



随机算法改进的RCSA-ANN模型及近海短期风速预测

张建平 于新建 陈栋 纪海鹏

An improved RCSA-ANN model for the prediction of offshore short-term wind speed

ZHANG Jianping, YU Xinjian, CHEN Dong, JI Haipeng

引用本文:

张建平, 于新建, 陈栋, 等. 随机算法改进的RCSA-ANN模型及近海短期风速预测[J]. 空气动力学学报, 2022, 40(4): 110-116. DOI: 10.7638/kqdlxxb-2020.0172

ZHANG Jianping, YU Xinjian, CHEN Dong, et al. An improved RCSA-ANN model for the prediction of offshore short-term wind speed[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2022, 40(4): 110-116. DOI: 10.7638/kqdlxxb-2020.0172

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2020.0172>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

尖楔前体飞行器FADS系统的神经网络算法

Neural network algorithm for FADS system applied to the vehicles with sharp wedged fore-bodies

空气动力学学报. 2017, 35(6): 777-780, 791 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2015.0064>

基于深度神经网络的粒子图像测速算法

Particle image velocimetry based on a deep neural network

空气动力学学报. 2019, 37(3): 455-461 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2019.0042>

基于自编码器和LSTM的模型降阶方法

Reduced order model based on autoencoder and long short-term memory network

空气动力学学报. 2021, 39(1): 73-81 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2019.0082>

一种高泛化能力的神经网络气动降阶模型

A reduced-order aerodynamic model with high generalization capability based on neural network

空气动力学学报. 2017, 35(2): 205-213 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2015.0210>

基于复合弯掠技术的轴流风机叶轮优化

Composite optimization of lean and sweep for axial flow fan impeller

空气动力学学报. 2019, 37(6): 966-973 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2017.0197>

基于神经网络的表面热流辨识三维效应修正

Study on three-dimensional effect correction of surface heat flux estimation based on neural network

空气动力学学报. 2019, 37(4): 555-562 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2017.0069>

地址: 四川省绵阳市二环路南段8号11信箱9分箱

电话: 0816-2463375

Email: kqdlxxb@163.com

网址: <http://kqdlxxb.xml-journal.net/>



关注微信公众号
获得更多资讯信息

文章编号: 0258-1825(2022)04-0110-07

随机算法改进的 RCSA-ANN 模型及 近海短期风速预测

张建平^{1,*}, 于新建¹, 陈 栋², 纪海鹏²

(1. 上海理工大学 机械工程学院, 上海 200093;

2. 上海电力大学 能源与机械工程学院, 上海 200090)

摘要: 为了提高近海短期风速的预测精度, 提出了一种基于随机布谷鸟搜索算法(Random Cuckoo Search Algorithm, RCSA)和人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)的模型。首先通过引入随机因子改进布谷鸟搜索算法得到了 RCSA, 建立了预测海上短期风速的 RCSA-ANN 模型; 其次在上海芦潮港建立了测风塔, 测得了近海气象数据, 并开展了模型的训练; 最后与 BP-ANN、CSA-ANN 模型进行对比和分析, 验证了 RCSA-ANN 模型的精度。结果表明: CSA 改进方法简单、可靠且有效, 解决了该算法易陷入局部最优的问题; RCSA-ANN 模型的平均误差不仅低于 BP-ANN 模型的, 而且远低于 CSA-ANN 模型的, 三种模型的预测精度依次降低; RCSA-ANN 模型预测精度高, 能对较为波动的风速序列实现准确预测, 具有很好的应用潜力。

关键词: 随机算法; 布谷鸟搜索算法; 人工神经网络; RCSA-ANN 模型; 风速预测

中图分类号: P412.16

文献标识码: A

doi: 10.7638/kqdlxxb-2020.0172

An improved RCSA-ANN model for the prediction of offshore short-term wind speed

ZHANG Jianping^{1,*}, YU Xinjian¹, CHEN Dong², JI Haipeng²

(1. School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;

2. College of Energy and Mechanical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: In order to improve the prediction accuracy of offshore short-term wind speed, a model based on the random cuckoo search algorithm (RCSA) and artificial neural network (ANN) was proposed. Firstly, RCSA was obtained by introducing a random factor into CSA, and then a RCSA-ANN model for predicting offshore short-term wind speed was established. Secondly, the training of the model was carried out by using the offshore meteorological data measured at the wind tower in Luchao Port, Shanghai. Finally, the precision of RCSA-ANN model was verified by comparative analyses. Results show that the improved CSA method is simple, reliable, and effective. And it is not easy to fall into local optimum like other models. Moreover, the average error of the RCSA-ANN model is lower than those of the BP-ANN and CSA-ANN models. Since the RCSA-ANN model can predict fluctuating wind speed sequences with high prediction accuracy, it has a promising potential in the meteorological field.

Keywords: random algorithm; cuckoo search algorithm; artificial neural network; RCSA-ANN model; wind speed prediction

收稿日期: 2020-12-11; 修订日期: 2021-08-31; 录用日期: 2021-09-11; 网络出版时间: 2021-12-07

基金项目: 国家自然科学基金(12172228, 11572187); 上海市自然科学基金(22ZR1444400)

作者简介: 张建平*(1972-), 男, 江苏南京人, 博士后, 教授, 主要研究方向: 风资源评估, 海上风力发电技术, PM2.5 电磁除尘技术, 节能发光器件寿命预测, 等. E-mail: jpzhanglzu@163.com

引用格式: 张建平, 于新建, 陈栋, 等. 随机算法改进的 RCSA-ANN 模型及近海短期风速预测[J]. 空气动力学学报, 2022, 40(4): 110-116.

ZHANG J P, YU X J, CHEN D, et al. An improved RCSA-ANN model for the prediction of offshore short-term wind speed[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2022, 40(4): 110-116(in Chinese). doi: 10.7638/kqdlxxb-2020.0172

0 引言

风速预测对含大规模风电场的电力系统的安全设计与风险评估具有重要意义^[1]。近年来,海上风电场数量逐步增加并且开始并入电网供电,而风电的波动性给电网带来威胁,因此如何准确预测海上风速变得非常重要。

国内外研究人员在短期风速预测上已有些研究,其中人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)模型^[2-3]应用较广。潘超等^[4]通过极限学习机构建各类别的风速预测模型,结果表明该方法具有较高的预测精度。叶瑞丽等^[5]提出了基于小波包分解和改进 Elman-ANN 的风速方法,计算结果表明,该方法具有更高的预测精度,能够正确反映风速和风电功率规律。Gupta 等^[6]提出了一种改进布谷鸟搜索算法(Cuckoo Search Algorithm, CSA),从层次模型中提取可用性特征,并在搜索有用特征的基础上找出最优解,在性能上优于原始 CSA 算法。刘兴杰等^[7]提出了基于时空相关性和 BP-ANN 的风速实时预测方法,并以多个风电场实测数据为例进行仿真测试,结果表明其提出的方法有较高的预测精度。Chen 等^[8]将长短期记忆 ANN 与其他模型集成建模,应用于内蒙古某风电场两个案例的研究数据,并与其他常用的预测模型进行对比,验证了该方法具有较好的预测效果。

虽然相关学者在短期风速预测的研究上取得了一定进展,但 ANN 模型的精度还有待提高,这主要取决于算法寻优性能的高低。布谷鸟搜索算法是一种很有前途的群智能算法^[9],相比于遗传算法、人工蜂群算法、粒子群算法等经典群智能算法,CSA 具有更高的搜索效率^[10],其收敛性和全局搜索能力优于粒子群算法和遗传算法,具有较好的参数寻优性能^[11]。对于 CSA 收敛速度偏慢、求解精度较低^[12-13]等问题,学者们对该算法开展了较多改进。Makhdoomi 等^[14]提出了具有自适应混沌感知概率的 CSA,仿真结果表明,此算法与遗传算法、粒子群优化算法和原始 CSA 相比具有更高的精度和鲁棒性。İnci 等^[15]提出了在系统响应方面有显著改进的动态布谷鸟搜索算法(DCSA),实现了比传统 CSA 方法更高的工作效率。武小梅等^[16]提出一种基于变分模态分解-排列熵和混沌布谷鸟搜索算法优化相关向量机的短期风电功率预测新方法,结果表明,所提出的预测模型能有效提高风电功率预测的准确性。高策等^[17]针对 CSA 列维飞行难以在收敛速度和搜索能力之间的平衡问

题,得到了一种改进 CSA 和支持向量机相结合的陀螺零偏温度补偿方法,实验结果表明,陀螺输出数据误差进一步降低。赵帅旗等^[18]研究了 CSA 算法和自适应步长的改进扰动观察法并应用到光伏的 MPPT 控制,通过仿真验证了其方法具有更快的追踪速度和更高的精确度。尽管上述改进解决了 CSA 部分缺陷,但在求解复杂的多峰优化问题时,如 ANN 模型的多峰特性^[19],CSA 还存在易陷入局部最优解的缺点^[15]。风速受多种因素影响,尤其是受当地气象条件的影响较大^[20],一般群智能算法很难优化 ANN 模型,致使风速预测精度不高,因此亟需进一步改进 CSA,提高其参数寻优能力,以期获得更高的预测精度。

基于上述讨论结果,为了提高 ANN 模型短期风速预测精度,本文通过引入随机因子来改进 CSA,利用随机布谷鸟搜索算法(Random-CSA, RCSA)优化 ANN 模型,从而建立 RCSA-ANN 海上短期风速预测模型,测得上海芦潮港海上风速与环境参数数据,并对比分析了不同算法训练模型的预测性能。

1 RCSA-ANN 建模

1.1 随机算法改进 CSA

群智能算法使用的主要机制是随机搜索技术^[21],如禁忌搜索算法、模拟退火算法、遗传算法和粒子群优化,它们均是基于随机搜索^[22]和启发式^[23]方法来指导搜索模型的最佳参数^[24],相关学者采用随机搜索优化算法取得了良好的效果^[25]。因此,本文通过引入随机因子改进 CSA 得到 RCSA,使其随机搜索能力更强,避免了 CSA 在多峰问题上易陷入局部最优解的不足。

CSA 的更新公式可写为^[9]:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + K\Delta X \quad (1)$$

式中, X_i^t 和 X_i^{t+1} 分别为更新前后的种群中第 i 个个体; K 为选择要更新种群中个体的矩阵,该矩阵构成元素为 0 和 1; ΔX 为群体中任意两个个体矩阵之差。

在式(1)中引入随机因子 R 可得到改进的 CSA,则 RCSA 更新公式为:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + K\Delta X + R \quad (2)$$

式中, R 中的元素为 $[-\alpha, \alpha]$ 之间的随机数,其中 α 可根据实际搜索范围的大小来设定。

1.2 ANN 模型激活函数

神经网络结构包括输入层、隐含层和输出层。本文选择 Sigmoid 函数作为隐含层和输入层的激活函

数,表达式如下^[25]:

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (3)$$

则层神经元计算公式为:

$$Y = f(WX + B) \quad (4)$$

式中, Y 和 X 分别为当前层、前一层的神经元, W 是这两层之间的权值; B 是当前层的偏置。

为了直观显示 ANN 模型输出风速, 输出层激活函数采用如下形式:

$$Z(x) = \frac{\lambda}{1 + \exp(-x)} \quad (5)$$

式中, λ 为极大风速。于是, 所采用的 ANN 模型输出层神经元矩阵计算公式可写为:

$$Y = Z(WX + B) \quad (6)$$

需指出的是, 这里使用 $Z(x)$ 函数作为 ANN 输出层激活函数后, 则仅需处理输入数据, 省去了训练前后对训练样本数据的处理过程, 可使模型训练更加快速。

综上所述, 本文通过引入随机因子 R 改进 CSA 得到了 RCSA, 采用 $Z(x)$ 作为 ANN 模型输出层激活函数, 并利用 RCSA 优化 ANN 模型中的权值与偏置参数, 从而建立了 RCSA-ANN 短期风速预测模型。

1.3 模型训练方案

在获得数据集后将其划分为训练集和测试集, 采用 RCSA 对 ANN 模型进行训练, 具体方案如下, 流程图如图 1 所示。

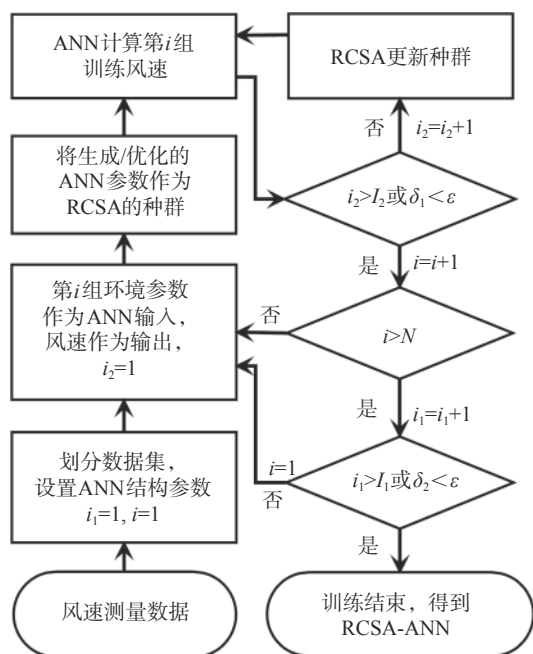


图1 RCSA-ANN 模型训练方案

Fig. 1 Training scheme of the RCSA-ANN model

1) 随机生成模型参数, 结合训练集训练 RCSA-ANN 模型, 训练集共 N 组且每组包含 M 种参数, 其中环境参数与风速分别作为模型的输入样本与输出样本, 训练方案含有两层循环嵌套;

2) 内层为以每组数据训练误差最小为目标的循环, 利用式(2)对 ANN 模型的权值与偏置进行更新, 循环跳出条件为训练单组数据误差 δ_1 小于 ϵ 或循环次数 i_2 大于 I_2 ;

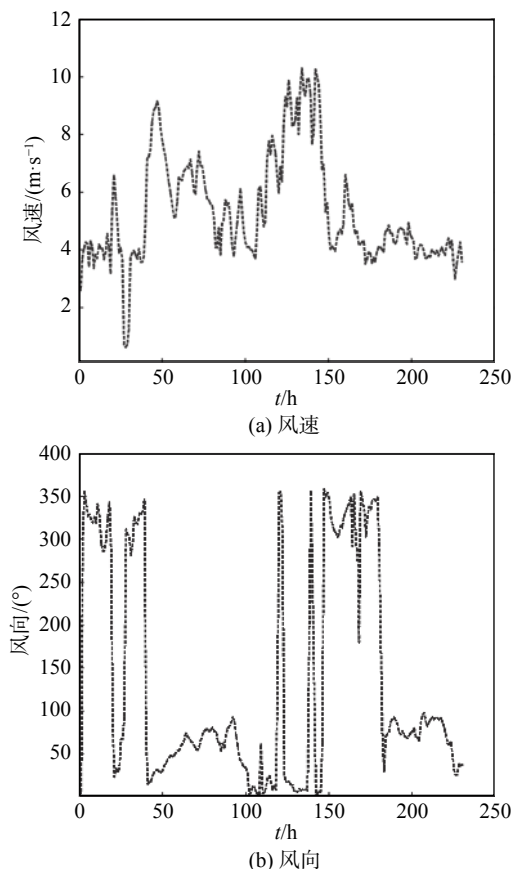
3) 外层循环为以训练集平均误差最小为目标的循环, 若平均训练误差 $\delta_2 > \epsilon$ 或循环次数 $i_1 < I_1$ 时, 则重复 1) 至 2), 当外层训练结果满足该层循环条件时训练结束;

4) 挑出训练误差最小的模型参数作为 RCSA-ANN 模型的参数, 并通过测试集对模型进行验证, 得到验证结果。

2 原始数据与数据处理

2.1 原始数据

通过在上海芦潮港建立的海上测风塔, 测得了高度为 10 m、时长为 230 h 的风速、风向、气温与气压四种气象数据, 每 5 min 记录一次, 这里将其处理成每小时的平均数据, 共计 230 组, 其中包括 920 个数据点, 气象数据绘于图 2。



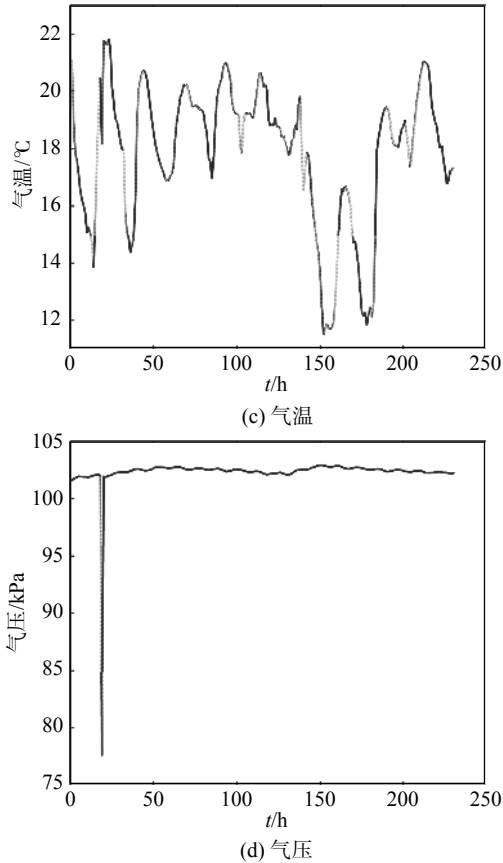


图 2 气象参数

Fig. 2 Meteorological parameters

2.2 数据处理

由于使用传统归一化方法处理的训练数据难以用来训练模型,因此处理数据时采用如下公式:

$$\tilde{x}_i = x_i - \left(\sum_{i=1}^N x_i \right) / N \quad (7)$$

式中, x_i 与 $\tilde{x}_i$ 分别为处理前后 ANN 模型的输入数据; N 为训练数据个数。

均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) ε_R 、平均绝对百分误差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) ε_M 越小,模型的预测效果越好。因此,可用其来判别 RCSA-ANN 模型的预测精度,公式分别为:

$$\varepsilon_R = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i^*)^2}{n}} \quad (8)$$

$$\varepsilon_M = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i^*}{y_i^*} \right| \times 100\% \quad (9)$$

式中, n 为测试集组数; $\hat{y}_i$ 是由 ANN 输出层预测的第 i 组的预测风速值; y_i^* 是第 i 组的实际风速值。

3 芦潮港海上风速仿真预测

3.1 测风数据集划分

由于环境参数用于风速预测效果较好^[26],因此,本文选择气温和气压作为 RCSA-ANN 模型的输入,风速作为输出,数据集划分情况可见表 1。

表 1 数据集划分
Table 1 Partition of data sets

样本数据	输入数据个数		输出数据个数
	气温/°C	气压/Pa	风速/(m·s ⁻¹)
训练集	1~190	1~190	1~190
测试集	191~230	191~230	191~230

3.2 模型参数设置

RCSA-ANN 短期风速预测模型具有 1 个输入层、2 个隐含层和 1 个输出层,其中输入层神经元个数为 3 个,各隐含层神经元均为 6 个,输出层神经元个数为 1 个。RCSA 随机因子 R 中, $\alpha = 1$,算法种群个体数为 3,每个个体均为随机生成的 ANN 参数矩阵,CSA 的参数设置与 RCSA 中相同。训练参数选择如下: $I_1 = 3$, $I_2 = 25\,000$, $\varepsilon = 2.0 \times 10^{-3}$,训练参数 $M = 3$,训练样本组数 $N = 190$,预测样本 $n = 40$;即前 N 组数据用作训练,后 n 组数据用作测试。

根据文献^[27]中的表 2.5(风功率密度等级表),10 m 高 7 级风功率密度年平均风速为 $9.4 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,则式(5)中的极大风速取 $\lambda = 10$ 。

3.3 仿真预测

为了考察 RCSA 的寻优能力并验证本文 RCSA-ANN 模型精度,开展了与 BP-ANN、CSA-ANN 模型预测精度的对比分析。由于改进算法采用随机搜索开展训练,则每次训练后模型预测精度可能有所不同,这里将每种模型分别进行五次训练并预测,以全面考察模型性能,避免模型出现较大的偶然偏差。为了比较每一种模型在各时间点上的五次风速预测的平均值与实测风速的偏差情况,这里给出了基于 BP-ANN、CSA-ANN 和 RCSA-ANN 模型预测的风速曲线,分别如图 3、图 4 和图 5 所示。

由图 3 可看出:BP-ANN 模型在第 200 h~220 h 内预测精度较差,预测风速随时间变化趋势与实际风速偏离较大,预测值总体偏高,甚至出现与实际风速走势相反的情况,如由该模型第四次训练得到的预测结果(见图 3 中的 BP-ANN4);在第 191 h~196 h 与第 225 h~227 h 时间段,实际风速变化幅度较大,模型预测风速的变化相对平缓。总体来看,BP-ANN 模

型预测误差较大,这是由于BP-ANN模型采用误差反向传播算法,在更新靠近输入层的参数时,会出现误差梯度为0的情况以致BP算法失效。

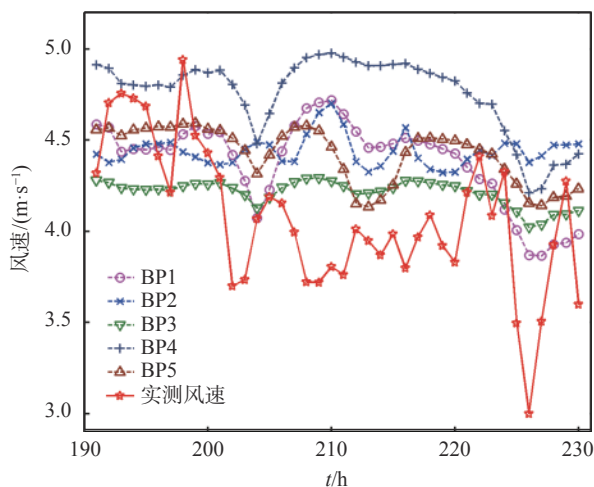


图3 BP-ANN模型风速预测曲线

Fig. 3 Wind speeds predicted by the BP-ANN model

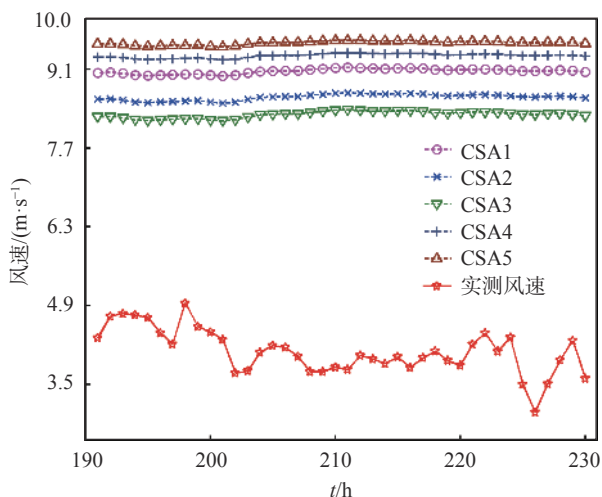


图4 基于CSA-ANN模型预测的风速曲线

Fig. 4 Wind speeds predicted by the CSA-ANN model

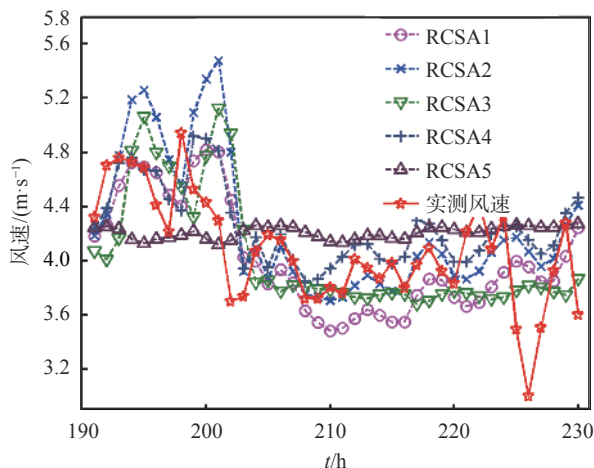


图5 由RCSA-ANN模型预测的风速曲线

Fig. 5 Wind speeds predicted by the RCSA-ANN model

通过观察图4可以发现:在整个时间范围内,CSA-ANN模型预测的风速随时间的变化规律基本相似;预测的风速大小分布在8.18~9.61 m/s,而实测风速最小值、最大值分别为3.00 m/s、4.94 m/s。预测的风速均明显高于实际风速值,预测误差较大,这是因为CSA-ANN模型尽管使用了与图1相同的训练方案,CSA还是陷入了局部最优,导致ANN模型无法实现风速的准确预测,这也证明了CSA在求解复杂的多峰优化问题时存在易陷入局部最优的不足。

分析图5后不难得知:与BP-ANN、CSA-ANN模型预测结果相比,RCSA-ANN模型的风速预测曲线总体上与实际风速较为接近;在第191 h~197 h时间段内,第一次训练预测的风速(见图5中的RCSA-ANN1)走势与实际风速吻合度较好,但在204 h后预测值总体上低于实测值;在第194 h~203 h时间段内RCSA-ANN 2与RCSA-ANN 3多数时间点的预测值高于实际风速,但在第204 h~219 h时间段内RCSA-ANN 2预测精度较高;五个风速预测曲线中,RCSA-ANN 5预测的风速随时间变化的幅度相对较小,RCSA-ANN 4预测值与实际风速最为贴近。

对比图4和图5后可以得出:在面对多峰特性问题时,RCSA可以避免陷入局部最优,具有更强的搜索能力,克服了CSA的不足;RCSA-ANN模型更能精确地预测芦潮港风速的变化。

为了更加清晰地看出由不同算法训练的三种模型所预测风速曲线的变化,结合图3~图5中预测的风速变化数据,将每一种模型五次预测风速的平均值绘于图6。不难看出:BP-ANN模型预测风速较为接近于实测风速,但在第206 h~221 h时间段内预测偏

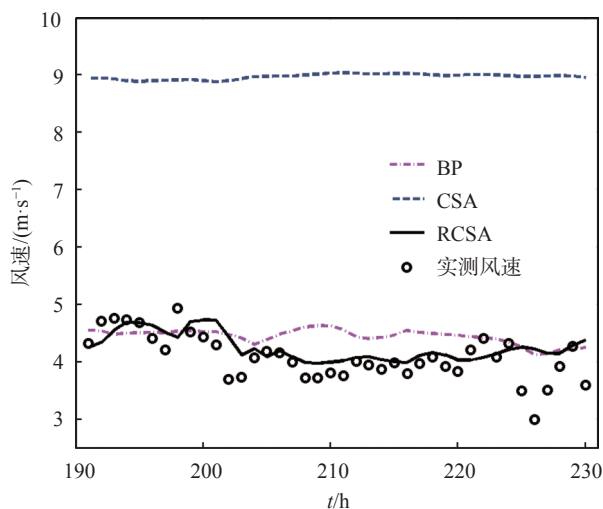


图6 每种模型下五次预测风速的平均值与实测值的对比

Fig. 6 A comparison of the mean wind speeds between prediction and measurement

高于实际值；CSA 算法完全失效，导致 CSA-ANN 模型预测的平均风速与实测风速大小相差甚远；RCSA-ANN 模型预测风速的均值与实测风速的变化趋势基本一致，两者的偏差总体上较小；BP-ANN 模型预测效果优于 CSA-ANN 模型，而 RCSA-ANN 模型预测精度最高。

3.4 模型精度评价

为了进一步观察 BP-ANN、CSA-ANN 和 RCSA-ANN 模型的预测精度，这里计算了三种模型预测风速的均方根误差和平均绝对百分误差，分别列于表 2 与表 3。

表 2 三种模型的均方根误差
Table 2 Root-mean-square errors of three models

	$\varepsilon_R/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$		
	RCSA-ANN	BP-ANN	CSA-ANN
1	0.38	0.49	5.00
2	0.46	0.55	4.54
3	0.34	0.61	4.24
4	0.37	0.78	5.28
5	0.43	0.48	5.51
平均	0.40	0.58	4.91

表 3 三种模型的平均绝对百分比误差
Table 3 Mean absolute percentage error of three models

	$\varepsilon_M/\%$		
	RCSA-ANN	BP-ANN	CSA-ANN
1	7.57	9.47	124.48
2	7.66	10.47	113.03
3	6.37	12.91	105.36
4	6.27	15.84	131.23
5	8.12	9.23	136.93
平均	7.20	11.58	122.21

通过分析表 2 可得：CSA-ANN 模型预测的平均均方根误差为 4.91 m/s，远高于 BP-ANN 的 0.58 m/s，而 RCSA-ANN 模型的最低，仅为 0.40 m/s；与 BP-ANN、CSA-ANN 模型相比，CSA-ANN 模型五次预测的最低 ε_R 分别降低了 29.17%、91.98%，最高 ε_R 分别下降了 41.03%、91.65%，平均 ε_R 分别减少了 31.03%、91.85%。上述数据表明了 CSA-ANN、BP-ANN、RCSA-ANN 模型预测风速的均方根误差依次降低。相比于其他两个模型，RCSA-ANN 模型的预测准确度均得到明显提升，且相对于 CSA-ANN 模型的提升幅度更大。

根据表 3 可知：CSA-ANN 模型每次预测的平均绝对百分误差均超过 100%，最高为 136.93%，说明训

练该模型的算法已失效；RCSA-ANN 模型最大 ε_M 仅为 8.12%，而 BP-ANN 模型最小 ε_M 却达到 9.23%，意味着 BP-ANN 模型的预测精度相对较低；CSA-ANN、BP-ANN、RCSA-ANN 模型的平均 ε_M 分别为 122.21%、11.58%、7.20%，表明 RCSA-ANN 模型具有最高的预测精度。

4 结 论

本文利用随机因子对 CSA 进行改进，得到了 RCSA-ANN 模型，测得了芦潮港海上气象数据，开展了模型训练，完成了短期风速预测与分析。得到的主要结论如下：

- 1)改进的 RCSA 具有较强的搜索性能，能较好地解决多峰特性寻优问题，可推广应用于其他群智能算法；
- 2)设计的 RCSA-ANN 模型训练方案切实可行，得到的 RCSA-ANN 模型参数准确可靠；
- 3)RCSA-ANN 模型预测海上风速的效果良好、精度较高，可为海上风速实时预测系统提供参考。

参 考 文 献：

[1] 赵林, 朱乐东, 葛耀君. 上海地区台风风特性 Monte-Carlo 随机模拟研究[J]. 空气动力学学报, 2009, 27(1): 25–31.
ZHAO L, ZHU L D, GE Y J. Monte-Carlo simulation about typhoon extreme value wind characteristics in Shanghai region[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2009, 27(1): 25–31 (in Chinese). doi: 10.3969/j.issn.0258-1825.2009.01.005

[2] 崔嘉, 杨俊友, 杨理践, 等. 基于改进 CFD 与小波混合神经网络组合的风电场功率预测方法[J]. 电网技术, 2017, 41(1): 79–85.
CUI J, YANG J Y, YANG L J, et al. New method of combined wind power forecasting based on improved CFD and wavelet-HNN model[J]. Power System Technology, 2017, 41(1): 79–85 (in Chinese).

[3] 孟洋洋, 卢继平, 孙华利, 等. 基于相似日和人工神经网络的风电功率短期预测[J]. 电网技术, 2010, 34(12): 163–167.
MENG Y Y, LU J P, SUN H L, et al. Short-term wind power forecasting based on similar days and artificial neural network[J]. Power System Technology, 2010, 34(12): 163–167 (in Chinese).

[4] 潘超, 秦本双, 蔡国伟, 等. 一种新型模块化风速预测方法[J]. 太阳能学报, 2019, 40(8): 2196–2204.
PAN C, QIN B S, CAI G W, et al. A new modular forecasting method of wind speed[J]. Acta Energaie Solaris Sinica, 2019, 40(8): 2196–2204 (in Chinese).

[5] 叶瑞丽, 郭志忠, 刘瑞叶, 等. 基于小波包分解和改进 Elman 神经网络的风电场风速和风电功率预测[J]. 电工技术学报, 2017, 32(21): 103–111.
YE R L, GUO Z Z, LIU R Y, et al. Wind speed and wind power forecasting method based on wavelet packet decomposition and improved Elman neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(21): 103–111 (in Chinese).

[6] GUPTA D, RODRIGUES J J P C, SUNDARAM S, et al. Usability feature extraction using modified crow search algorithm: a novel approach[J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(15): 10915–10925.

- doi: [10.1007/s00521-018-3688-6](https://doi.org/10.1007/s00521-018-3688-6)
- [7] 刘兴杰, 郑文书. 基于STCP-BP的风速实时预测方法研究[J]. *太阳能学报*, 2015, 36(8): 1799–1805.
LIU X J, ZHENG W S. Study on real-time forecasting method of wind speed based on step-bp[J]. *Acta Energiæ Solaris Sinica*, 2015, 36(8): 1799–1805 (in Chinese).
doi: [10.3969/j.issn.0254-0096.2015.08.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.0254-0096.2015.08.002)
- [8] CHEN J, ZENG G Q, ZHOU W N, et al. Wind speed forecasting using nonlinear-learning ensemble of deep learning time series prediction and extremal optimization[J]. *Energy Conversion and Management*, 2018, 165: 681–695.
doi: [10.1016/j.enconman.2018.03.098](https://doi.org/10.1016/j.enconman.2018.03.098)
- [9] YANG X S. Cuckoo search and firefly algorithm: overview and analysis [M]//YANG X S, eds. *Cuckoo Search and Firefly Algorithm. Studies in Computational Intelligence*, vol 516. Springer, Cham, 2013.
doi: [10.1007/978-3-319-02141-6_1](https://doi.org/10.1007/978-3-319-02141-6_1)
- [10] 尹诗德. 基于模拟退火的混合布谷鸟算法求解公交调度问题[D]. 广州: 华南理工大学, 2018.
YIN S D. Hybrid cuckoo algorithm based on simulated annealing for solving bus scheduling problem[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2018(in Chinese).
- [11] CHEN X J, JIN S Q, QIN S S, et al. Short-term wind speed forecasting study and its application using a hybrid model optimized by cuckoo search[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015, Article ID 608597. DOI: [10.1155/2015/608597](https://doi.org/10.1155/2015/608597)
- [12] 张晓凤, 王秀英. 布谷鸟搜索算法综述[J]. *计算机工程与应用*, 2018, 54(18): 8–16.
ZHANG X F, WANG X Y. Survey of cuckoo search algorithm[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2018, 54(18): 8–16 (in Chinese).
doi: [10.3778/j.issn.1002-8331.1806-0215](https://doi.org/10.3778/j.issn.1002-8331.1806-0215)
- [13] 马灿. 布谷鸟搜索算法的改进研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2017.
MA C. Research on improvement of cuckoo search algorithm[D]. Changsha: Hunan University, 2017(in Chinese).
- [14] MAKHDOOMI S, ASKARZADEH A. Optimizing operation of a photovoltaic/diesel generator hybrid energy system with pumped hydro storage by a modified crow search algorithm[J]. *Journal of Energy Storage*, 2020, 27: 101040.
doi: [10.1016/j.est.2019.101040](https://doi.org/10.1016/j.est.2019.101040)
- [15] INCI M, CALISKAN A. Performance enhancement of energy extraction capability for fuel cell implementations with improved Cuckoo search algorithm[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2020, 45(19): 11309–11320.
doi: [10.1016/j.ijhydene.2020.02.069](https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2020.02.069)
- [16] 武小梅, 林翔, 谢旭泉, 等. 基于VMD-PE和优化相关向量机的短期风电功率预测[J]. *太阳能学报*, 2018, 39(11): 3277–3285.
WU X M, LIN X, XIE X Q, et al. Short-term wind power forecasting based on variational mode decomposition-permutation entropy and optimized relevance vector machine[J]. *Acta Energiæ Solaris Sinica*, 2018, 39(11): 3277–3285 (in Chinese).
- [17] 高策, 沈晓卫, 章彪, 等. 改进布谷鸟搜索算法优化支持向量机的MEMS陀螺温度零偏补偿[J]. *宇航学报*, 2019, 40(7): 811–817.
GAO C, SHEN X W, ZHANG B, et al. Temperature compensation of MEMS-gyro based on improving cuckoo search and support vector machines[J]. *Journal of Astronautics*, 2019, 40(7): 811–817 (in Chinese).
- [18] 赵帅旗, 肖辉, 刘忠兵, 等. 基于CSA-IP&O的局部遮阴下光伏最大功率点追踪[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(5): 26–32.
ZHAO S Q, XIAO H, LIU Z B, et al. Photovoltaic maximum power point tracking under partial shading based on CSA-IP & O[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(5): 26–32 (in Chinese).
- [19] 邹倩颖, 王小芳. 粒子群优化BP神经网络在步态识别中的研究[J]. *实验技术与管理*, 2019, 36(8): 130–133, 138.
ZOU Q Y, WANG X F. Application of BP neural network based on particle swarm optimization in gait recognition[J]. *Experimental Technology and Management*, 2019, 36(8): 130–133, 138 (in Chinese).
- [20] 王硕禾, 张嘉娜, 陈祖成, 等. 基于改进深度信念网络的风电场短期风速预测[J]. *可再生能源*, 2020, 38(11): 1489–1494.
WANG S H, ZHANG J S, CHEN Z C, et al. Short-term wind speed forecasting of wind farm based on improved deep belief network[J]. *Renewable Energy Resources*, 2020, 38(11): 1489–1494 (in Chinese).
doi: [10.3969/j.issn.1671-5292.2020.11.011](https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-5292.2020.11.011)
- [21] ZHANG L N, LIU L Q, YANG X S, et al. A novel hybrid firefly algorithm for global optimization[J]. *PLoS One*, 2016, 11(9): e0163230.
doi: [10.1371/journal.pone.0163230](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0163230)
- [22] 刘帆, 解仑, 李秉杰, 等. 多感官群集智能算法及其在前向神经网络训练方面的应用[J]. *北京科技大学学报*, 2008, 30(9): 1061–1066.
LIU F, XIE L, LI B J, et al. Multi-sense swarm intelligence algorithm and its application in feed-forward neural networks training[J]. *Journal of University of Science and Technology Beijing*, 2008, 30(9): 1061–1066 (in Chinese).
doi: [10.3321/j.issn:1001-053X.2008.09.020](https://doi.org/10.3321/j.issn:1001-053X.2008.09.020)
- [23] 胡江强, 郭晨, 李铁山. 启发式自适应免疫克隆算法[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2007, 28(1): 1–5.
HU J Q, GUO C, LI T S. Heuristic adaptive immune clone algorithm[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2007, 28(1): 1–5 (in Chinese).
doi: [10.3969/j.issn.1006-7043.2007.01.001](https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-7043.2007.01.001)
- [24] AL-MUHAMMED M J, ABU ZITAR R. Probability-directed random search algorithm for unconstrained optimization problem[J]. *Applied Soft Computing*, 2018, 71: 165–182.
doi: [10.1016/j.asoc.2018.06.043](https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.06.043)
- [25] NUÑEZ L, REGIS R G, VARELA K. Accelerated random search for constrained global optimization assisted by radial basis function surrogates[J]. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2018, 340: 276–295.
doi: [10.1016/j.cam.2018.02.017](https://doi.org/10.1016/j.cam.2018.02.017)
- [26] NOURANI ESFETANG N, KAZEMZADEH R. A novel hybrid technique for prediction of electric power generation in wind farms based on WIPSO, neural network and wavelet transform[J]. *Energy*, 2018, 149: 662–674.
doi: [10.1016/j.energy.2018.02.076](https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.02.076)
- [27] 李新宇. 风能资源评估方法讨论与风电场选址评价[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2013.
LI X Y. Discussion the method of wind assessment and site selection for the wind farm[D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2013(in Chinese).

(本文责编: 贾峰 英文编审: 董思卫)