

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.210059

基于自适应樽海鞘算法优化 BP 的风光互补 并网发电功率预测

梁恩豪, 孙军伟, 王延峰

(郑州轻工业大学, 河南省信息化电器重点实验室, 河南 郑州 450002)

摘要: 为解决风光互补并网发电功率预测问题, 针对前馈(BP)神经网络容易陷入局部最优而导致预测精度降低的问题, 提出了一种自适应樽海鞘算法(ASSA)优化 BP 神经网络的风光互补并网发电功率预测模型。首先, 在标准的樽海鞘算法(SSA)中引入动态权重策略和变异算子构建 ASSA。其次, 引入 BP 神经网络算法, 构建 BP 神经网络的风光互补并网发电功率预测模型。最后, 通过 ASSA 算法优化 BP 神经网络的权值和阈值, 提出 ASSA-BP 的风光互补并网发电功率预测模型。仿真结果表明, 利用 ASSA-BP 模型预测发电功率数据的相对误差小于 BP 模型预测数据的相对误差。ASSA-BP 和 SSA-BP 的模型平均绝对误差数值更小, ASSA-BP 模型的平均绝对误差最小, ASSA-BP 模型的预测稳定性最强。该预测模型较传统风光互补并网发电功率预测方法有更高的精确度。

关键词: 风光互补并网发电; BP 神经网络; 樽海鞘算法(SSA); 自适应樽海鞘算法(ASSA); ASSA-BP 预测模型

Wind and solar complementary grid-connected power generation prediction based on BP optimized by a swarm intelligence algorithm

LIANG Enhao, SUN Junwei, WANG Yanfeng

(Henan Key Lab of Information-Based Electrical Appliances, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: There is a power prediction problem of wind solar complementary grid connected power generation in that the feedforward (BP) neural network can easily fall into a local optimization, resulting in the reduction of prediction accuracy. Thus an Adaptive Salp Swarm Algorithm (ASSA) optimized BP neural network wind solar complementary grid connected power prediction model is proposed. First, dynamic weight strategy and a mutation operator are introduced into the standard Salp Swarm Algorithm (SSA) to construct the ASSA. Secondly, a BP neural network algorithm is introduced to construct the wind solar complementary grid connected power prediction model. Finally, the weight and threshold of the BP network are optimized by the ASSA algorithm, and the power prediction model is thus proposed. The simulation results show that the relative error of power generation data predicted by the ASSA-BP model is less than that predicted by the BP model. The average absolute error of ASSA-BP and SSA-BP models is smaller, and the average absolute error of ASSA-BP model is the smallest, and the prediction stability of the ASSA-BP model is the strongest. The prediction model has higher accuracy than the traditional wind solar complementary grid connected power prediction method.

This work is supported by Henan Joint Key Project of National Natural Science Foundation of China (No. U1804262).

Key words: wind and solar complementary grid-connected power generation; BP neural network; salp swarm algorithm (SSA); adaptive salp swarm algorithm (ASSA); ASSA-BP prediction model

0 引言

近年来, 风、光发电装机容量快速增长, 推动中国风、光发电可持续健康发展, 成为多方关注的

焦点^[1]。风光互补并网发电站在电力系统中是一个非常庞大而复杂的系统。基于风光互补并网发电功率的预测, 首先考虑到的是风电场和风电功率等因素。基于目前已有的功率预测方法, 国内现在相关的研究还很少。基于优化算法的研究, 人工智能方法利用 BP 神经网络等模式识别算法对风光互补发电的

基金项目: 国家自然科学基金河南联合重点项目(U1804262)

功率进行预测。对于优化 BP 神经网络的仿生算法可以分为两大类: 进化算法^[2]和群体智能算法^[3]。进化算法模仿自然界中的进化概念。在这类算法中, 目前科研人员用的最多的是遗传算法(GA)^[4]。这个算法模拟了达尔文进化论的概念。在遗传算法的思想中, 优化问题是从一组特定的随机解开始的, 通过目标函数对解进行评价后, 根据解的适应度值对解的变量进行修正。由于最佳个体被赋予更高的概率参与改进其他解, 随机的初始解很可能得到改进。目前还有差分进化(DE)^[5]算法、进化策略(ES)^[6]算法、进化规划(EP)^[7-8]算法以及基于生物地理学的优化(BBO)算法等多种进化算法^[9]。群体智能算法是模仿自然界中成群非生物或成群生物的智能算法。例如, 蚂蚁能够在没有集中控制单元的情况下集体保证群体的生存。换句话说, 没有人告诉蚂蚁在哪里以及如何找到食物的来源, 但是它们会通过合作, 在离巢穴很远的地方找到食物。这一类中主要是蚁群优化算法(ACO)^[10]和粒子群优化算法(PSO)^[11-12]。其他目前研究的群智能算法有: 人工蜂群(ABC)算法^[13]、布谷鸟搜索(CS)算法^[14]、萤火虫算法(FA)^[15]、蝙蝠算法(BA)^[16]、灰狼优化算法(GWO)^[17-19]、海豚回声定位算法(DE)^[20]、鲸鱼优化算法(WOA)^[21]、果蝇优化算法(FOA)^[22]及和声搜索算法^[23-24]。

本文的樽海鞘算法(Slep Swarm Algorithm, SSA)^[25]在 2017 年被提出, SSA 采用的结构是链式连接, 群体中分别有群体的领导者和群体的跟随者。目前优化或者改进 SSA 的方法有很多, 比如优化或者改进控制参数 c_1 和 c_2 ^[26-29]。本文利用自适应改进樽海鞘算法(Adaptive Slap Swarm Algorithm, ASSA), 提高算法的全局搜索能力, 丰富了算法的多样性。利用 ASSA 算法与 BP 网络, 以筛选的环境变量为输入变量, 以发电功率为输出变量, 构建出 ASSA-BP 风光互补并网发电的功率预测模型。基于预测结果与 GA-BP 预测模型^[4]、PSO-BP 预测模型^[12]、SSA-BP 预测模型和 BP 预测模型进行对比, 进一步验证了本文预测模型的有效性和适用性。

1 数据采集

本文数据主要来源于“京能能源期电量核对”, 并主要对测量的数据中 14 个指标进行收集。其中, 风光互补的功率作为预测模型的输出因变量, 其他 13 个指标数据为预测模型输入的自变量。上网电量(MWh), 购网电量(MWh), 平均温度(°C), 场用电量, 平均风速(m/s), 日损失电量(MWh), 太阳山第四日限电时间(h), 星能第 5 日限电时间(h), 太阳山第四年限电时间(h), 星能第 5 年限电时间(h), 计划

停运损失电量(MWh), 非计划停运损失电量(MWh)和综合场用电率, 这 13 个指标为输入指标, 发电功率为输出变量。

2 SSA 算法及 BP 神经网络算法

2.1 标准樽海鞘群优化算法

SSA 是 2017 年被 Mirjalili 等提出来的智能群算法。在计算搜索过程中, SSA 群中的领队和跟随者位置不断变化, 可以用数学模型来表示, 如式(1)。

$$X_d^1 = \begin{cases} F_d + c_1((ub_d - lb_d)c_2 + lb_d), c_3 \geq 0.5 \\ F_d - c_1((ub_d - lb_d)c_2 + lb_d), c_3 < 0.5 \end{cases} \quad (1)$$

式中: X_d^1 为第 d 维链中第一个位置; F_d 为第 d 维食物位置; ub_d 为搜索空间的上界; lb_d 为搜索空间的下界; c_1 、 c_2 为 [0,1] 任意数。式(1)中 c_1 、 c_2 、 c_3 是领队和追随者位置的控制系数, c_1 为一个随机的收敛因子, 可以表示为

$$c_1 = 2e^{-\left(\frac{4l}{l_{\max}}\right)^2} \quad (2)$$

式中: l 为当前迭代次数; l_{\max} 为最大迭代次数。

根据牛顿运动定律, 领队和跟随者位置变化如式(3)所示。

$$X_d^m = \frac{1}{2}(X_d^m + X_d^{m-1}), m \geq 2 \quad (3)$$

式中: X_d^m 为更新后第 d 维的位置; X_d^{m-1} 为更新前第 d 维的位置。

通过不断计算和更新算法的适应度值, 可以更新群体的领导者和追随者的位置, 直到满足初始最优条件或所有适应度值的最优值。

2.2 BP 神经网络

BP 神经网络是通过循环不断对权值、阈值进行更新, 直到达到初始设置计算误差的最小值或者达到初始设定的总训练次数。其过程如下。

1) 参数初始化。将 BP 神经网络的输入层、隐含层和输出层的节点数分别设为 m 、 q 和 l , 然后设置各神经元之间的权值和阈值。

2) 正向传播算法。BP 神经网络的隐含层的输出如式(4)所示。

$$H_i = f\left(\sum_{j=1}^m \omega_{ij} - a_i\right), i = 1, 2, \dots, q \quad (4)$$

式中: H 为隐含层输出; i 、 j 分别为输入层、隐含层; ω_{ij} 为输入层与隐含层连接权值; a 为隐含层阈值; f 为隐含层激励函数。

输出层的输出如式(5)所示。

$$O_k = \sum_{i=1}^q H_i \omega_{ki} - b_k, k=1,2,\dots,L \quad (5)$$

式中： O_k 为输出层输出； b_k 为输出层阈值； ω_{ki} 为隐含层与输出层连接权值。

3) 输出 O_k 与期望 y'_k 的误差如式(6)所示。

$$e_k = y'_k - O_k, k=1,2,\dots,L \quad (6)$$

式中， e_k 为第 k 个节点输出与期望的误差。

4) 权值、阈值的更新如式(7)一式(10)所示。

$$\omega_{ij} = \omega_{ij} + \eta H_i (1 - H_i) x_j \sum_{k=1}^L \omega_{ki} e_k, j=1,2,\dots,M \quad (7)$$

$$\omega_{ki} = \omega_{ki} + \eta H_i e_k, i=1,2,\dots,q; k=1,2,\dots,L \quad (8)$$

$$a_i = a_i + \eta H_i (1 - H_i) x_j \sum_{k=1}^L \omega_{ki} e_k, j=1,2,\dots,M \quad (9)$$

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

式中， η 为学习效率。

5) 返回步骤 2)，当输出的误差小于设定的误差时，结束计算。否则循环以上过程，直到 BP 神经网络输出的误差小于初始设定的误差，终止计算。

3 改进樽海鞘优化 BP

3.1 改进 SSA 算法(ASSA)

3.1.1 自适应变异

本文改进 SSA 算法(ASSA)的主要思想是交叉变异，属于 DE 算法中的一部分。在 SSA 算法中引入变异算子。因此，ASSA 算法可以增强种群的多样性，提高 SSA 算法的全局搜索能力，避免 SSA 算法陷入局部最优。ASSA 算法的基本思想是在每次位置更新后以一定的概率重新初始化。伪代码为

```

if rand>0.8
    x(i,:) = rands(1,D);
end
    
```

其中： $rand$ 表示(0, 1)之间的任意数； $x(i, :)$ 表示在第 i 个粒子时的所有维空间位置。

3.1.2 动态权重

为了解决软件开发能力弱、收敛速度慢的问题，在标准 SSA 算法的基础上引入了非线性动态权重策略(NDSW)。NDSW 的引入将提高 SSA 算法的全局搜索性能，提高 SSA 算法的局部开发性能，从而提高 SSA 算法的约束速度。改进的 SSA 算法(ASSA)的动态权重可以描述为

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times \left(\frac{l}{l_{\max}}\right)^i \quad (11)$$

式中： ω_{\max} 为权值的最大值； ω_{\min} 为权值的最小值。

在 SSA 模型中最大权重设置为 $\omega_{\max} = 1$ ，最小

权重设置为 $\omega_{\min} = 0.001$ 。改进后领导者的位置变化公式为

$$X_d^1 = \begin{cases} \omega F_d + c_1 ((ub_d - lb_d) c_2 + lb_d), c_3 \geq 0.5 \\ \omega F_d - c_1 ((ub_d - lb_d) c_2 + lb_d), c_3 < 0.5 \end{cases} \quad (12)$$

在标准的 SSA 中引入动态权重策略和变异算子，从而 ASSA 算法被提出。

3.2 ASSA-BP 算法

根据 BP 神经网络的特点，选取偏差较大的初值时，实验的训练时间将会延长，降低预测精度，出现局部极小。针对出现的问题，基于 ASSA 算法对 BP 神经网络在初始状态下的权值和阈值进行优化，构建出 ASSA-BP 预测模型。建立训练模型的步骤如图 1 所示。

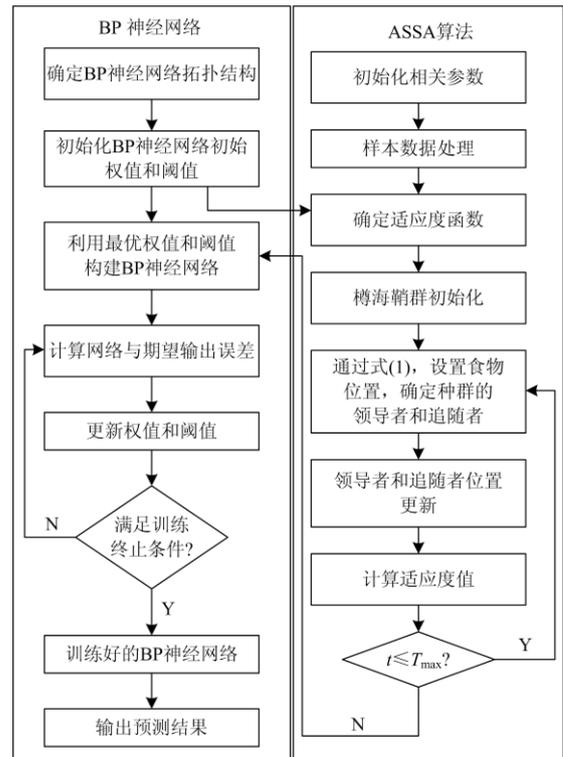


图 1 ASSA-BP 神经网络流程图

Fig. 1 Flowchart of ASSA -BP neural network

由于变量的单位不一致，所以进行源数据归一化处理。选“京能能源期电量核对”数据中 65 组为训练数据、25 组为测试数据。选取式(13)作为适应度函数。

$$F_{\text{Fitness}} = \frac{1}{Z} \sum_{s=1}^Z (y_s - y'_s)^2 \quad (13)$$

式中： Z 表示训练样本数； y_s 表示网络模型输出值； y'_s 表示实际输出值。

当适应度函数的值达到初始值的最大值时, 即为最优适应度值。利用 ASSA 优化的初始权值和阈值作为 BP 神经网络的权值和阈值进行数据训练, ASSA-BP 风光互补并网发电功率预测模型被建立。

图 2 为 ASSA-BP 神经网络参数寻优过程的曲线图。ASSA 算法迭代次数为 12 左右, 寻优结果慢慢稳定, 最优的适应度值为 8.209×10^3 。

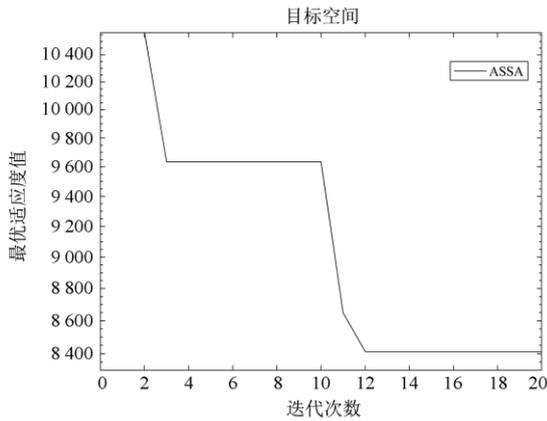


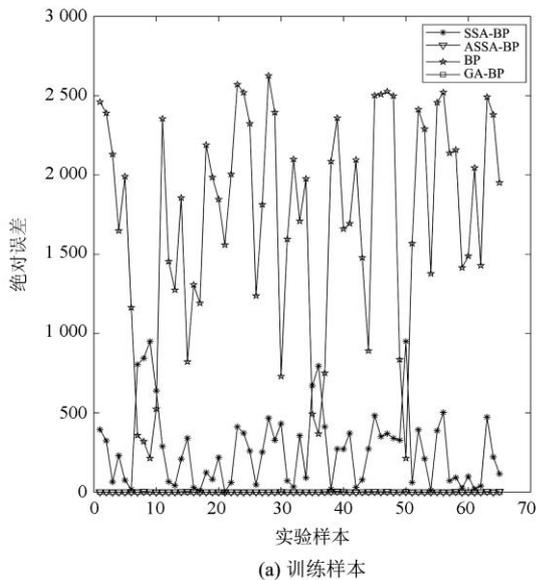
图 2 ASSA-BP 神经网络参数寻优曲线

Fig. 2 Parameter optimization curve of ASSA-BP

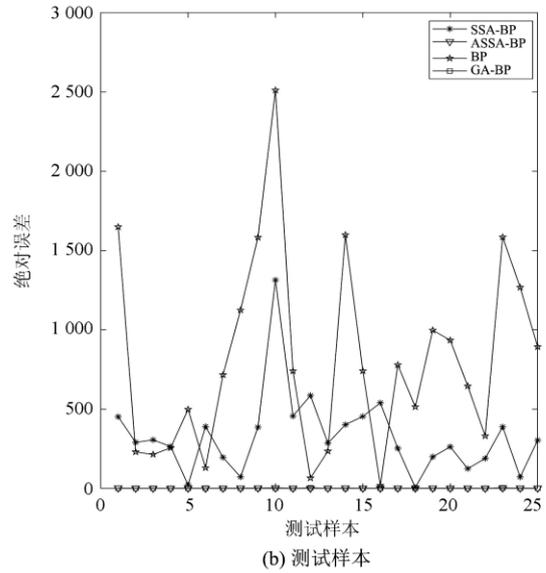
4 模型试算与分析

4.1 模型试算

利用 90 组风能-太阳能混合并网发电样本数据建立模型。其中, 随机的 65 组数据作为模型的训练数据, 剩余的 25 组样本数据作为测试数据, 对风能-太阳能混合发电模型的预测结果进行检验。为了比较不同模型的预测结果, 在输入数据一致的前提下, 实验结果如图 3 和图 4 所示。



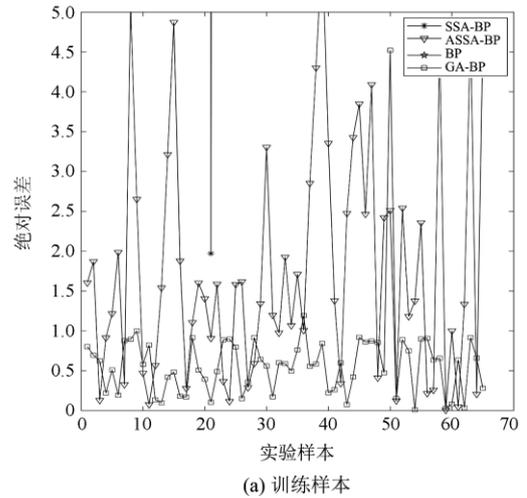
(a) 训练样本



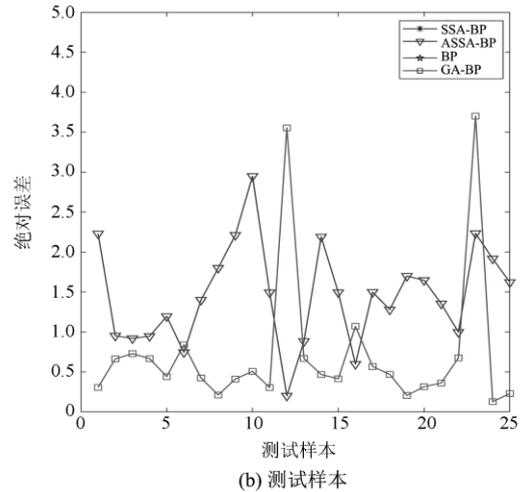
(b) 测试样本

图 3 4 个模型预测输出对比图

Fig. 3 Comparison of prediction output of four models



(a) 训练样本



(b) 测试样本

图 4 4 个模型预测输出对比图(小区间)

Fig. 4 Comparison of prediction output of four models (inter-cell)

从图 3 和图 4 可以看出, ASSA-BP 和 GA-BP 模型的绝对误差小于其他预测模型。图 3 和图 4 不能定量地反映 4 种模型的预测精度, 只能进行定性分析和粗略判断。因此, 为了评估构建的 4 个模型, 本实验需要做各模型的误差分析。

4.2 模型误差分析

为了更好地了解模型的误差, 比较了 4 种模型的相对误差, 如图 5 和图 6 所示。ASSA-BP 模型的相对误差小于 GA-BP 模型、SSA-BP 模型和 BP 模型。其中, ASSA-BP 模型预测数据的相对误差最小, BP 模型的相对误差最大, GA-BP 预测模型和 SSA-BP 预测模型的相对误差略小于 BP 预测模型。为了进一步比较 4 种模型的预测精度, 分别计算了 4 种模型的平均绝对误差、平均绝对误差方差和平均相对误差, 见表 1。

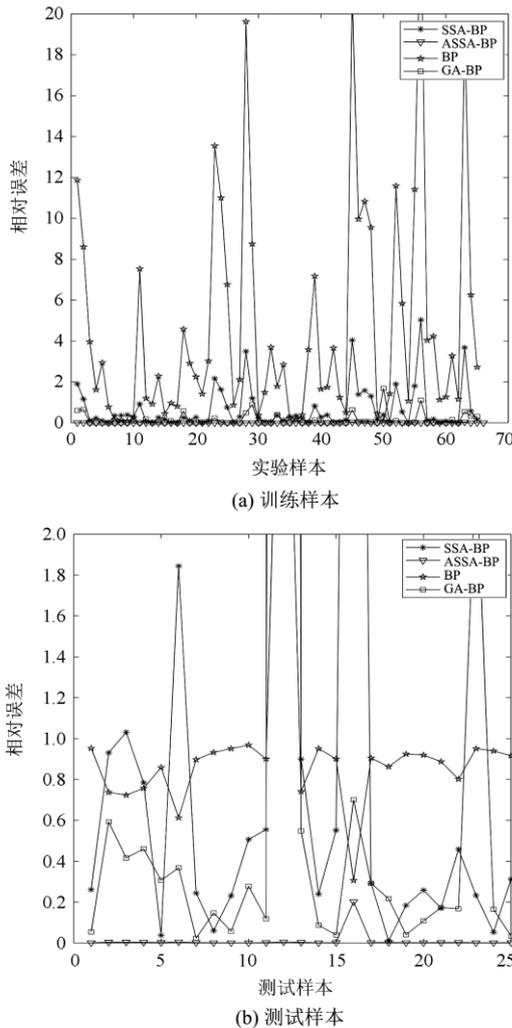


图 5 4 个模型预测误差比较图

Fig. 5 Comparison of errors of prediction of four models

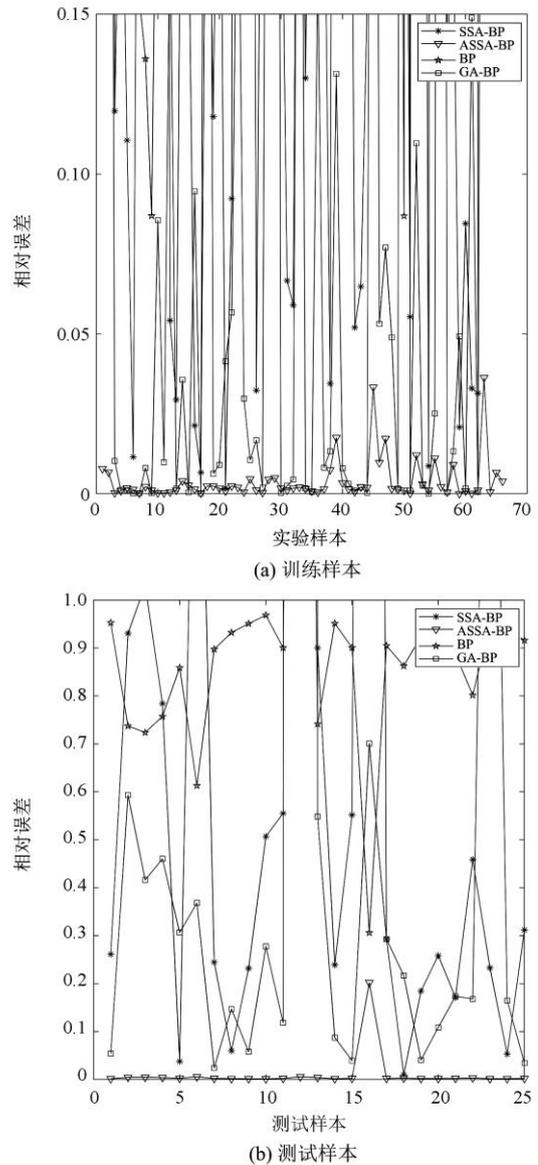


图 6 4 个模型预测误差比较图(小区间)

Fig. 6 Comparison of errors of prediction of four models (inter-cell)

表 1 预测结果评价对比

Table 1 Comparison of forecast results evaluation

算法类型	绝对误差 平均值	绝对误差方差	相对误差 平均值
BP	8.10×10^2	3.838×10^5	0.969 116
GA-BP	$5.086 6 \times 10^2$	1.659×10^6	13.422 491
SSA-BP	328.369 3	$6.622 3 \times 10^4$	2.159 4
ASSA-BP	1.458 096 8	0.386 631	0.010 622 2

从表 1 中可知, GA-BP 模型的相对误差最大, 其次是 SSA-BP。BP 算法的相对误差大于 ASSA-BP 模型, ASSA-BP 预测模型的精度最高。ASSA-BP

模型的平均绝对误差最小, BP 模型的平均绝对误差最大。BP、GA-BP 和 SSA-BP 的绝对误差的方差比 ASSA 的绝对误差的方差大。绝对误差平均值和绝对误差的方差说明了 ASSA-BP 模型的预测稳定性最强, 比 BP、GA-BP 和 SSA-BP 预测模型更稳定。其中, ASSA-BP 预测模型最好, BP 预测模型最差。

5 结论

目前为止, 有很多的群智能方法被学者提出。BP 神经网络具有很强的拟合能力, 适合于风光互补发电功率系统中内部复杂机理的应用。由于 BP 神经网络具有非平稳性和随机性, 使得高精度风力发电难以预测。本文提出了一种自适应樽海鞘算法 (ASSA) 优化 BP 神经网络的风光互补并网发电功率预测模型。在标准的樽海鞘算法 (SSA) 中引入动态权重策略和变异算子, ASSA 优化算法被建立。

通过 4 种模型的仿真实验结果可知, GA-BP 模型的相对误差最大, 其次是 SSA-BP。BP 算法的相对误差大于 ASSA-BP 模型, ASSA-BP 预测模型的精度最高。ASSA-BP 模型的平均绝对误差较小, BP 模型的平均绝对误差最大。BP、GA-BP 和 SSA-BP 的绝对误差的方差比 ASSA 的绝对误差的方差大。绝对误差平均值和绝对误差的方差说明了 ASSA-BP 模型的预测稳定性最强。其中, ASSA-BP 预测模型最优, BP 预测模型效果较差。本文所提 ASSA-BP 模型具有更高的风光互补发电功率预测精度, 为风光互补并网发电厂提供可靠的功率预测。

参考文献

- [1] 王子琳, 鲁玺, 庄明浩, 等. 中国三北地区风—光互补发电系统空间优化研究[J]. 全球能源互联网, 2020, 3(1): 97-104.
WANG Zilin, LU Xi, ZHUANG Minghao, et al. Spatial optimization of wind-PV hybrid energy systems for the three-north region in China[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2020, 3(1): 97-104.
- [2] SLOWIK A, KWASNICKA H. Evolutionary algorithms and their applications to engineering problems[J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(16): 12363-12379.
- [3] AGGARWAL A, KUMAR M, RAWAT T K. Design of digital differentiator using the L₁-method and swarm intelligence-based optimization algorithms[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2019, 44(3): 1917-1931.
- [4] GUO K, YANG M, ZHU H. Application research of improved genetic algorithm based on machine learning in production scheduling[J]. Neural Computing and Applications, 2019(1): 1-12.
- [5] 李国华, 李文悍. 基于差分进化算法的逆变器 SHEPWM 方法的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(17): 32-38.
LI Guohua, LI Wenhan. Research on the SHEPWM technique applied to inverter based on differential evolution algorithms[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(17): 32-38.
- [6] 李福东, 曾旭华, 魏梅芳, 等. 基于聚类分析和混合自适应进化算法的短期风电功率预测[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(22): 151-158.
LI Fudong, ZENG Xuhua, WEI Meifang, et al. Short-term wind power forecasting based on cluster analysis and a hybrid evolutionary-adaptive methodology[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(22): 151-158.
- [7] 刘雨梦, 陈皓勇, 黄龙, 等. 基于多群体协同进化的电力市场均衡模型[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(10): 38-45.
LIU Yumeng, CHEN Haoyong, HUANG Long, et al. Equilibrium model of electricity market based on multi-swarm co-evolution[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(10): 38-45.
- [8] GARFIELD Z H, HUBBARD R, HAGEN E H. Evolutionary models of leadership: tests and synthesis[J]. Human Nature, 2019, 30(1): 1-36.
- [9] ZHAO F, DU S, ZHANG Y, et al. Hybrid biogeography-based optimization with enhanced mutation and CMA-ES for global optimization problem[J]. Service Oriented Computing and Applications, 2020, 14(1): 65-73.
- [10] SOLANKI V K, LUONG V N, CUONG N H H. Fragmentation in distributed database design based on ant colony optimization technique[J]. International Journal of Information Retrieval Research, 2019, 9(2): 28-37.
- [11] ABBAS F, JAWDAT L, HUMOD A. Integrating particle swarm optimization and Routh-Hurwitz's theory for controlling grid-connected LCL-filter converter[J]. International Journal of Intelligent Engineering and Systems, 2020, 13(4): 102-113.
- [12] 魏家柱, 潘庭龙. 基于改进粒子群优化算法的负荷分配方法研究 [J/OL]. 电测与仪表:1-7[2021-11-17]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20201123.1830.020.html>.
WEI Jiazhu, PAN Tinglong. Research on load distribution method based on improved particle swarm optimization algorithm[J/OL]. Electrical Measurement & Instrumentation:1-7[2021-11-17]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20201123.1830.020.html>.

- [13] 李欣悦, 李凤婷, 尹纯亚, 等. 直流双极闭锁故障下送端系统暂态过电压计算方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(1): 1-8.
LI Xinyue, LI Fengting, YIN Chunya, et al. Calculation method of transient overvoltage in sending end system under DC bipolar blocking fault[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(1): 1-8.
- [14] RUKMANI D K, THANGARAJ Y, SUBRAMANIAM U, et al. A new approach to optimal location and sizing of DSTATCOM in radial distribution networks using bio-inspired cuckoo search algorithm[J]. Energies, 2020, 13(18).
- [15] AJAYAN S, SELVAKUMAR A I. Implementation of Firefly algorithm in optimal sizing of proton exchange membrane fuel cell-battery hybrid locomotive[J]. International Journal of Renewable Energy Research, 2020, 10(2): 614-624.
- [16] LIN C C, DENG D J, SUWATCHARACHAITIWONG S, et al. Dynamic weighted fog computing device placement using a bat-inspired algorithm with dynamic local search selection[J]. Mobile Networks and Applications, 2020, 25(5): 1805-1815.
- [17] TOLOUEI K, MOOSAVI E. Production scheduling problem and solver improvement via integration of the grey wolf optimizer into the augmented Lagrangian relaxation method[J]. SN Applied Sciences, 2020, 2(12): 1-12.
- [18] SUBRAMANIAN P, SAHAYARAJ J M, et al. A hybrid grey wolf and crow search optimization algorithm-based optimal cluster head selection scheme for wireless sensor networks[J]. Wireless Personal Communications, 2020, 113(2): 905-925.
- [19] LIAO K, WU Y, MIAO F, et al. Using a kernel extreme learning machine with grey wolf optimization to predict the displacement of step-like landslide[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2020, 79(2):673-685.
- [20] PAZHANIRAJA N, SOUNTHARRAJAN S. High utility itemset mining using dolphin echolocation optimization[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2020(1): 1-14.
- [21] SATHYA M. A search space enhanced modified whale optimization algorithm for feature selection in large-scale microarray datasets[J]. Indian Journal of Science and Technology, 2020, 13(42): 4396-4406.
- [22] RUBY B, PRITI M, PIYUSH K S, et al. Implementation of fruit fly optimization algorithm (FFOA) to escalate the attacking efficiency of node capture attack in wireless sensor networks (WSN)[J]. Computer Communications, 2020, 149: 134-145.
- [23] GHIASI R, GHASEMI M R. Feature selection in structural health monitoring big data using a meta-heuristic optimization algorithm[J]. Journal of Computational Methods in Engineering, 2020, 39(1): 1-27.
- [24] RENUGADEVI T, GEETHA K, MUTHUKUMAR K, et al. Energy-efficient resource provisioning using adaptive harmony search algorithm for compute-intensive workloads with load balancing in datacenters[J]. Applied Sciences, 2020, 10(7).
- [25] MIRJALILI S, GANDOMI A H, MIRJALILI S Z, et al. Salp swarm algorithm: a bio-inspired optimizer for engineering design problems[J]. Advances in Engineering Software, 2017, 114(6): 163-191.
- [26] FARIS H, MAFARJA M, HEIDARI A, et al. An efficient binary salp swarm algorithm with crossover scheme for feature selection problems[J]. Knowledge-Based Systems, 2018, 154: 43-67.
- [27] SAYED G I, KHORIBA G, HAGGAG M H. A novel chaotic salp swarm algorithm for global optimization and feature selection[J]. Applied Intelligence, 2018, 48(10): 3462-3481.
- [28] 杨博, 钟林恩, 朱德娜, 等. 部分遮蔽下改进樽海鞘群算法的光伏系统最大功率跟踪[J]. 控制理论与应用, 2019, 36(3): 339-352.
YANG Bo, ZHONG Lin'en, ZHU Dena, et al. Modified salp swarm algorithm based maximum power point tracking of power-voltage system under partial shading condition[J]. Control Theory & Applications, 2019, 36(3): 339-352.
- [29] MOHAMMED H Q, HANY M H, SAAD A. Enhanced salp swarm algorithm: application to variable speed wind generators[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2018, 80: 82-96.

收稿日期: 2021-01-16; 修回日期: 2021-10-13

作者简介:

梁恩豪(1995—), 男, 硕士研究生, 研究方向为大数据;
E-mail: enhaoliang_edu@163.com

孙军伟(1984—), 男, 博士, 教授, 研究方向为智能算法及数据处理; E-mail: junweisun@yeah.net

王延峰(1973—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 研究方向为仿生计算和数据处理。E-mail: yanfengwang@yeah.net

(编辑 魏小丽)