

# 基于组合模型预测短期风电功率

袁 全, 王红艳, 周蒙恩

(南京工程学院, 南京 211167)

**摘 要:** 为提高风电功率短期预测精度, 提出一种基于时间序列与天牛须搜索算法改进 BP 神经网络的组合预测模型。首先, 分别利用时间序列法与天牛须搜索算法改进的 BP 神经网络得到两个风电功率预测模型; 其次, 根据误差平方和最小的原则利用粒子群算法寻找两个模型的权重系数, 建立时间序列与改进 BP 神经网络的组合预测模型; 最后, 以某风电场的实测数据为基础, 进行数据分析、预测与对比。仿真结果表明, 文中所提出的组合预测模型比单一预测模型的预测精度更高。

**关键词:** 风电功率; BP 神经网络; 天牛须搜索算法; 时间序列; 组合模型

**中图分类号:** TM614 **文献标识码:** A

## Prediction of short-term wind power based on combination model

YUAN Quan, WANG Hong-yan, ZHOU Meng-en

(Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China)

**Abstract:** In order to improve the short-term prediction accuracy of wind power, a combined prediction model is proposed based on time series and BP neural network improved by beetle antennae search algorithm. Firstly, two wind power forecasting models are obtained by using time series method and BP neural network improved by beetle antennae search algorithm. Secondly, according to the principle of minimum square error, the weight coefficients of the two models are gained by particle swarm optimization algorithm. The combined forecasting model of time series and improved BP neural network are established. Finally, data analysis, prediction and comparison are carried out based on the data measured from a wind farm. The simulation result shows that the combined prediction model proposed in this paper has higher prediction accuracy than the single prediction models.

**Key words:** wind power; BP neural network; beetle antennae search algorithm; time series; combination model

## 0 引言

目前, 风电功率预测方法有统计方法、学习方法<sup>[1-2]</sup>。统计方法常见的模型包括: 支持向量机、自回归模型等<sup>[5-6]</sup>。学习方法最常见的是 BP 神经网络, 但是神经网络结构本身具有不确定性, 单一使用神经网络有两个缺点: 其一: 初始权值与阈值的随机化会导致预测模型的不确定性; 其二: 神经网络模型易陷于局部最优。文献[2]用改进牛顿算法优化 BP 神经网络, 再通过 ARMA 修正预测误差。文献[3]通过线性回归方法与 BP 神经网络修正风速

的预测值。文献[4]通过人工蜂群算法优化 BP 神经网络。

针对上述问题, 文中提出采用天牛须搜索算法优化神经网络初始权值与阈值, 可以避免神经网络初始权值与阈值随机化带来的收敛速度慢等问题, 同时可以克服 BP 神经网络陷入局部最优的缺点<sup>[7]</sup>。而时间序列法只需要单一的风电功率就可

收稿日期: 2020-03-09

基金项目: 江苏省自然科学基金(BK20160775); 南京工程学院科技创新项目(TB202017001)

作者简介: 袁全(1995-), 男, 硕士研究生, 研究方向为新能源发电。

以建立模型<sup>[8]</sup>,便于操作,因此将时间序列法与天改进的神经网络组合,通过粒子群算法确定权重系数建立预测风电功率的组合模型。

## 1 单一模型的建立

### 1.1 时间序列法

时间序列就是按照时间发生的先后顺序,将随机发生的事件记录排序形成的序列。而时间序列分析方法就是按照时间序列发展的规律预测下一步的走势。时间序列分析方法共有四种模型,分别是自回归模型(AR)、滑动平均模型(MA)、自回归移动平均模型(ARMA)及求和自回归移动模型(ARIMA)<sup>[9]</sup>。而判断的依据则是根据模型的自相关系数(ACF)与偏自相关系数(PACF)的拖尾或者截尾状态。

### 1.2 改进的 BP 神经网络

#### 1.2.1 BP 神经网络

BP 神经网络算法包含两个方面:①信号的前向传播;②误差的反向传播<sup>[10]</sup>。信号通过输入层输入,经过隐含层的神经元处理之后,再传送给输出层,此过程称前向传播。当网络实际输出与期望输出产生的差值较大时,便会通过输出端开始逐层向后传播,根据误差梯度下降法不断调整各层的权值与阈值,直至误差满足设置的值<sup>[10]</sup>。

#### 1.2.2 天牛须搜索算法

天牛须搜索(battle antennae search, BAS)算法的生物原理是:当天牛觅食时,根据左右两个触角接收到的食物的气味选择前进的方向<sup>[7]</sup>。与其他智能寻优算法的区别就在于个体只有一个,寻优的速度明显提升。寻优的步骤如下:

①初始化左右天牛须的朝向的向量,并将向量归一化。

$$\vec{h} = \frac{\text{rands}(k, 1)}{\|\text{rands}(k, 1)\|} \quad (1)$$

式中  $k$  是空间维度。

②将左右两个天牛须的空间位置表示出来。

$$\begin{cases} x_r^t = x^t + d \times \frac{\vec{h}}{2} \\ x_l^t = x^t - d \times \frac{\vec{h}}{2} \end{cases} (t = 0, \dots, n) \quad (2)$$

式中,  $x_r^t, x_l^t$  分别是天牛右须与天牛左须在  $t$  次迭代的空间位置;  $x^t$  是  $t$  次迭代的质心坐标;  $d$  是天牛须之间的距离;  $n$  是算法迭代的总次数。

③将天牛左右须的空间位置代入到适应度函数中,判别其适应度值的大小。

④更新位置。

$$x^{t+1} = x^t - m^t \times \vec{h} \times \text{sign}(f(x_r^t) - f(x_l^t)) \quad (3)$$

式中,  $m^t$  是第  $t$  次迭代的步长因子;  $f(x_r^t)$  与  $f(x_l^t)$  分别是天牛右须与天牛左须  $t$  次迭代的适应度函数值。

#### 1.2.3 BAS-BP 组合模型的建立

BP 神经网络主要是通过误差函数对各层的权值与阈值进行调整,达到符合要求的输出,但是初始的权值与阈值一般都是随机化,因此, BP 神经网络算法存在不稳定性。在 BAS-BP 的组合模型中, BAS 算法的作用在于寻找到 BP 神经网络的最优初始权值与阈值,使得神经网络得到良好的稳定性<sup>[7]</sup>。BAS-BP 的步骤如下:

①确定 BP 神经网络的结构  $M-N-Q$ , 输入层神经元的个数是  $M$ , 隐含层神经元的个数是  $N$ , 输出层的神经元个数为  $Q$ , 因此, BAS 维度是  $k = M \times N + N \times N + Q + Q$ , 初始化天牛须朝向的随机向量。

②确定适应度函数,将测试样本的均方根误差作为目标函数。

$$F = \frac{\sum_{i=1}^S (y_{sim}(i) - y(i))^2}{S} \quad (4)$$

式中,  $S$  是训练集样本数;  $y_{sim}(i)$  是第  $i$  个样本的模型输出;  $y(i)$  是第  $i$  个样本的实际值。

③随机选取  $[0, 1]$  中的数作为天牛算法的初始解,计算适应度函数的值,将初始解保存在  $bestX$ , 将适应度函数值保存在  $bestY$ 。

④选择合适的步长,控制算法的搜索能力,更新天牛须的位置,同时根据天牛须的适应度函数值更新天牛的位置。判别当前的适应度函数值,若优于  $bestY$ , 则更新  $bestY$  与  $bestX$ 。

⑤判断是否满足最大迭代次数或者满足设置的精度,满足则继续,否则转到第④步。

⑥将最后的  $bestX$  的值作为神经网络的最初权值与阈值,将其代入到神经网络中进行下面的训练。

如图 1 所示,此为天牛须搜索算法改进的 BP 神经网络的流程。

## 2 时间序列法与 BAS-BP 组合模型

组合模型可以将单一的模型的缺点最小化,尽量缩小期望与实际的误差。组合模型的关键就在于权重系数的选择<sup>[11]</sup>。 $p_{time}(i)$  与  $p_{BAS-BP}(i)$  分别是时间序列法与改进的 BP 神经网络模型的  $i$  时刻的预测值,  $p_{real}$  是实际值,  $k$  是所要预测的总时刻。设组合模型中各单一模型的权值系数分别是  $e_1$  与  $e_2$ , 则组合模型的输出为  $p_{sim}(i) = e_1 \times p_{time}(i) + e_2 \times$

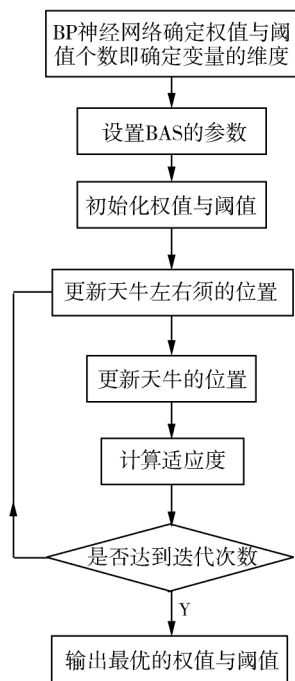


图1 BAS-BP流程图

$p_{BAS-BP}(i)$ 。目标函数则是误差平方和最小,即:

$$\min y = \sum_{i=1}^k (p_{real}(i) - p_{sim}(i))^2 \quad (5)$$

$$\text{s. t. } e_1 + e_2 = 1 \quad (6)$$

利用标准的粒子群算法对其寻优,当误差平方和最小时,得到的便是最佳权重系数。

### 3 实例分析

以2019年1月1号到2019年1月16号12:00东北某风电场的一个机组实测风速、风向正余弦、温度及功率为原始数据,该序列每一个小时记录一次,共372组数据。时间序列模型将第1天到第15天共15天的360组风电实测功率为建模样本,预测第16天的12个时刻的风电功率,BAS-BP则将第1天到第15天共15天的360组实测风速、风向正余弦、温度及功率为建模样本,将第16天的风速、风向正余弦及温度作为输入,预测第16天的12个时刻的风电功率,然后将两者的预测值通过粒子群算法优化的权值系数组合成最终的预测值。其中,时间序列模型分析软件采用的是Eviews 9.0,BAS-BP模型采用的是MATLAB 2010。

#### 3.1 时间序列法

##### 3.1.1 平稳性检验

通过Eviews 9.0进行时间序列的预测,首先便是要检验时间序列的平稳性,若序列不平稳,则将其差分化直至序列平稳。检验序列平稳化的最直接方法便是ADF检验。如图2所示,对时间序列进行

ADF检验,其中,t-Statistic的值是-4.747289,均小于0.1、0.05、0.01级别检验下的t-Statistic,表明拒绝原假设,即序列平稳。

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-4.747289	0.0001
Test critical values: 1% level	-3.448363	
5% level	-2.869374	
10% level	-2.571011	

图2 ADF检验

##### 3.1.2 确定模型与阶数

对于时间序列的模型选择,前面已知其为平稳序列,因此模型的系数 $P$ 应该由偏自相关系数决定, $q$ 应该由自相关系数决定,如图3所示,自相关函数明显拖尾,而偏自相关函数明显截尾,经过初步判断,时间序列法选择的模型是AR模型, $P$ 初步选择1、4、5、7。如表1所示,将几个模型通过AIC检验,当AIC的数据越小时,所代表的模型越好,因此可知当 $P$ 选择1时,模型最优,即时间序列模型选择AR(1)。

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.844	0.844	258.38	0.000	
2	0.709	-0.011	441.19	0.000	
3	0.609	0.049	576.74	0.000	
4	0.548	0.085	686.81	0.000	
5	0.463	-0.099	765.46	0.000	
6	0.384	-0.014	819.77	0.000	
7	0.284	-0.126	849.60	0.000	
8	0.196	-0.051	863.86	0.000	
9	0.123	-0.020	869.51	0.000	
10	0.083	0.039	872.08	0.000	
11	0.023	-0.082	872.28	0.000	
12	-0.005	0.074	872.29	0.000	
13	-0.021	0.028	872.45	0.000	
14	-0.029	-0.003	872.77	0.000	
15	-0.025	0.062	873.00	0.000	
16	-0.008	0.023	873.02	0.000	
17	0.016	0.046	873.11	0.000	
18	0.030	-0.016	873.46	0.000	
19	0.039	-0.014	874.06	0.000	
20	0.044	-0.029	874.78	0.000	
21	0.046	-0.010	875.58	0.000	
22	0.038	-0.052	876.13	0.000	
23	0.053	0.075	877.21	0.000	
24	0.031	-0.103	877.59	0.000	
25	-0.004	-0.060	877.60	0.000	
26	-0.030	0.023	877.96	0.000	
27	-0.051	-0.045	879.00	0.000	
28	-0.078	-0.010	881.36	0.000	
29	-0.104	-0.024	885.61	0.000	
30	-0.140	-0.057	893.35	0.000	
31	-0.168	-0.008	904.55	0.000	
32	-0.202	-0.057	920.70	0.000	
33	-0.199	0.042	936.58	0.000	
34	-0.192	0.032	951.25	0.000	
35	-0.168	0.048	962.62	0.000	
36	-0.156	-0.026	972.44	0.000	

图3 自相关表与偏自相关表

表1 判断阶数

模型	AR(1)	AR(4)	AR(5)	AR(7)
AIC	12.90886	13.83191	13.951	14.12644

##### 3.1.3 模型检验

图4是对模型的残差序列检验图,对残差序列进行白噪声检验,可以看出残差的Prob值均大于0.05,说明不拒绝原假设,残差序列为白噪声序列。

##### 3.1.4 模型预测

采用动态预测的方法预测2019年1月16号的

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	1	1	1	1	1
2	0.003	-0.003	0.0036	0.952	
3	-0.029	-0.029	0.3044	0.859	
4	-0.059	-0.059	1.5707	0.666	
5	0.079	0.078	3.8493	0.427	
6	0.056	0.054	5.0163	0.414	
7	0.069	0.092	7.9444	0.242	
8	0.035	0.049	8.4003	0.299	
9	-0.028	-0.022	8.6843	0.370	
10	-0.082	-0.081	11.199	0.262	
11	0.053	0.038	12.251	0.269	
12	-0.098	-0.125	15.814	0.148	
13	-0.035	-0.054	16.285	0.179	
14	0.001	0.007	16.286	0.234	
15	-0.040	-0.052	16.876	0.263	
16	-0.034	-0.010	17.319	0.300	
17	-0.026	-0.009	17.582	0.349	
18	0.034	0.046	18.020	0.388	
19	0.006	0.026	18.034	0.453	
20	0.021	0.040	18.206	0.509	
21	0.004	0.003	18.214	0.573	
22	0.029	0.043	18.544	0.614	
23	-0.083	-0.096	21.207	0.508	
24	0.118	0.093	26.590	0.274	
25	0.046	0.034	27.405	0.286	
26	-0.029	-0.058	27.725	0.321	
27	-0.026	-0.005	27.983	0.359	
28	0.019	0.001	28.125	0.405	
29	-0.002	-0.010	28.127	0.458	
30	0.019	0.015	28.266	0.504	
31	-0.030	-0.034	28.612	0.538	
32	0.009	0.006	28.643	0.588	
33	-0.135	-0.098	35.933	0.289	
34	-0.034	-0.055	36.387	0.314	
35	-0.068	-0.071	38.260	0.282	
36	0.010	0.017	38.304	0.322	
37	-0.057	-0.062	39.590	0.313	

图4 残差序列检验表

12个时刻的风电功率,如图5所示,预测的风电功率呈现下降的状态。

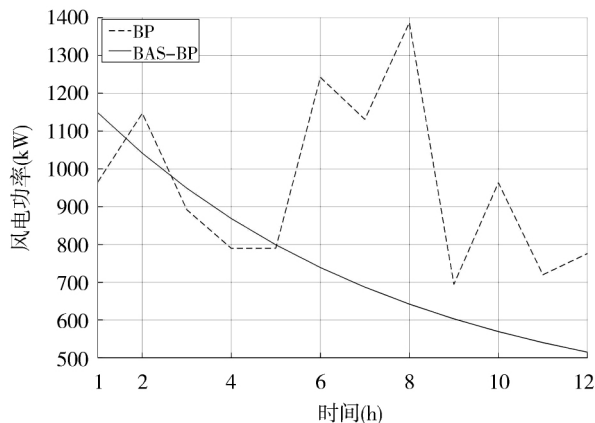


图5 动态预测

### 3.2 BAS-BP 模型

在BAS-BP神经网络的三层结构中,网络的输入层与输出层根据输入与输出的变量个数而定,在本文中,将风速、风向的正余弦、温度作为输入,风电功率作为输出,则输入层的神经元个数为4,输出层的神经元个数为1,中间层的神经元个数根据试凑法定为9。以372组风电功率作为研究总样本,选择前360组作为训练样本,后12组作为测试样本。天牛须搜索算法的变量总维度为55。如图6所示,此为原始BP神经网络预测与改进BP神经网络测图及真实值的对比。

### 3.3 组合模型

将时间序列模型AR(1)得到的预测值与BAS-BP得到的预测值通过权重系数组合在一起,目标函数是误差平方和最小<sup>[12]</sup>,权重系数和为1,通过标

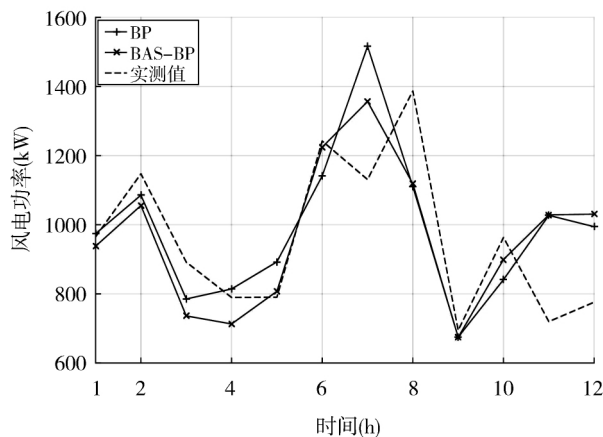


图6 BAS-BP与BP预测

准粒子群算法求得俩者的权重系数分别为0.1929与0.8071,即:

$$p_{sim}(i) = 0.1929 \times p_{AR(1)}(i) + 0.8071 \times p_{BAS-BP}(i) \quad (7)$$

如图7所示,此为多种方式预测短期风电功率及与真实风电功率的对比图。

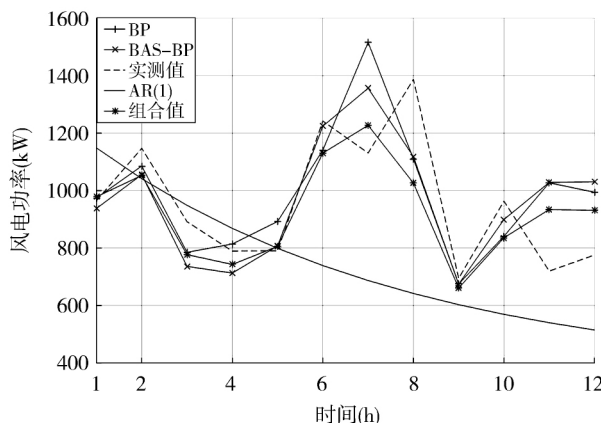


图7 组合预测

### 3.4 预测结果分析

#### 3.4.1 评价标准

本文采用平均绝对误差来评价模型预测好坏。

$$M = \frac{\sum_{i=1}^{12} \frac{|p_{sim}(i) - p_{real}(i)|}{p_{real}(i)}}{12} \times 100\% \quad (8)$$

将上述的三种模型进行对比,结果如表2所示

表2 误差百分比

	AR(1)	BAS-BP	BP	组合
平均绝对误差	24.32%	13.84%	15.23%	11.81%

#### 3.4.2 预测结果分析

通过软件Eviews 9建立风电功率模型,虽然便

于操作,但是从图5可以看出,动态预测的误差呈现放大的趋势,因此,时序法并不适合长时间的预测。从图6与表2可以看出,BAS-BP比标准的BP神经网络误差缩小了1.39%,因此BAS-BP提高了预测的精度。从表2看出,组合模型的预测精度比时间序列模型精度提高12.51%,比BAS-BP模型精度提高2.03%。因此,组合模型预测效果比单一模型的预测效果好,预测精度更高。

#### 4 结束语

利用基于时间序列法与天牛须搜索算法改进的BP神经网络的组合预测模型,对风机发电功率进行预测,通过与实际风电功率的对比与分析,得到以下结论。

①时间序列模型对数据的要求低,短期预测风电功率精度高,但是不适合长期预测。

②针对BP初始权值与阈值随机化设置导致神经网络陷于局部最优,文章提出采用天牛须搜索算法寻找到最佳的初始权值与阈值,结果表明改进后的BP神经网络模型相比于未改进的模型,预测的精确度明显提高。

③基于时间序列与BAS-BP神经网络模型建立了新的组合模型,通过实际数据进行建模与验证,仿真数据表明所采取的组合模型兼具两个预测模型的优点,预测精度比单一模型更加高。

#### 参考文献:

- [1] 陈勤勤,陈国初.基于Eviews与MATLAB的短期风电功率组合预测模型[J].电气自动化,2015,37(3):46-48,57.
- [2] 梁涛,杨改文,姜文,等.基于ARMA误差修正的LM-BP模型的风功率预测[J].高技术通讯,2019,29(5):487-493.
- [3] 朱刘路,刘佳启,钱政.风电功率预测中风速预测误差的分析及修正[J].电测与仪表,2013,50(3):33-36,59.
- [4] 何廷一,田鑫萃,李胜男,等.基于蜂群算法改进的BP神经网络风电功率预测[J].电力科学与技术学报,2018,33(4):22-28.
- [5] 田波,朴在林,郭丹,等.基于ARMA-GARCH模型的短期风电功率预测研究[J].电测与仪表,2016,53(17):12-17.
- [6] Ouyang Ting-hui, Huang He-ming, He Yu-sen, et al. Chaotic wind power time series prediction via switching data-driven modes [J]. Renewable Energy, 2020, 145: 270-281.
- [7] 王甜甜,刘强.基于BAS-BP模型的风暴潮灾害损失预测[J].海洋环境科学,2018,37(3):457-463.
- [8] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Liang Qin, et al. Prediction of wind power ramp events based on residual correction [J]. Renewable Energy, 2019, 136: 781-792.
- [9] 张少济,曾杰,张华,等.时间序列模型在风场风速预测中的应用[J].水利水电技术,2016,47(12):132-135,131.
- [10] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社,2017:27-29.
- [11] 孟毅.时间序列ARIMA与BP神经网络组合模型在CPI预测中的应用[J].山东农业大学学报:自然科学版,2018,49(6):1079-1083.
- [12] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [13] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用[J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [14] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [15] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [16] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [17] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用 [J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [18] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [19] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [20] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [21] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用 [J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [22] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [23] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [24] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [25] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用 [J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [26] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [27] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [28] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [29] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用 [J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [30] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [31] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [32] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [33] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用 [J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [34] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [35] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [36] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [37] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用 [J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [38] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [39] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [40] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [41] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用 [J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [42] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [43] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [44] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [45] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用 [J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [46] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [47] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [48] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [49] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用 [J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [50] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [51] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [52] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [53] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用 [J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [54] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [55] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [56] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [57] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用 [J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [58] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [59] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [60] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [61] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用 [J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [62] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [63] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [64] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [65] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用 [J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [66] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [67] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [68] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [69] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用 [J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [70] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [71] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [72] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [73] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用 [J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [74] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [75] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [76] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [77] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用 [J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [78] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [79] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [80] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [81] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用 [J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [82] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [83] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [84] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [85] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用 [J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [86] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [87] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [88] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [89] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用 [J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [90] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [91] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [92] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [93] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用 [J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [94] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [95] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [96] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.
- [97] 丁玥. 时间序列模型在风场风速预测中的应用 [J]. 水利技术, 2016, 47(12): 132-135.
- [98] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法 [M]. 北京:清华大学出版社, 2017: 27-29.
- [99] 孟毅. 时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络组合模型在 CPI 预测中的应用 [J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2018, 49(6): 1079-1083.
- [100] Ouyang Ting-hui, Zha Xiao-ming, Qin Liang. A combined multivariate model for wind power prediction [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 144: 361-373.

责任编辑:丁玥

(上接第43页)

- [2] 杜田,饶锦蒙,彭瑞,等.基于python的多源地理数据高效质检系统[J/OL].测绘地理信息,2020,10(5):2095-6045.
- [3] 姬峰,张德杨,杨锐,等.河南省科技文献信息共享服务平台设计与实现[J].信息技术,2020,44(4):121-125.
- [4] 马梓昂,贾克斌.基于Web的高性能智能快递柜管理系统[J].计算机应用与软件,2020,37(4):1-5,47.
- [5] Lee H D, Kwak Y G. Method and apparatus for measuring CPU task occupancy rate in a real-time system: U. S. Patent 6,795,797 [P]. 2004-09-21.
- [6] Anon. Software research; new data from north dakota state university illuminate findings in software research (an efficient regression testing approach for php web applications using test selection and reusable constraints) [J]. Computer Technology Journal, 2020.
- [7] Dickinger A, Stangl B. Website performance and behavioral conse-