

# 基于IBAS-BP神经网络的风功率预测

掌旭, 刘文超, 徐世龙, 邹邦柱, 吴昊, 修唯, 张煜

沈阳嘉越电力科技有限公司, 辽宁 沈阳

收稿日期: 2023年1月10日; 录用日期: 2023年1月17日; 发布日期: 2023年2月15日

## 摘要

风电功率预测精度对风电场调度有着重要意义。针对目前预测方法中模型预测精度不高且训练速度较慢等问题, 提出一种改进天牛须算法优化神经网络参数的短期风电功率预测模型。采用群体寻优的方式改进BAS算法, 并在信息选取利用时提出精英个体概念, 对现有精英个体继续进行寻优, 从而改善了原始模型在权重更新的过程中易出现局部极值的问题。

## 关键词

风电功率预测, BP神经网络, 改进天牛须算法, 鲸鱼算法

# Wind Power Prediction Based on IBAS-BP Neural Network

Xu Zhang, Wenchao Liu, Shilong Xu, Bangzhu Zou, Hao Wu, Wei Xiu, Yu Zhang

Shenyang Jiayue Electric Power Technology Co., LTD, Shenyang Liaoning

Received: Jan. 10<sup>th</sup>, 2023; accepted: Jan. 17<sup>th</sup>, 2023; published: Feb. 15<sup>th</sup>, 2023

## Abstract

Wind power prediction accuracy is of great significance to wind farm schedule. Aiming at the problems of low prediction accuracy and slow training speed in current prediction methods, a short-term wind power prediction model based on improved beetle antennae algorithm to optimize neural network parameters is proposed. The BAS algorithm is improved by using the method of group optimization, and the concept of elite individual is proposed in the process of information selection and utilization. The existing elite individuals continue to be optimized, thus improving the problem that the original model is prone to local extremum in the process of weight update.

文章引用: 掌旭, 刘文超, 徐世龙, 邹邦柱, 吴昊, 修唯, 张煜. 基于IBAS-BP神经网络的风功率预测[J]. 电力与能源进展, 2023, 11(1): 1-7. DOI: 10.12677/aepe.2023.111001

## Keywords

Wind Power Prediction, BP Neural Network, IBAS, WOA

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

当前风能以其储量的丰富性，能源的清洁性而日渐成为主要发展的新能源。但风的随机性和间歇性特征会对风电的大力发展产生阻碍。因此，对风电功率的精准预测显然愈加重要。文献[1]针对传统 BP 神经网络在遇到梯度较平缓的情况时，存在解更新的速率较慢，极易进入局部最优值的弊端，采用 SSA 对传统的 BP 神经网络进行优化，给出了一种基于 SSA-BP 神经网络的短期风功率预测模型。文献[2]将局部特性分解、样本熵和人工改进鲸鱼算法核极限学习机融合在一个模型中以实现短期风电出力的区间预测，通过各种模型的自有优势去优化其他模型，取长补短。实验仿真表明，该模型能实现较好的风电区间预测。文献[3]提出一种包含卷积神经网络和长短期记忆网络的 CNN-LSTM 深度神经网络模型。利用主成分分析法对气象数据进行处理，将多个相关变量转换为几个不相关的综合变量；然后将处理过的气象数据和选定的历史风功率数据输入到 CNN-LSTM 网络中，进行训练，优化模型参数，最后实现对风功率的短期预测。

针对目前预测方法中模型预测精度不高且训练速度较慢等问题，本文对影响风机输出功率的因素进行了探究，将对输出功率影响较大的因素作为预测模型的输入，构建了 IBAS-BP 预测模型。依托宁夏某风电场历史运行数据，将本文提出的 IBAS-BP 模型与传统 BP 模型、WOA-BP 模型一同进行仿真验证。

## 2. BP 神经网络

BP 神经网络提出较早，在基本理论和模型应用上均有较多研究可供参考，其依靠信息前向传播、误差后向传播的特殊机制对模型进行训练，其强大的学习能力及泛化能力在各类领域中得到了广泛的应用 [4] [5]。

BP 神经网络模型具有一定的预测能力，但其预测值对比真实值离散程度较大，虽在某些区间能够达到良好的预测效果但因其算法本身存在的一些缺陷，整体预测性能较差，主要体现在：

- 1) 网络收敛速度较慢；
- 2) 过度依赖样本数据；
- 3) 易陷入局部极值。

综合 BP 神经网络以上几点缺陷，本文将采用 WOA 算法、IBAS 算法对 BP 网络的初始权重取值区间进行最优选取。

## 3. 改进天牛须算法优化 BP 神经网络

### 3.1. 改进天牛须算法

天牛须搜索算法是一类仿照天牛觅食行为模式构建的新型仿生算法。传统 BAS 算法中为单只天牛的寻优过程，区别于其他搜索算法的群体模型，因此该算法所需参数较少，计算速度快，操作起来复杂度

较低。但这一优势也有一些弊端，个体寻优速度慢，且能力有限。对于多变量的复杂目标函数，算法结果易出现局部最优，削弱优化效果，降低算法精度[6] [7]。因此，本文采用群体寻优的方式改进BAS算法，并在信息选取利用时提出精英个体概念，对现有精英个体继续进行寻优。且对其更新步长也提出一种改进方式，有效避免了算法结果出现局部最优的情况，提升其收敛速度，改善其寻优能力。

BAS算法一般为随机搜索，假设其初始搜索方向为：

$$\vec{b} = \frac{rnd(d,1)}{\|rnd(d,1)\|} \quad (1)$$

式中，随机函数  $rnd(\cdot)$  的输出数值范围为  $[-1,1]$ ， $d$  为变量维数。

天牛的位置信息基于其左右两触须的位置，若将其左右触须空间位置记为：

$$\begin{cases} x'_l = x^t + h^t \cdot \vec{b} \\ x'_r = x^t - h^t \cdot \vec{b} \end{cases} \quad (2)$$

式中， $x'_l$ 、 $x'_r$  是某一时刻  $t$  下天牛须左右两触须所处坐标值， $x^t$  是该状态下天牛所处坐标， $h^t$  意为其触须长度此时的数值。设左侧触须感知到的气味值为  $f(x'_l)$ ，则右侧为  $f(x'_r)$ ， $f(\cdot)$  表示适应度函数。则天牛位置坐标用式(3)计算：

$$x^{t+1} = x^t - \delta^t \cdot \vec{b} \cdot \text{sign}(f(x'_l) - f(x'_r)) \quad (3)$$

其中， $t$  时间点的更新步长为  $\delta^t$ ， $\text{sign}(\cdot)$  是一种符号函数。

矩阵  $P$  代表含  $n$  个个体天牛的群体：

$$P = \begin{bmatrix} p_{1,1} & p_{1,2} & \cdots & p_{1,m} \\ p_{2,1} & p_{2,2} & \cdots & p_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n,1} & p_{n,2} & \cdots & p_{n,m} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中， $m$  为待优化目标函数的变量种类。天牛种群中每只天牛的适应度值为：

$$F_X = \begin{bmatrix} f_{x_1} \\ f_{x_2} \\ \vdots \\ f_{x_n} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中， $f_{x_i}$  ( $1 \leq i \leq n$ ) 代表了天牛群体  $P$  中第  $i$  只天牛的个体适应度。对于天牛群体中的精英种群表示为：

$$E = \begin{bmatrix} e_{1,1} & e_{1,2} & \cdots & e_{1,m} \\ e_{2,1} & e_{2,2} & \cdots & e_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{n',1} & e_{n',2} & \cdots & e_{n',m} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中，当前的每一精英个体作为矩阵的一个行向量，当前所有的精英个体为  $n'$ 。因此精英群体的适应度为：

$$F_E = \begin{bmatrix} f_{e_1} \\ f_{e_2} \\ \vdots \\ f_{e_{n'}} \end{bmatrix} \quad (7)$$

则精英天牛群中第  $i$  只天牛的适应度为  $f_{e_i}$  ( $1 \leq i \leq n'$ )。

步长选择是 BAS 算法中一重要参数，步长设定过大或过小均可能使算法的寻优结果陷入局部极值，因此考虑上述问题，采用变步长计算公式，使其逐步减小。搜寻前期步长稍大可粗略确定寻优范围，加快收敛速度，后期则改用小步长提升寻优精度。针对天牛触须长度同样考虑上述问题，结合式(1)~(3)，则二者的更新规则如下：

$$h' = r_h \cdot h^{t-1} + 0.01 \tag{8}$$

$$\delta' = r_\delta \cdot \delta^{t-1} \tag{9}$$

式中，须长及步长以及其对应的更新参数  $r_h$ 、 $r_\delta$  要在目标函数的参数范围内设定。

### 3.2. 改进天牛须算法优化 BP 神经网络

BP 网络的权重调整依赖于其初始取值，在初始值的一定跨度内进行寻优，寻优结果直接影响着最后的网络输出。而采用天牛须算法结合 BP 神经网络共同作用，能够很好改善以上问题，并提升 BP 算法的预测精度及模型学习效果。IBAS-BP 神经网络的工作流程如图 1。

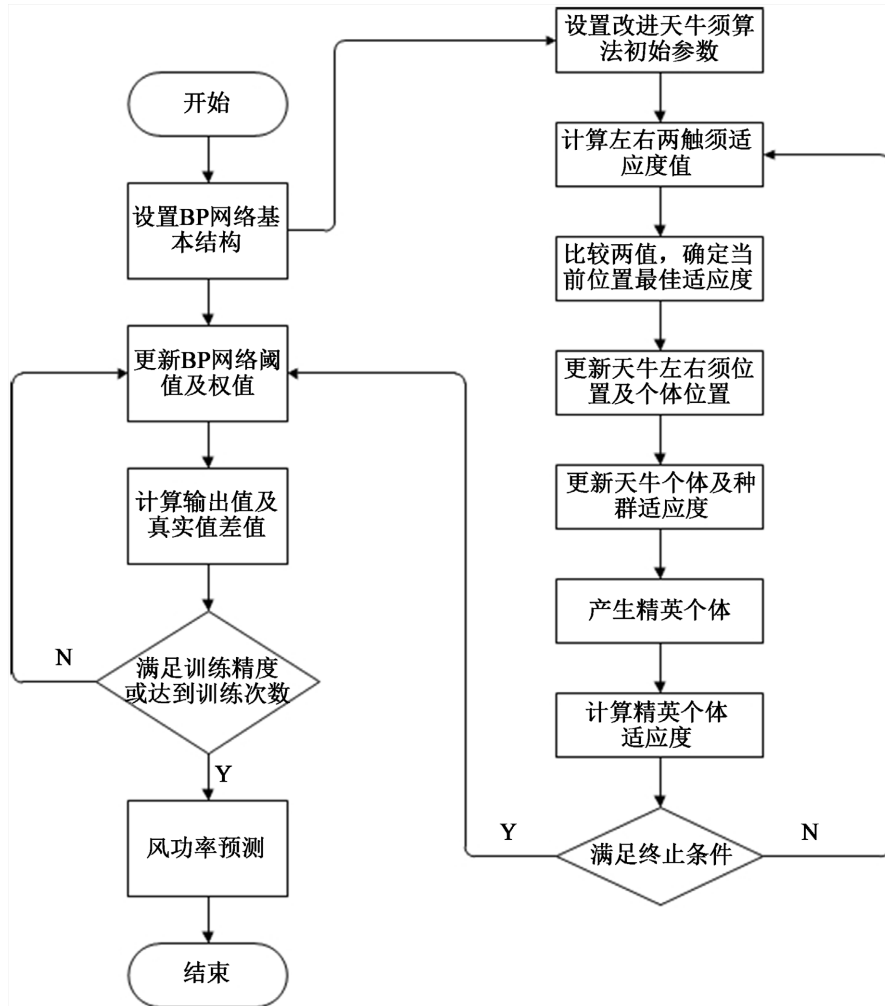


Figure 1. IBAS optimized BP neural network work flow chart

图 1. 改进天牛须优化 BP 神经网络工作流程图

改进的天牛须算法中精英种群及其个体的适应度和天牛群体一同更新，因此精英个体都是当下种群中最优的  $n'$  个。IBAS 算法中的精英个体按其适应度值由小至大排序，而排序越前其优化能力越好。天牛种群仅参考与其排名相对应的精英个体选择自己的下一位置，由此处于第一位的个体总能更新至当下最优位置。该改进方式使算法总能在当下最优解周围寻优，使传统 BP 神经网络采用的梯度下降参数更新模式易得到局部极值的问题得到了有效的规避。

## 4. 风功率预测模型搭建与对比分析

### 4.1. BP 神经网络构建

BP 神经网络需要预设网络的隐含层个数、每一层所对应的神经元节点数以及各层间的连接权重。本文采用单隐藏层网络，因此隐含层数为 1。各层的神经元节点数需参考样本数据的对象种类及数据集容纳的数据量。对于输入层上神经元节点的数量，采用实验用数据样本中的输入变量个数，样本预测对象的种类为网络输出层神经元节点的数量。则 BP 网络权值、阈值数量计算如下：

$$N_q = n_{input} \cdot n_{hide} + n_{hide} \cdot n_{output} \quad (10)$$

$$N_y = n_{hide} + n_{output} \quad (11)$$

式中，权值数有个，阈值数有个；输入层神经元个数时，隐藏层神经元个数时，输出层神经元个数是。

$$n_{hide} = \sqrt{n_{output} + n_{input}} + \alpha \quad (12)$$

$$n_{hide} = \sqrt{n_{output} \cdot n_{input}} \quad (13)$$

$$n_{hide} = 2n_{input} + 1 \quad (14)$$

式中，调节系数  $\alpha \in [0,10]$ 。

隐藏层神经元的个数设置过多或过少可能增加网络训练时间及难度或使网络学习不充分而降低模型预测精度。本文欲选定一数量范围，多次实验设定较为恰当的神元节点数值。式(12)~(14)为几种隐藏层神经元数量的计算方式。将几种计算结果的网络分别进行训练并对输出结果比较分析后设定较为合适的隐藏层神经元节点数。

网络中隐藏层与输入层的激励关系采用  $\text{tansing}$  函数表达，输出层与隐藏层间的激励关系用函数  $\text{purelin}$  表达，其计算公式如下：

$$f_{\text{tansing}} = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (15)$$

$$f_{\text{purelin}} = x \quad (16)$$

IBAS 算法中天牛左右须间的距离，原始天牛步长，步长更新系数，迭代次数，天牛种群数量为 20。

因要预测的对象为当日风电输出功率，所用输出层节点数设为 1。隐藏层节点个数经多次实验最终选择式 5 的计算方式，设定为 11。BP 网络的期望误差  $\varepsilon$  设为 0.001，学习率为 0.05，迭代终止次数为 10,000。

### 4.2. IBAS-BP 算法与 WOA-BP 算法及 BP 算法的对比

WOA 算法是受到鲸鱼捕食行为启发而提出的一种群体优化算法，BP 神经网络对模型输入的映射能力很强，但其本身的输出精度受到多种因素的影响。鲸鱼算法所兼具的全局搜索能力以及局部寻优能力能够有效的提升 BP 算法的预测精度及模型学习效果[8]。

本文利用 MATLAB 软件完成对文中提出的功率预测模型可行性的验证，采用和原始的 BP 神经网络

预测模型结果进行对比的形式，证明改进后的预测模型在输出结果上更贴合实际情况并判断哪种改进模型效果更好。实验数据选用宁夏某风电场的历史运行数据，每 15 min 进行一次数据记录其中包含采样时间时的风机发出功率、环境温度、风向余弦值、空气湿度以及实时风速。时间长度为 31 天，其中包含 30 个训练日和一个预测日，共计 2976 组数据。选取其中的 2880 组数据输入网络进行模型训练，余下的 96 组数据则用于检验模型训练是否达标，构建 WOA-BP 模型以及 IBAS 结合 BP 网络的预测模型，对未来一天的输出功率进行预测，预测结果如图 2 所示。

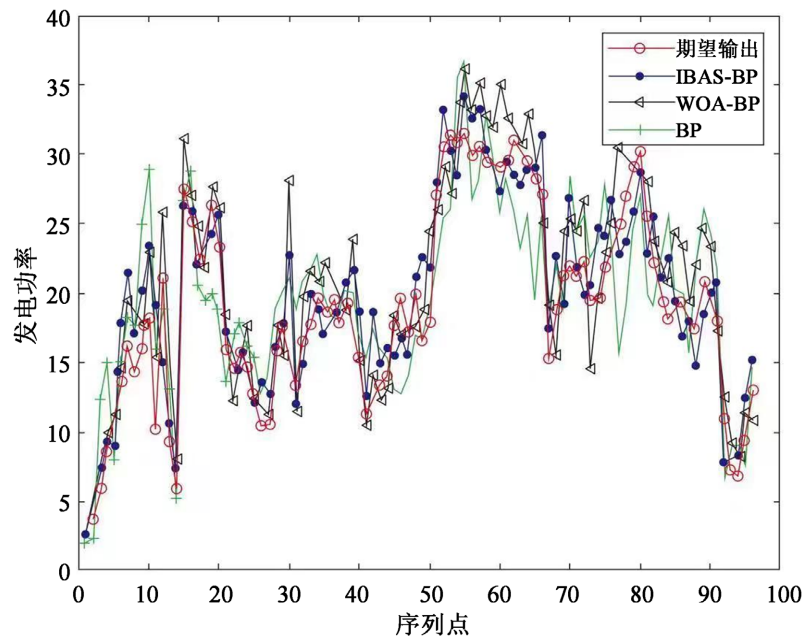


Figure 2. IBAS-BP, WOA-BP, BP prediction results contrast figure  
 图 2. IBAS-BP、WOA-BP、BP 网络预测结果对比图

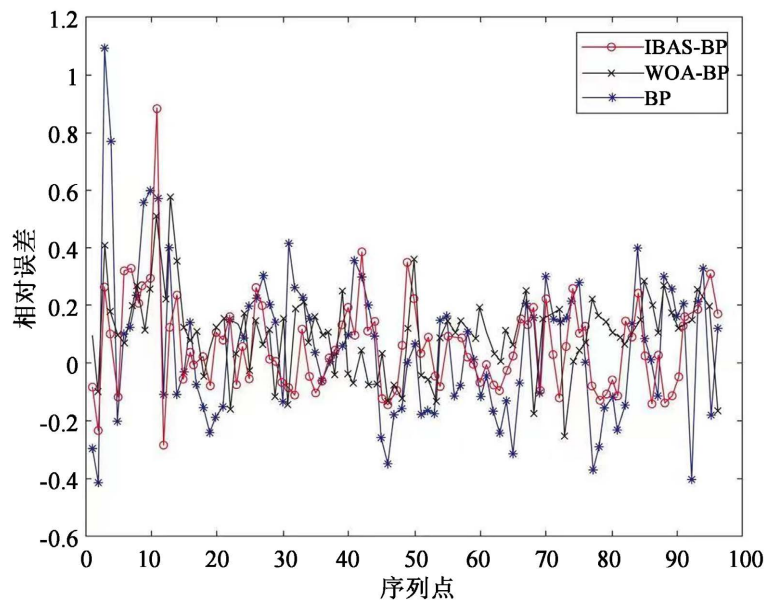


Figure 3. IBAS-BP, WOA-BP, BP network prediction relative error  
 图 3. IBAS-BP、WOA-BP、BP 网络预测相对误差



将预测结果与实际值按评价公式带入计算,误差分析对比如表 1。从表中数据可知,经改进的 IBAS-BP 预测模型输出数据更符合实际情况,模型误差更小。

**Table 1.** Error comparison

**表 1.** 误差对比

方法	BP 模型	IBAS-BP 模型	WOA-BP 模型
MAPE	20.391%	13.283%	14.394%
RMSE	4.0938	2.6837	2.9342

从图 2 可以看出,三种预测模型都能在一定程度上对风电功率进行预测,且走势与真实数据大致相同,但具体分析可知原始的 BP 神经网络虽然能对风电功率进行预测,但是其预测结果偏差较大,适合对精度要求不高的情况,而 WOA-BP 与 IBAS-BP 模型的预测结果与实际数据走势更为贴合。图上二者曲线在第 23~28 个序列点、第 51~55 个序列点间与实际曲线近似重合,但在其余序列点处如第 57~65 上 WOA-BP 曲线明显偏离真实值,总体看 IBAS-BP 模型曲线更为稳定且贴合实际数据,适用于对预测精度要求较高的情况。两种改进模型均在延续原始 BP 神经网络的基础上为其赋予了最优的初始权重值,改善了原始模型在权重更新的过程中易出现局部极值的问题,且改进后的模型不仅继承了原始网络对输入变量间关系的映射能力,在网络参数的取值上也得到了最优解,使 BP 模型的预测能力得到了有效的提升。

从图 3 中也能看出,三种模型均存在一定的预测误差,但相较于原始 BP 模型的相对误差曲线,IBAS-BP 与 WOA-BP 两模型的相对误差曲线上、下极值间的波动幅度更小,总体在 $\pm 0.4$ 之间浮动,二者曲线较为接近。但综合表 1 中的误差分析结果可知 IBAS-BP 模型的预测误差比 WOA-BP 模型更小,由此可见使用 IBAS 对 BP 神经网络进行优化的效果更好,模型的预测精度得到了显著提升。

## 5. 结论

本文介绍了 BP 神经网络、WOA 算法及 IBAS 算法,将 WOA 算法、IBAS 算法分别与 BP 神经网络相结合组建 WOA-BP 和 IBAS-BP 预测模型,两种模型均继承了原有 BP 网络的数据预测能力,并且对其初始权重取值进行优化,强化其学习能力,使模型输出结果更加准确。利用实验算例数据验证构建的 WOA-BP 模型及 IBAS-B 模型的预测精度,并进行风功率预测。算例结果表明两种改进模型均提升了原始模型的预测精度,但经过改进天牛须算法优化的 BP 神经网络模型的预测效果更好,模型的预测效果有了显著提高。

## 参考文献

- [1] 刘媛,王芳. 麻雀搜索算法优化 BP 神经网络的短期风功率预测[J]. 上海电机学院学报, 2022, 25(3): 132-136.
- [2] 赵辉,华海增,王红君,等. 基于 LCD-SE-IWOA-KELM 的短期风电功率区间预测[J]. 电测与仪表, 2020, 57(21): 77-83.
- [3] 栗然,马涛,张潇,回旭,刘英培,尹晓钢. 基于卷积长短期记忆神经网络的短期风功率预测[J]. 太阳能学报, 2021, 42(6): 304-311.
- [4] 李海玲. 基于 BP 神经网络的风功率预测[J]. 现代信息科技, 2021, 5(15): 119-121+124.
- [5] 高鹭,赵连甲,孔繁苗. 神经网络在超短期风功率预测上的应用[J]. 科技创新与应用, 2021, 11(20): 176-178.
- [6] 单斌斌,李华,谷瑞政,李玲玲. 基于天牛须搜索算法的短期风电功率组合预测[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(2): 540-546.
- [7] 郭杰,苏路,朱海浪,陈卫东. 基于 IBAS-BP 神经网络的短期风电功率预测[J]. 信息技术, 2021(10): 38-43.
- [8] 王腾洲,李森文,黄宇轩,郝思鹏. 基于 IWOA-SVM 的风电功率预测[J]. 机械与电子, 2022, 40(5): 9-12.