

改进 WOA - 指数幂乘积模型在基坑变形预测中的应用

周有荣¹, 王凯²

(1. 临沧润汀水资源科技服务有限公司, 云南 临沧 677000; 2. 云南省水文水资源局临沧分局, 云南 临沧 677000)

摘要: 为提高基坑变形预测精度, 提出基于拉普拉斯交叉算子(LX)改进的鲸鱼优化算法(LXWOA)优化的指数幂乘积(EPP)基坑变形预测模型。选取4个标准测试函数对LXWOA进行仿真验证, 并与基本鲸鱼优化算法(WOA)、灰狼优化(GWO)算法、正弦余弦算法(SCA)、粒子群优化(PSO)算法的仿真结果进行比较。利用LXWOA对EPP模型的指数参数进行优化, 构建LXWOA-EPP变形预测模型, 并构建WOA-EPP、GWO-EPP、SCA-EPP、PSO-EPP模型与LXWOA-SVM、LXWOA-BP模型作对比, 以文献基坑监测数据为例进行实例研究, 分别利用自相关函数法和虚假最邻近法确定实例延迟时间和嵌入维数, 构建模型输入、输出向量, 利用实例前15期和后3期监测数据对各模型进行训练和预测。结果表明: LXWOA搜索能力优于WOA、GWO、SCA和PSO算法, 具有较好的寻优精度和全局搜索能力。LXWOA-EPP模型对实例预测的平均相对误差绝对值、平均绝对误差、均方根误差分别为0.18%、0.008 mm、0.009 mm, 均优于WOA-EPP等6种模型和文献预测精度, 表明LXWOA能有效优化EPP模型参数, LXWOA-EPP模型用于变形预测是可行和有效的, 模型及方法可为其他相关预测研究提供参考。

关键词: 基坑变形预测; 鲸鱼优化算法; 拉普拉斯交叉算子; 指数幂乘积模型; 参数优化

中图分类号: TU753

文献标识码: A

文章编号: 1672-643X(2020)03-0233-07

Application of improved WOA - exponential power product model in foundation pit deformation prediction

ZHOU Yourong¹, WANG Kai²

(1. Lincang Runting Water Resources Technology Service Co., Ltd., Lincang 677000, China;

2. Lincang Branch of Yunnan Hydrology and Water Resources Bureau, Lincang 677000, China)

Abstract: In order to improve the prediction accuracy of foundation pit deformation, an improved exponential power product (EPP) foundation pit deformation prediction model was proposed based on the improved whale optimization algorithm with Laplace crossover operator (LXWOA). First, the simulation results of the LXWOA were verified by four standard test functions, and compared with those of basic whale optimization algorithm (WOA), gray wolf optimization (GWO) algorithm, sine cosine algorithm (SCA) and particle swarm optimization (PSO) algorithm. Then LXWOA was used to optimize the exponential parameters of the EPP model, by which the LXWOA-EPP deformation prediction model was constructed. Meanwhile, the WOA-EPP, GWO-EPP, SCA-EPP, PSO-EPP models were constructed to compare with the LXWOA-SVM and LXWOA-BP models. The case study data of a foundation pit mentioned in a paper was used in the models for verification purposes. The delay time and the embedding dimension of the models were determined by auto-correlation function method and false nearest neighbor method respectively to construct the input and output vectors, and then the first 15 and last three sets of the pit monitoring data were used to train the models for better prediction outcomes. The results show that the search ability of LXWOA is better than that of WOA, GWO, SCA and PSO algorithms, and it has better optimization precision and global search ability. The absolute relative error, mean absolute error and root mean square error of the foundation pit predicted by LXWOA-EPP model are 0.18%, 0.008 mm, and 0.009 mm, respectively, which are better than the six models of WOA-EPP and literature re-

收稿日期: 2019-10-19; 修回日期: 2019-12-27

作者简介: 周有荣(1971-), 男, 云南巍山人, 学士, 高级工程师, 主要从事水资源管理护保、水电开发、水环境评价等研究工作。

cords. This indicates that the parameters of EPP models can be effectively optimized by LXWOA, and the LXWOA - EPP model is applicable and effective for deformation predictions. This model and method can provide some reference for other related prediction studies.

Key words: deformation prediction of foundation pit; whale optimization algorithm (WOA); Laplace crossover operator (LX); exponential power product (EPP) model; parameter optimization

1 研究背景

有效提高基坑变形预测精度对于判断基坑稳定性、预见周边建筑破坏程度和科学掌握基坑未来变形趋势具有重要意义^[1]。目前应用于基坑变形预测的方法有灰色预测法^[2]、支持向量机法^[3-5]、极限学习机法^[6-7]、人工神经网络法^[8-11]、组合预测法^[12-13]等,已在基坑变形预测应用中取得一定的预测效果,但各方法也存在不足:灰色预测法存在对原始数据依赖程度高、短期预测效果差等不足;支持向量机虽然能有效避免维数灾、过拟合等问题,但存在惩罚因子、核函数等参数选取的困难;极限学习机具有较好的预测精度,但其隐含层节点间连接权值和阈值的随机确定或人为给定制约了 ELM 的应用范畴和精度的进一步提高;BP、Elman 等人工神经网络目前在各行业领域应用广泛,但存在权、阈值等关键参数选取和优化的困难;组合预测虽然能发挥各单一模型优点,具有较好的预测效果,但存在模型过于复杂、各模型权重确定困难等缺点。其他预测方法如突变理论法^[14]、随机森林模型法^[15]、改进 MSD 法^[16]、卡尔曼滤波^[17]等也在变形预测中得到应用。

为进一步提高基坑变形预测精度,拓展基坑变形预测模型及方法,本文基于基坑变形预报因子与影响因子之间存在的指数幂乘积(exponential power product, EPP)关系^[18],提出一种基于拉普拉斯交叉算子(Laplace crossover operator, LX)改进的鲸鱼优化算法(Laplacian whale optimization algorithm, LX-WOA)优化的指数幂乘积(EPP)基坑变形预测模型,以参考文献[19]中的基坑变形预测为例进行实例研究。

本文内容安排如下:(1)选取4个标准测试函数在高维(30维)和低维(5维)条件下对LXWOA进行仿真验证,并与基本鲸鱼优化算法(WOA)、灰狼优化(GWO)算法、正弦余弦算法(SCA)、粒子群优化(PSO)算法的仿真结果进行比较。(2)分别利用自相关函数法、虚假最邻近法确定实例数据的延迟时间和嵌入维数,构建EPP模型的输入、输出向量。利用LXWOA对EPP模型指数参数进行优化,构建LXWOA - EPP基坑变形预测模型,并构建

WOA - EPP、GWO - EPP、SCA - EPP、PSO - EPP模型与LXWOA - SVM、LXWOA - BP模型作对比,预测结果与文献IABC - LSSVR模型^[3]、组合预测模型^[13]的预测效果进行比较分析。

2 LXWOA - EPP 预测模型

2.1 鲸鱼优化算法

鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)是澳大利亚学者Mirjalili通过模拟鲸鱼捕食行为而提出的一种新型智能算法。WOA算法的位置更新行为主要分为:游走觅食、包围收缩以及螺旋捕食这3种行为。参考文献[20-22],将基本WOA算法3种捕食行为简述如下:

(1) 游走觅食。WOA采用种群中的随机个体位置来导航寻找食物,鲸鱼空间位置更新公式:

$$X(j+1) = X^*(j) - A \cdot D \quad (1)$$

式中: $X(j+1)$ 为第 $(j+1)$ 次迭代鲸鱼空间位置; $X^*(j)$ 为当前最佳鲸群空间位置; $D = |C \cdot X^*(j) - X(j)|$ 为个体 X 在位置更新前距离种群随机个体 X^* 的长度; A 和 C 为系数变量,其中 $A = 2a \cdot r - a$, $C = 2r$, $a = 2 - j/M$, M 最大迭代次数; r 为 $[0,1]$ 上的随机数。

(2) 包围收缩。人工鲸鱼在寻找到食物后,利用公式(2)更新鲸鱼的空间位置:

$$X(j+1) = X_{rand} - A \cdot |C \cdot X_{rand}(j) - X| \quad (2)$$

式中: X_{rand} 为当前种群中随机1个鲸鱼个体所在的空间位置。

(3) 螺旋捕食。鲸鱼以螺旋式的移动方式向当前最优个体靠近,引入螺旋式数学模型,利用公式(3)更新鲸鱼空间位置:

$$X(j+1) = \begin{cases} X(j) - A \cdot D & (p < 0.5) \\ D' \cdot e^{bl} \cos(2\pi l) + X^*(j) & (p \geq 0.5) \end{cases} \quad (3)$$

式中: D' 为第 i 头鲸当前位置与当前最优个体之间的距离; b 为对数螺旋形状常数; l 为 $[-1,1]$ 之间的随机数; p 为 $[0,1]$ 之间的随机数。

2.2 改进鲸鱼优化算法

WOA具有较好的寻优性能,但在解决复杂优化

问题时存在易陷入局部极值和收敛速度慢等缺点。本文基于拉普拉斯交叉算子(LX)改进 WOA,有效克服了基本 WOA 易陷入局部极值和局部搜索能力弱等不足,增强了算法的探索 and 开发之间的平衡能力。LX 采用拉普拉斯分布的密度函数系数代替算术交叉算子系数,假设在第 j 代的 2 个鲸鱼个体 X_1 和 X_2 之间进行交叉,则交叉后所产 $j+1$ 代的 2 个新鲸鱼个体表示为^[23]:

$$\begin{cases} X_1(j+1) = X_1(j) + \beta |X_1 - X_2| \\ X_2(j+1) = X_2(j) + \beta |X_1 - X_2| \end{cases} \quad (4)$$

拉普拉斯随机分布数 由以下规则创建:

$$\beta = \begin{cases} s - q \ln u & (u \leq 0.5) \\ s + q \ln u & (u > 0.5) \end{cases} \quad (5)$$

式中: s, q 为拉普拉斯分布参数, $s \in R$ 为定位参数, $q > 0$ 为尺度参数; u 为在 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数。

2.3 指数幂乘积模型

研究表明,基坑变形预测因子与其影响因子之间存在如公式(6)所示的指数幂乘积(EPP)关系:

$$y' = \prod_{j=1}^m (x'_1)^{a_1} (x'_2)^{a_2} \dots (x'_m)^{a_m} \quad (6)$$

式中: y' 为基坑变形预测因子归一化值; x'_j 为与基坑变形预测因子相关的影响因子归一化值; a_j 为待优化指数参数; m 为预测影响因子数目。

2.4 仿真验证

为验证 LXWOA 在高维和低维条件下寻优能力,利用 LXWOA 对 Sphere、Schwefel 2.22、Griewank、Rastrigin 4 个典型测试函数进行仿真验证,并与 WOA、GWO、SCA、PSO 算法的仿真结果进行比较。上述 4 个函数变量取值分别为 $[-100, 100]$ 、 $[-10, 10]$ 、 $[-600, 600]$ 、 $[-5.12, 5.12]$, 维度为 30 维和 5 维,理论最优解值均为 0。其中,函数 Sphere、Schwefel 2.22 为单峰函数,主要用于测试算法的寻优精度;函数 Griewank、Rastrigin 为多峰函数,主要用于测试算法的全局搜索能力。

本文基于 MATLAB 2018a M 语言实现 5 种算法对 4 个典型测试函数的 20 次重复寻优,并从平均值、标准差 2 个方面进行评估^[24],结果见表 1。

表 1 4 个典型测试函数优化对比结果

函数	算法	平均值	标准差
		30 维/5 维	30 维/5 维
Sphere	LXWOA	$7.06 \times 10^{-77} / 4.87 \times 10^{-98}$	$1.71 \times 10^{-76} / 1.11 \times 10^{-97}$
	WOA	$5.50 \times 10^{-76} / 5.09 \times 10^{-94}$	$9.39 \times 10^{-76} / 1.12 \times 10^{-94}$
	GWO	$4.61 \times 10^{-33} / 1.29 \times 10^{-93}$	$4.15 \times 10^{-33} / 2.64 \times 10^{-93}$
	SCA	$7.12 \times 10^0 / 5.99 \times 10^{-34}$	$9.82 \times 10^0 / 1.39 \times 10^{-33}$
	PSO	$1.64 \times 10^{-2} / 6.43 \times 10^{-13}$	$6.21 \times 10^{-3} / 9.22 \times 10^{-13}$
Schwefel 2.22	LXWOA	$1.71 \times 10^{-52} / 4.62 \times 10^{-63}$	$3.52 \times 10^{-52} / 9.37 \times 10^{-63}$
	WOA	$1.35 \times 10^{-51} / 4.66 \times 10^{-58}$	$2.86 \times 10^{-51} / 7.79 \times 10^{-58}$
	GWO	$1.09 \times 10^{-19} / 8.66 \times 10^{-53}$	$1.11 \times 10^{-19} / 1.89 \times 10^{-52}$
	SCA	$1.26 \times 10^{-2} / 1.15 \times 10^{-20}$	$1.21 \times 10^{-2} / 1.92 \times 10^{-20}$
	PSO	$3.38 \times 10^{-1} / 5.60 \times 10^{-7}$	$7.83 \times 10^{-2} / 6.13 \times 10^{-7}$
Griewank	LXWOA	0/5.28 × 10 ⁻³	0/6.95 × 10 ⁻³
	WOA	$1.51 \times 10^{-17} / 7.45 \times 10^{-2}$	$3.36 \times 10^{-17} / 1.07 \times 10^{-1}$
	GWO	0/2.93 × 10 ⁻²	0/1.75 × 10 ⁻²
	SCA	$6.64 \times 10^{-1} / 4.99 \times 10^{-2}$	$3.07 \times 10^{-1} / 8.27 \times 10^{-2}$
	PSO	$2.28 \times 10^2 / 1.06 \times 10^1$	$1.33 \times 10^1 / 4.36 \times 10^0$
Rastrigin	LXWOA	0/0	0/0
	WOA	$5.17 \times 10^{-15} / 0$	$1.26 \times 10^{-14} / 0$
	GWO	$1.46 \times 10^0 / 0$	$2.48 \times 10^0 / 0$
	SCA	$2.09 \times 10^1 / 6.25 \times 10^{-6}$	$2.61 \times 10^1 / 1.53 \times 10^{-5}$
	PSO	$3.00 \times 10^1 / 2.44 \times 10^0$	$7.50 \times 10^0 / 1.32 \times 10^0$

实验参数设置如下:LXWOA、WOA、GWO、SCA、PSO 5种算法最大迭代次数 $M = 500$, 群体数目 $N = 50$ 。其中 LXWOA 拉普拉斯分布参数 $s = 0, q = 0.1$, 对数螺旋形状常数 $b = 2$; WOA 对数螺旋形状常数 $b = 2$; SCA 常数 $a = 2$, 参数 $r_2 = 2\pi \text{rand}(), r_3 = 2 \text{rand}()$; PSO 算法惯性权重 w_{\max}, w_{\min} 分别取值 0.9 和 0.6, 自我学习因子、社会学习因子 c_1, c_2 均取值 2.0。其他参数采用各算法默认值。

对表 1 进行对比分析可得出以下结论:

(1) 对于单峰函数 Sphere、Schwefel 2.22, LXWOA 在高维和低维情况下 20 次寻优精度略优于 WOA、GWO 算法, 优于 SCA、PSO 算法, 表现出较好的寻优精度和极值寻优能力。

(2) 对于多峰多模态函数 Griewank, 在高维情况下, LXWOA、GWO 算法 20 次寻优均获得了理论最优值 0, 寻优精度优于 WOA, 远优于 SCA、PSO 算法; 但在低维情况下, 虽然 LXWOA 寻优精度仍然优于其他 4 种算法, 但 LXWOA、WOA、GWO 算法寻优精度下降幅度明显, SCA、PSO 算法寻优精度变化不明显。对于易陷入局部极值多峰函数 Rastrigin, 在高维情况下, LXWOA 20 次寻优均获得了理论最优值 0, 寻优精度优于 WOA, 远优于 GWO、SCA、PSO 算法; 在低维情况下, LXWOA、WOA、GWO 算法 20 次寻优均获得了理论最优值 0, 寻优精度优于 SCA, 远优于 PSO 算法。

可见, 基于 LX 算子改进的 LXWOA 能有效克服基本 WOA 易陷入局部极值和局部搜索能力弱等不足, 增强了算法的探索和开发之间的平衡能力。对于上述 4 个函数, 无论在高维还是低维情况下, LXWOA 寻优能力均优于 WOA、GWO、SCA 和 PSO 算法, 具有较好的寻优精度和全局搜索能力。

2.5 LXWOA - EPP 模型预测实现步骤

LXWOA - EPP 模型预测实现步骤归纳如下 (WOA - EPP、GWO - EPP、SCA - EPP、PSO - EPP 模型预测实现步骤可参考实现):

Step 1 分别利用自相关函数法、虚假最邻近法确定实例数据的延迟时间和嵌入维数, 构建 EPP 模型的输入、输出向量, 并合理划分训练样本和预测样本, 利用公式(7)对实例数据序列进行归一化处理; 设定 EPP 模型指数参数 a_j 的搜寻范围。

$$x' = (x - 0.8x_{\min}) / (1.2x_{\max} - 0.8x_{\min}) \quad (7)$$

式中: x' 为经过归一化处理的数据; x 为原始数据; x_{\max} 和 x_{\min} 分别为序列中的最大值和最小值。

Step 2 确定适应度函数。本文选用均方误差作

为适应度函数, 见公式(8):

$$\begin{cases} \min f(a_1, a_2, \dots, a_m) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (y_i - \hat{y}_i)^2 \\ \text{s. t } a \in [a_{\min}, a_{\max}] \end{cases} \quad (8)$$

式中: \hat{y}_i 为第 i 个样本预测输出; y_i 为第 i 个样本监测值; $i = 1, 2, \dots, k$, k 为训练样本数量。

Step 3 设置 LXWOA 最大迭代次数 M 、群体数目 N 、对数螺旋形状常数 $b(b = 2)$ 以及拉普拉斯分布参数 s, q 。令当前迭代次数 $t = 1$, 初始化鲸鱼种群个体空间位置。

Step 4 计算每个鲸群个体适应度值, 计算种群的适应度, 找到并记录种群中的最优个体位置 X^* 。

Step 5 迭代阶段。若 $j \leq M$ 时, 更新 a, A, C, l 和 p ; 当 $p < 0.5$ 时, 若 $|A| < 1$, 利用公式(1)更新鲸群空间位置; 若 $|A| \geq 1$, 则从当前群体中随机确定鲸群位置 X_{rand} , 利用公式(2)更新鲸群空间位置; 若 $p \geq 0.5$ 时, 利用公式(3)更新当前鲸群个体的空间位置。

Step 6 交叉运算。利用公式(4)随机选择 2 个鲸鱼个体 X_1 和 X_2 进行交叉, 产生新的鲸鱼个体。

Step 7 计算更新后的鲸群个体适应度值, 若新鲸群个体适应度优于前代鲸群个体适应度, 则以新鲸群个体位置替代原鲸群个体位置; 否则保留原鲸群个体位置。

Step 8 令 $t = t + 1$ 。判断算法是否达到终止条件, 若达到终止条件, 输出最优个体位置 X^* 及其适应度值, 算法结束; 否则重复 Step 5 ~ 8。

Step 9 输出 LXWOA 全局最优位置 X^* , X^* 即为 EPP 模型最佳参数 a_j 。将参数 a_j 代入 EPP 模型进行基坑变形预测。

3 实例应用

3.1 数据来源及分析

为便于比较, 本文以文献[19]中广州某基坑项目 21 期监测沉降数据为例进行预测分析, 基坑基本情况, 观测点位置等参见文献[19]。首先利用自相关函数法确定沉降数据延迟时间, 经分析, 当延迟时间为 1 时自相关系数最大, 为 0.821, 因此确定该沉降数据延迟时间为 1。其次在延迟时间为 1 的条件下采用虚假最邻近法(FNN)确定该沉降数据嵌入维数, 见图 1。从图 1 可以看出, 当嵌入维数为 3 时虚假最邻近的比例为 0, 小于 1%, 说明由嵌入维为 3 维所确定的重构吸引子不会再出现因投影到低维空间而发生重合现象, 即当延迟时间为 1、嵌入维数

为 3 维时该沉降数据具有最佳预测效果。最后,在延迟时间为 1、嵌入维数为 3 维条件下,利用前 3 期监测数据预测第 4 期数值,构建基坑变形预测因子与影响因子的输入、输出矩阵见表 2。

为便于与文献中 IABC - LSSVR 模型^[3]、组合预测模型^[13]的预测结果进行比较,本文选取表 2 中前 15 期实测数据作为训练样本,后 3 期年实测数据作为预测样本。

3.2 参数设置

设置 EPP 模型参数 a 的搜索范围 $\in [-2, 2]$, 维度为 3 维;SVM 模型惩罚因子 $C \in [0.1, 1000]$ 、核函数参数 $g \in [0.1, 1000]$ 、不敏感系数 $\varepsilon \in [0.001, 0.1]$,交叉验证折数 $V = 3$;BP 网络结构设置为 4 - 5 - 1,隐含层传递函数采用 logsig,输出层

传递函数采用 purelin,训练函数采用 trainlm,设定期望误差为 0.001,最大训练轮回为 100 次,搜索空间 $\in [-1, 1]$ 。LXWOA、WOA、GWO、SCA、PSO 5 种算法参数设置同前文仿真验证。

3.3 模型构建及预测

分别构建 LXWOA - EPP、WOA - EPP、GWO - EPP、SCA - EPP、PSO - EPP 和 LXWOA - SVM、LXWOA - BP 7 种基坑变形预测模型。选取平均相对误差绝对值 MRE 、平均绝对误差 MAE 、均方根误差 $RMSE$ 为评价指标,利用上述 7 种模型对实例基坑变形进行预测,各基坑变形预测模型的预测结果及误差对比见表 3,LXWOA - EPP 等 5 种模型训练样本参数寻优进化过程图、7 种模型拟合预测相对误差图、7 种模型拟合预测绝对误差图分别见图 2、3、4。

表 2 某基坑变形预测数据输入输出矩阵

预测 期数	输入向量			输出向量	预测 期数	输入向量			输出向量
	前 3 期	前 2 期	前 1 期	当期		前 3 期	前 2 期	前 1 期	当期
4	3.34	3.36	3.42	3.72	13	4.13	4.19	4.22	4.23
5	3.36	3.42	3.72	3.83	14	4.19	4.22	4.23	4.25
6	3.42	3.72	3.83	3.90	15	4.22	4.23	4.25	4.27
7	3.72	3.83	3.90	3.97	16	4.23	4.25	4.27	4.31
8	3.83	3.90	3.97	4.00	17	4.25	4.27	4.31	4.32
9	3.90	3.97	4.00	4.10	18	4.27	4.31	4.32	4.35
10	3.97	4.00	4.10	4.13	19	4.31	4.32	4.35	4.41
11	4.00	4.10	4.13	4.19	20	4.32	4.35	4.41	4.48
12	4.10	4.13	4.19	4.22	21	4.35	4.41	4.48	4.55

依据表 3 及图 2 ~ 4 可以得出以下结论:

(1) LXWOA - EPP 模型对实例预测的 MRE 、 MAE 和 $RMSE$ 分别为 0.18%、0.008 mm、0.009 mm,预测精度和预测效果均优于 WOA - EPP、GWO - EPP、SCA - EPP、PSO - EPP、LXWOA - SVM、LXWOA - BP 模型和文献中 IABC - LSSVR 模型、组合预测模型,具有较好的预测精度和泛化能力,表明 LXWOA 能有效优化 EPP 模型的指数参数,LXWOA - EPP 模型用于基坑变形预测是可行和有效的。

(2) 基于 LXWOA、WOA、GWO、SCA、PSO 算法指数参数优化的 EPP 模型均具有较好的预测精度和泛化能力,其预测的 MRE 、 MAE 和 $RMSE$ 分别在 0.29% ~ 0.18%、0.013 ~ 0.008 mm、0.014 ~ 0.009 mm 之间,均优于文献中的 IABC - LSSVR 模型、组合预测模型,表明 EPP 模型用于基坑变形预测具有较好的应用前景。其中,LXWOA - EPP 模型的预测精度较文献中 IABC - LSSVR 模型和组合预测模型提高了

48.5% 以上,具有更好的预测精度和预测效果。

(3) 表 3 中 LXWOA - SVM 模型预测精度高于文献中的 IABC - LSSVR 模型,这主要得益于:① LXWOA 具有较好的寻优能力,能有效地优化 SVM 模型参数;②基于自相关函数法和虚假最邻近法科学确定延迟时间和嵌入维数,构建合理的输入、输出向量。

(4) 从图 3、4 来看,LXWOA - BP 模型预测效果并不十分理想,原因在于训练样本过少和训练过程呈现“过拟合”特征,导致泛化能力差。

(5) 从实例及前文仿真验证来看,WOA 在仿真验证中表现出较好的寻优能力,但在实例应用中不能很好优化 EPP 模型的指数参数;而在仿真验证中表现并不突出的 PSO 算法却在实例应用中表现不俗。总体来看,在仿真验证中表现出良好寻优能力的 LXWOA、GWO、SCA 算法,同样在该实例应用中具有较好的寻优精度和寻优效果。

表3 各基坑变形预测模型的预测结果及误差对比

模型	期数	实测值/ mm	预测值/ mm	相对误 差/%	绝对误 差/mm	MRE/ %	MAE/ mm	RMSE/ mm	参数优化结果 [a_1, a_2, a_3] 或 [C, g, ε]
LXWOA-EPP模型	19	4.41	4.415	-0.111	0.005				
	20	4.48	4.475	0.117	0.005	0.18	0.008	0.009	[0.2751, -0.5343, 1.1905]
	21	4.55	4.536	0.315	0.014				
WOA-EPP模型	19	4.41	4.404	0.132	0.006				
	20	4.48	4.464	0.361	0.016	0.29	0.013	0.014	[-0.0476, 0.0277, 0.9587]
	21	4.55	4.533	0.371	0.017				
GWO-EPP模型	19	4.41	4.405	0.123	0.005				
	20	4.48	4.467	0.292	0.013	0.25	0.011	0.012	[0.0488, -0.2104, 1.1080]
	21	4.55	4.535	0.332	0.015				
SCA-EPP模型	19	4.41	4.403	0.156	0.007				
	20	4.48	4.466	0.308	0.014	0.26	0.012	0.012	[0.0150, -0.1805, 1.1099]
	21	4.55	4.535	0.325	0.015				
PSO-EPP模型	19	4.41	4.405	0.124	0.005				
	20	4.48	4.467	0.297	0.013	0.25	0.011	0.012	[0.0391, -0.1943, 1.0974]
	21	4.55	4.535	0.336	0.015				
LXWOA-SVM模型	19	4.41	4.402	0.193	0.008				
	20	4.48	4.455	0.548	0.025	0.28	0.013	0.015	[139.5434, 0.1008, 0.0172]
	21	4.55	4.546	0.095	0.004				
LXWOA-BP模型	19	4.41	4.398	0.263	0.012				
	20	4.48	4.448	0.724	0.032	0.48	0.024	0.023	
	21	4.55	4.530	0.446	0.020				
文献[19]IABC-LSSVR模型	19	4.41	4.438	-0.635	-0.028				
	20	4.48	4.490	-0.223	-0.010	0.35	0.016	0.018	
	21	4.55	4.541	0.198	0.009				
文献[19]PSO-GM-ARMA模型	19	4.41	4.419	-0.204	-0.009				
	20	4.48	4.461	0.424	0.019	0.56	0.025	0.030	
	21	4.55	4.502	1.055	0.048				

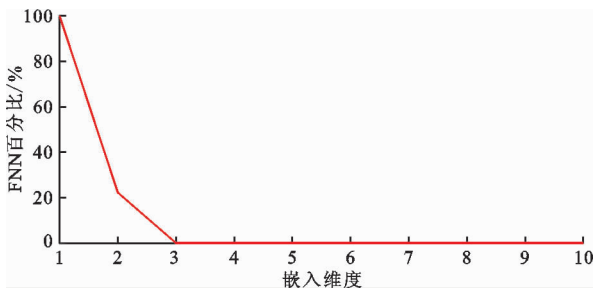


图1 基坑监测数据虚假邻近点法结果

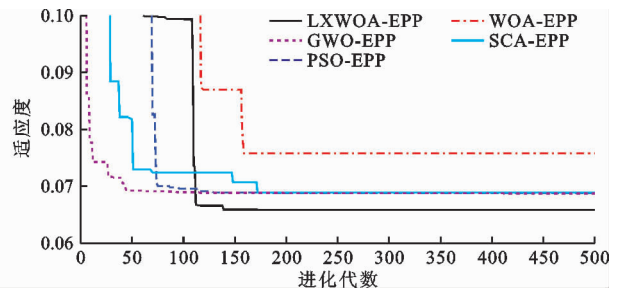


图2 5种模型训练样本参数寻优进化过程图

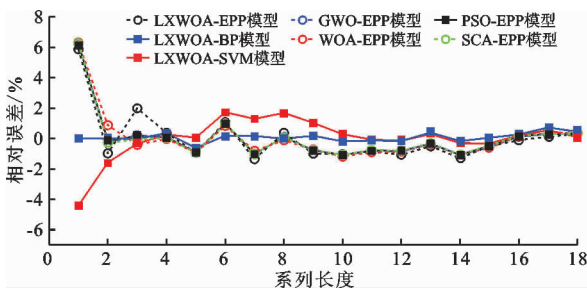


图3 7种模型拟合预测相对误差图

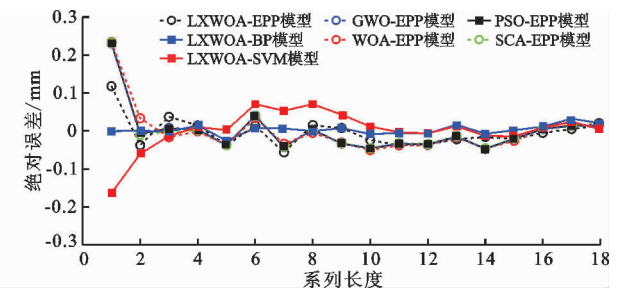


图4 7种模型拟合预测绝对误差图

4 结 论

(1) 提出基于拉普拉斯交叉算子改进的鲸鱼优化算法(LXWOA),选取4个典型测试函数在高维和低维情况下对 LXWOA 进行仿真验证,并与 WOA、GWO、SCA、PSO 算法的仿真结果进行比较。结果表明:无论在高维还是低维情况下,LXWOA 寻优能力均优于 WOA、GWO、SCA 和 PSO 算法,具有较好的寻优精度和全局搜索能力。

(2) 基于自相关函数法和虚假最邻近法确定沉降数据延迟时间和嵌入维数,构建基坑变形预测的输入、输出向量;利用 LXWOA 优化 EPP 模型的指数参数,提出 LXWOA - EPP 基坑变形预测模型,并构建 WOA - EPP、GWO - EPP、SCA - EPP、PSO - EPP、LXWOA - SVM、LXWOA - BP 模型作为比较模型,以文献基坑变形预测为例进行对比验证。结果表明:LXWOA - EPP 模型预测精度和预测效果均优于 WOA - EPP 等 6 种模型和文献中的 IABC - LSSVR 模型、组合预测模型,具有较好的预测精度和泛化能力,表明 LXWOA 能有效优化 EPP 模型的指数参数,LXWOA - EPP 模型用于基坑变形预测是可行和有效的。

(3) 本文尝试利用 LXWOA - EPP 模型进行基坑变形预测,取得了较好的预测效果,模型及方法可为大坝变形等相关预测研究提供新的途径和方法。

参考文献:

- [1] 王兴科,王娟. 基于优化支持向量机 - 混沌 BP 神经网络的基坑变形预测研究[J]. 隧道建设,2017,37(9): 1105 - 1113.
- [2] 周春霖,王有志,徐刚年,等. 基于优化非等时距权重傅里叶灰色模型的变形预测[J]. 人民长江,2019,50(1):207 - 210.
- [3] 冯腾飞,刘小生,钟钰,等. 基于 IABC 优化 LSSVR 的变形预测研究[J]. 大地测量与地球动力学,2019,39(1): 98 - 102.
- [4] 王雪妮,韩国锋. 趋势项分离预测模型及重标度极差分析在深基坑变形预测中的应用研究[J]. 隧道建设,2017,37(8):990 - 996.
- [5] 谢洋洋,吴大鹏,付超,等. 基于相空间重构的 FOA - GLSSVM 深基坑变形预测模型研究[J]. 大地测量与地球动力学,2018,38(10):1048 - 1052.
- [6] 陈艳茹. 基于遗传算法和极限学习机的智能算法在基坑变形预测中的应用[J]. 隧道建设(中英文),2018,38(6):941 - 947.
- [7] 朱靛. 基于 MF - DFA 法和 PSO - ELM 模型的基坑变形规律研究[J]. 长江科学院院报,2019,36(3):53 - 58.
- [8] 孟江,李慧民,田卫. 基于 GA - BP 的基坑施工引起隧道隆起变形预测研究[J]. 铁道科学与工程学报,2019,16(10):2521 - 2529.
- [9] 杨哲峰,罗林,贾东彦,等. 基于小波去噪的深基坑变形预测研究[J]. 人民长江,2014,45(19):41 - 46.
- [10] 贾哲,郭庆军,郝倩雯. 基于 Elman - 马尔科夫模型的深基坑变形预测[J]. 人民长江,2019,50(1):202 - 206 + 219.
- [11] 马琳. 基于混沌递进预测模型与趋势检验的深基坑变形规律研究[J]. 隧道建设(中英文),2018,38(6):934 - 940.
- [12] 王飞. 基坑变形组合预测分析及安全性评价[J]. 隧道建设(中英文),2019,39(2):204 - 210.
- [13] 李思慧,刘海卿. 基于 LMD - PSO - LSSVM 组合模型的深基坑变形预测[J]. 地下空间与工程学报,2018,14(2):483 - 489.
- [14] 李常茂,蒋桂梅,鞠兴华. 基于尖点突变理论的高层建筑沉降变形预测分析[J]. 水资源与水工程学报,2018,29(4):224 - 229.
- [15] 林楠,张文春,刘鹰,等. 基于随机森林模型的季节性冻区深基坑变形预测[J]. 地下空间与工程学报,2018,14(S1):357 - 362.
- [16] 刘美麟,房倩,张顶立,等. 基于改进 MSD 法的基坑开挖动态变形预测[J]. 岩石力学与工程学报,2018,37(7):1700 - 1707.
- [17] 范雷刚,田林亚,丁立,等. 方差分量估计卡尔曼滤波在地铁深基坑变形预测中的应用[J]. 地理空间信息,2015,13(5):114 - 144 - 146.
- [18] 李祚泳,王文圣,汪嘉杨. 水资源水环境模型智能优化[M]. 北京:科学出版社,2014.
- [19] 王显鹏,黄声享,李冠青. 基于粒子群算法的组合模型在变形分析中的应用[J]. 测绘工程,2016,26(1):73 - 76.
- [20] 刘竹松,李生. 正余混沌双弦鲸鱼优化算法[J]. 计算机工程与应用,2018,54(7):159 - 163 + 212.
- [21] 崔东文. 鲸鱼优化算法在水库优化调度中的应用[J]. 水利水电科技进展,2017,37(3):72 - 76 + 94.
- [22] 褚鼎立,陈红,王旭光. 基于自适应权重和模拟退火的鲸鱼优化算法[J]. 电子学报,2019,47(5):992 - 999.
- [23] 李亚文,于凤芹. 基于拉普拉斯交叉算子的遗传匹配追踪[J]. 科学技术与工程,2010,10(10):2490 - 2493.
- [24] 崔东文. 改进蝴蝶优化算法 - 投影寻踪模型在区域河长制考核评价中的应用[J]. 三峡大学学报(自然科学版),2019,41(5):12 - 18.