 2 所示的单隐层网络的应用最为普遍。一般习惯将单隐层感知器称为 3 层感知器,所谓 3 层包括了输入层、隐层和输出层。图 2 为所选取的人工神经网络模型,3 层感知器中,输入矢量为  $X = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n)^T$ ,图中  $x_0$  是为隐层神经元引入阈值而设置的;隐层输出矢量为  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_j, \dots, y_m)^T$ ,图中  $y_0$  是为输出层神经元引入阈值而设置的;输出层输出矢量为  $O = (O_1, O_2, \dots, O_k, \dots, O_l)^T$ ;期望输出矢量为  $d = (d_1, d_2, \dots, d_k, \dots, d_l)^T$ ;输入层到输出层之间的权值矩阵用  $V$  表示,  $V = (V_1, V_2, \dots, V_j, \dots, V_m)$ ,其中列矢量  $V_j$  为隐层第  $j$  个神经元对应的权矢量;隐层到输出层之间的权值矩阵用  $W = (w_1, w_2, \dots, w_k, \dots, w_n)$ ,其中列矢量  $w_k$  为输出层第  $k$  个神经元对应的权矢量。下面分析各层信号之间的数学关系。

$$net_j = \sum_{i=1}^n v_{ij}x_i + x_0 \quad (j=1, 2, \dots, m) \quad (1)$$

$$y_j = f(\text{net}_j) \quad (j = 1, 2, \dots, m) \quad (2)$$

隐层到输出层,有

$$\text{net}_k = \sum_{i=1}^m w_{ij} y_i + y_0 \quad k = 1, 2, \dots, l \quad (3)$$

$$O_k = f(\text{net}_k) \quad k = 1, 2, \dots, l \quad (4)$$

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。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)。

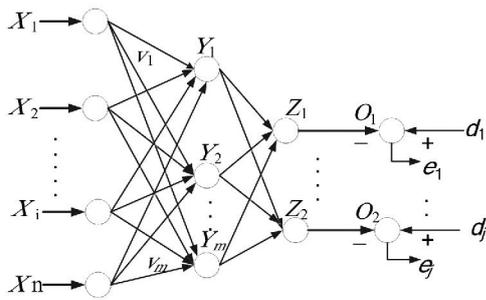


图 2 反馈型人工神经网络结构图

## 2.2 初步预测建模

在目前国内外的各种预测方法中,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。

某一时刻的太阳辐照强度、温度、云量等外界自然因素以及光伏系统本身利用太阳能的能力决定了光伏系统在该时刻的输出功率。影响光伏系统将太阳能转化成电能能力的因素比较多,如电池板的类型、电池板自身的特性曲线以及电池板的分布等。光伏系统自身具有高度的非线性特性,若孤立地考察每个影响因素与其输出功率之间的关系,这对于光伏系统并网电力系统的研究是没有实际意义的;但是将这些影响因素综合作为一个整体加以考虑,其与光伏系统的输出功率之间一定存在着某种映射关系<sup>[8]</sup>。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可以学习和自适应未知信息,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,利用气象局发布的日类型和温度信息来挑选与预测日最相关的相似日,利用相似日的历史太阳辐照强

度、温度以及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日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。

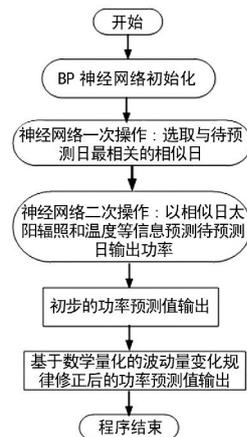


图 3 基于神经网络的光伏出力初步预测流程图

## 2.3 初步预测误差修正建模

光伏系统的历史出力存在着特定的出力波动特性,作为研究对象,预测日的预测出力也一定要满足该光伏系统中由相似日历史出力统计得到的波动特性,因此提出在初步预测的基础上,依据相似日历史出力波动量统计规律对预测值加以修正。

将相似日从 7:00 ~ 19:30 每隔 10 min 采样得到的 75 个历史出力值中相邻两个采样点出力值做差并取绝对值得到其波动量  $|P_{n+1} - P_n|$ ,并形成历史出力波动量序列  $\Delta P_n$ ,对该序列进行统计分析,根据波动量范围,划分出 0-1、1-2、2-3 以及 3-4 四个波动量区间,计算其在不同区间内的概率分布  $P_i$  和历史最大波动量  $\max(\Delta P_n)$ ;再将各波动量区间平均值  $\Delta \bar{P}_i$  进行加权求和得到如公式(7)所示的综合置信度修正量  $C\Delta P$ ,式中  $\Delta \bar{P}_i$  所占权重即为历史波动量在对应波动量区间内的概率分布;对初步预测出力  $P_n^e$  也做同样的处理,相邻两个采样点出力值做差得到初步预测波动量序列  $\Delta P_n^e$ ,将超过历史最大波动量的  $\Delta P_n^e$  用式(5)综合置信度修正量  $C\Delta P$  进行修正,修正后得到的新的波动量序列及最终预

测出力分别记为  $\Delta P_n^0, P_n^0$ 。综上所述,所提出的修正措施可以用公式(6)和公式(7)来表示。

$$C\Delta P = \sum_{i=1}^j P_i \Delta \bar{P}_i \quad j = \text{区间总个数} \quad (5)$$

$$\Delta P_n^0 = \begin{cases} \Delta P_n^e, & \Delta P_n^e \leq \max \Delta P \\ C\Delta P, & \Delta P_n^e > \max \Delta P \end{cases} \quad (6)$$

$$P_{n+1}^0 = \begin{cases} P_n^0 + \Delta P_n^0, & P_{n+1}^e \geq P_n^e \\ P_n^0 - \Delta P_n^0, & P_{n+1}^e < P_n^e \end{cases} \quad (7)$$

对初步预测值加以修正的流程如图4所示。

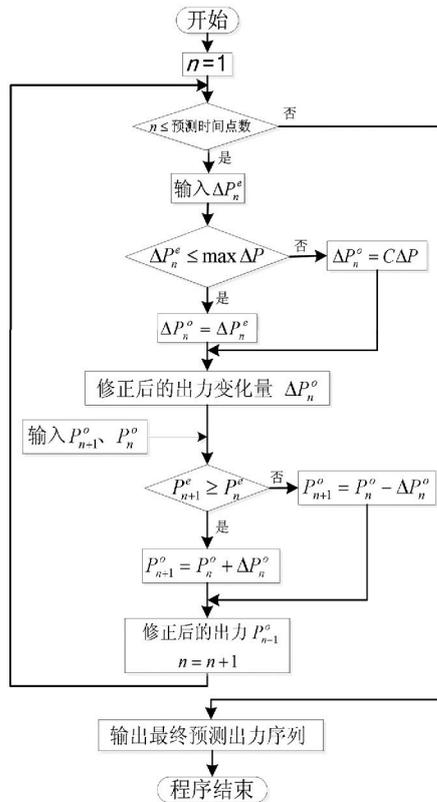


图4 初步预测误差修正流程图

### 3 算例分析

#### 3.1 算例仿真与分析

以新疆某光伏系统作为研究对象,对某年9月21日系统出力进行预测。根据9月21日最新天气预报,通过分析光伏电站每日监控数据的变化趋势,并比照该地区9月中旬每一天早、中、晚三时间段的太阳辐照强度、温度、湿度、风力等级以及云层状态等信息,在文献[8]所定义的相似日选取方法的基础上,遴选出9月18日作为样本来训练神经网络,拟对9月20日光伏出力进行预测。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,该样本从7:00~19:30以每隔10min为一个采样点,共计连续75点。图5、图6和图7分别给出了这75个采样点的太阳辐照强度、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。

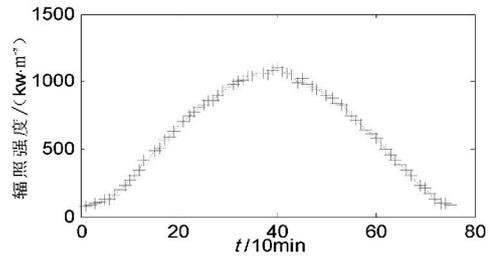


图5 太阳辐照强度历史数据

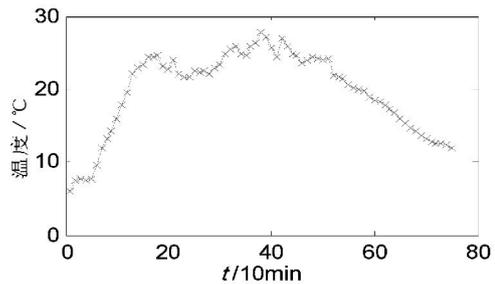


图6 温度历史数据

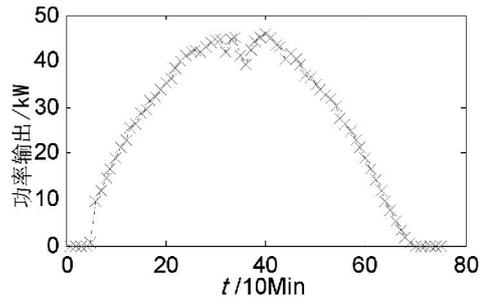


图7 输出功率历史数据

用18日历史太阳辐照强度、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21日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。该光伏电站预测模型预测得到的21日出力如图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大大地增强了光伏系统的非线性特性所致。

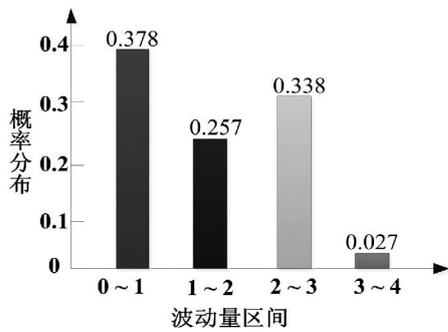


图8 相似日历史数据波动量统计图

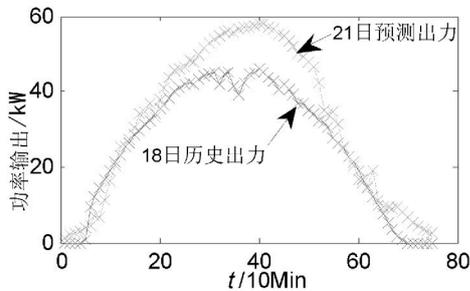


图9 相似日历史出力与预测日预测出力

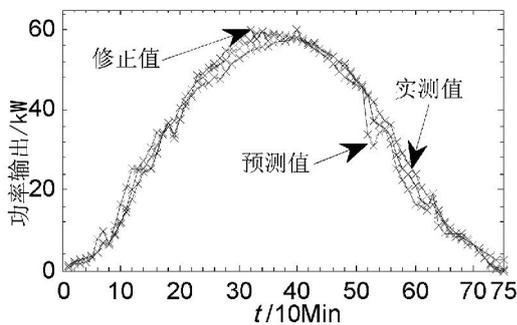


图10 预测日输出功率预测值和实际值

### 3.2 光伏系统预测性能评估

利用75个采样点采用每日平均相对误差百分比(daily mean relative percentage error, DMRPE)  $\eta_{DMRPE}$  和均方根误差(root mean square error, RMSE)  $\eta_{RMSE}$  对发电预测结果评估, DMAPE 评估整个系统的预测能力, RMSE 评估整个光伏系统预测出力值的离散程度。

$$\eta_{DMRPE} = \frac{1}{75} \sum_{i=1}^{75} \frac{|P_{fi} - P_i|}{P_i} \times 100\% \quad (8)$$

$$\eta_{RMSE} = \frac{1}{P} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{75} (P_{fi} - P_i)^2}{75}} \quad (9)$$

式中  $P_{fi}$ 、 $P_i$  为预测修正及实际的发电功率, kW · h;  $P$  为光伏系统额定功率, kW · h。

计算表明, 预测相对误差  $\eta_{DMRPE}$  主要集中于  $\eta_{DMRPE} \leq 4.7\%$  之间。如果误差落在  $\Delta e_j$  内的概率为

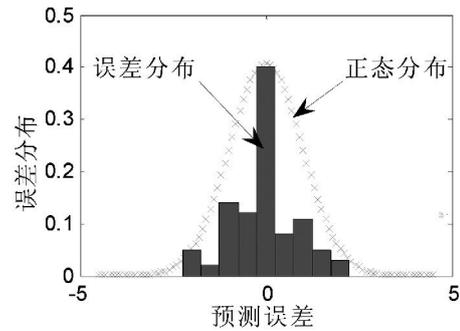


图11 预测误差概率分布

$P_j$  则  $P_j$  可以用公式(10)来计算。

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

由式(10)计算可得误差在  $\eta_{DMRPE} \leq 4.7\%$  内的概率为0.9487, 大于4.7%的概率仅为0.0513。

所提预测模型在很大程度上高精度地反应了光伏系统外界条件与输出功率之间的映射关系。预测相对误差近似服从正态分布, 其期望值近似为0, 其均方根误差  $\eta_{RMSE}$  为0.9517, 如图11所示。

## 4 结论

高精度的光伏电站输出功率预测对优化系统发电计划、减少电力系统运行成本和系统经济可靠运行有着重要现实意义。提出以传统反馈型神经网络作为建模基础, 利用相似日太阳辐照、温度、历史出力信息对其训练建立的初步预测模型对预测日的光伏系统出力进行了预测, 再根据相似日历史出力波动量统计规律设计的算法对初步预测结果加以修正, 并做了预测误差的概率统计和分析。算例分析结果说明, 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提供一定参考。

### 参考文献

- [1] 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.
- [2] 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.

(下转第13页)

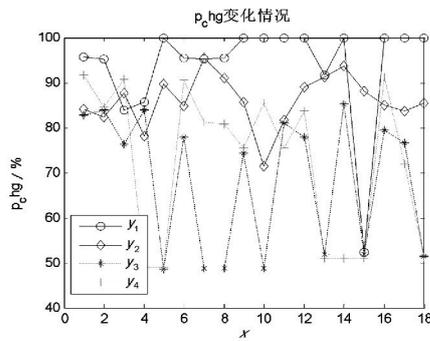


图 8  $p_c hg$  变化情况

### 4 总结与展望

连通区域质心分析法有时不准确,其原因可能是因为这个方法中涉及到腐蚀、膨胀、阈值化和分水岭分割等操作,这些操作本身会改变图像,累加在一起有时候就会出现结果可能不准确现象。如果能够对连通区域有 2 个、3 个等质心时的变化情况更加详细的进行分析,则可以更好地判断风机转动与否,判断风机转动的结果将更加准确,适用场合将更加广泛。

两种方案各有优缺点,而对于两种方法,都存在如何去定义转动与不转动的界限问题及感兴趣区域大小的选定问题。如果能够采集大量的视频信息,并结合统计分析法等数学方法进行研究,可以更有

效地定义风机转动与不转动的界限,从而更广泛地适用于风机转动与否的判断。仅仅给出了两种思路,或许还可以结合两者的优点,再结合目前已有的跟踪算法如光流法、均值漂移算法等,然后通过大量的实验使其更加具有广泛实用性。

#### 参考文献

[1] 刘瑞祯,于仕琪. OpenCV 教程——基础篇[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2007.  
 [2] (加) Robert Laganiere 著;张静译. OpenCV 2 计算机视觉编程手册[M]. 北京:科学出版社,2013.  
 [3] 高杨. 视频质量诊断算法研究与实现[D]. 沈阳:东北大学,2011:13-14.  
 [4] (美) 布拉德斯基,克勒著;于仕琪,刘瑞祯译. 学习 OpenCV[M]. 北京:清华大学出版社,2009:1-16,351-355.  
 [5] 岑银. 基于 OpenCV 的智能视频监控设计[J]. 电子元件应用,2010,12(7):47-49,52.

#### 作者简介:

汶爱文(1990),硕士,主要研究方向为变电站视频质量诊断相关技术研究;

王印松(1967),博士生导师,主要研究方向为先进控制策略及其在电力系统中的应用、清洁能源发电控制技术;

常政威(1981),博士,高级工程师,主要研究方向为智能电网技术研究。

(收稿日期:2014-09-17)

(上接第 5 页)

[3] 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.  
 [4] Istvian Nagy, et al. Small-signal Analysis of a Dual Channel Resonant Buck and Boost Converter[C]. Industrial Electronics, Proceedings of the 2002 IEEE International Symposium on, July 2002, 4(8-11):1279-1284.  
 [5] 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.  
 [6] 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.  
 [7] 卢静,翟海青,刘纯,等. 光伏发电功率预测统计方法研究[J]. 华东电力,2010,38(4):0563-0567.  
 [8] 王彬筌,苏适,严玉廷. 基于 BP 神经网络的光伏短期功率预测模型[J]. 电气时代,2014(5):78-81.

[9] 张岚,张艳霞,郭嫦敏,等. 基于神经网络的光伏系统发电功率预测[J]. 中国电力,2010,43(9):75-78.  
 [10] 王飞,米增强,杨奇逊,等. 基于神经网络与关联数据的光伏电站发电功率预测方法[J]. 太阳能学报,2012,33(7):1171-1177.  
 [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] 代倩,段善旭,蔡涛,等. 基于天气类型聚类识别的光伏系统短期无辐照度发电预测模型研究[J]. 中国电机工程学报,2011,31(34):28-35.  
 [13] 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.

#### 作者简介:

刘沛汉(1988),硕士研究生,研究方向为洁净能源及其并网技术。

(收稿日期:2014-12-22)