

引文格式: 赵侃, 师芸, 牛敏杰, 等. 基于改进麻雀搜索算法优化 BP 神经网络的 $PM_{2.5}$ 浓度预测[J]. 测绘通报, 2022(10): 44-48. DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2022.0292.

基于改进麻雀搜索算法优化 BP 神经网络的 $PM_{2.5}$ 浓度预测

赵侃¹, 师芸^{2,3}, 牛敏杰^{2,3}, 王虎勤⁴

(1. 中煤地航测遥感局, 陕西 西安 710199; 2. 西安科技大学测绘科学与技术学院, 陕西 西安 710054; 3. 自然资源部煤炭资源勘察与综合利用重点实验室, 陕西 西安 710021; 4. 西安捷达测控有限公司, 陕西 西安 710054)

摘要: 针对传统 BP 神经网络模型收敛速度慢、易陷入局部极值等问题, 本文采用分段线性混沌映射(PWLCM)和萤火虫算法(FA)改进麻雀搜索算法(SSA), 并优化 BP 神经网络模型初始权值和阈值, 对西安市 $PM_{2.5}$ 浓度进行预测。通过比较不同模型预测结果的评价指标, 并与性能较优的 SSA-BP 模型对比, ISSA-BP 模型预测结果的 RMSE、MAPE、MAE 分别下降了 3.70、3.73、3.34。试验结果表明, 改进后的麻雀搜索算法具有高效的全局最优搜索能力, 优化后的 ISSA-BP 神经网络预测稳定性高, 精度优于 BP、SSA-BP 神经网络模型, 可用于预测 $PM_{2.5}$ 浓度。

关键词: 麻雀搜索算法; 分段线性混沌映射; 萤火虫算法; BP 神经网络; $PM_{2.5}$ 浓度预测

中图分类号: P237

文献标识码: A

文章编号: 0494-0911(2022)10-0044-05

Prediction of $PM_{2.5}$ concentration based on optimized BP neural network with improved sparrow search algorithm

ZHAO Kan¹, SHI Yun^{2,3}, NIU Minjie^{2,3}, WANG Huqin⁴

(1. Aerial Photogrammetry and Remote Sensing Bureau, Xi'an 710199, China; 2. College of Geomatics, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 3. Key Laboratory of Coal Resources Exploration and Comprehensive Utilization, Ministry of Land and Resources, Xi'an 710021, China; 4. Xi'an Jieda Measurement and Control Co., Ltd., Xi'an 710054, China)

Abstract: Aiming at the problems of slow convergence speed and easy to fall into local extremum of traditional BP neural network model, this paper uses PWLCM (piece wise linear chaotic map) and FA (firefly algorithm) to improve SSA (sparrow search algorithm) and optimize the initial weights and thresholds of the BP neural network model to predict the $PM_{2.5}$ concentration in Xi'an. By comparing the evaluation indicators of the prediction results of different models, compared with the better-performing SSA-BP model, the RMSE, MAPE and MAE of the ISSA-BP model prediction results decrease by 3.70, 3.73 and 3.34, respectively. The experimental results show that the improved sparrow search algorithm has efficient global optimal search ability. The optimized ISSA-BP neural network has high prediction stability and accuracy, which is better than BP and SSA-BP neural network models and can be used to predict $PM_{2.5}$ concentration.

Key words: sparrow search algorithm; piece wise linear chaotic map; firefly algorithm; BP neural network; $PM_{2.5}$ concentration prediction

近年来, 随着经济的飞速发展、城市工业化的不断推进及城市化进程的加快, 城市污染问题逐渐突出, $PM_{2.5}$ 浓度成为判断城市空气质量的重要参考指标^[1-2]。因此, 有效预测 $PM_{2.5}$ 浓度并采取干预措施, 对降低健康风险具有重要意义。目前 $PM_{2.5}$ 浓度预测模型可分为确定型模型、统计学模型及机器学习预测模型 3 大类^[3]。与传统的确定型和统计学模型相比, 机器学习模型具有良好的泛化能

力, 能够依据大气污染物和气象因素与 $PM_{2.5}$ 浓度之间的非线性关系, 获得较高的预测精度, 如随机森林、支持向量、神经网络等模型。BP 神经网络具有较强的非线性映射、学习、自适应及容错能力, 被广泛应用于 $PM_{2.5}$ 浓度预测^[4]。文献[5]建立了基于历史污染物浓度数据的 BP 神经网络预测模型, 预测结果的准确率达 70% 以上。由于传统 BP 神经网络收敛速度慢、易陷入局部最优, 粒子群、灰狼、遗传算法

收稿日期: 2021-09-21

基金项目: 国家自然科学基金(41674013; 41874012)

作者简介: 赵侃(1997—), 男, 硕士, 助理主程师, 主要研究方向为环境遥感。E-mail: 19210061015@stu.xust.edu.cn

通信作者: 师芸。E-mail: shiyun0908@hotmail.com

等元启发式算法被广泛应用于 BP 神经网络优化。文献[6]利用遗传算法优化 BP 神经网络,对 PM_{2.5} 浓度进行了预测,该模型具有较好的学习、泛化能力,但未考虑气象因素的影响。文献[7]利用粒子群优化算法改进遗传算法,优化 BP 神经网络的初始权值和阈值,获得了良好的 PM_{2.5} 浓度预测效果。

针对上述元启发式算法存在的寻优能力差、收敛速度慢等问题,本文提出一种改进麻雀搜索算法(improved sparrow search algorithm,ISSA),对 BP 神经网络模型的初始权值和阈值进行优化,避免模型陷入局部最优;结合西安市 2016—2021 年逐日的空气质量和气象数据,利用 ISSA-BP 神经网络模型进行 PM_{2.5} 浓度预测,并与 BP 神经网络、SSA-BP 神经网络预测结果进行对比,以验证 ISSA-BP 的可靠性。

1 ISSA-BP 神经网络模型

1.1 BP 神经网络

BP 神经网络是由文献[8—9]首次提出的一种根据误差进行训练的多层反向反馈神经网络模型。该模型的特点是信号向前传播,误差向后传播,实现一种从输入到输出的任意的非线性映射^[10]。BP 神经网络模型分为输入层、隐含层、输出层 3 层网络结构。正向传播中,输入信号经隐含层分配权重,传递到输出层计算输出值。正向传播完成后,若预测结果超出期望误差,则利用反向传播修改权值和阈值,得到最优参数,以建立模型^[11-12]。图 1 为 BP 神经网络的结构示意图。

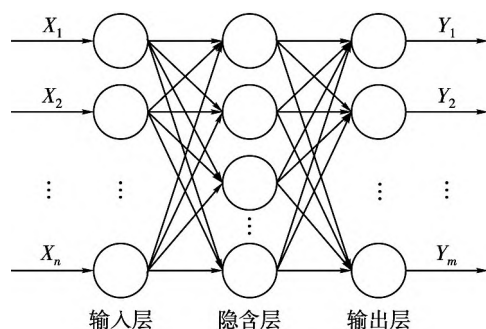


图 1 BP 神经网络结构

1.2 麻雀搜索算法

SSA(sparrow search algorithm)是受麻雀觅食行为和反捕食行为启发而提出的一种新型群智能优化算法,与其他算法相比,具有搜索精度高、稳健性强的特点^[13-14]。麻雀种群内部存在明显的分工,一部分麻雀负责觅食并提供觅食指导,其余麻雀则进行食物获取。同时,麻雀意识到危险时,会及时发出警报信号,整个种群将立刻做出反捕食行为^[15]。

发现者位置的更新规则为

$$X_{ij}^{t+1} = \begin{cases} X_{ij}^t \exp\left(\frac{-i}{\alpha I_{\max}}\right) & R_2 < S_T \\ X_{ij}^t + QL & R_2 \geq S_T \end{cases} \quad (1)$$

式中, t 为当前迭代数; X_{ij}^{t+1} 为 $t+1$ 次迭代中第 i 只麻雀在第 j 维中的位置; I_{\max} 为最大迭代数; α 为 $(0,1]$ 中的随机数; R_2 和 S_T 分别代表警戒值和安全值; Q 为服从正态分布的随机数; L 为一行多维的全一矩阵。

追随者位置的更新规则为

$$X_{ij}^{t+1} = \begin{cases} Q \exp\left(\frac{X_{\text{worst}}^t - X_{ij}^t}{i^2}\right) & i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{ij}^t - X_p^{t+1}| A^+ L & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中, X_p 为发现者所在的最佳位置; X_{worst} 为当前全局最差位置; A 为一行多维的元素为 1 或 -1 的矩阵, $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$ 。

警戒者位置的更新规则为

$$X_{ij}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \beta |X_{ij}^t - X_{\text{best}}^t| & f_i > f_g \\ X_{ij}^t + K \left(\frac{|X_{ij}^t - X_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon} \right) & f_i = f_g \end{cases} \quad (3)$$

式中, X_{best} 为当前全局最佳位置; β 为步长控制参数; f_i 为当前适应度; f_g 和 f_w 分别为当前最佳和最差适应度; ε 为一个避免分母为 0 的常数; K 为 $[-1,1]$ 中的随机数。

1.3 改进麻雀搜索算法

改进麻雀搜索算法首先利用 PWLCM 混沌映射初始化种群,增强全局搜索能力;然后在更新发现者位置时加入非线性权重,协调局部搜索和全局搜索能力,加快收敛速度;最后利用萤火虫扰动优化策略对最优解位置进行扰动,产生新解,避免陷入局部最优。

1.3.1 混沌映射

SSA 采用随机生成的方式对种群进行初始化,使得麻雀种群分布均匀,影响后期迭代寻优。而混沌映射具有随机性和规律性,对初始条件和遍历性较敏感,可使用混沌序列对麻雀种群进行初始化^[16]。目前常用的混沌映射有 Logistics 映射^[17]、Tent 映射^[18]、PWLCM 映射^[19]等。其中 PWLCM 映射更加均匀且分布稳定,本文采用该映射进行种群初始化,其表达式为

$$x_i = \begin{cases} \frac{x_{i-1}}{\beta} & 0 \leq x_{i-1} < \beta \\ \frac{(x_{i-1} - \beta)}{0.5 - \beta} & \beta \leq x_{i-1} < 0.5 \\ 0 & x_{i-1} = 0.5 \\ F(1 - x_{i-1}, \beta) & 0.5 < x_{i-1} < 1.0 \end{cases} \quad (4)$$

式中, β 为控制参数。为控制参数 β 和 x_0 赋值, 经循环迭代得到 0~1 的随机序列。

1.3.2 非线性惯性权重

SSA 算法中缺乏对于步长的有效控制, 发现最优解后, 其他个体迅速向最优解靠拢, 难以协调局部寻优和全局寻优能力, 从而陷入局部最优。因此, 引入非线性惯性权重控制搜索范围和收敛速度^[16-20]。惯性权重计算方式为

$$\omega = e^{\left(1 - \frac{t - t_{\max}}{t_{\max} - t}\right)} \quad (5)$$

在迭代过程中, 随着惯性权重的不断自适应变化, 将有利于协调算法在探索与开发之间的平衡, 改进后的发现者位置更新规则为

$$x_{ij}^{t+1} = \begin{cases} x_{ij}^t \omega & R_2 < S_T \\ x_{ij}^t + Q & R_2 \geq S_T \end{cases} \quad (6)$$

1.3.3 萤火虫扰动优化策略

在萤火虫优化算法中, 萤火虫的位置表示优化问题的可行解, 亮度对应萤火虫位置的适应度值。萤火虫不断向更亮萤火虫移动, 以搜索更优位置, 直至搜索到优化问题的最优解, 完成寻优任务^[21-22]。

萤火虫的相对荧光亮度为

$$I = I_0 e^{-\gamma r_{ij}} \quad (7)$$

式中, I_0 为萤火虫的固有亮度; γ 为光亮度吸收系数; r 为任意两个个体间的空间距离。

萤火虫的相互吸引力公式为

$$\beta = \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} \quad (8)$$

式中, β_0 为最大吸引度; γ 为光亮度吸收系数; r 为任意两个个体间的空间距离。

萤火虫 i 被吸引向萤火虫 j 移动的位置更新公式为

$$x_i = x_i + \beta(x_j - x_i) + \alpha(\text{rand} - 1/2) \quad (9)$$

式中, x_i, x_j 为萤火虫 i 和 j 所处的空间位置; α 为步长因子; rand 为服从均匀分布的随机数。

1.4 ISSA-BP 算法步骤

(1) 初始化预测网络, 确定输入层、隐含层及输出层的节点数。

(2) 利用 PWCLM 混沌映射初始化种群, 将模型中的权值和阈值表示为 ISSA 算法中 d 维空间向量。

(3) 完成 ISSA 参数初始化。

(4) 计算个体适应度值并排序, 得到最优和最差适应度及其对应个体位置。

(5) 选取位置较优的个体为发现者, 按照发现

者位置更新规则进行位置更新。

(6) 将剩余个体作为追随者, 并按照位置更新规则更新位置。

(7) 随机选取部分个体为警戒者, 进行位置更新。

(8) 计算更新后种群的适应度, 找到全局最优个体, 对其进行萤火虫扰动, 产生新解。

(9) 计算种群适应度, 判断是否达到结束条件。若是, 则程序结束, 输出最优解; 否则跳转至步骤 (2) 继续执行。

(10) 将网络最优结构参数输入 BP 神经网络结构中, 进行网络训练。

1.5 模型评价指标

针对 $PM_{2.5}$ 浓度预测这一回归问题, 本文采用均方根误差 (RMSE)、平均绝对误差 (MAE) 和平均绝对百分误差 (MAPE) 作为 BP、SSA-BP、ISSA-BP 神经网络预测模型的评价指标, 公式分别为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_i^*)^2} \quad (10)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y_i^*| \quad (11)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - y_i^*|}{y_i} \quad (12)$$

式中, n 为样本数量; y_i 为实际值; y_i^* 为预测值。

2 实例分析

2.1 试验数据

$PM_{2.5}$ 浓度变化受空气污染物和气象因素的共同影响。本文利用西安市 2016 年 1 月至 2020 年 12 月逐日的空气污染物和气象数据, 对 $PM_{2.5}$ 浓度预测模型进行研究。空气质量数据来自中国环境监测总站空气质量实时发布平台, 包括 $PM_{2.5}$ 、 PM_{10} 、 SO_2 、 NO_2 、 O_3 、 CO 。其中, CO 的浓度单位为 mg/m^3 , 其余 5 类的浓度单位为 $\mu g/m^3$, 观测数据采样率分别为 1 d。气象数据来源于美国国家海洋和大气管理局国家环境信息中心的全球地面国际交换站 57131 泾河站逐日的观测数据。其中, 逐日观测数据包括平均气温、露点温度、海平面气压、平均风速, 采样率为 1 d。

2.2 数据预处理

由于空气质量和气象数据存在缺失现象, 因此需对缺失数据进行插值。根据数据特点, 选用线性插值法进行填充, 公式为

$$y_t = y_u + \frac{y_v - y_u}{v - u}(t - u) \quad (13)$$

式中, t 为缺失数据所在的时间点; u 和 v 分别为 t 时刻前后未缺失数据的时间点; y_u 和 y_v 分别为 u 和 v 时刻的数据值; y_t 为插值结果。

由于空气质量数据和气象数据的量纲和数量级不同, 会影响网络训练过程和算法收敛速度, 因此需对数据进行归一化处理, 公式为

$$M = \frac{y - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} \quad (14)$$

式中, M 为归一化后的变量值; y 为变量原始值; y_{\min} 为变量最小值; y_{\max} 为变量最大值。

2.3 数据相关性分析

PM_{2.5} 浓度易受其他污染物浓度变化影响, 并与气象因素具有一定相关性。因此, 利用与 PM_{2.5} 显著相关的影响因素建立预测模型。在 SPSS 软件中进行 PM_{2.5} 浓度与影响因素之间的相关性分析, 结果如图 2 所示。可以看出, PM_{2.5} 浓度与影响因子均为显著相关。

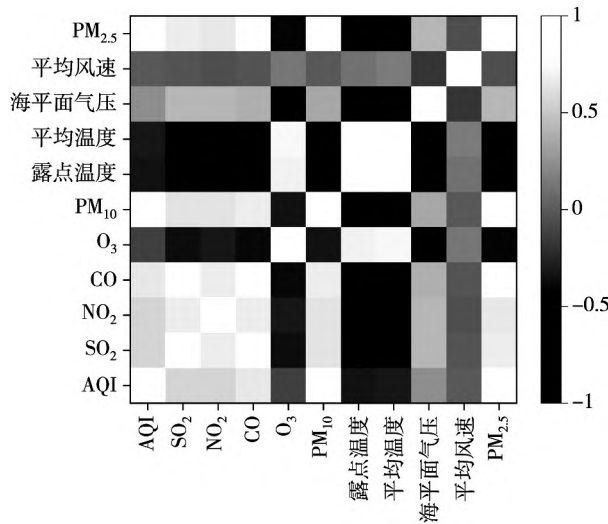


图 2 SPSS 相关性分析结果

2.4 模型相关参数

分别采用 BP、SSA-BP、ISSA-BP 神经网络模型进行 PM_{2.5} 浓度逐日的预测, 预测输入数据为 10 维, 输出数据为 1 维。网络模型的训练次数固定为 1000 次, 学习率为 0.000 1, 分别使用 tansig 和 purelin 函数作为输入-隐含层和隐含-输入层的激活函数, SSA 和 ISSA 的种群数量和迭代次数分别设为 100 和 200。

隐含层节点数首先由经验公式确定, 然后采用试凑法选取训练集均方根误差小的值作为隐含层节点数。经验公式为

$$m = \sqrt{n + l} + z \quad (15)$$

式中, m 为隐含层节点数; n 为输入层节点数; l 为输

出层节点数; z 为 1 ~ 10 之间的整数。试凑法最终确定的隐含层节点数为 11 层。

3 试验结果分析

根据以上参数建立 ISSA-BP 神经网络, 进行 PM_{2.5} 浓度预测, 以 2016 年 1 月至 2020 年 11 月为输入数据, 预测 2020 年 12 月的 PM_{2.5} 浓度。图 3 为逐日预测结果的绝对误差。表 1 为逐日的预测结果精度统计。

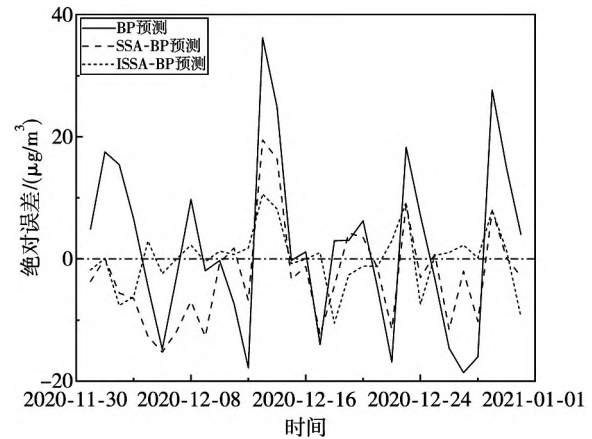


图 3 PM_{2.5} 浓度预测结果

由图 3 可知, BP 神经网络模型的预测值与实际值偏差过大, 尤其是在 PM_{2.5} 浓度波动较大时, 预测值与实际值偏差更大。SSA-BP 与本文提出的 ISSA-BP 神经网络模型预测能力有明显提升, 但与 ISSA-BP 神经网络模型相比, SSA-BP 神经网络在局部时间段预测结果与实际值仍存在一定偏差。ISSA-BP 神经网络预测模型在所有时间段都有较好的预测结果, 能够有效学习突变时刻的预测信息, 有效避免了 PM_{2.5} 浓度突变时预测偏差过大的情况。

表 1 逐日 PM_{2.5} 浓度预测精度指标

模型	RMSE/(mg/m ³)	MAPE/(%)	MAE/(mg/m ³)
BP	13.95	25.53	10.92
SSA-BP	8.57	12.46	6.77
ISSA-BP	4.87	8.73	3.43

由表 1 可知, 逐日 PM_{2.5} 浓度预测中, SSA-BP 和 ISSA-BP 神经网络预测误差离散性较小, RMSE 值明显减小, BP 神经网络、SSA-BP 神经网络、ISSA-BP 神经网络预测模型的 RMSE 值分别为 13.95、8.57、4.87 mg/m³, ISSA-BP 模型的预测精度最高。逐时 PM_{2.5} 浓度预测中, BP 神经网络、SSA-BP 神经网络、ISSA-BP 神经网络的 MAPE 指标分别为 25.53%、12.46%、8.73%, 说明 SSA-BP 和 ISSA-BP

神经网络预测结果优于 BP 神经网络,且 ISSA-BP 神经网络预测结果最好。根据 MAE 指标,SSA-BP 和 ISSA-BP 神经网络的预测精度明显提升,其中 ISSA-BP 神经网络的预测精度最高。综上所述,本文建立的 ISSA-BP 神经网络预测模型学习能力强、容错性好,能够有效防止数据过拟合,具有稳定的预测能力和较强的稳健性。

以训练数据集和测试数据集整体均方误差平均值为适应度函数,其值越小,说明模型具有可靠的泛化能力和稳健性。SSA-BP 和 ISSA-BP 神经网络的适应度曲线如图 4 所示,SSA-BP 神经网络模型适应度陷入了局部最优,ISSA-BP 与 SSA-BP 相比跳出了局部最优,获得了更优的收敛精度,说明改进后的 SSA 具有更高的准确度、更好的稳定性及效率更高的全局最优搜索能力。

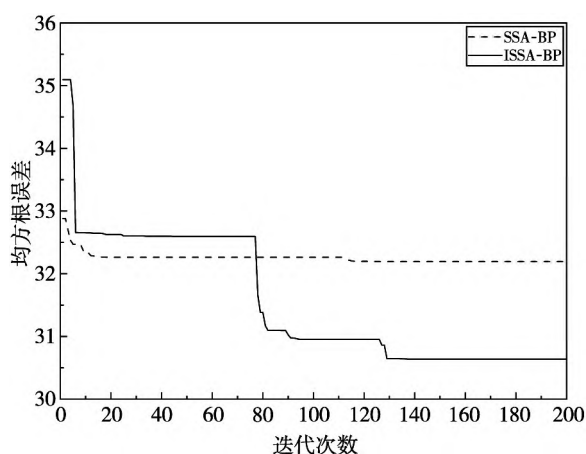


图 4 $PM_{2.5}$ 浓度预测适应度曲线

4 结 论

本文融合 PWCLM 映射、非线性惯性权重、萤火虫优化扰动,改进了麻雀搜索算法,进行了 BP 神经网络初始权值和阈值优化,具有良好的泛化能力和收敛速度;结合西安市的空气质量数据和气象数据,对 $PM_{2.5}$ 进行了预测,并与 BP 和 SSA-BP 神经网络预测结果进行对比,结论如下。

(1) 改进后的麻雀搜索算法具有更高的准确度、更优的收敛精度,有效避免了优化过程中陷入局部最优的现象。

(2) 在 BP、SSA-BP、ISSA-BP 神经网络预测模型预测结果的精度评定指标中,SSA-BP 和 ISSA-BP 神经网络指标优于 BP 神经网络,其中 ISSA-BP 更优于 SSA-BP,预测精度最高。

改进的 ISSA-BP 模型适用于 $PM_{2.5}$ 浓度预测,能够为政府机构治理空气污染提供理论依据。深

度学习网络预测具有广阔的应用前景。

参考文献:

- [1] DI Qian, KOUTRAKIS P, SCHWARTZ J. A hybrid prediction model for $PM_{2.5}$ mass and components using a chemical transport model and land use regression [J]. Atmospheric Environment, 2016, 131: 390-399.
- [2] ZHAO Rui, GU Xinxin, XUE Bing, et al. Short period $PM_{2.5}$ prediction based on multivariate linear regression model [J]. PLoS One, 2018, 13(7): e0201011.
- [3] 贾澎湃,何华灿,刘丽,等. 时间序列数据挖掘综述 [J]. 计算机应用研究, 2007, 24(11): 15-18.
- [4] 高愈霄,汪巍,黄永海,等. 基于神经网络和数值模型的重点区域 $PM_{2.5}$ 预报比较分析 [J]. 环境科学, 2022, 43(2): 663-674.
- [5] 孙宝磊,孙嵩,张朝能,等. 基于 BP 神经网络的大气污染物浓度预测 [J]. 环境科学学报, 2017, 37(5): 1864-1871.
- [6] 杨云,付彦丽. 关于空气中 $PM_{2.5}$ 质量浓度预测研究 [J]. 计算机仿真, 2016, 33(3): 413-418.
- [7] 张旭,杜景林. 改进 PSO-GA-BP 的 $PM_{2.5}$ 浓度预测 [J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(6): 1718-1723.
- [8] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors [J]. Nature, 1986, 323(6088): 533-536.
- [9] RUMELHART D E, MCCLELLAND J L, GROUP P R. Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition, Volume 1: foundations [Z]. Cambridge, Ma: MIT Press, 1986.
- [10] 黄丽. BP 神经网络算法改进及应用研究 [D]. 重庆: 重庆师范大学, 2008.
- [11] CHEN Yegang. Prediction algorithm of $PM_{2.5}$ mass concentration based on adaptive BP neural network [J]. Computing, 2018, 100(8): 825-838.
- [12] 胡娟,郑军,许文龙,等. 利用多源数据建立 GA-BP 算法模型估算 $PM_{2.5}$ 的研究 [J]. 气象科学, 2021, 41(3): 314-322.
- [13] 薛建凯. 一种新型的群智能优化技术的研究与应用: 麻雀搜索算法 [D]. 上海: 东华大学, 2020.
- [14] XUE Jiankai, SHEN Bo. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm [J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [15] ZHANG Jiangnan, XIA Kewen, HE Ziping, et al. Semi-supervised ensemble classifier with improved sparrow search algorithm and its application in pulmonary nodule detection [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2021: 1-18.

(下转第 104 页)

- [4] SUN X F, ROSIN P L, MARTIN R R, et al. Fast and effective feature-preserving mesh denoising [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2007, 13(5): 925-938.
- [5] 曹爽, 岳建平, 马文. 基于特征选择的双边滤波点云去噪算法[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2013, 43(S2): 351-354.
- [6] 朱德海. 点云库 PCL 学习教程[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2012: 274-281.
- [7] 陆建华, 刘闯, 吕志才. 最优邻域二次误差曲面的点云简化算法[J]. 测绘通报, 2018(12): 101-104.
- [8] YANG Bisheng, DONG Zhen. A shape-based segmentation method for mobile laser scanning point clouds [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 81: 19-30.
- [9] 宣伟, 花向红, 邹进贵, 等. 自适应最优邻域尺寸选择的点云法向量估计方法[J]. 测绘科学, 2019, 44(10): 101-108.
- [10] 王丽辉, 袁保宗. 鲁棒的模糊 C 均值和点云双边滤波去噪[J]. 北京交通大学学报, 2008, 32(2): 18-21.
- [11] 宣伟. 地面激光点云数据质量评价与三维模型快速重建技术研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2017: 73-74.
- [12] 杨荣华. 地面三维激光扫描电晕角度分辨率与数据处理模型研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2011: 90-104.
- [13] 武剑洁. 基于点的散乱点云处理技术的研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2004: 38-45.
- [14] 傅祖芸. 信息论: 基础理论与应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2001: 15-18.
- [15] 陈西江, 章光, 花向红. 于法向量夹角信息熵的点云简化算法[J]. 中国激光, 2015, 42(8): 336-344.

(责任编辑: 侯 琳)

(上接第 48 页)

- [16] 毛清华, 张强. 融合柯西变异和反向学习的改进麻雀算法[J]. 计算机科学与探索, 2021, 15(6): 1155-1164.
- [17] PAREEK N K, PATIDAR V, SUD K K. Image encryption using chaotic logistic map [J]. Image and Vision Computing, 2006, 24(9): 926-934.
- [18] LI Chunhu, LUO Guangchun, QIN Ke, et al. An image encryption scheme based on chaotic tent map [J]. Nonlinear Dynamics, 2017, 87(1): 127-133.
- [19] XIANG Tao, LIAO Xiaofeng, WONG K W. An improved particle swarm optimization algorithm combined with piecewise linear chaotic map [J]. Applied Mathematics and Computation, 2007, 190(2): 1637-1645.
- [20] 段玉先, 刘昌云. 基于 Sobol 序列和纵横交叉策略的麻雀搜索算法[J]. 计算机应用, 2022, 42(1): 36-43.
- [21] YANG Xinshe, HE Xingshi. Firefly algorithm: recent advances and applications [J]. International Journal of Swarm Intelligence, 2013, 1(1): 36.
- [22] YANG Xin she. Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimization [J]. International Journal of Bio-Inspired Computation, 2010, 2(2): 78-84.

(责任编辑: 纪银晓)

(上接第 85 页)

- [14] 麻学锋, 杨雪. 大湘西高级别景区时空分布特征及影响因素的空间异质性[J]. 自然资源学报, 2019, 34(9): 1902-1916.
- [15] 周涛, 陆惠玲, 任海玲, 等. 基于粗糙集的属性约简算法综述[J]. 电子学报, 2021, 49(7): 1439-1449.
- [16] JIANG H B, HU B Q. A decision-theoretic fuzzy rough set in hesitant fuzzy information systems and its application in multi-attribute decision-making [J]. Information Sciences, 2021, 579: 103-127.
- [17] 魏中宇. 地铁建设对城市内部土地利用变化的影响: 以西安地铁 1、2 号线为例[D]. 西安: 陕西师范大学, 2019.
- [18] 卢阳禄. 基于高分影像的道路交通对建设用地功能格局的影响分析: 以从化区中心城区规划区为例[D]. 广州: 华南农业大学, 2016.
- [19] 禹文豪, 艾廷华, 周启. 设施 POI 的局部空间同位模式挖掘及范围界定[J]. 地理与地理信息科学, 2015, 31(4): 6-11.
- [20] BARUA S, SANDER J. Mining statistically significant co-location and segregation patterns [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2014, 26(5): 1185-1199.
- [21] MOHAN P, SHEKHAR S, SHINE J A, et al. A neighborhood graph based approach to regional co-location pattern discovery: a summary of results [C]// Proceedings of the 19th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems. Chicago, USA: [s. n.], 2011: 122-132.

(责任编辑: 胡 淼)