

# 基于 GA - BP 的分布式光伏发电预测

李龙田, 罗毅

(四川理工学院自动化与信息工程学院, 四川 自贡 643000)

**摘要:**基于分布式光伏发电在家庭能源管理系统(HEMS)中具有广泛的应用,光伏输出功率的准确预测影响家用设备优化调度、并网时电网的稳定性及光伏发电利用率。对光伏输出功率主要影响因素进行研究,通过选取光伏发电预测日相似日天气类型(晴天、多云、阴雨天),在传统 BP 预测模型基础上引入 GA 优化算法,建立 GA - BP 光伏发电预测模型。分别选取预测日相似日天气类型为晴天、阴雨天进行实验仿真,结果表明所建预测模型能够提高光伏发电预测精度,在 HEMS 系统中具有一定的实用价值。

**关键词:**BP 神经网络;GA - BP 神经网络;光伏发电预测;相似日类型

**中图分类号:**TM615

**文献标志码:**A

## 引言

智能电网环境下家庭能源管理系统(Home Energy Management System, HEMS)的引入,分布式光伏发电有了更广阔的应用领域。通过 HEMS 结合天气预报信息对分布式光伏发电的准确预测、电力部门公布的实时电价信息、需求响应信息和家庭用电设备历史运行记录信息等,居民能够对家用设备进行优化调度,同时将优化调度后多余的光伏发电卖给电网获得收益。既响应了国家《太阳能发电发展“十二五”规划》<sup>[1]</sup>相关政策,又满足居民对低碳环保、经济舒适型家居环境要求<sup>[2]</sup>。分布式光伏发电在节约居民用电量和减少家庭开支的同时,替代以煤炭等化石燃料为主的火力发电,对减少二氧化碳排放、增加可再生能源利用率具有重要意义。但光伏发电具

有间歇性、随机性和波动性等缺点<sup>[3]</sup>,对并网时电力部门调度和居民优化调度家庭设备都带来了困难,因此对分布式光伏发电的准确预测变得尤为重要。

目前国内对分布式光伏发电短期预测大都采用神经网络算法或对其进行优化后的模型进行预测。文献[4]分析研究了在 HEMS 中引入分布式光伏发电和蓄电池,结合天气预报信息对光伏发电进行准确预测,优化调度家庭设备,但没有明确说明用何种方法进行光伏发电预测。文献[5]对 BP 预测模型进行改进并结合预测日相似日类型的方法进行预测,达到了所设的预测效果,但没有使用遗传算法(GA)等智能优化算法对 BP 神经网络进行改进。文献[6]研究了 GA 优化的 BP 神经网络预测模型,表明 GA - BP 模型能得到更好的预测效果。

为了提高 HEMS 中分布式光伏发电的预测精度,本

收稿日期:2017-08-16

基金项目:人工智能四川省重点实验室基金项目(2012RYY09)

作者简介:李龙田(1990-),男,四川达州人,硕士生,主要从事电力系统及智能控制方面的研究,(E-mail)603902642@qq.com;

通信作者:罗毅(1973-),男,四川南部人,教授,硕士,主要从事智能控制和信息处理方面的研究,(E-mail)lylyla@126.com

文建立了遗传算法优化的BP神经网络预测模型,通过Matlab 仿真验证所建模型的可靠性。

### 1 影响光伏发电的因素

#### 1.1 光伏发电出力特性分析

光伏输出功率  $P_{pv}$  表示为:

$$P_{pv}(t) = \eta SI[1 - 0.005(t_0 + 25)] \quad (1)$$

其中: $\eta$  是光伏电池转换效率; $S$  为光伏阵列面积( $m^2$ ); $I$  是光照强度( $kW/m^2$ ); $t_0$  为环境温度( $^{\circ}C$ )。由式(1)可知,光照强度、环境温度影响光伏发电系统功率输出。

#### 1.2 太阳辐射强度

图1为某晴天分布式光伏发电系统的太阳辐射强度与光伏输出功率曲线。

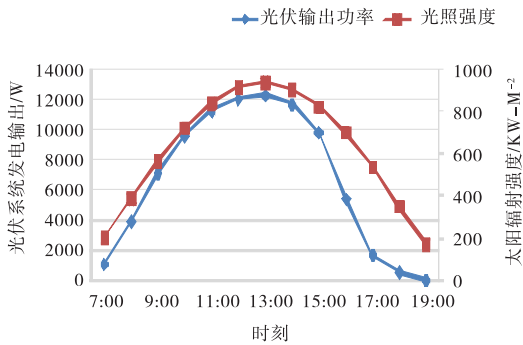


图1 晴天太阳辐射和分布式光伏输出功率曲线

由图1可知,光伏功率输出受太阳辐射的影响较大,随着太阳辐射变化而变化。早上和傍晚光照强度低,输出功率小;10:00~15:00 光照强度高,输出功率大。

#### 1.3 温度

图2为(2~7月部分晴天)光伏发电系统在不同温度下的日出力数据统计。表1是与图2对应日的相关环境温度。由图2可知,在天气类型确定的情况下,分布式光伏发电系统的输出功率受环境温度的影响较小。

表1 2~7月部分晴天的环境温度

日期/(月-日)	最低温度/ $^{\circ}C$	平均温度/ $^{\circ}C$	最高温度/ $^{\circ}C$
2-22	2	4	7
3-14	6	9	18
4-7	4	11	17
5-11	4	7	22
6-18	11	19	28
6-19	12	20	28
7-1	13	22	31
7-2	12	20	32

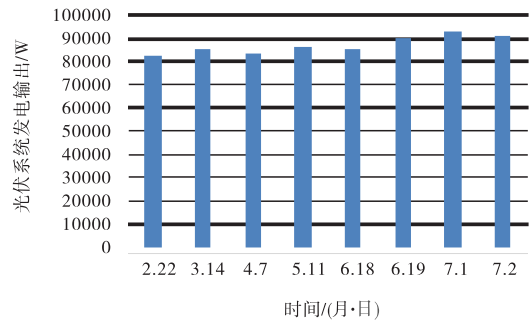


图2 2~7月部分晴天的光伏输出功率

#### 1.4 天气类型

图3为分布式光伏发电系统在不同天气类型下的光伏输出功率曲线。由图3可知,光伏输出功率曲线在不同的天气类型下变化趋势较大,受影响较明显。

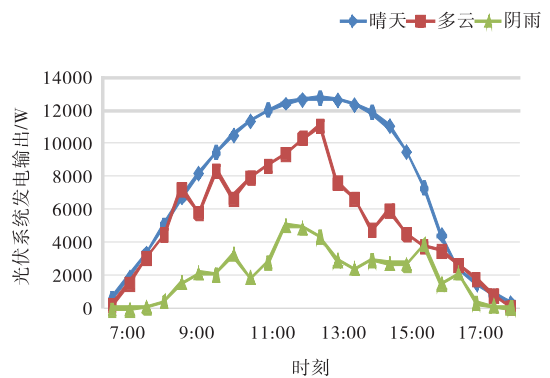


图3 阴雨、多云和晴天的光伏输出功率曲线

图4为相邻晴天的光伏输出功率曲线,可以近似地看成光照强度一样。由图4可知相同天气类型的光伏输出功率具有很大的相似性。

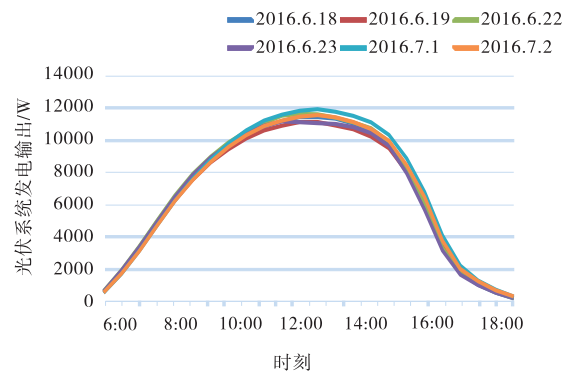


图4 相近天气类型为晴天的光伏输出功率曲线

#### 1.5 四季

光伏发电系统的输出功率会受四季的影响,主要是因为四季光照强度不同和光照时间长短不一样造成的。

## 2 GA - BP 预测模型设计

### 2.1 相似日类型的选取

(1) 从分布式光伏发电系统输出功率数据库中筛选出与预测日天气类型一致的  $m$  条数据,生成数据集  $d$ 。

(2) 计算数据集  $d$  中与预测日的环境温度欧氏距离:

$$d_i = \left[ \sum_{j=1}^3 (y_j - x_{ij})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

式中:  $y_1, y_2, y_3$  为光伏发电预测日的最低环境温度、平均环境温度和最高环境温度;  $x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}$  (其中  $i = 1, 2, \dots, m$ ) 分别为数据样本集  $d$  中第  $i$  条数据的最低环境温度、平均环境温度和最高环境温度。

(3) 环境温度欧氏距离集  $d = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$  中数值最小值即为预测日相对应的相似日。

### 2.2 GA - BP 神经网络

#### 2.2.1 遗传算法

遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 是一种全局优化算法,通过编码、选择、交叉和变异等算法交换种群中染色体的信息,生成符合优化目标的染色体。

#### 2.2.2 BP 神经网络

BP 神经网络是一种误差反向传播训练的多层前馈神经网络,其网络预测模型通过输入信号正向传递和误差信号反向传播来实现训练过程的<sup>[7]</sup>。其拓扑结构如图 5 所示。

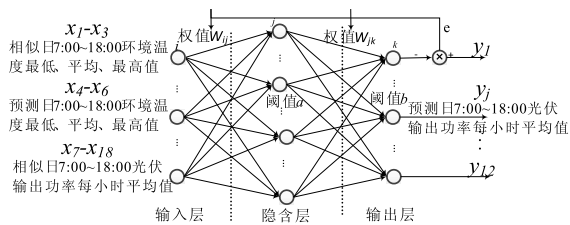


图 5 BP 神经网络拓扑图

由图 5 可知,GA - BP 预测模型输入为相似日光伏发电从 7:00 ~ 18:00 相似日、预测日的最低环境温度、平均环境温度和最高环境温度及输出的平均功率 (W/h),共 18 个输入变量;输出为预测日光伏发电从 7:00 ~ 18:00 输出的平均功率 (W/h),共 12 个输出变量。

#### (1) 输入信号正向传递

隐含层输出  $H = [h_1, h_2, \dots, h_j]$  计算:

$$H_j = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}x_i - a_j\right) \quad (3)$$

式中:  $j = 1, 2, \dots, l$  ( $l$  为隐含层节点数);  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$  为网络输入变量;  $w_{ij}$  为连接权值;  $a$  为阈值;  $f$  为隐含层激励函数,表示为:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4)$$

计算输出层预测输出  $O = [O_1, O_2, \dots, O_m]$  :

$$O_k = \sum_{j=1}^l H_j w_{jk} - b_k \quad (k = 1, 2, \dots, m) \quad (5)$$

式中:  $w_{jk}$  为连接权值;  $b$  为阈值。

#### (2) 误差信号反向传播

神经网络误差  $e$  表示为:

$$e_k = Y_k - O_k \quad (k = 1, 2, \dots, m) \quad (6)$$

式中:  $O, Y$  分别为预测和期望输出。

由网络预测误差  $e$  更新权值  $w_{ij}, w_{jk}$  :

$$w_{ij} = w_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) x(i) \sum_{k=1}^m w_{jk} e_k \quad (i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m) \quad (7)$$

$$w_{jk} = w_{jk} + \eta H_j e_k \quad (j = 1, 2, \dots, l; k = 1, 2, \dots, m) \quad (8)$$

其中:  $\eta$  为学习速率。

#### (3) 由网络预测误差 $e$ 更新阈值 $a, b$ :

$$a_j = a_j + \eta H_j (1 - H_j) \sum_{k=1}^m w_{jk} e_k \quad (j = 1, 2, \dots, l) \quad (9)$$

$$b_k = b_k + e_k \quad (k = 1, 2, \dots, m) \quad (10)$$

由于 BP 神经网络预测模型易陷入局部最优、预测精度不高等缺点<sup>[8]</sup>。GA - BP 神经网络预测模型就是用 GA 的全局优化性能优化 BP 神经网络模型的连接权值 ( $w_{ij}$  和  $w_{jk}$ ) 和阈值 ( $a$  和  $b$ )<sup>[9]</sup>。

### 2.3 GA - BP 算法流程

GA - BP 神经网络预测模型就是为了得到模型最优的初始权值和阈值<sup>[10]</sup>,具体实现步骤如下:

#### (1) 编码,种群初始化

隐含层通过公式 (11) 和反复实验调试网络预测模型确定为 16 个。由图 5 可知,GA - BP 网络结构为 18 - 16 - 12,则有 288 个  $w_{ij}$  和 192 个  $w_{jk}$ ,16 个  $a$  和 12 个  $b$ 。遗传算法优化的参数个数为 288 + 192 + 16 + 12,即个体

的二进制编码长度为 5080。

$$l = \sqrt{n + m} + a \quad (11)$$

式中: $l$  为隐含层节点数; $n$  为输入层节点数; $a \in [1, 10]$  之间的常数。

(2) 适应度函数

个体适应度  $f$  计算:

$$f = k \left( \sum_{i=1}^m |y_i - O_i| \right) \quad (12)$$

式中: $m$  为 BP 神经网络输出节点数; $k$  为系数; $y_i$ 、 $O_i$  分别为预测模型第  $i$  个网络节点的期望和预测输出。

(3) 选择交叉和变异

本文选择个体用轮盘赌法。个体被选择的概率为:

$$p_i = f_i / \sum_{i=1}^{NP} f_i \quad (i = 1, 2, \dots, NP) \quad (13)$$

式中: $f_i$  为某个个体  $i$  的适应度,  $NP$  为种群大小。

交叉操作:

$$\begin{aligned} &(A_1, A_2, \dots, A_{k-1}, A_k, \dots, A_{m-1}, A_m) \\ &(B_1, B_2, \dots, B_{k-1}, B_k, \dots, B_{m-1}, B_m) \\ &(A_1, A_2, \dots, A_{k-1}, B_k, \dots, A_{m-1}, A_m) \\ &(B_1, B_2, \dots, B_{k-1}, A_k, \dots, B_{m-1}, B_m) \end{aligned} \quad (14)$$

交叉概率  $P_c$ 、变异概率  $P_m$  分别表示为:

$$P_c = \begin{cases} \eta_1 \frac{(f_{\max} - f_{Avg})}{f_{\max} - f_A} & (f_A \leq f_{Avg}) \\ \eta_2 & (f_A > f_{Avg}) \end{cases} \quad (15)$$

$$P_m = \begin{cases} \eta_3 \frac{(f_{\max} - f_{Avg})}{f_{\max} - f_{Avg}} & (f_B \leq f_{Avg}) \\ \eta_4 & (f_B > f_{Avg}) \end{cases} \quad (16)$$

其中: $f_{\max}$ 、 $f_{Avg}$  为群体中最大和平均适应度值; $f_A$ 、 $f_B$  为待交叉和变异的适应度值。

GA - BP 算法流程如图 6。

### 3 预测结果及分析

#### 3.1 数据预处理

优化后预测模型输入变量为 7:00 ~ 18:00 每小时光伏发电输出的平均功率 (W/h), 相似日/预测日的最低环境温度 (°C)、平均环境温度 (°C) 和最高环境温度 (°C); 输出为预测日 7:00 ~ 18:00 每小时平均输出功率。故需对数据进行归一化:

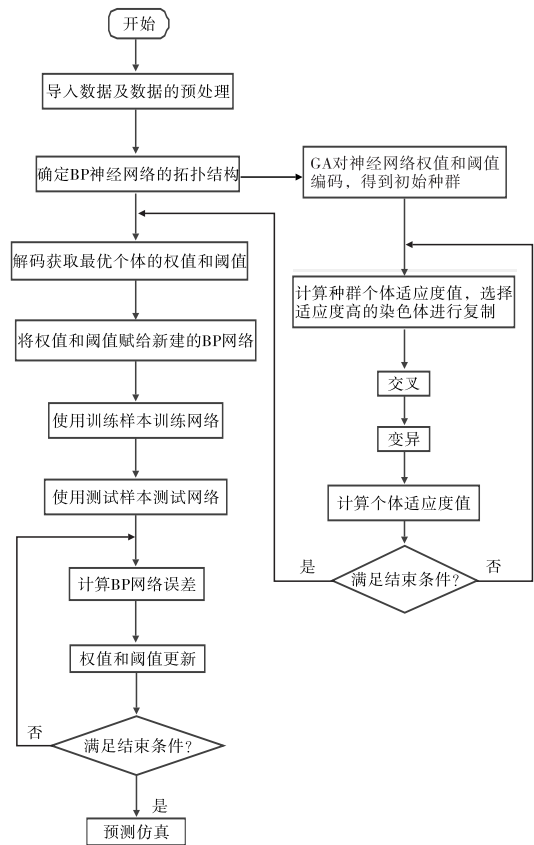


图 6 GA - BP 算法流程图

$$x = \frac{x_t - x_{t,\min}}{x_{t,\max} - x_{t,\min}} \quad (17)$$

式中: $x$  为归一化后的数据; $x_t$ 、 $x_{t,\min}$ 、 $x_{t,\max}$  分别为待归一化数据中的待求数据、数据中的最小值和最大值。

#### 3.2 GA - BP 预测模型参数设置

通过 Matlab 写入程序仿真, 其参数设置见表 2。

表 2 GA - BP 预测模型参数设置

参数设置	注释
NIND = 40;	% 种群大小
MAXGEN = 50;	% 最大遗传代数
Px = 0.7;	% 交叉概率
Pm = 0.01;	% 变异概率
net.trainParam.epochs = 2000;	% 训练次数
net.trainParam.goal = 0.01;	% 训练目标
net.trainParam.lr = 0.1;	% 学习速率

#### 3.3 预测模型评估

本文对优化后模型的预测能力用平均绝对误差百分比 (MAPE) 评估:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{P_{fore}^i - P_{act}^i}{P_{act}^i} \right| \times 100\% \quad (18)$$

式中:  $P_{act}^i$ 、 $P_{fore}^i$  为光伏实际功率输出、预测输出。

本文选取 Ashland 光伏发电数据库中 2016 年 6~9 月某一晴天和阴雨天进行光伏发电预测,两种模型的预测和期望输出曲线如图 7 与图 8 所示。

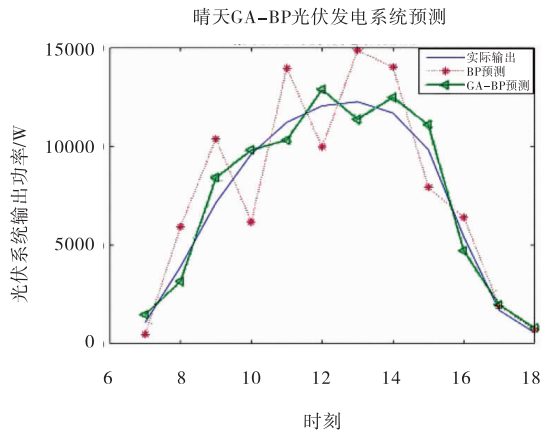


图 7 晴天网络期望输出与预测曲线

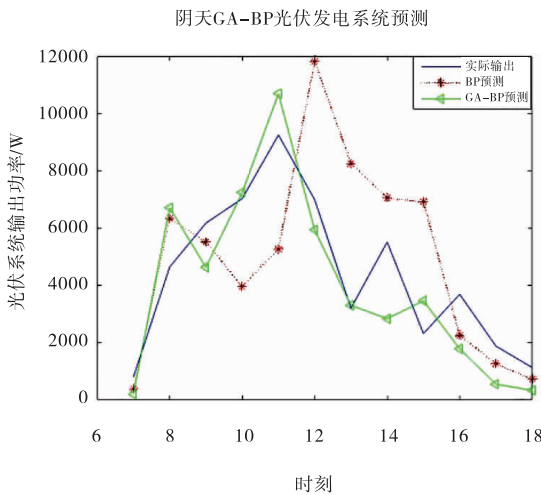


图 8 阴雨天网络期望输出与预测曲线

由图 7 与图 8 可知,在 7:00~18:00 时间段内 GA-BP 预测模型的光伏发电预测输出比传统 BP 预测模型更接近期望输出曲线,预测误差数据见表 3。晴天输出功率曲线相对平缓,由表 3 可知,BP 预测误差为 29.10%,GA-BP 预测误差为 12.37%,预测精度提高了 16.73%。阴雨天受太阳辐射强度的影响,光伏输出功率曲线波动较大,对光伏发电预测造成很大的困难,但从表 3 的预测误差分析可知,用遗传算法优化的网络预测模型,还是大幅提高了光伏发电的预测精度。

表 3 晴天和雨天的预测误差数据

天气类型	网络预测模型	MAPE
晴天	BP	29.10%
	GA-BP	12.37%
阴雨	BP	68.16%
	GA-BP	44.17%

#### 4 结束语

本文根据分布式光伏发电在 HEMS 系统中结合气象信息准确预测的重要性,对影响分布式光伏发电预测的主要因素进行研究,通过环境温度欧氏距离选取预测日相似日天气类型作为预测模型训练样本,用遗传算法优化 BP 神经网络,建立 GA-BP 预测模型,并对相关理论进行研究,最后通过仿真验证表明利用 GA-BP 光伏发电方法,可以提高预测精度,增加家庭经济效益。

#### 参考文献:

- [1] 李雪梅.综合大厦风、光、储联合电及并网的仿真分析[D].西安:西安理工大学,2014.
- [2] 傅军栋,康水华,马书研.基于尖峰电价的家庭能量管理最优控制算法[J].计算机应用研究,2016,33(7):2083-2086.
- [3] 应晓丽.分布式光伏并网发电系统的协同控制[J].城市建设理论研究:电子版,2015,5(31):2015N2529. doi:10.3969/j.issn.2095-2104.2015.31.419.
- [4] 金森钧.基于分布式发电和储能的家庭能量管理系统设计与优化调度算法研究[D].杭州:浙江大学,2017.
- [5] DING Ming,WANG Lei,BI Rui.A short-term prediction model to forecast output power of photovoltaic system based on improved BP neuralnetwork[J].Power System Protection and Control,2012,40(11):93-99,148.
- [6] LIU Chunyan,LING Jianchun,KOU Linyuan,et al.Performance comparison between GA-BP neural network and BP neural network[J].Chinese Journal of Health Statistics,2013,3(2):173-176.

- [7] YANG D Q, WANG Y, JIAO Y J. Generation forecasting for photovoltaic system based on wavelet neural networks [J]. *Renewable Energy Resources*, 2013, 31(7):1-5.
- [8] 曾飞艳. 一种人工鱼群算法的改进及其对 BP 神经网络的优化研究[D]. 湘潭: 湖南科技大学, 2015.
- [9] 孙东旭. 基于功率预测的风电并网优化调度研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2014.
- [10] 邹晓旭. 基于 GA-BP 神经网络矿用通风机故障诊断研究[J]. *能源技术与管理*, 2015, 40(3):149-151.

## Prediction of Distributed Photovoltaic Generation Based on GA-BP

*LI Longtian, LUO Yi*

(School of Automation & Information Engineering, Sichuan University of Science & Engineering, Zigong 643000, China)

**Abstract:** Based on the wide application of distributed photovoltaic power generation in the Home Energy Management System (HEMS), the stability of household equipment, the stability of grid and the utilization rate of photovoltaic power generation are affected by the accurate prediction of PV output power. Through the study of the main influencing factors of PV output power and Photovoltaic power generation forecast day similar to the type of weather (sunny, cloudy, rainy days) selection, GA-based photovoltaic power generation prediction algorithm is introduced on the basis of traditional BP prediction model. The simulation experiments are carried out respectively on sunny days and rainy days. The results show that the proposed model can improve the accuracy of PV forecasting and have certain practical value in HEMS system.

**Key words:** BP neural network; GA-BP neural network; photovoltaic power generation prediction; similar day type