

基于改进神经网络的光伏发电功率 短期预测方法研究

谭建斌, 段春艳, 班 群
(佛山职业技术学院 电子信息学院, 广东 佛山 528137)

摘 要: 针对光伏发电中因多种随机因素引起的输出功率不确定性问题, 文章结合思维进化算法和 BP 神经网络算法建立了光伏发电功率的短期预测模型, 模型的输入因子为大气温度、辐照度、风速和历史输出序列。根据季节变化采用 4 个预测单元对预测模型进行训练和电站出力预测, 并通过仿真对所提算法的有效性和准确性进行验证。结果表明, MEA-BP 模型能有效降低 BP 网络模型的预测误差。

关键词: 光伏发电; 短期功率预测; 思维进化; BP 神经网络

中图分类号: TK51 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5292(2019)08-1192-06

0 引言

随着发电成本的不断降低和技术的逐步成熟, 光伏已成为满足人类发展需要的新型绿色能源之一^[1]。光伏发电具有较强的随机性和不连续性, 给光伏并网带来诸多不利因素^[2]。因此, 有必要对光伏输出功率进行预测, 以减少这些不利因素对电网的影响, 提高系统运行效率和经济效益。

国内学者在光伏预测领域取得了一定的研究成果。文献[3]使用 Pearson 的相关系数, 对光伏发电与气象因素的相关性进行分析, 模型输入使用温度和湿度, 利用 BP 神经网络和支持向量机两种算法进行对比分析。文献[4]建立了基于径向基神经网络的光伏模型, 根据太阳辐射和温度选择相似日, 结合遗传算法和 K 均值聚类来优化径向基神经网络。文献[5]将遗传算法和 BP 神经网络相结合, 并与 BP 神经网络性能进行了比较, 结果表明: GA-BP 神经网络具有较高的建模稳定性; 与 BP 神经网络相比, GA-BP 神经网络能实现更多的预定目标和整体优化。文献[6]使用相似理论和最小支持向量机建立了光伏出力预测模型, 其模型参数需人工选择, 很容易陷入局部最优解。

本文基于思维进化算法和 BP 神经网络算法, 建立了光伏发电功率的短期预测模型。模型以

温度、辐照度、风速和历史出力序列为输入因子, 根据季节划分为 4 个预测单元, 对其分别进行训练和输出预测。通过仿真验证了算法的有效性和准确性。

1 光伏发电输出功率特性分析

光伏电站的输出功率与多种参数有关, 受多种因素的影响^[7]。鉴于光伏电站运行的实际情况, 本文对辐照度、天气类型、季节和温度 4 种主要影响因素进行分析。

1.1 辐照度分析

辐照度是指单位时间内太阳光传给地面的辐射能量。光伏效应与辐照度直接相关, 辐照度越高, 太阳能电池的输出功率就越大。

图 1 为连续 3 d 实测的某光伏电站的辐照度和实际有功功率的关系。从图中可以看出, 辐照度

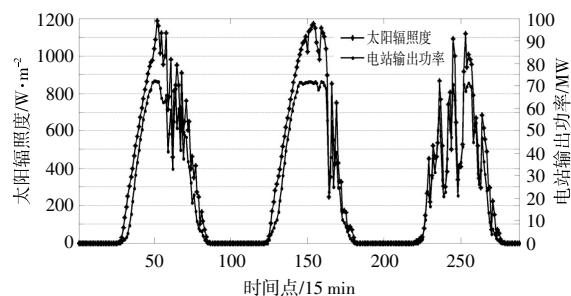


图 1 电站输出功率与辐照度关系

Fig.1 The relation between the output power of power station and radiation intensity

收稿日期: 2019-05-09。

基金项目: 佛山市科技创新平台(2014AG10013)项目; 广东省科技计划项目(2014B040404002); 科技创新基础平台(2014AG10020)项目。

通讯作者: 段春艳(1976-), 女, 博士研究生, 副教授, 研究方向为光伏应用产品开发及光伏组件生产技术。E-mail: 1113585034@qq.com

与光伏发电具有相似性,两者之间有很强的线性关系。

1.2 天气类型影响分析

根据光伏发电的实际运行情况,光伏输出一般集中在7:00-19:00。在不同的天气条件下,光伏每天输出功率和每小时输出功率相差很大。

图2为同一月不同天气下某光伏电站的日功率曲线。由图可知,晴天天气下输出类似且输出非常理想,雨天或多云时输出很不稳定。由此得出:在相同的天气类型下,发电量及其变化大致相同;在不同的天气类型下,发电量及其变化很大。因此,要提高光伏电能的准确度,必须根据不同的天气特征完善光伏电站的历史发电分类。

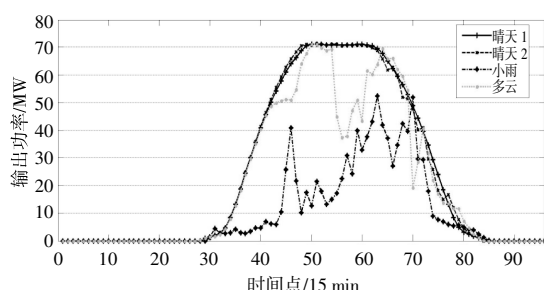


图2 同一月不同天气的日功率曲线

Fig.2 Daily power curve for the same month in different weather

1.3 季节影响分析

在光伏电站中,季节性差异会改变日照时间和太阳入射角,导致发电功率的变化。图3为同一天气类型在不同季节时的4d输出功率变化情况。由图可看出:夏季输出时间最长,但输出功率最小;冬季输出时间最短,但输出功率最大。反映出光伏输出受四季日照和温差的影响。因此,根据季节对预测问题进行划分,既提高精度又降低了复杂性。

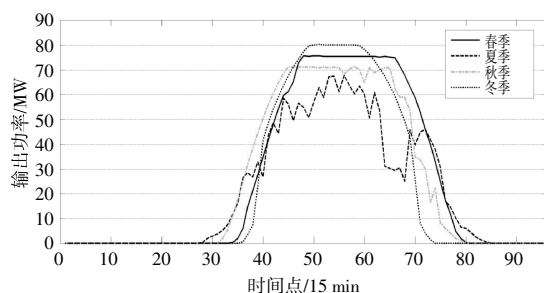


图3 不同季节某电站日功率曲线

Fig.3 Daily power curve of a power station in different seasons

1.4 温度影响分析

随着环境温度的增加,光伏组件温度增加,而温度过高时,会降低转换效率和输出功率。图4为电站日温度和输出功率对比图。由图可知,随着环境温度逐渐升高,输出功率达到峰值后,受日辐照度和光电转换效率的影响,输出功率逐渐减小。

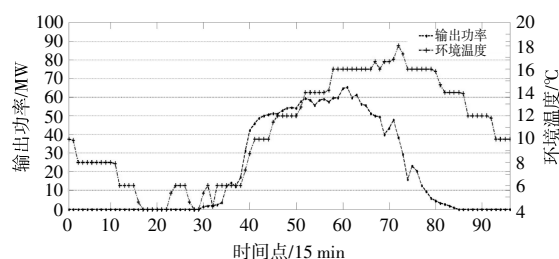


图4 电站日温度和输出功率曲线

Fig.4 Daily temperature and output power curve of power plant

2 光伏功率预测模型

目前,人工神经网络是光伏输出短期预测的有效方法之一。在实际应用中,人工神经网络经常出现局部优化、收敛速度慢、拟合过度等问题,使系统产生较大的预测误差。本文结合思维进化算法和BP神经网络算法建立光伏发电短期预测模型。

2.1 BP神经网络

多层前馈BP(Back Propagation)神经网络由信息前向传播和误差反向传播两部分组成。在信息前向传播中,输入数据来自输入层,并且在隐藏层之后进入输出层^[8]。每层神经元的状态会影响下一层神经元的状态。当输出层的实际输出与期望输出相差很大时,开始误差反向传播,并通过预测误差对网络的权重和阈值进行调整,使BP网络预测接近期望值。BP神经网络拓扑结构如图5所示。

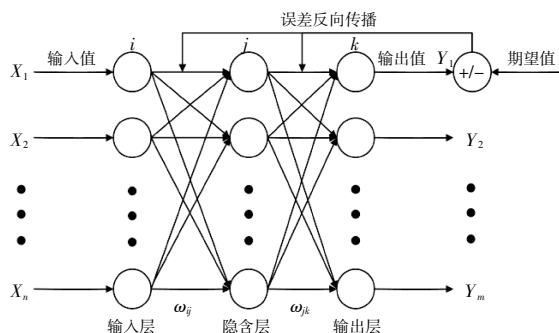


图5 BP神经网络拓扑结构

Fig.5 BP neural network topology

图中: n 为输入节点数; m 为输出节点数; X_n 为输入层 n 神经元的输入值; Y_m 为输出层 m 节点的实际输出值; ω_{ij} 和 ω_{jk} 为网络权重。由图可知,BP 网络是 n 个自变量到 m 个因变量的非线性映射,并使用大量的样本进行训练,从而对网络进行预测。

2.2 思维进化算法

思维进化算法 (MEA, Mind Evolutionary Algorithm) 是一种进化学习方法,它继承了遗传算法种群和进化概念,提出了趋同和异化两种操作^[10]。趋同快速搜索子种群 $S_i(i=1,2,\dots,n)$ 局部环境信息,找到局部最优值,最优个体 $N_{i,\text{pbest}}$ 得分 $\xi_{i,\text{pbest}}$ 是整个子种群 S_i 的得分,异化搜索整个解空间,并且子种群得分得到更好的保存。对得分较差的子群体进行解散,随机产生新的子群体,确保子群体总数不变。这些信息通过全局和局部公告板之间进行信息交换。MAE 的基本步骤如下。

步骤一:在解空间中随机生成一定规模的个体,搜索得分最高的个体,包括 M 个优胜个体和 T 个临时个体。

步骤二:关注优胜个体和临时个体,围绕每个个体创建新的个体,以获得 M 个优胜子群体和 T 个临时子群体。

步骤三:在每个子群体中进行趋同操作,一直到子群体成熟,子群体得分以其最优个体 $N_{i,\text{pbest}}$ 得分 $\xi_{i,\text{pbest}}$ 表示。

步骤四:子种群成熟后,在全局公告板上张贴子种群得分情况,并进行子群体间异化操作,在优胜者子种群和临时子种群之间完成替代、丢弃和个体释放过程。完成全局最优个体和得分计算,异化结束后要在解空间内创造一个新的临时子种群,这样临时子种群的数量就不会改变。

步骤五:重复上述步骤,直到最优者的得分不能进一步提高,认为收敛,得到全局最优的子种群 S_{gbest} 以及参与其中的全局最优个体 N_{gbest} 。

2.3 MEA-BP 神经网络算法流程

根据网络的拓扑结构,确定编码方案,完成解空间和编码空间的映射。各编码对应着问题的解(个体)。假设网络拓扑为 $i-j-k$,计算编码长度为 ix_j+jx_k+k ,其中,选取每个个体和种群得分函数作为训练集均方误差的倒数。最后,通过 MEA 算法迭代,将最优个体用作网络的初始权重和阈值。

图 6 为 MEA-BP 神经网络算法的流程。

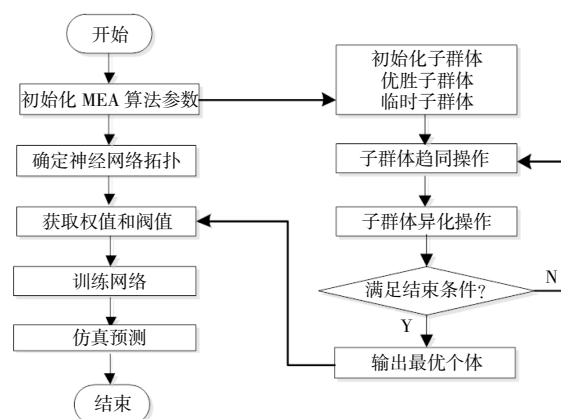


图 6 改进算法流程图

Fig.6 Flow chart of improved algorithm

3 算例分析

3.1 网络结构

考虑到历史输出功率以及温度、辐照度和风速,将 MEA-BP 网络结构按季节划分为 4 个预测单元。MEA-BP 神经网络算法采用三层网络结构。

①确定输入向量的个数。输入层的节点数与预测模型中的输入变量数相对应。由于每个季节的出力时间不同,本文选取的 4 个预测单元输入节点也不同,见表 1。

表 1 4 个预测单元输入向量

Table 1 Input vector of four prediction units

季节	输入向量	意义
春	X_1, X_2, \dots, X_{19}	预测日前 1 d 每小时(7:00-19:00)发电功率, 预测日及前 1 d 的平均辐照度、温度、风速等。
夏	X_1, X_2, \dots, X_{19}	预测日前 1 d 每小时(7:00-19:00)发电功率, 预测日及前 1 d 的平均辐照度、温度、风速等。
秋	X_1, X_2, \dots, X_{18}	预测日前 1 d 每小时(8:00-19:00)发电功率, 预测日及前 1 d 的平均辐照度、温度、风速等。
冬	X_1, X_2, \dots, X_{17}	预测日前 1 d 每小时(9:00-19:00)发电功率, 预测日及前 1 d 的平均辐照度、温度、风速等。

②确定输出向量的个数。输出层节点的数量可由表 1 确定。春、夏两个预测单元的输出向量为 07:00-19:00 每小时输出功率,共 13 个,秋季为 08:00-19:00 每小时输出功率,共 12 个,冬季为 09:00-19:00 每小时输出功率,共 11 个。

③确定隐藏层节点的个数。经确定,春季和夏季的网络结构为 19-15-13,秋季为 18-15-12,冬

季为 17-12-11。

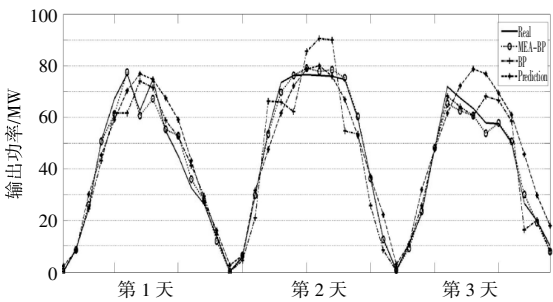
3.2 预测算例分析

本文的实验数据来源于 2018 年 3 月 1 日-2019 年 2 月 28 日我国某地 100 MW 并网光伏电站的历史运行数据,这些数据包括历史输出、本地气象和本地系统短期预测数据。消除异常数据后,划分为 4 个季节预测单元,如表 2 所示。

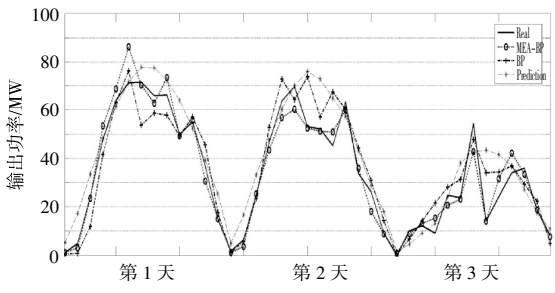
表 2 预测单元数据

Table 2 Forecast unit data

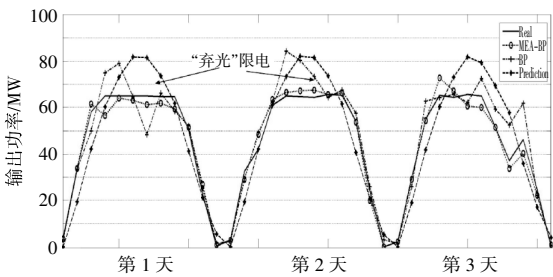
季节	春	夏	秋	冬
时间	2018.3.1-	2018.6.1-	2018.9.1-	2018.12.01-
跨度	2018.5.31	2018.8.31	2018.11.30	2019.02.28
数据量/组	80	80	80	80



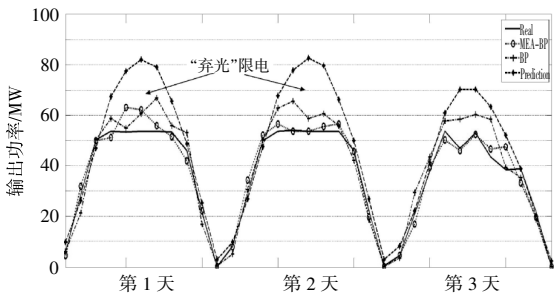
(a)春季



(b)夏季



(c)秋季



(d)冬季

图 7 四季预测输出与预测系统以及实际值对比图

Fig.7 Comparison of the four seasons forecast output with the prediction system and the actual value

如图 7 所示,由于光伏系统功率不在夜间输出,所以将春季和夏季当天 19:00-次日 7:00 去除,秋季当天 19:00-次日 8:00 去除,冬季当天 19:00-次日 9:00 去除。从图中可以看出,当地预测系统的短期预测值呈现一个平稳的先上升后下降的趋势。在实际应用中,由于受当地天气变化的影响,输出功率会产生不规则的波动,因此,发电厂的实时输出将大大偏离预测值。同时,与图 7(a)和(b)相比,图 7(c)和(d)中出现了“弃光”限电现象。预测结果表明,与 BP 神经网络相比,MEA-BP 网络能更准确地反映光伏电站的功率输出。

预测日对应的预测误差数据见表 3,4。表 3

根据上述 4 个预测单元数据,利用 BP 神经网络和 MEA-BP 神经网络对 4 个季节进行训练和 3 d 出力预测,并将预测结果与当地预测系统和实际输出的结果进行比较。使用 Matlab 仿真验证 MEA-BP 神经网络算法的可行性。

通过重复实验,确定 MEA 算法的参数:种群规模为 2 000,优胜子种群和临时子种群数量都为 100。因此,MEA 算法的子群规模为 10,迭代次数为 50,网络训练的迭代次数为 1 000,学习率为 0.1,训练目标误差为 1×10^{-4} 。图 7 所示为 BP 神经网络和改进算法的预测值与当地预测系统的预测值以及实际值之间的对比曲线。

中的数据对应于每个季节每个时间点的 3 d 平均绝对误差(MAE)。从表中可以看出:MEA-BP 网络和 BP 神经网络预测输出均优于本地预测系统;与传统 BP 神经网络相比,MEA-BP 网络模型的预测结果更准确。表 4 为每个季节计算的平均绝对百分比误差(MAPE)和均方根误差(RMSE),MAPE 由 32.014%下降到 15.12%,RMSE 由 7.714 MW 下降到 3.8 MW。

由表 3,4 可知,与传统的 BP 神经网络相比,MEA-BP 神经网络的四季预测结果更好。该优化算法有效降低了传统 BP 神经网络模型的预测误差,更适用于光伏电站输出功率的短期预测。

表 3 四季预测 3 d MAE
Table 3 Four season forecast three days MAE

时间	春季			夏季			秋季			冬季		
	本地预 测系统	BP 网络	MEA-BP 网络	本地预 测系统	BP 网络	MEA-BP 网络	本地预 测系统	BP 网络	MEA-BP 网络	本地预 测系统	BP 网络	MEA-BP 网络
07:00	15.686	0.284	0.203	2.379	0.505	0.225	--	--	--	--	--	--
08:00	0.059	0.086	0.043	1.601	0.419	0.315	0.956	0.186	0.094	--	--	--
09:00	0.230	0.145	0.038	0.324	0.241	0.039	0.396	0.079	0.049	0.560	0.198	0.113
10:00	0.087	0.122	0.010	0.159	0.546	0.288	0.198	0.183	0.103	0.269	0.237	0.137
11:00	0.142	0.079	0.076	0.040	0.096	0.114	0.077	0.091	0.125	0.067	0.052	0.030
12:00	0.170	0.145	0.027	0.200	0.152	0.129	0.130	0.180	0.029	0.215	0.111	0.053
13:00	0.167	0.116	0.036	0.243	0.251	0.078	0.257	0.100	0.048	0.463	0.164	0.067
14:00	0.128	0.136	0.061	0.870	0.532	0.025	0.248	0.169	0.062	0.463	0.121	0.056
15:00	0.148	0.139	0.016	0.416	0.351	0.181	0.203	0.064	0.016	0.471	0.241	0.051
16:00	0.212	0.202	0.065	0.152	0.051	0.103	0.218	0.180	0.062	0.270	0.036	0.018
17:00	0.378	0.252	0.079	0.186	0.174	0.046	0.214	0.145	0.053	0.151	0.107	0.078
18:00	0.180	0.142	0.033	0.276	0.199	0.156	0.165	0.138	0.125	0.153	0.267	0.080
19:00	0.557	0.206	0.109	0.666	0.379	0.040	15.029	5.320	1.690	14.318	1.377	0.979

表 4 每个单元的 MAPE 和 RMSE
Table 4 MAPE and RMSE for each unit

季节	MAPE%			RMSE/MW		
	本地预 测系统	BP 网络	MEA-BP 网络	本地预 测系统	BP 网络	MEA-BP 网络
春	138.862	15.852	10.256	8.619	8.126	2.848
夏	56.259	29.977	13.387	10.318	8.576	4.977
秋	150.768	56.660	20.641	10.886	7.946	3.803
冬	155.439	25.566	16.208	13.923	6.211	3.572
平均	125.332	32.014	15.125	10.936	7.714	3.800

4 结束语

本文结合 BP 神经网络和思想进化算法,建立了短期光伏功率预测模型。根据季节将模型划分为 4 个预测单元,对预测模型进行训练、预测输出,通过仿真验证了该算法的有效性和准确性。仿真结果表明,基于 MEA-BP 网络算法的预测模型与实际输出最接近,优化了 BP 神经网络模型预测精度。

参考文献:

[1] 林涛,杨欣,蔡睿琪,等.基于改进人工蜂群算法的 Elman 神经网络风机故障诊断 [J]. 可再生能源,2019,37(4):612-617.

[2] 孙凯,张新燕,周登钰,等.含大规模新能源的现代电力系统动态经济调度研究 [J]. 可再生能源,2018,36(5):771-777.

[3] 毛玉宾,刘万勋,黄景慧,等.基于全局灵敏度的光伏不确定性对电力系统小信号稳定的影响评估[J].可再生能源,2019,37(4):573-581.

[4] 叶林,陈政,赵永宁,等.基于遗传算法-模糊径向基神经网络的光伏发电功率预测模型 [J]. 电力系统自动化,2015,39(16):26-36.

[5] 陶仁峰,李凤婷,李永东,等.基于云层分布规律与太阳光跟踪的光伏电站 MPPT 策略[J].电力系统自动化,2018,29(5):113-116.

[6] 姚仲敏,潘飞,沈玉会,等.基于 GA-BP 和 POS-BP 神经网络的光伏电站出力短期预测[J].电力系统保护与控制,2015,43(20):83-89.

[7] J Nahman,D Salamon. Mutual interference of neighboring grounding systems and approximate formulation [J]. Electric Power Systems Research,2017,41 (12):151-156.

[8] Kaiyuan Hou,Guanghai Shao,Haiming Wang,et al. Research on practical power system stability analysis algorithm based on modified SVM [J].Protection and Control of Modern Power Systems,2018,3(2):2-7.

Research on short-term prediction method of photovoltaic power based on improved neural network

Tan Jianbin, Duan Chunyan, Ban Qun

(School of Electronic Information, Foshan Polytechnic, Foshan 528137, China)

Abstract: In view of the uncertainty of output power caused by many random factors in photovoltaic power generation, in this paper, thinking evolution algorithm and BP neural network algorithm are combined to predict the short-term power of photovoltaic power generation, the input factors of the model are atmospheric temperature, irradiance, wind speed and historical output series. According to the seasonal change, four prediction units are used to train the prediction model and predict the output of the power station, the effectiveness and accuracy of the proposed algorithm are verified by simulation. The results show that MEA-BP model can effectively reduce the prediction error of BP network model. This study provides a reference for the development of photovoltaic output power prediction methods in China.

Key words: photovoltaic power generation; short-term power prediction; thought evolution; BP neural network