

文章编号: 2095-2163(2024)01-0035-08

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

基于改进 WOA-Elman 模型的舆情热度预测研究

李嘉琪, 张新生

(西安建筑科技大学 管理学院, 西安 710055)

摘要: 针对公共卫生舆情事件的突发性和破坏性等问题,为了更精准预测舆情发生时的热度走向,本文构建了基于改进鲸鱼算法(WOA)优化 Elman 神经网络的舆情热度预测模型。首先根据百度指数和 360 趋势,对 2020 年 1 月 1 日至同年 2 月 19 日时段“COVID-19”事件的时间序列指标进行选取;其次利用 WOA 优化 Elman 神经网络初始值和阈值的方法进行训练和预测;最后与标准 BP 神经网络模型、标准 Elman 神经网络模型进行对比分析。结果表明,改进 WOA-Elman 的平均绝对百分比误差、均方根误差分别为 4.784 3 和 219 363.784 4,该预测模型的预测结果与原始数据更吻合,预测精度和预测误差上更具优势,在解决突发公共卫生舆情事件热度预测问题上切实有效。

关键词: 网络舆情预测; 突发公共卫生事件; 鲸鱼优化算法; Elman 神经网络; BP 神经网络

Research on public opinion heat prediction based on improved WOA-Elman model

LI Jiaqi, ZHANG Xinsheng

(School of Management, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

Abstract: In view of the sudden and destructive problems of public health public opinion events, in order to predict the heat trend of public opinion more accurately, this paper constructs a public opinion heat prediction model based on improved whale algorithm (WOA) optimized Elman neural network. Firstly, the time series indicators of "COVID-19" events from January 1, 2020 to February 19, 2020 are selected according to Baidu index and 360 trend. Secondly, WOA is used to optimize the initial value and threshold of Elman neural network for training and prediction. Finally, compared with standard BP neural network model and standard Elman neural network model. The results show that the average absolute percentage error and root mean square error of the improved WOA-Elman are 4.784 3 and 219 363.784 4, respectively. The prediction results of the prediction model are more consistent with the original data, and the prediction accuracy and prediction error are more advantageous. It is effective in solving the heat prediction problem of public health emergencies.

Key words: internet opinion forecast; public health emergencies; whale optimization algorithm (WOA); Elman neural network; BP neural network

0 引言

互联网技术的快速发展使得网络舆情的演变速度不断提升,据中国互联网络信息中心(CNNIC)公布的第 48 次《中国互联网络发展状况统计报告》显示,截止至 2021 年 6 月,中国网民规模达 10.11 亿,互联网普及率达 71.6%^[1]。网民规模的不断扩大及互联网普及率的不断攀升,使突发的公共卫生事件舆情的传播更迅速,且更难以准确预知舆情走向。

若不对此类事件的舆情在初期进行分析、预测,使得事件不断发酵而引发暴力冲突等治安问题,将直接影响社会安全与秩序稳定,因此对舆情进行热度预测有着重大意义。

当前,国内外对于网络舆情热度的研究主要分为指标体系构建法、灰色关联度法和机器学习等方法。如 Chen X G^[2]等用粗糙集理论降低舆情指标体系的属性,构建了一种趋势预测与评估的新方法。兰月新^[3]等通过分析热度影响因素,构建基于灰色

基金项目: 陕西省教育厅重点科学研究计划(20JT033)。

作者简介: 李嘉琪(1997-),女,硕士研究生,主要研究方向:网络舆情热度预测。

通讯作者: 张新生(1978-),男,博士,教授,主要研究方向:大数据分析方法与识别、智能信息处理与模式识别、风险评估与智能决策。Email:

1543521@qq.com

收稿日期: 2022-12-29

关联度方法的预测模型。王晰巍^[4]等对 Java 爬虫后的微博数据进行演化及预警等规律性分析,为舆情监管部门提供了一定的指导和帮助。TanX^[5]等构建 BERT-LDA 混合模型分析舆情的演变趋势。Wang Z^[6]等以 2SI2R 模型为基础构建了 3SI3R 模型,得到了突发事件舆情的演化传播过程。周剑峰^[7]等对指标维度进行提取与处理,采用支持向量机构建预测模型。景楠^[8]等利用百度指数,基于 ARIMA-LSTM 模型对“COVID-19”舆情的关注度趋势进行预测。裴椰惠^[9]等基于百度指数构建了低高频的舆情指数体系,改进了其预测精度。陈福集^[10]等选取多个指标构建多因素灰色模型,使用 BP 神经网络对残差进行修正。连芷萱^[11]等利用百度指数等软件分析首发信息的特征构建回归数学模型,对该信息的热度进行预测。林育曼^[12]等人利用 BP 神经网络对改进的微信文章热度时间序列数据进行预测,使文章的预测结果更具准确性与针对性。杨茂青^[13]等基于随机森林建立舆情预测模型。孙靖超^[14]等构建基于 RNN 的预测模型,通过不断修正自适应学习率来提高舆情的预测精度。肖光华^[15]等通过 FA 法探寻了影响因素,并改进 Elman 神经网络结构,利用 GA 法优化参数,从而构建舆情关键词热度预测模型。另有部分学者利用事理图谱,在时间上对不同舆情事件的演化规律进行多维度的描述与预测。但由于多采用热度影响因素等进行预测,较少针对突发公共卫生舆情的时间序列数据进行预测,大量的研究预测模型单一,预测结果不全面,同时准确率不高。

为提高热度预测的准确性,笔者提出将鲸鱼优化算法与 Elman 神经网络结合,建立 WOA-Elman 预测模型,利用 WOA 优化 Elman 网络的初始权值和阈值,对“COVID-19”舆情热度数据进行实证研究,通过指标和模型对比进行验证和分析。

1 预测模型相关理论

1.1 Elman 神经网络

Elman 是解决语音处理问题的典型动态递归神经网络^[16],是在以 BP 为代表的前馈神经网络的隐含层结构基础上增加了一个承接层,其网络模型结构主要分为输入层、隐含层、承接层和输出层^[17],具体结构如图 1 所示。相较于 BP 神经网络,其具有计算能力强、稳定性好、适应性强等特点,因此能处理与时间有关的动态序列变化问题,适合本方向的研究,且效果较好。

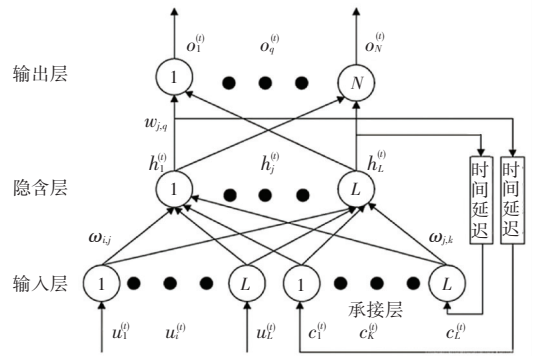


图 1 Elman 神经网络结构图

Fig. 1 Elman neural network structure

1.2 鲸鱼优化算法 (WOA)

鲸鱼优化算法 (Whale Optimization Algorithm, WOA) 是基于群体模拟座头鲸狩猎行为的元启发式优化算法^[18]。该算法通过模拟自然界中座头鲸群体搜索、包围、追捕和攻击等狩猎过程,来实现优化的目的^[19],其模拟捕食行为如图 2 所示,数学模型包含 3 个阶段。

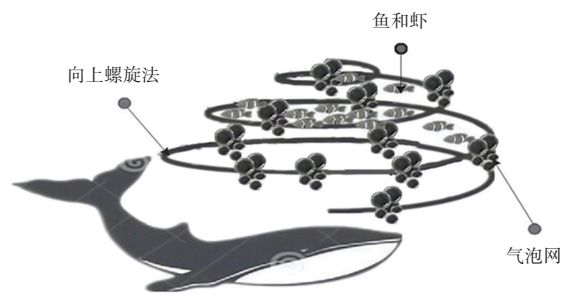


图 2 座头鲸气泡网取食行为

Fig. 2 Feeding behavior of humpback whale bubble nets

1.2.1 包围猎物 (Encircling prey)

假定当前最优解决方案是鲸鱼的目标或者接近最佳猎物的最优捕食位置,数学模型如式(1)所示:

$$\begin{cases} D = |C \cdot X^*(t) - X(t)| \\ X(t+1) = X^*(t) - A \cdot D \\ A = 2a \cdot r_1 - a \\ C = 2 \cdot r_2 \\ a = 2 - \frac{2t}{T_{\max}} \end{cases} \quad (1)$$

式中: t 表示当前迭代次数, T_{\max} 表示最大迭代次数, $X^*(t)$ 表示目前最佳的鲸鱼位置向量, $X(t)$ 表示当前鲸鱼的位置向量, A 、 C 表示系数向量, r_1 、 r_2 是满足 $[0, 1]$ 的随机向量, a 表示在搜索过程中由 2 线性递减到 0。

1.2.2 泡泡网攻击 (Bubble-net attacking method)

座头鲸通过螺旋游动并同时吐泡泡行为,

其取食过程主要分为两部分: 收缩包围和螺旋更新^[20], 其收缩环绕机制和螺旋更新位置如图 3、图 4 所示。前者是通过改变 a 的大小实现, 后者通过计算个体与最优个体位置之间的距离建立鲸鱼和猎物之间的螺旋方程。具体行为如式(2)所示:

$$\begin{cases} \mathbf{X}(t+1) = \mathbf{D}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) \mathbf{X}^*(t) \\ \mathbf{D}' = |\mathbf{X}^*(t) - \mathbf{X}(t)| \end{cases} \quad (2)$$

式中: b 是常数, 表示螺旋的形状, l 表示 $[-1, 1]$ 区间内均匀分布的随机向量。

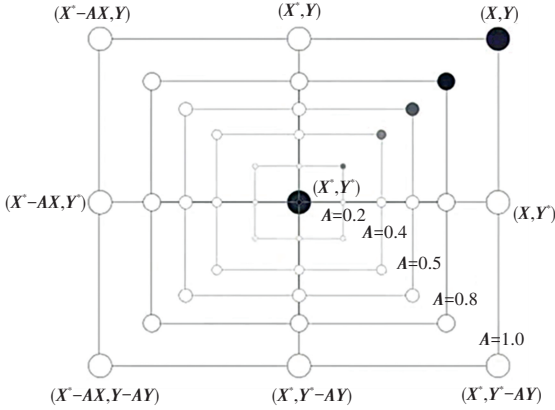


图 3 收缩环绕机制

Fig. 3 Shrinkage surround mechanism

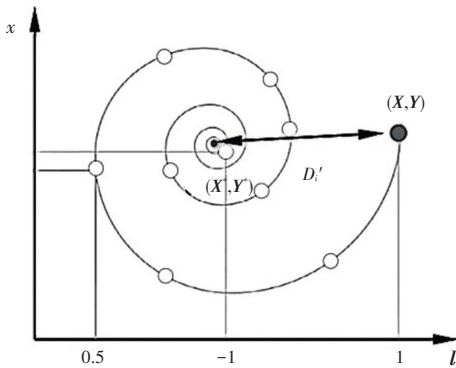


图 4 螺旋更新位置

Fig. 4 Spiral update position

由于每只座头鲸的捕食行为存在随机性和异步性, 因此假设其对捕食选择的随机概率各占 50%。数学模型的表示如式(3)所示:

$$\begin{cases} \mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}^*(t) - \mathbf{A} \cdot \mathbf{D} & \text{if } prob < 0.5 \\ \mathbf{D}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) \mathbf{X}^*(t) & \text{if } prob \geq 0.5 \end{cases} \quad (3)$$

式中: $prob \in [0, 1]$ 表示两种行为模式下更新座头鲸位置的概率, $prob \geq 0.5$ 时选择螺旋更新行为, $prob < 0.5$ 时选择包围机制。

1.2.3 寻找猎物(Search for prey)

座头鲸还会根据各自的位置情况随机四处寻找猎物而游动, 不同于上述的群体趋向最佳值的局部

搜索行为, 该行为属于随机个体成为随机游动目标的全局搜索行为, 数学模型表示如式(4)所示:

$$\begin{cases} \mathbf{D} = |\mathbf{C} \cdot \mathbf{X}_{rand} - \mathbf{X}(t)| \\ \mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}_{rand} - \mathbf{A} \cdot \mathbf{D} \end{cases} \quad (4)$$

其中, \mathbf{X}_{rand} 表示当前鲸鱼群中的随机位置矢量。该行为由 \mathbf{A} 决定, 若 $|\mathbf{A}| > 1$, 则依据式(4)进行位置更新; 若 $|\mathbf{A}| < 1$, 则依据式(2)进行位置更新。

2 模型构建

由于 Elman 神经网络在寻优过程中采用梯度下降法, 且初始值和阈值的选择具有随机性, 因而训练速度慢、预测精度低。故本文提出利用 WOA 优化 Elman 神经网络初始值和阈值的方法进行训练和预测, 弥补单一模型预测精度不高的缺陷。

2.1 预测模型构建

WOA-Elman 模型的算法流程和步骤如下:

(1) 对 Elman 神经网络所需参数进行初始化, 并新建 Elman 网络, $net_1 = newelm(\minmax(pn), [8, 1], \{ 'tansig', 'purelin' \}, 'traingdm')$ 。其中, $tansig$ 是隐藏层的激活函数; $purelin$ 是输出层激活函数; $traingdm$ 是梯度下降函数;

(2) 对 WOA 鲸鱼的数量、最大迭代次数、参数的上下界进行初始化;

(3) WOA 通过包围猎物、泡泡网更新及寻找猎物等过程, 不断对 Elman 的学习率以及隐含层节点个数, 分别在 $[1 \times 10^{-5}, 1]$ 和 $[5, 50]$ 的范围内进行优化;

(4) Elman 神经网络对优化后的最佳个体进行解析, 利用优化后的最佳权值和阈值进行训练并对热度数据进行预测。WOA-Elman 算法流程如图 5 所示。

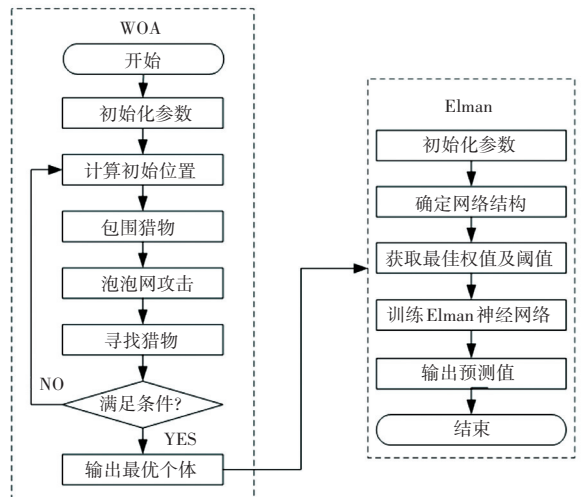


图 5 WOA-Elman 算法流程

Fig. 5 WOA-Elman algorithm specific steps

2.2 参数设置

通过对模型参数进行多次的训练调整,WOA-Elman神经网络算法的相关网络最佳参数设置见表1~表3,算法流程如图6所示。

表1 标准BP神经网络参数

Table 1 Standard BP neural network parameters

参数名称	参数值
隐含层传递函数	purelin
输出层传递函数	tansig
训练算法	traingdm
最大迭代次数	10 000
训练的目标误差	0.001
学习速率	0.1
动量因子	0.9
隐含层神经元个数	10

表2 标准Elman神经网络参数

Table 2 Standard Elman neural network parameters

参数名称	参数值
隐含层传递函数	purelin
输出层传递函数	tansig
训练算法	traingdm
最大迭代次数	10 000
训练的目标误差	0.001
学习速率	0.1
动量因子	0.9
隐含层神经元个数	8

表3 WOA优化Elman神经网络参数

Table 3 WOA optimizes Elman neural network parameters

参数名称	参数值
隐含层传递函数	purelin
输出层传递函数	tansig
训练算法	traingdm
最大迭代次数	10 000
训练的目标误差	0.001
学习速率	0.164 36
动量因子	0.9
隐含层神经元个数	39

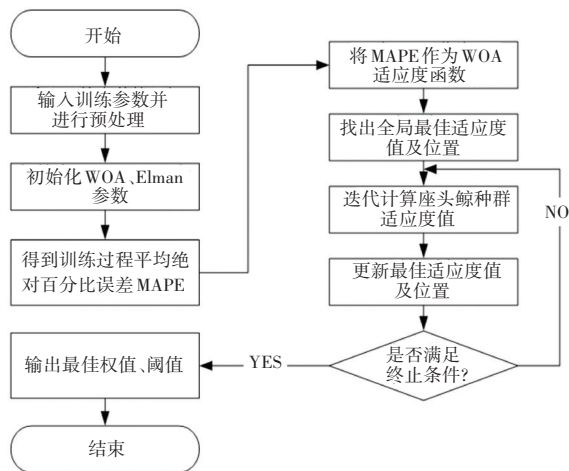


图6 WOA-Elman 算法流程

Fig. 6 WOA-Elman algorithm flow

3 实证分析

3.1 实验数据收集及处理

通过百度指数和360趋势搜索关键词“新冠病毒感染事件”,得到该突发公共卫生事件2020年1月21日至2020年2月19日时段的热度数据,利用二者的汇总数据进行模型的训练和预测。该事件热度时间序列的部分数据及走势情况如表4、图7所示。本文共选取30组热度数据,前15组热度时间序列数据用以模型的训练,后15组热度时间序列数据用以模型的预测,训练测试数据为2:1,采用自回归阶数,用前3天的数据预测后1天的数据。

表4 “COVID-19”热度数据

Table 4 'COVID-19' heat data

序号	日期	百度指数	360 趋势	综合热度值
1	2020/1/21	0	78	78
2	2020/1/22	0	80	80
3	2020/1/23	0	555	555
4	2020/1/24	0	37 110	37 110
5	2020/1/25	11 227	92 812	104 039
6	2020/1/26	7 294	17 718	25 012
7	2020/1/27	5 352	22 680	28 032
8	2020/1/28	5 467	81 328	86 795
9	2020/1/29	5 389	11 225	16 614
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
30	2020/2/19	35 287	1 143 121	1 178 408

3.2 评价标准

为了检验模型预测结果准确率和性能,本文选用残差(RES)、相对误差(APE)、平均绝对百分比误差($MAPE$)和均方根误差($RMSE$)4个评价指标对

其进行检验。计算如式(5) ~ 式(8) 所示:

$$RES = \hat{y}_i - y_i \quad (5)$$

$$APE = \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \quad (6)$$

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \quad (7)$$

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

其中, \hat{y}_i 代表预测值; y_i 代表真实值; n 为样本数量。 $MAPE$ 和 $RMSE$ 的范围均为 $[0, +\infty]$, 值越低表示误差越小, 模型的预测结果越准确; 值越高表示误差越大, 模型的预测结果越粗糙。

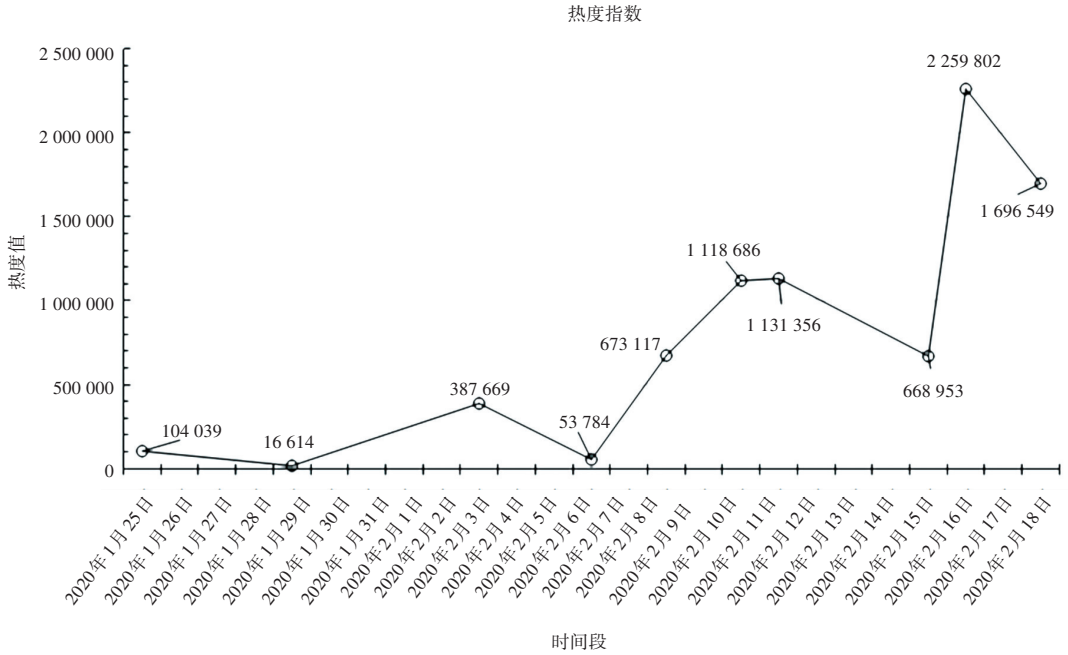


图 7 “COVID-19”热度走势
Fig. 7 'COVID-19' heat trend

3.3 模型仿真及结果分析

本文通过使用 Matlab R2018a 仿真工具进行模型的构建和分析, 为验证 WOA 优化 Elman 神经网络模型的有效性和预测的准确性, 分别构建标准 BP

神经网络模型、标准 Elman 神经网络模型与 WOA-Elman 模型进行分析对比, 模型的预测结果与真实值的对比情况如图 8 所示。

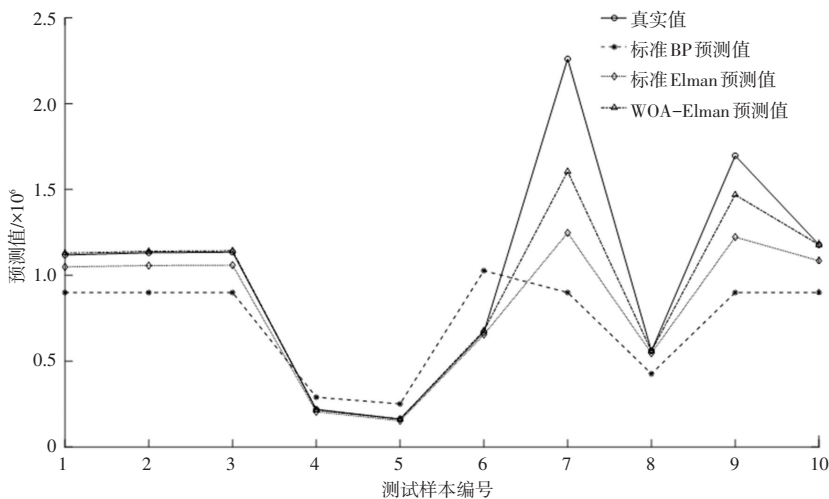


图 8 模型预测结果对比
Fig. 8 Comparison of model predictions

由图 8 可知,鲸鱼算法优化 Elman 神经网络模型的预测结果较标准 BP 神经网络、标准 Elman 神经网络模型的预测结果更加趋近于真实值,预测效果更好,准确率更高。对于标准 BP 神经网络模型来说,其预测结果拟合程度较差、预测精度较低、浮动变化较为明显。

由此可以得出,组合模型相对于单一预测模型而言,能够在一定范围内提高预测的精度和拟合度;此外,鲸鱼算法在解决预测问题时,容易存在陷入局部极值和收敛速度慢等不足,而 Elman 神经网络强大的计算和寻优能力,则恰好弥补了这个缺点,这也正是选用二者进行模型组合的原因之一。

为进一步对该预测模型进行验证,通过式(5)~式(8)分别计算标准 BP 神经网络、标准 Elman 神经网络、WOA 优化 Elman 神经网络 3 种模型的预测值与真实值之间的相对误差和均方根误差,从中也可看出 WOA 优化 Elman 神经网络模型的预测相对误差较小。3 个模型的相对误差对比和 WOA 优化 Elman 神经网络训练模型使之达到误差最小目标的收敛速度变化分别如图 9、图 10 所示,其余误差指标结果见表 5~表 7。

由此可得,WOA 优化 Elman 神经网络模型的 MAPE 远远小于标准 BP 神经网络、标准 Elman 神经网络,分别为 4.784 3、35.558 8、357 089.69;且优化后的 WOA-Elman 神经网络模型的 RMSE 值 219 363.784 4 也远远小于 BP 神经网络模型的 RMSE 值 536 342.44。此

外,在预测精度上,WOA 优化 Elman 神经网络模型的预测误差更小、与真实值拟合的程度更佳,预测结果更逼近于真实值。因此,WOA 优化 Elman 神经网络模型解决突发公共卫生事件热度预测问题更加适合,预测结果更精确。

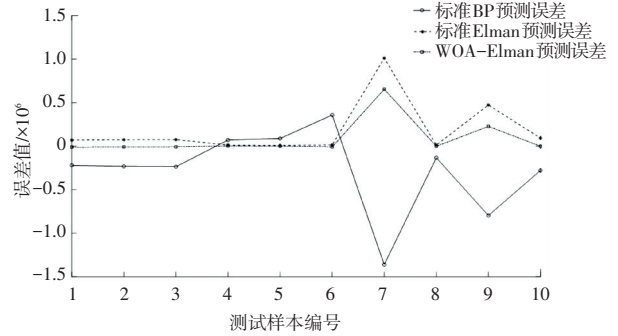


图 9 相对误差对比

Fig. 9 Relative error comparison

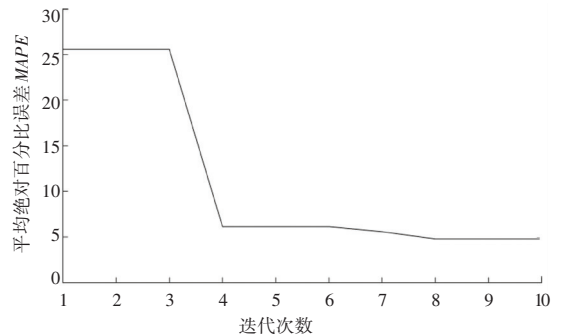


图 10 收敛速度变化

Fig. 10 Change of convergence rate

表 5 标准 Elman 神经网络预测误差 (RMSE=11.684 1)

Table 5 Standard Elman neural network prediction error (RMSE=11.684 1)

日期	真实值	预测值	误差	
			RES	APE
2020/2/10	1 118 686	1 048 901.060 7	69 784.939 3	0.062 4
2020/2/11	1 131 356	1 056 988.042 4	74 367.957 6	0.065 7
2020/2/12	1 135 146	1 048 901.1	69 784.939 3	0.062 4
2020/2/13	219 267	205 875.021 7	13 391.978 3	0.061 1
2020/2/14	162 855	152 856.711 5	9 998.288 5	0.061 4
2020/2/15	668 953	654 892.310 5	14 060.689 5	0.021 0
2020/2/16	2 259 802	1 247 270.829 2	1 012 531.170 7	0.448 1
2020/2/17	559 376	546 296.081 1	13 079.918 9	0.023 4
2020/2/18	1 696 549	1 222 877.188 8	473 671.811 2	0.279 2
2020/2/19	1 178 408	1 084 845.896 9	93 562.103 1	0.079 4
MAPE	—	—	—	357 089.69

表 6 标准 BP 神经网络预测误差 ($RMSE=536\ 342.44$)Table 6 Standard BP neural network prediction error ($RMSE=536\ 342.44$)

日期	真实值	预测值	误差	
			RES	APE
2020/2/10	1 118 686	899 980.583 0	-218 705.417 0	0.195 5
2020/2/11	1 131 356	899 980.583 0	-231 375.417 0	0.204 5
2020/2/12	1 135 146	899 980.583 0	-235 165.417 0	0.207 2
2020/2/13	219 267	290 417.080 4	71 150.080 4	0.324 5
2020/2/14	162 855	251 491.824 9	88 636.824 9	0.544 3
2020/2/15	668 953	1 027 180.148 3	358 227.148 3	0.535 5
2020/2/16	2 259 802	899 980.583 0	-1 359 821.417 0	0.601 7
2020/2/17	559 376	426 862.392 0	-132 513.608 0	0.236 9
2020/2/18	1 696 549	899 980.583 0	-796 568.417 0	0.469 5
2020/2/19	1 178 408	899 980.582 9	-278 427.417 0	0.236 3
MAPE	—	—	—	35.558 8

表 7 WOA 优化 Elman 神经网络预测误差 ($RMSE=219\ 363.784\ 4$)Table 7 WOA optimized Elman neural network prediction error ($RMSE=219\ 363.784\ 4$)

日期	真实值	预测值	误差	
			RES	APE
2020/2/10	1 118 686	1 129 155.166 4	-10 469.166 4	0.009 4
2020/2/11	1 131 356	1 139 873.094 9	-8 517.094 9	0.007 5
2020/2/12	1 135 146	1 143 049.822 8	-7 903.822 8	0.007 0
2020/2/13	219 267	215 974.452 1	3 292.547 9	0.015 0
2020/2/14	162 855	163 082.264 0	-227.264 0	0.001 4
2020/2/15	668 953	677 708.583 7	-8 755.583 7	0.013 1
2020/2/16	2 259 802	1 604 772.940 5	655 029.059 5	0.289 9
2020/2/17	559 376	559 936.410 5	-560.410 5	0.001 0
2020/2/18	1 696 549	1 468 932.779 2	227 616.220 8	0.134 2
2020/2/19	1 178 408	1 178 339.921 5	68.078 5	5.777 1 * e-05
MAPE	—	—	—	4.784 3

4 结束语

本文通过选择综合热度数据作为“COVID-19”舆情事件的时间序列,构建标准 BP 神经网络模型、标准 Elman 神经网络模型作为对照模型,利用 WOA 优化 Elman 的初始权值及阈值,解决了 Elman 容易陷入局部极小点等问题,并通过使用 Matlab 软件工具进行仿真模拟,使用 RES、APE、MAPE 和 RMSE 4 种评价指标对 3 种模型的预测和误差情况进行分析。结果表明,本文所提出的 WOA-Elman 神经网络模型可以更好地拟合真实数据,减小误差和提高预测精度,从而为突发公共卫生舆情事件的热度预测提供一定的科学理论指导。

本文的创新之处在于:

(1) 以往热度预测主要以帖子数或点击率等因素作为参考,本文以百度指数和 360 趋势两种平台的综合时间序列作为参考更为全面;

(2) 将 WOA-Elman 神经网络模型用于突发公共卫生舆情事件的热度预测,可对该类舆情事件的预测提供新思路。

参考文献

- [1] 我国农村网民规模为 2.97 亿,农村地区互联网普及率为 59.2%——第 48 次《中国互联网络发展状况统计报告》在京发布[J]. 南方农业, 2021, 15(25): 94.
- [2] CHEN X G, DUAN S, WANG L. Research on trend prediction and evaluation of network public opinion[J]. Concurrency and Computation: Practice and Experience, 2017, 29(24): e4212.

- [3] 兰月新,刘冰月,张鹏,等. 面向大数据的网络舆情热度动态预测模型研究[J]. 情报杂志, 2017, 36(6): 105-110, 147.
- [4] 王晰巍,邢云菲,王楠阿雪,等. 新媒体环境下突发事件网络舆情信息传播及实证研究——以新浪微博“南海仲裁案”话题为例[J]. 情报理论与实践, 2017, 40(9): 1-7.
- [5] TAN X, ZHUANG M, LU X, et al. An analysis of the emotional evolution of large-scale internet public opinion events based on the BERT-LDA hybrid model [J]. IEEE Access, 2021, 9: 15860-15871.
- [6] WANG Z, LIANG J, NIE H, et al. A 3SI3R model for the propagation of two rumors with mutual promotion[J]. Advances in Difference Equations, 2020, 2020(1): 1-19.
- [7] 周剑峰. 一种基于FA-SVM的热门微博特征选择及预测方法研究[J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(12): 107-111.
- [8] 景楠,胡怡,韩喜双. 基于ARIMA与LSTM的新冠肺炎网络关注度趋势研究[J]. 中国安全科学学报, 2020, 30(12): 37-42.
- [9] 裴惠惠,刘洋. 基于百度搜索下的CPI舆情指数体系构建[J]. 统计与决策, 2020(10): 13-18.
- [10] 陈福集,史蕊. 基于残差修正的多因素灰色模型的网络舆情预测研究[J]. 情报科学, 2017, 35(9): 131-135.
- [11] 连芷萱,兰月新,夏一雪,等. 基于首发信息的微博舆情热度预测模型[J]. 情报科学, 2018, 36(9): 107-114.
- [12] 林育曼,文海宁,饶浩. 基于ARIMA-BP神经网络模型的微信舆情热度预测[J]. 统计与决策, 2019, 35(14): 71-74.
- [13] 杨茂青,谢健民,秦琴,等. 基于RF算法的突发事件网络舆情演化预测分析[J]. 情报科学, 2019, 37(7): 95-100.
- [14] 孙靖超,周睿,李培岳,等. 基于循环神经网络的网络舆情趋势预测研究[J]. 情报科学, 2018, 36(8): 118-122, 127.
- [15] 肖光华,王清莲. 基于因子分析和Elman网络的舆情关键词热度预测[J]. 计算机系统应用, 2021, 30(3): 243-249.
- [16] 刘少康. 船桥碰撞动力响应评估与船撞力预测方法研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2020.
- [17] 段巍,韩旭,马良玉,等. 基于Elman神经网络的风力机风轮子系统故障预警[J]. 太阳能学报, 2021, 42(12): 157-162.
- [18] 涂春梅,陈国彬,刘超. 混沌反馈自适应鲸鱼优化算法研究[J]. 统计与决策, 2019, 35(7): 17-20.
- [19] 龙文,蔡绍洪,焦建军,等. 求解大规模优化问题的改进鲸鱼优化算法[J]. 系统工程理论与实践, 2017, 37(11): 2983-2994.
- [20] 马创,周代棋,张业. 基于改进鲸鱼算法的BP神经网络水资源需求预测方法[J]. 计算机科学, 2020, 47(S2): 486-490.

(上接第34页)

- [5] 李建亮,支辛蕾,曹清政,等. 基于立体视觉测量的棉花顶芽识别定位技术研究[J]. 机械工程与自动化, 2021, 226(3): 43-45, 49.
- [6] 郭鲁,魏颖. 基于改进Harris算法与改进的SIFT算法相结合的图像匹配方法[J]. 黑龙江科技信息, 2016(35): 87-88.
- [7] 郭鲁,魏颖. SUFT算法与改进的Harris算法相结合的图像匹配方法[J]. 黑龙江科技信息, 2014(36): 98.
- [8] 李聪利,徐善军,任书楠,等. 基于双目视觉的电力机器人三维定位方法[J]. 制造业自动化, 2021, 43(10): 138-143.
- [9] 董大卫,陶翰中,宁业衍,等. 基于双目视觉的汽车尺寸检测技术研究[J]. 农业装备与车辆工程, 2021, 59(12): 41-44, 51.
- [10] 董大卫,方宇,陈国栋,等. 基于双目视觉的汽车缝隙尺寸检测技术研究[J]. 农业装备与车辆工程, 2022, 60(3): 34-38.
- [11] Ismail Taha Comlekçiler, Salih Gunes, Celal Irgin. Artificial 3-D contactless measurement in orthognathic surgery with binocular stereo vision [J]. Applied Soft Computing, 2016, 4(41): 505-514.
- [12] Gerardo Aragon-Camarasa, Haitham Fattah, Siebert J. Paul, Towards a unified visual framework in a binocular active robot vision system [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2010, 3(58): 276-286.
- [13] SamiaNefiti-Meziani, Umar Manzoor, Suresh Kumar Pupala. 3D perception from binocular vision for a low cost humanoid robot NAO[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2015, 6(68): 129-139.
- [14] 张曙,华云松. 基于双目立体视觉的目标物定位研究[J]. 软件导刊, 2018, 17(2): 198-201.
- [15] 陈小华,袁卫. 基于双目立体视觉的目标定位[J]. 自动化技术与应用, 2017, 36(12): 102-105.
- [16] 胡益. 摄像机标定方法的比较分析[J]. 数码世界, 2018(12): 72.
- [17] 王明吉,陈秋梦,任福深. 基于双目视觉的目标测距系统[J]. 自动化与仪器仪表, 2022, 73(7): 5-8.
- [18] 李先祥,陈思琪,肖红军,等. 基于SGBM算法与BM算法的三维重建分析[J]. 自动化与信息工程, 2019, 40(5): 6-12.