

# 基于 GA-BP 算法的光伏系统发电功率预测<sup>①</sup>

王振旗, 姚晓斌

(华北电力大学 计算机系, 保定 071003)

**摘要:** 随着光伏产业的迅速发展, 光伏发电已成为可再生能源的生力军. 然而, 光伏系统的发电功率受不同天气状况的影响, 具有不确定性和周期性等特点. 为准确预测光伏发电功率保证电网的稳定性, 本文采用 GA-BP(Genetic Algorithm-Back Propagation)算法对光伏系统发电功率进行预测分析, 结果表明, 本文提出的模型和方法可以较为准确的预测光伏系统的输出功率, 具有一定的实用价值.

**关键词:** 光伏系统, 发电功率预测, GA-BP

## Generation Power Forecasting for Photovoltaic System Based on GA-BP

WANG Zhen-Qi, YAO Xiao-Bin

(The Computer Science Department, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

**Abstract:** With the rapid development of photovoltaic industry, photovoltaic power generation has become a new force of renewable energy. However, the influence of power photovoltaic system subjects to different weather conditions and has the characteristics of uncertainty and periodicity. For accurate prediction of photovoltaic power to ensure the stability of power system, this paper uses GA-BP algorithm for prediction and analysis of power generation of photovoltaic system. Results show that the model and method presented in this paper can predict the power output of photovoltaic system and are of more accuracy and certain practical value.

**Key words:** photovoltaic system; generation power forecasting; GA-BP

随着社会的高速发展, 能源危机已成为人们生活中的重要问题. 为缓解能源危机, 绿色可再生能源利用受到了各个领域的重点研究和开发, 而太阳能以储量大、清洁环保等优点, 在新能源领域中备受关注. 近几年随着光伏产业的不断壮大, 太阳能光伏日趋在人类能源需求中起到重要作用<sup>[1]</sup>. 然而, 太阳能发电系统受光照强度、温度、湿度、压强等因素影响, 造成并网后功率变化具有不确定性, 进而影响电网的稳定性. 因此本文采用 GA-BP 神经网络算法对光伏系统的发电功率进行较准确预测, 掌握光伏系统的发电特征及电网调度、电力负荷的配合问题, 从而减少光伏发电对电力系统的影响, 提高电网的安全性和稳定性<sup>[2,3]</sup>.

## 1 光伏发电功率的特征分析

光伏发电功率具有间歇性和不稳定性, 其组件输出功率受辐照强度、天气状况、风速、湿度、压强、温度等因素影响.

### 1.1 辐照强度对发电功率的影响

由于辐照强度直接决定光伏板的发电特性<sup>[4]</sup>, 所以辐照强度是光伏发电功率的重要因素. 光伏发电功率与辐照强度关系如图 1 所示.

由上图可知, 光伏系统的发电功率与当天的辐照强度成正比. 辐照度越强, 光伏系统的发电功率越大(在光伏系统的额定发电功率范围内).

### 1.2 日类型对发电功率的影响

日类型分类为: 晴天、多云、阴天、雨天<sup>[5]</sup>. 日类

<sup>①</sup> 收稿时间:2015-05-12;收到修改稿时间:2015-06-23

型直接影响辐照强度、温度、湿度等的范围及变化规律, 从而影响一天的发电功率的范围及变化规律. 因此不同的日类型对发电功率具有一定的影响, 具体如图 2 所示.

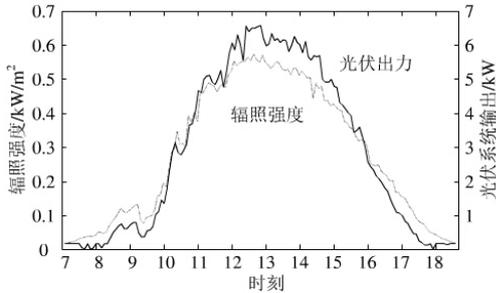


图 1 发电功率与辐照强度的关系

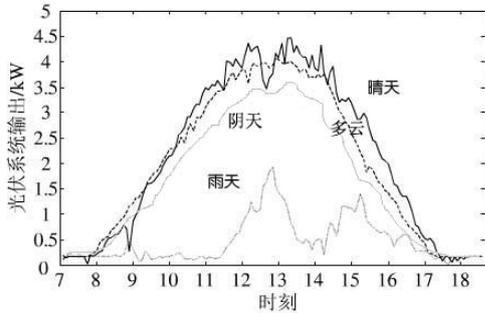


图 2 发电功率与日类型的关系

### 1.3 温度对发电功率的影响

由于天气状况和辐照度不同, 从而影响温度这一因素. 不同温度下发电功率具有一定的差异性. 如图 3 所示.

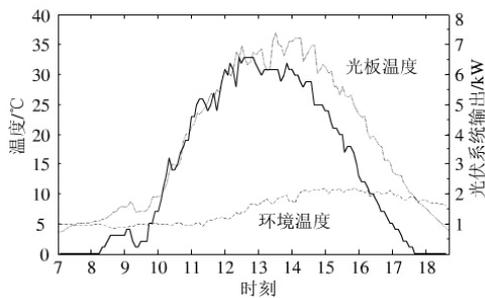


图 3 发电功率与温度的关系

### 1.4 湿度对发电功率的影响

同样湿度也受日类型的影响, 从而影响发电功率. 具体如图 4 所示.

由图 2、3、4 可知, 光伏系统的发电功率与光伏板的温度成正比, 与相对湿度成反比. 日类型影响辐照强度、温度和湿度, 环境温度影响光伏板的温度, 二

者间接影响光伏系统的发电功率.

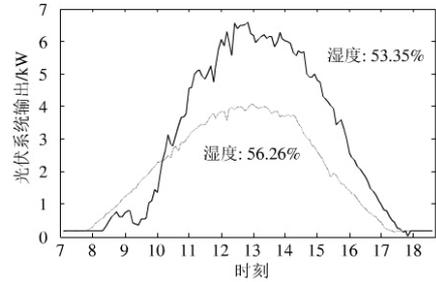


图 4 发电功率与湿度的关系

## 2 光伏发电功率的预测模型设计

### 2.1 预测模型样本的选取

预测时首先要重视原始数据的收集与分析, 特别是剔除其中的“异常数据”或“伪数据”, 这些数据是由历史上的突发事件或某些特殊原因对统计数据带来重大影响而产生的. “异常数据”的存在会给正常的建模产生较大的干扰, 从而影响预测体系的预测精度, 因此必须采取措施排除“异常数据”带来的不良影响, 主要的方法有: 修正法、样本剔除法、解析分析法、相关法.

本文采用相似日剔除异常数据的方法作为 GA-BP 算法<sup>[6]</sup>的输入数据. 由于光伏发电在多环境因素并存的情况下对辐照量预测影响最大的是气象因素. 因此采用距离分析法中 pearson 相似度分析辐照量 Re 与总云量 Ct、低云量 Lc、湿度 H、风速 Ws、大气压 P 的相关性系数.

用“欧式距离” $d_{ij}$  描述第 i 天和第 j 天之间的气象因素总体差异度

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^m (x_{ik} - x_{jk})^2}$$

式中, k 为特征向量的编号, m 为特征向量的个数. (特征向量即为上述的相关性系数)

为避免季节因素对辐照量预测的影响, 我们设定相似日是数据库中在预测日前 30 天(忽略年份)内的并且与预测日的欧氏距离小于 8 的所有日期. 例如, 要预测 2015 年 3 月 4 日的辐照量, 首先获得预测日的特征向量, 然后从 2005-2015 每一年的 2 月 4 日-3 月 4 日共 30 天中选出与预测日欧氏距离小于 8 的日期作为相似日.

### 2.2 预测模型的建立

本文运用 GA-BP 神经网络建立光伏发电功率预

测模型的步骤如下:

①确定 BP 神经网络的初始结构, 输入层节点数为 2, 输出层节点数为 1, 隐含层节点数为 5.

②采用遗传算法对 BP 神经网络的权值与阈值进行优化(这里限定权值和阈值的变化范围为[-1,1],精度为 0.01), 通过进行适应度值的计算与部分遗传操作找到最优个体.

③将最优个体的结果作为 BP 神经网络的初始权值与阈值, 得到 GA-BP 预测模型, 具体流程图如图 5 所示:

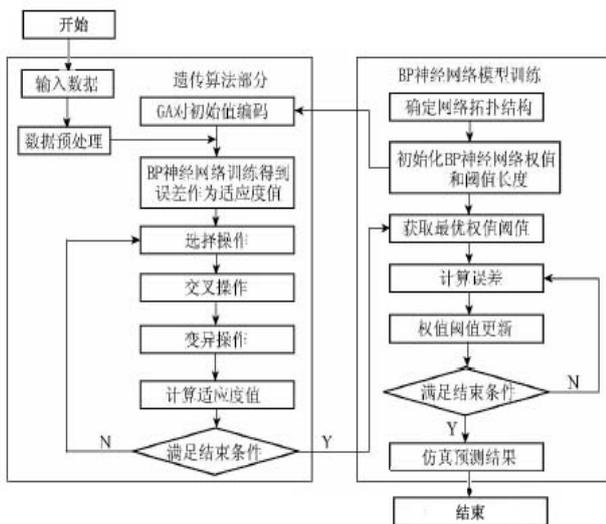


图 5 GA-BP 神经网络的流程图

### 2.3 GA-BP 神经网络相关参数设置

输入层传递函数采用 *tansig* 型. 输出层函数采用 *logsin* 型. 训练函数采用 *trainlg*. 交叉率为 0.8, 变异率为 0.05, 学习率为 0.01, 误差精度为 0.00004.

## 3 GA-BP神经网络训练

本文以预测日当天的辐照度和环境状况以及相似日的相关参数作为训练样本(鉴于天津的气候状况, 输入量的信息为 7:00-18:00 辐照度和天气信息). 按照上述预测模型步骤在 Matlab 中进行训练.

## 4 预测结果及分析

基于神经网络的光伏发电功率预测模型的评估有很多方法<sup>[4]</sup>, 本文采用的是平均绝对百分比误差 MAPE 和均平方根误差 RMSE 作为综合评价指标对预测模型进行评估, 其中:

平均绝对百分比误差:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{P_f^i - P_a^i}{P_a^i} \times 100\% \right|$$

均方根误差:

$$RMSE = \frac{1}{P_N} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (P_f^i - P_a^i)^2}{N}}$$

其中, N 为总的的数据量;  $P_f^i$  为预测值;  $P_a^i$  为实际值,  $P_N$  为额定功率, i 为预测时刻数.

本文选取天津某园区光伏电站 2015 年 3 月 4 日(当天天气多云)的光伏发电为例, 采用 2.1 所述的样本选取方法进行验证.

基于 Matlab 神经网络工具箱编写了 BP 神经网络和 GA-BP 两个发电预测系统, 进而进行验证. 具体相关数据表如下所示.

表 1 2015 年 3 月 4 日预测值(KW)、实际值(KW)及误差

时刻	实际值	BP 预测值	GA-BP 预测值	BP 误 差	GA-BP 误差
7:00	2.02	2.19	2.07	0.17	0.05
8:00	8.15	7.95	8.08	-0.20	-0.07
9:00	13.59	14.96	13.52	1.37	-0.07
10:00	26.60	21.12	23.54	-5.48	-3.06
11:00	34.23	30.53	33.29	-3.7	-0.94
12:00	39.27	33.56	37.81	-5.71	-1.46
13:00	43.69	40.38	43.02	-3.31	-0.67
14:00	40.50	42.77	41.90	2.27	1.40
15:00	38.25	36.98	39.77	-1.27	1.52
16:00	33.66	35.83	34.24	2.17	0.58
17:00	26.03	26.98	25.80	0.95	-0.23
18:00	15.70	17.34	15.08	1.64	-0.62

表 2 预测模型迭代次数及评估结果

模型类别	BP 神经网络	GA-BP
迭代次数	1210	982
MAPE	8.66%	3.11%
RMSE	5.28%	3.23%

根据上述两表可知, 模型二的迭代次数比模型一的迭代次数少 228 次, 收敛速度快 18.84%. 同时模型一的 MAPE、RMSE 分别为 8.66%、5.28%, 模型二的 MAPE、RMSE 分别为 3.11%、3.23%. 由此可得, GA-BP 算法与 BP 神经网络算法相比在收敛速度上 GA-BP 算法收敛速度快, 在误差评估方面 GA-BP 算法误差较小.

## 5 结语

本文提出了基于 GA-BP 算法的预测模型, 该模型

采用相似日的方法对样本的异常数据进行剔除,提高了模型的预测精度.通过GA算法优化BP神经网络权值和阈值,进而弥补了BP神经网络自身的收敛和局部最优的缺点.结果表明:通过GA优化BP算法的权值和阈值,使得训练的收敛速度大幅提高,能够较准确的预测出预测日的发电功率.

#### 参考文献

- 1 韩延刚,陈洪波.国内外太阳能光伏标准体系分析及展望.太阳能.2012,13:12-16.
- 2 戴训江,晁勤.光伏并网逆变器自适应电流滞环跟踪控制的研究.电力系统保护与控制,2010,38(4):26-30.
- 3 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.电力系统保护与控制.2011,39(15):96-101.
- 4 杨德全.基于神经网络的光伏发电系统发电功率预测[硕士学位论文].保定:华北电力大学,2014.
- 5 张岚,张艳霞,郭嫦敏,赵杰.基于神经网络的港服系统发电功率预测.中国电力.2010,43(9):75-78.
- 6 卢静,翟海青,刘纯,王晓蓉.光伏发电功率预测统计方法研究.华北电力.2010,38(4):563-567.