

基于改进蜂群算法优化BP神经网络的 短期光伏功率预测

汤 航, 李 萍, 王 宽, 尚佳炜

(宁夏大学物理与电子电气工程学院, 宁夏 银川 750021)

摘要: 考虑到光伏输出功率具有波动性与随机性的特点, 因此需要对光伏输出功率进行精确的预测以保证电力系统的平稳运行。首先从搜索策略与选择策略两个方面对人工蜂群算法进行改进, 然后用改进的人工蜂群算法求解 BP 神经网络的最优权重矩阵与偏置矩阵, 最后建立改进人工蜂群算法优化 BP 神经网络的预测模型。仿真结果表明, 改进人工蜂群算法优化 BP 神经网络的预测模型相比传统的 BP 神经网络预测模型具有更高的预测准确度。

关键词: 人工蜂群算法; 光伏功率预测; BP 神经网络

Short term photovoltaic power prediction based on BP neural network optimized by improved artificial bee colony algorithm

TANG Hang, LI Ping, WANG Kuan, SHANG Jiawei

(School of Physics, Electronics and Electrical Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China)

Abstract: Considering the volatility and randomness of photovoltaic output power, it is necessary to make accurate predictions of photovoltaic output power to ensure the smooth operation of power system. First, the artificial bee population algorithm is improved from the search strategy and the selection strategy, then the optimal weight matrix and bias matrix of BP neural network are solved by the improved artificial bee population algorithm, and the prediction model of the improved artificial bee population algorithm is established to optimize BP neural network. The simulation results show that the prediction model of optimizing BP neural network by improving artificial bee population algorithm has higher prediction accuracy than the traditional BP neural network prediction model.

Key words: ABC algorithm; photovoltaic power prediction; BP neural network

0 引言

随着新能源发电的逐步发展, 光伏发电在电力系统所占的比例也在逐步攀升。光伏发电不仅能解决化石燃料和其他不可再生能源的枯竭问题, 还能降低碳排放, 是一种高效清洁的发电方式^[1]。但是光伏发电所具有的波动性与随机性的

特点, 使它的输出功率很不稳定, 如果不能精确预测光伏发电的输出功率, 就会给电力系统带来巨大的冲击^[2]。因此光伏发电的功率预测一直是一个重要的课题。本文采用改进的人工蜂群 (Artificial Bee Colony, ABC) 算法优化 BP 神经网络来进行光伏功率预测, 只需要太阳辐射强

宁夏自然科学基金项目 (2021AAC03073)

度、环境温度、环境湿度与风速四个气象数据，就能得到一个较为准确的光伏输出功率。

1 影响光伏发电的气象因素

光伏发电输出功率与太阳辐射强度、环境温度、风速、环境湿度、大气压强和风向等都有关系。如果考虑所有的气象因素，将所有的因素作为改进ABC算法优化BP神经网络模型的输入，会使模型变得复杂，不但影响收敛速度，而且准确度的提升也不明显^[3]。文献[4]表明，太阳辐射强度、环境湿度、环境温度与风速对光伏发电输出功率有较大影响。因此本文只使用太阳辐射强度、环境温度、环境湿度与风速四个气象因素对光伏输出功率进行预测。

1.1 太阳辐射强度对光伏发电的影响

光伏发电就是利用太阳能电池板将太阳能转变为电能的过程。太阳能电池板的输出功率计算公式为

$$P_s = \eta SI[1 - 0.005(T_0 + 25)] \quad (1)$$

式中， η 为光伏阵列的光电转换效率，%； S 为光伏阵列的总面积， m^2 ； I 为光伏阵列接收到的太阳辐射强度， kW/m^2 ； T_0 为太阳能电池板的工作温度， $^{\circ}C$ 。

由式（1）可知，光伏发电输出功率与太阳辐射强度的变化趋势是相同的。太阳辐射强度越大，太阳能电池板能提供的功率也就越高^[5]。

1.2 环境温度对光伏发电的影响

文献[6]表明，温度是改变光伏发电效率最重要的因素之一。环境温度与光伏发电输出功率的变化趋势相同。因为环境温度主要受太阳辐射强度的影响，当太阳辐射强度增加时，环境温度会升高，发电功率也会随之增加；当太阳辐射强度降低时，环境温度会下降，发电功率也随之降低。

1.3 环境湿度对光伏发电的影响

文献[7]表明，环境湿度与光伏发电输出功率的变化趋势是相反的。即环境湿度越低，光伏发电输出功率越高。因为环境湿度与太阳辐射强

度也有较高的相关性，当太阳辐射强度增加时，环境湿度会降低，但是光伏发电功率会提高。

1.4 风速对光伏发电的影响

风速与光伏发电功率是正相关的，风速越大，光伏发电输出功率越大。因为较高的风速可以降低太阳能电池板的表面温度，由式（1）可知， T_0 越小，输出的功率就越大。

2 改进蜂群算法优化BP神经网络的预测模型

2.1 人工蜂群算法

ABC算法是由Karaboga于2005年提出的一种模拟蜜蜂觅食行为的仿生优化算法。ABC算法相比于其他优化算法，其优势在于需要设置的参数少，操作难度低，而且具有很高的搜索效率^[8]。

标准的ABC算法可以划分为三个阶段：引领蜂、跟随蜂与侦察蜂阶段。其中，引领蜂与跟随蜂的数量各占蜂群总数的一半，引领蜂通过反馈当前的蜜源信息来招募跟随蜂对蜜源附近进行搜索。如果引领蜂在蜜源位置探索次数达到了上限还不能发现新的蜜源，那么引领蜂将放弃此蜜源，转换为侦察蜂继续寻找新的蜜源。

ABC算法在求解过程中，蜜源 $i(i=1,2,\dots, NP)$ 为解空间的潜在可行解，其中蜜源的位置可表示为 $X_i=[X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iD}]$ ， NP 为蜜源的数量， D 为可行解空间的维数。蜜源可按式（2）进行初始化

$$X_i^j = X_j^{\min} + r_i^j (X_j^{\max} - X_j^{\min}) \quad (2)$$

$$i=1,2,\dots, NP; j=1,2,\dots, D$$

式中， X_i^j 为第 i 个解的第 j 维； X_j^{\max} 、 X_j^{\min} 为第 j 维解空间的上下限； r_i^j 为 $[0,1]$ 内的随机数。

蜜源的质量用潜在解的适应度表示，计算公式为

$$f_i t_i = \begin{cases} \frac{1}{1+f_i} & f_i \geq 0 \\ 1+|f_i| & f_i < 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中， $f_i t_i$ 为第 i 个蜜源的适应度值； f_i 为待优化问题的目标函数值。

一个蜜源需要对应一个引领蜂，引领蜂根据

式(4)在蜜源附近随机搜索以保证蜂群的多样性

$$V_i^j = X_i^j + \phi_i^j (X_i^j - X_k^j) \quad k \neq i, j \in \{1, 2, \dots, D\} \quad (4)$$

式中, V_i^j 为第 i 个蜜源 X_i 生成的可能解 V_i 的第 j 维; ϕ_i^j 为 $[-1, 1]$ 内的随机数。

以最小化的优化问题为例, 蜜源与可能解之间通过贪婪选择确定迭代方向, 即

$$X_i = \begin{cases} V_i & f_i(V_i) < f_i(X_i) \\ X_i & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

在跟随蜂阶段, 跟随蜂根据式(6)定义的选择概率来选择蜜源, 并按照式(4)来对蜜源附近进行搜索。概率选择公式为

$$P_i = \frac{f_i t_i}{\sum_{i=1}^{NP} f_i t_i} \quad (6)$$

蜜源的适应度值越大, 招募的跟随蜂越多, 局部搜索也越多。跟随蜂搜索产生的解与蜜源之间通过式(5)的贪婪选择策略进行优选。如果蜜源搜索次数达到上限, 则侦察蜂按式(2)产生新的蜜源。

2.2 蜂群算法的改进

(1) 搜索策略优化

在标准的ABC算法中, 引领蜂与跟随蜂都是利用式(4)的方法对蜜源进行随机搜索, 该搜索策略保证了ABC算法良好的全局探索性, 但是局部探索能力却不足, 针对这种不足, 改用式(7)的搜索策略

$$V_i^j = \begin{cases} V_i^j & \phi_i^j < c_r \\ X_j^{\text{Global}} + \beta(X_j^{\text{Global}} - V_i^j) & \phi_i^j \geq c_r \end{cases} \quad (7)$$

式中, β 为属于 $[0, 1.5]$ 之间满足均匀分布的随机数; X_j^{Global} 为全局的最优解; c_r 为交叉系数; V_i^j 为产生的新解^[9]。

(2) 选择策略优化

在传统的ABC算法中, 跟随蜂都是根据式(6)的轮盘赌策略来进行蜜源的选择。在算法求解的过程中, 有些蜜源的适应度非常大, 即产生了超常个体。这些个体的较强竞争力会影响整个种群的多样性, 使得算法提前停止寻优或者过早收敛^[10]。

为了降低这种选择压力对算法的影响, 保持

种群多样性, 采用式(8)计算选择概率

$$P_i = 0.9 + 0.1 \times \frac{f_i t_i}{\max(f_i t_i)} \quad (8)$$

式中, $\max(f_i t_i)$ 为蜜源适应度的最大值。

2.3 改进蜂群算法优化BP神经网络模型

引入ABC算法的目的是为了解决BP神经网络易陷入局部最优的问题。首先根据改进ABC算法求出BP神经网络的最优权重矩阵与偏置矩阵, 然后利用求得的最优权重、偏置矩阵建立BP神经网络预测模型。这样处理可以有效地减少BP神经网络的训练次数。又因为权重矩阵与偏置矩阵都是由改进ABC算法求得的, 有效地避免了BP神经网络自行训练时出现的局部最优解问题, BP神经网络只需要在最优矩阵附近小幅度修正即可。改进ABC算法优化BP神经网络预测模型的流程图如图1所示。

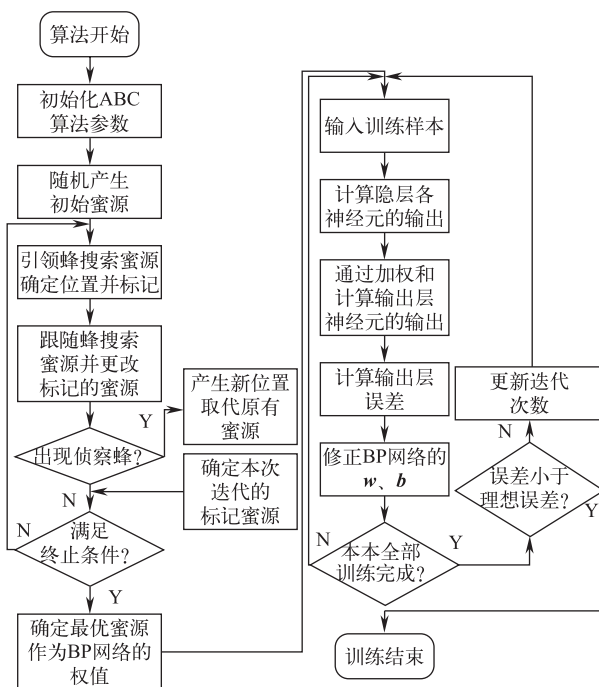


图1 改进ABC算法优化BP神经网络模型流程图

Fig. 1 Improved ABC algorithm to optimize BP neural network model flow chart

3 算例与分析

3.1 数据处理

为了验证改进ABC算法优化BP神经网络预

测模型的功率预测准确度而进行算例仿真。采用澳大利亚爱丽丝泉光伏电站的公开数据。公开数据包含所有的气象数据和发电质量数据。只需要选取太阳辐射强度、环境温度、环境湿度、风速以及功率五列数据。选取2016年8月的数据对预测模型进行训练，然后预测一天之中8:00~17:00整点的功率数据。首先对数据进行归一化处理，归一化不仅能加快梯度下降法求最优解的收敛速度，还能够提高预测的准确度。采用式(9)求得归一化后的数据，部分原始数据以及部分归一化后的数据见表1、表2。

$$X'_i = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (9)$$

式中， X_{\max} 为一列数据中的最大值； X_{\min} 为一列数据中的最小值。

表1 光伏电站部分原始数据

Tab. 1 Original data sheet of photovoltaic power station

时间	环境温度 /℃	环境湿度 (%)	风速 / (m/s)	太阳辐射强度 / (W/m ²)	功率 /kW
8:00	9.061 5	41.163 0	1.604 7	199.242 3	54.873 5
8:15	10.449 2	37.166 0	2.650 8	272.506 9	73.141 2
8:30	11.416 9	34.249 5	2.688 1	341.933 0	89.909 9
8:45	12.036 9	32.713 8	3.870 1	411.497 2	104.304 0
9:00	12.701 8	31.308 3	3.665 3	465.347 6	116.171 8
9:15	13.586 3	29.788 6	2.871 1	502.131 9	127.550 6
9:30	13.879 0	28.661 9	5.086 4	558.329 2	135.418 5
9:45	14.102 4	27.904 9	5.545 3	614.249 0	140.762 1

表2 光伏电站部分归一化数据

Tab. 2 Partial normalized data sheet of photovoltaic power station

样本点	环境温度 /℃	环境湿度 (%)	风速 / (m/s)	太阳辐射强度 / (W/m ²)	功率 / kW
1	0.107 0	0.821 0	0.128 9	0.206 9	0.275 0
2	0.198 8	0.700 1	0.335 9	0.290 6	0.371 4
3	0.262 8	0.611 9	0.343 3	0.370 0	0.459 8
4	0.303 9	0.565 5	0.577 3	0.449 5	0.535 8
5	0.347 9	0.523 0	0.536 7	0.511 1	0.598 4
6	0.406 4	0.477 0	0.379 5	0.553 1	0.658 4
7	0.425 8	0.442 9	0.818 0	0.617 4	0.699 9
8	0.440 5	0.420 0	0.908 9	0.681 3	0.728 1

3.2 参数选择

BP神经网络采用三层的结构，其中输入层有4个神经元，中间层有10个神经元，输出层有1个神经元。根据这样的结构可以得知，BP神经网络的权重矩阵 w 为一个10行4列的矩阵，BP神经网络的偏置矩阵 b 为一个10行1列的矩阵。蜂群算法相关参数分别设置为：初始化种群参数 $N=100$ ，局部搜索次数上限 $L=100$ ，最大迭代次数 $M=1\ 000$ 。本文进行的相关仿真实验，所有代码均采用Anaconda3软件平台编写，开发语言为Python3.8，利用Pytorch搭建BP神经网络模型。

3.3 仿真结果与分析

把仿真实验分为三个对照组：第一组只用BP神经网络；第二组用经典ABC算法优化BP神经网络；第三组用改进的ABC算法优化BP神经网络。

图2为三组预测模型得到的预测结果与真实值之间的关系图。表3为三组预测值与真实值的具体数值。从图2中可以看出，第一组的预测效果最差，第二组的预测效果优于第一组但是劣于第三组，第三组的预测效果最好。根据表3的数据定量分析，用平均绝对值误差（Mean Absolute Error, MAE）为评判标准，第一组的预测值与实际值的MAE为0.065 014，第二组的预测值与实际值的MAE为0.061 461，而第三组的预测值与实际值的MAE仅为0.039 943。第一组的预测准确度为91.107 2%，第二组的预测准确度为91.593 2%，第三组的预测准确度为94.536 5%。综上可知，改进ABC算法优化BP神经网络的预测模型达到了预测准确度更高的目标。

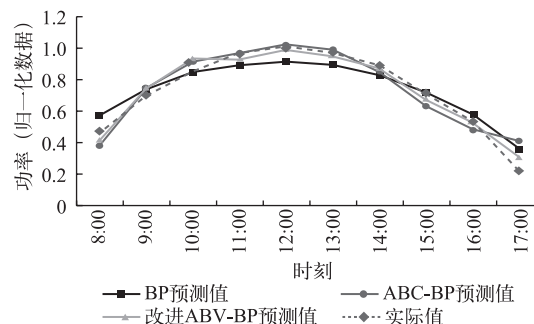


图2 实际值与预测值关系图

Fig. 2 Relationship between actual value and predicted value

表3 三组预测值与实际值

Tab. 3 Three groups of predicted and actual values

时间	第一组 预测值	第二组 预测值	第三组 预测值	实际值
8:00	0.572 7	0.377 3	0.411 9	0.459 8
9:00	0.735 4	0.746 6	0.744 9	0.699 9
10:00	0.848 5	0.920 8	0.940 2	0.851 8
11:00	0.891 2	0.967	0.927 8	0.973 4
12:00	0.914 4	1.022 8	0.995	1.000 0
13:00	0.895 5	0.990 4	0.952 5	0.973 2
14:00	0.825	0.844 9	0.869 5	0.890 7
15:00	0.713 7	0.630 9	0.673 3	0.708 6
16:00	0.576 7	0.481 9	0.532 1	0.536 4
17:00	0.358 9	0.408 9	0.302 9	0.217 1

4 结束语

本文建立了一种改进ABC算法优化BP神经网络的光伏发电功率预测模型,通过对蜂群算法的搜索策略与选择策略进行改进,提高了蜂群算法的解的质量,从而降低了预测数据的平均绝对误差,提高了预测准确度。

参考文献

- [1] 武天雨,王宁.基于多变量灰色模型的光伏短期预测[J].电气应用,2021,40(6):17-23.
- [2] 丁明,王磊,毕锐.基于改进BP神经网络的光伏发电系统输出功率短期预测模型[J].电力系统保护与控制,2012,40(11):93-99,148.
- [3] 何家裕,吴杰康,杨金文,等.基于改进BP神经网络的光伏发电预测模型[J].黑龙江电力,2021,

43(1):1-10.

- [4] 张磊,陈国恩,王跃强.基于相似日重组的分布式光伏电源发电功率预测[J].电气技术,2016,4(2):62-66.
- [5] 侯松宝,王侃宏,石凯波,等.基于相似日和主成分分析的光伏发电系统短期出力预测[J].可再生能源,2018,36(1):15-21.
- [6] 崔杨,成驰,陈正洪.基于数值天气预报的光伏组件温度预测研究[J].太阳能学报,2021,42(5):202-208.
- [7] 赵明智,张丹,宫博,等.沙漠环境对光伏组件的影响研究[J].太阳能学报,2020,41(5):365-370.
- [8] 李文霞,刘林忠,代存杰,等.基于多种群组合策略的改进人工蜂群算法[J].计算机应用,2021,41(11):3113-3119.
- [9] 片锦香,王国辉.蜂群算法的改进及在热膨胀系数优化上的应用[J].机械设计与制造,2021,4(6):187-192.
- [10] 王雅璇,罗建南,罗小桃,等.基于改进人工蜂群算法的主动悬架LQR控制器设计[J].噪声与振动控制,2021,41(3):61-66.

作者简介

汤航(1996—),男,硕士研究生,研究方向为电力系统及通信技术。

(收稿日期:2021-08-20)