

基于 LVQ-GA-BP 神经网络光伏电站出力短期预测

罗建春¹, 晁勤², 罗洪¹, 冉鸿¹, 杨杰¹, 罗庆², 阿里努尔·阿木提²

(1. 国网重庆武隆县供电有限责任公司, 重庆 408500; 2. 新疆大学电气工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830008)

摘要: 为了实现对大规模并网型光伏电站调度, 分析影响光伏出力的气象相关因素, 以光照强度和温度作为输入量, 分季节建立了一种基于LVQ-GA-BP神经网络预测系统。通过LVQ (Learning Vector Quantization) 神经网络对样本进行分类, 将分类后的样本训练, 得出基于BP神经网络光伏电站出力预测系统, 从而提高光伏预测精度。采用GA算法替代传统的学习算法优化BP神经网络的权值和阈值, 提高预测网络的训练速度。将建立的LVQ-GA-BP预测系统与传统系统进行了比较和分析, 结果表明: 该方法的建立, 不仅提高了光伏出力的预测精度, 而且还提高了BP神经网络的训练速度, 具有潜在的工程应用价值。
关键词: 光伏出力预测; LVQ-GA-BP预测模型; 气象因素; 神经网络

PV short-term output forecasting based on LVQ-GA-BP neural network

LUO Jian-chun¹, CHAO Qin², LUO Hong¹, RAN Hong¹, YANG Jie¹, LUO Qing², ALINUER Amuti²

(1. Chongqing Wulong Power Supply Company, Chongqing 408500, China;

2. School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830008, China)

Abstract: In order to schedule the large-scale grid-connected PV generation, the weather-related factors of PV power output are analyzed. PV short-term power output forecasting system is proposed in accordance with the four seasons based on LVQ-GA-BP neural network, whose input parameters are light intensity and temperature. The samples about PV output and weather-related factors are classified by learning vector quantization (LVQ) neural network. Then, the classified samples are trained to get the PV short-term output forecasting system based on GA-BP neural network in purpose of increasing forecasting accuracy. Secondly, we propose GA algorithm is an alternative to traditional learning algorithm to optimize BP neural network weights and thresholds, improving forecasting network training speed. At last, the LVQ-GA-BP forecasting system and the traditional forecasting system are compared and analyzed. The results show that the proposed forecasting system not only improve the PV output forecasting accuracy, but also raise the BP neural network training speed, which has potential value in engineering applications.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51267020).

Key words: PV output forecasting; LVQ-GA-BP forecasting model; meteorological factor; neural network

中图分类号: TM723; TM732 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2014)13-0089-06

0 引言

随着世界能源的消耗, 光伏发电作为可再生能源, 在电网的极限穿透功率将越来越高, 从而替代部分常规能源, 逐渐成为世界能源供应的主体^[1-2]。但光伏发电具有波动性和间歇性, 大规模光伏电站并网运行对电力系统的调度增加了难度。对光伏电

站的出力进行预测, 有助于电力系统调度部门统筹安排常规能源和光伏发电的协调配合, 及时调整调度计划, 合理安排电网运行方式, 有效地降低光伏接入对电网调度的影响, 从而提高电网运行的安全性和稳定性, 同时也减少电力系统的旋转备用和运行成本^[3-4]。

目前用于光伏电站短期出力预测, 有两种方法^[5-6], 一种是直接法, 另一种是间接法。直接法是利用光伏电站的出力历史数据以及相关的天气预报值, 对其进行预测; 间接法是基于天气预报历史数据对光照强度、温度进行预测, 然后通过工程计算公式或者神经网络的算法得出光伏电站出力预报

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51267020); 教育部 2012 年高等学校博士学科点专项科研基金博导类联合资助课题资助项目 (20126501110003); 新疆科技支疆资助项目 (201091204)

值。文献[7-8]采用直接法，利用光伏电站的出力历史数据和气象数据，对光伏电站进行了短期预测。文献[9]采用了间接法，通过已有的历史光照强度、温度，利用支持向量机的方法预测神经光照强度、温度，然后通过预测得出的气象数据，利用工程计算公式得出光伏电站出力预报值，由于未对不同天气类型分类，预测效果较差。

由于神经网络具有很强的非线性拟合能力，可映射任意复杂的非线性关系，这与光伏发电系统特点吻合，故非常适合对光伏电站出力短期预测。但单一的神经网络对不同天气类型泛化拟合，预测效果不佳。另外传统的BP神经网络训练采用梯度下降法，容易陷入局部最小值，收敛速度慢。国内外相关学者提出^[10-13]采用GA遗传算法替代传统学习算法，可提高收敛速度，避免陷入局部最优。

本文通过分析气象因素与光伏电站出力的关系，采用LVQ神经网络对不同天气类型进行分类，同时采用GA算法作为BP神经网络学习算法。分季节建立基于GA-BP神经网络的光伏出力预测模型，验证其准确性和收敛速度。结果表明：该方法的建立，不仅提高光伏出力的预测精度，而且还提高BP神经网络的训练速度，具有潜在的工程使用价值。

1 光伏发电出力特性分析

光伏发电出力具有随机性和间歇性，其组件输出功率受组件光照强度、组件表面温度、光电转换效率影响，发电出力可表示为

$$P_{PV}(t) = Ins(t)A\eta_r\eta_{pc}[1 - \beta(T_c - T_{ref})] \quad (1)$$

其中： β 为温度系数； T_{ref} 为环境参考温度； η_{pc} 为直流变换环节MPPT效率； A 为光伏组件面积； $Ins(t)$ 为光照强度， W/m^2 。

1.1 光照强度对光伏出力的影响

由光伏发电出力计算公式可知，不同光照下影响光伏发电出力，由研究的文献表示^[5-7]，光照与光伏出力成正相关性。光伏出力与光照的关系如图1所示。

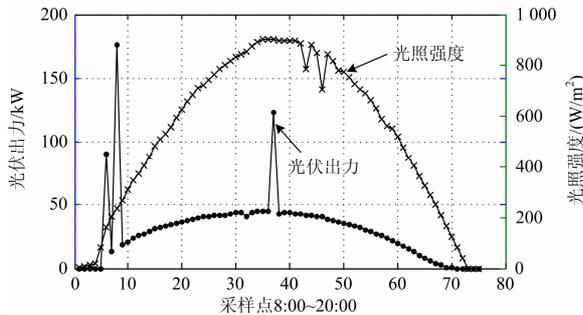


图1 光伏出力与光照的关系

Fig. 1 Relationship of PV output and light intensity

1.2 日类型对光伏出力的影响

日类型分类为：晴天、阴天、雨天。不同日类型的大气层的空气分子、尘埃、云雾滴不同，相应太阳辐射散射作用也不同，因此不同的日类型对光伏发电出力有一定的影响，具体如图2~图4所示。

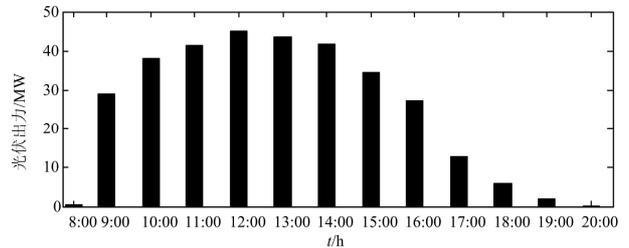


图2 晴天光伏发电出力

Fig. 2 PV output when sunning

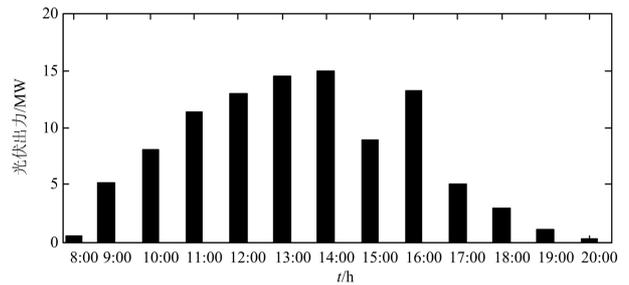


图3 阴天光伏出力

Fig. 3 PV output when cloudy

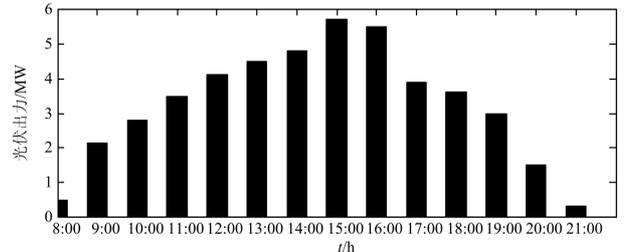


图4 雨天光伏出力

Fig. 4 PV output when rainy

1.3 季节对光伏出力的影响

在不同季节，季节性的变化差异对于光伏出力影响也是很明显的，这种影响源于太阳辐射强度的差异，光伏发电出力随着辐射强度的变化而变化，发电量差异性是一个具体表现。此外，由于光伏电站所处地理位置的不同，其气候状况千差万别，季节性变化对于发电出力特性影响的程度也有所不同，如图5所示。

1.4 温度对光伏出力的影响

前面已经讨论了光照、日类型、季节性对光伏出力的影响，在上述条件相同的情况下，不同温度下，光伏出力也具有一定的差异性。从而温度也是

光伏出力的影响因子。如图 6 所示。

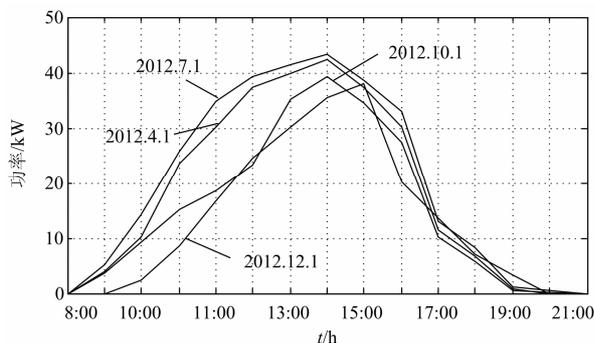


图 5 不同季节类型下的光伏发电出力

Fig. 5 PV output in different seasons

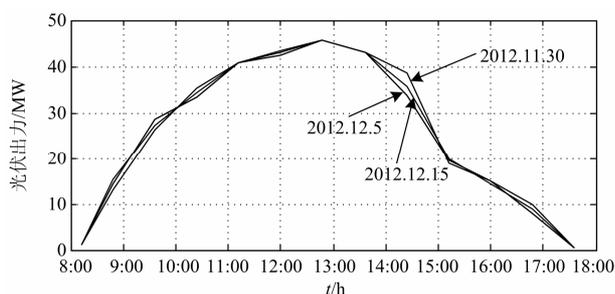


图 6 不同温度条件下光伏出力

Fig. 6 PV output under different temperature

2 光伏出力短期预测模型设计

2.1 基于 LVQ-GA-BP 神经网络预报模型总体构思

由前面分析可知, 不同季节对光伏出力有较大影响, 如果不对季节划分将对光伏出力预测精度产生较大的影响, 因此应按季节划分样本。同样在相同季节内, 日类型的不同也将对预测产生较大的影响, 因此本文基于 LVQ 神经网络对样本进行分类, 然后按照分类后的样本训练, 基于 GA-BP 神经网络建立光伏出力预测模型, 最后将四个季节模型整合在一块, 从而形成全年的光伏出力短期预测模型。出力预测流程中, 首先应该按照预测日的日期, 选择相应的季节预测模型; 其次, 根据当日的天气预报信息, 经过 LVQ 神经网络分类后找到相应的分类预测子模型; 最后通过建立的预测模型对光伏出力进行短期预测, 如图 7 所示。关于 LVQ 神经网络, 将在下节重点介绍。

2.2 LVQ 网络结构与工作原理

学习向量量化神经网络 (Learning Vector Quantization, LVQ) 的结构如图 8 所示, 由输入层、竞争层和输出层组成, 输入层有 n 个神经元接受输入变量, 与竞争层之间完全连接; 竞争层有 m 个神经元, 分为若干组并呈一维矩阵排列; 输出层每个神

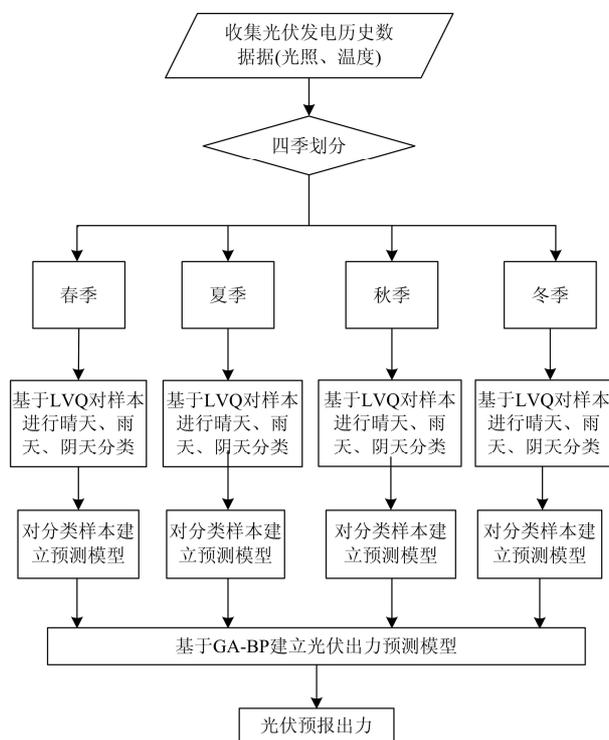


图 7 光伏发电预测总体结构

Fig. 7 PV output forecasting structure

经元只与竞争层中的一组神经元连接, 连接权值固定为 1。当一个输入样本被送至 LVQ 网时, 竞争层的神经元通过胜者为王竞争规则产生获胜神经元, 容许其输出为 1, 而其他神经元输出为 0。与获胜神经元所在组相连接的输出神经元输出为 1, 其他输出数为 0, 以达到输入样本分类的目的。

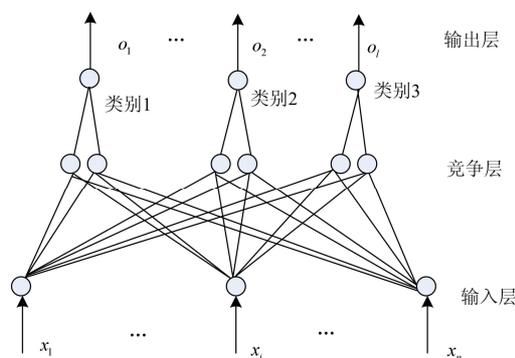


图 8 LVQ 网络结构

Fig. 8 LVQ neural network structure

LVQ 网络各层的数学描述如下: 设输入向量用 \mathbf{X} 表示为

$$\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \quad (2)$$

竞争层的输出用 \mathbf{Y} 表示为

$$Y = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T, y_i \in \{0, 1\}, i = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

输出层的输出用 \mathbf{o} 表示为

$$\mathbf{o} = (o_1, o_2, \dots, o_l)^T \quad (4)$$

网络的期望值输出用 \mathbf{d} 表示为

$$\mathbf{d} = (d_1, d_2, \dots, d_l)^T \quad (5)$$

输入层到竞争层之间的权值矩阵用 \mathbf{W}^1 表示为

$$\mathbf{W}^1 = (W_1^1, W_2^1, W_3^1, \dots, W_j^1, \dots, W_m^1) \quad (6)$$

其中, 列向量 W_j^1 为隐含层第 j 个神经元对应的权值向量。

竞争层到输出层之间的权值矩阵用 \mathbf{W}^2 表示为

$$\mathbf{W}^2 = (W_1^2, W_2^2, W_3^2, \dots, W_k^2, \dots, W_l^2) \quad (7)$$

其中, 列向量 W_k^2 为输出层第 k 个神经元对应的权值向量。

本文输入变量为

$$X = (T(t), Radi(t)) \quad (8)$$

其中, 温度 $T(t)$ 和光照 $Radi(t)$ 分别为温度和光照强度。

2.3 GA-BP神经网络结构

由于BP算法本质上为梯度下降法, 而它所优化的目标函数又非常复杂, 容易陷入局部最优、收敛速度慢, 而遗传算法是多点搜索, 从而避免局部最优, 此外利用遗传算法来取代一些传统的学习算法, 利用遗传算法的寻优能力来获取最佳权重。本文采用GA算法优化BP神经网络建立了光伏发电短期预测模型, 根据光伏发电历史相关数据, 运用所建立的模型对系统发电量进行了预测和分析, 如图9所示。

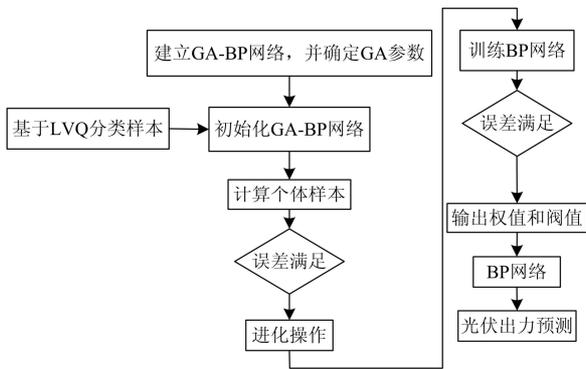


图9 GA-BP神经网络流程图

Fig. 9 GA-BP neural network flow

本文采用3层神经网络, 隐含层采用sigmoid函数, 其中BP神经网络的输入量为气象部门给予的预报日温度 $T(t)$ 和光照 $Radi(t)$, 由于是基于新疆某光伏电站数据, 输入量从7:00~21:00共30个, 隐含层取

61个, 输出量共15个数据。设光伏发电出力 P_{forepv} 为

$$P_{\text{forepv}}(t) = f[T(t), Radi(t)] \quad (9)$$

3 系统训练

3.1 LVQ神经网络训练

步骤一, 初始化。竞争层各神经元权值 $W_j^1(0)$, $j = (1, 2, 3, \dots, m)$ 赋小随机数, 确定初始学习效率 $\eta(0)$ 和训练次数 t_m 。

步骤二, 输入样本向量。本文输入量为光照强度和温度, 样本个数为 P 个, 输入量的矩阵为 $X(P \times 30)$

步骤三, 寻找获胜神经元 j^* 。

$$\|X - W_{j^*}^1\| = \min_j \|X - W_j^1\|, j = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

步骤四, 根据分类是否正确按不同规则调整获胜神经元的权值: 当网络分类结果与教师信号一致, 向输入样本方向调整权值。

$$W_{j^*}^1(t+1) = W_{j^*}^1(t) + \eta(t)[X - W_{j^*}^1(t)] \quad (11)$$

否则, 将向逆输入样本方向调整权值。

$$W_{j^*}^1(t+1) = W_{j^*}^1(t) - \eta(t)[X - W_{j^*}^1(t)] \quad (12)$$

其他非获胜神经元的权值保持不变。

步骤五, 更新学习效率。

$$\eta(t) = \eta(0) \left(1 - \frac{t}{t_m}\right) \quad (13)$$

步骤六, 当 $t < t_m$ 时, $k = k + 1$, 转到步骤二输入下个样本, 重复各步骤直到 $t = t_m$ 。

3.2 GA-BP神经网络训练

通过前面设计的BP网络, 用LVQ神经网络分类后的样本对其进行训练, 鉴于新疆的气候情况, 其中输入量的信息7:00~21:00光伏历史出力以及天气信息(光照、温度)。在整个进化过程中, 利用GA算法的优势, 将其用作训练神经网络的学习方法。每次都采用编码的方法对每个权值进行编码, 然后通过遗传算法操作, 求解最优权值和阈值。将最优权值和阈值解码, 为下一步网络训练提高初始权值和阈值。

4 预测结果以及分析

本文采用平均绝对误差百分比MAPE和均方根误差RMSE对光伏发电预测进行评估, 其中, MAPE评估系统的预测能力, RMSE评估系统预测值的离散程度。

$$MAPE = \frac{1}{15} \sum_{i=7}^{21} \frac{|P_{\text{forpv}} - P_{\text{act}}|}{P_{\text{act}}} \times 100\% \quad (14)$$

$$RMSE = \frac{1}{P_N} \sqrt{\frac{\sum_{i=7}^{21} (P_{\text{forpv}} - P_{\text{act}})^2}{15}} \quad (15)$$

其中, P_{forpv} 、 P_{act} 、 P_N 分别为光伏预测出力、光伏实际出力和光伏额定出力, 单位为MW。

本文选取新疆某光伏电站2012年9月5日的光伏发电相关的历史数据以及气象数据, 以秋季发电预测子模型为例, 进行验证。将气象部门的预测日天气预报信息(光照强度、温度等)输入已经训练好的光伏发电预测系统。

为验证本文提出的新方法训练收敛速度、预测精度。采用三种模型进行对比分析。模型一为GA-BP预测系统, 模型二为LVQ-BP预测系统, 模型三为LVQ-GA-BP预测系统。本文基于Matlab神经网络工具箱编写了GA-BP、LVQ-BP、LVQ-GA-BP三种组合方式发电预测系统, 最后进行验证。相关数据见表1~表3。

表 1 2012年9月5日预测值和实际值

Table 1 Forecast value and active value on sep 5th, 2012 kW

时刻	实际值	GA-BP 预测值	LVQ-BP 预测值	LVQ-GA-BP 预测值
7:00	2.11	1.63	2.25	2.14
8:00	8.52	9.76	8.03	8.12
9:00	13.64	17.12	15.25	13.53
10:00	27.60	15.47	20.64	23.55
11:00	34.52	27.86	31.23	33.51
12:00	38.30	43.69	33.47	35.63
13:00	41.37	47.23	39.38	41.35
14:00	40.59	45.23	42.75	41.76
15:00	39.16	42.79	38.48	39.25
16:00	33.44	32.65	36.73	35.94
17:00	25.72	29.53	26.81	25.30
18:00	13.65	10.59	16.53	14.77
19:00	8.51	7.32	8.32	8.43
20:00	5.37	3.52	5.68	4.75
21:00	1.13	0.85	1.73	1.25

表 2 预测模型的迭代次数

Table 2 Number of the forecast model iteration

模型类别	GA-BP	LVQ-BP	LVQ-GA-BP
迭代次数	853	1 230	832

表 3 预测模型结果评估

Table 3 Assessment of forecast value

模型类别	GA-BP	LVQ-BP	LVQ-GA-BP
MAPE	23.57%	12.53%	10.51%
RMSE	10.34%	6.53%	6.24%

通过Matlab仿真, 可以得出三种模型下光伏出力的预测值以及神经网络训练收敛速度。模型一的迭代次数为853, 模型二的迭代次数为1 230, 模型三的迭代次数为832。由以上数据可知, 由于GA优化特点使得模型一比模型二收敛速度快40%, 而由于模型一和模型三都采用GA算法优化神经网络权值和阈值, 使得二者的收敛速度相当, 从以上分析表明, GA算法较好地提高了收敛速度。

从表3可以看出, 模型一的MAPE、RMSE分别为23.57%、10.34%; 模型二的MAPE、RMSE分别为12.53%、6.53%; 模型三的MAPE、RMSE分别为10.51%、6.24%。采用LVQ进行样本分类, 使得模型三相比模型一提高了约50%的精度。模型二和模型三由于采用了LVQ训练后的样本, 二者预测精度相当。以上分析, 验证了天气分类的有效性。

综上所述, 采用LVQ-GA-BP光伏预测系统与传统的预测系统相比, 不但较好地提高了预测精度, 还提高了训练收敛速度。

5 结论

本文提出了一种基于 LVQ-GA-BP 神经网络预测系统, 该模型选取预测日光照强度、温度为输入量。通过分析光伏发电的关键因子, 提出了通过 LVQ 对样本进行分类, 从而提高模型在不同天气类型下的预测精度。通过 GA 算法优化 BP 神经网络权值和阈值, 从而有效地弥补传统 BP 神经网络训练时间长、易陷入局部最小的缺点。结果表明: 通过 LVQ 对样本进行分类, 有效地提高了预测精度, MAPE 为 10.51%, RMSE 为 6.24%。通过 GA 算法对 BP 神经网络的权值和阈值的优化, 使得训练的收敛速度大幅度的提高。

参考文献

- [1] 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[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(4): 26-30.
- DAI Xun-jiang, CHAO Qin. Research of adaptive hysteresis band track control for photovoltaic grid-connected inverter[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(4): 26-30.

- [2] 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): 96-109.
ZHANG Yan-xia, ZHAO Jie. Application of recurrent neural networks to generated power forecasting for photovoltaic system[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(15): 96-109.
- [3] 戴训江, 晁勤. 单相光伏并网逆变器固定滞环的电流控制[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(20): 12-17.
DAI Xun-jiang, CHAO Qin. Current control of constant hysteresis band for single phase photovoltaic[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(20): 12-17.
- [4] 陈昌松, 段善旭, 蔡涛, 等. 基于模糊识别的光伏发电短期预测系统[J]. 电工技术学报, 2011, 26(17): 83-89.
CHEN Chang-song, DUAN Shan-xu, CAI Tao, et al. Forecasting system based on fuzzy recognition[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(17): 83-89.
- [5] 陈昌松, 段善旭. 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 Chang-song, DUAN Shan-xu. Design of photovoltaic array power forecasting model based on neutral network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(9): 153-158.
- [6] 刘方锐, 段善旭, 康勇, 等. 多机光伏并网逆变器的孤岛检测技术[J]. 电工技术学报, 2010, 25(1): 168-171.
LIU Fang-rui, DUAN Shan-xu, KANG Yong, et al. Islanding detection methods for multiple PV converters system[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2010, 25(1): 168-171.
- [7] 周林, 杨冰, 郭珂, 等. 光伏并网系统直流注入问题最新进展及发展趋势[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(6): 147-155.
ZHOU Lin, YANG Bing, GUO Ke, et al. The progress and development trend of the DC injection issue in PV grid-connected systems[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(6): 147-155.
- [8] 李东辉, 王鹤雄, 朱晓丹, 等. 光伏并网发电系统几个关键问题的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(21): 209-214.
LI Dong-hui, WANG He-xiong, ZHU Xiao-dan, et al. Research on several critical problem of photovoltaic grid-connected generation system[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(21): 209-214.
- [9] SAHA A K, CHOWDHURY S, CHOWDHURY S P, et al. Modeling and performance analysis of microturbine as a distributed energy resource[J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 2009, 24(2): 529-538.
- [10] RAHMAN M H. Novel distributed power generating system of PV-ECASS using solar energy estimation[J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 2007, 22(2): 358-367.
- [11] 陈昌松, 段善旭, 殷进军. 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 Chang-song, DUAN Shan-xu, YIN Jin-jun. Design of photovoltaic array power forecasting model based on neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(9): 153-158.
- [12] YONS A, SENJYU T. Application of neutral network to one-day-ahead hours generating power forecasting for photovoltaic system[J]. International Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems, Toki Messe, Niigata, 2007: 1-6.
- [13] ASSAI J, JAMA M, KOTHARI K. MATLAB based modeling tool for designing predicting and analyzing grid tied photovoltaic systems[C] // International Conference on Advances in Computational Tools for Engineering Applications, 2009: 508-513.

收稿日期: 2013-06-09; 修回日期: 2013-07-17

作者简介:

罗建春(1987-), 男, 硕士研究生, 研究方向为洁净能源与并网技术; E-mail: 435642051@qq.com

晁勤(1959-), 女, 教授, 博士生导师, 研究方向为并网型风力发电系统及其控制方面的研究。