

基坑变形预测的改进供需优化算法-指数幂乘积模型

崔东文¹,李代华²

(1. 云南省文山州水务局,云南 文山 663000; 2. 云南省水文水资源局文山分局,云南 文山 663000)

摘要:为提高基坑变形预测精度,提出改进供需优化算法-指数幂乘积基坑变形预测模型(ISDO-EPP模型)。通过6个标准测试函数和3个应用实例对ISDO算法的寻优能力进行验证,并与基本供需优化(SDO)算法、鲸鱼优化算法(WOA)、灰狼优化(GWO)算法、蛾群算法(MSA)、粒子群优化(PSO)算法的寻优结果进行比较。以3个基坑沉降预测为例,通过自相关函数法和虚假最邻近法确定各实例延迟时间和嵌入维数,构造输入、输出向量对各模型进行训练和预测。结果表明,ISDO算法搜索能力优于SDO等5种算法,具有较好的寻优精度、全局搜索能力和稳健性能。ISDO-EPP模型对3个实例预测的平均相对误差绝对值分别为0.73%、3.36%和1.33%,均优于ISDO-SVM、ISDO-BP模型,表明ISDO算法能有效优化EPP模型参数,ISDO-EPP模型用于变形预测是可行和有效的。

关键词:基坑变形;改进供需优化算法;指数幂乘积模型;参数优化

中图分类号:TU433

文献标志码:A

文章编号:1006-7647(2020)04-0043-08

Improved supply-demand-based optimization algorithm-exponential power product model in foundation pit deformation prediction//CUI Dongwen¹, LI Daihua² (1. Wenshan Water Bureau of Yunnan Province, Wenshan 663000, China; 2. Wenshan Branch of Yunnan Provincial Bureau of Hydrology and Water Resources, Wenshan 663000, China)

Abstract: To improve the prediction accuracy in foundation pit deformation, an improved supply-demand-based optimization (ISDO) algorithm-exponential power product (EPP) foundation pit deformation prediction model was proposed. The optimization ability of the ISDO algorithm was verified through six standard test functions and three application examples, and the results were compared with the basic supply-demand optimization (SDO) algorithm, whale optimization algorithm (WOA), gray wolf optimization (GWO) algorithm, moth swarm algorithm (MSA), and particle swarm optimization (PSO) algorithm. Taking the three foundation pit settlement predictions as examples, the autocorrelation function method and the false nearest neighbor were used to determine the delay time and embedding dimension of each instance and, construct input and output vectors to train and predict each model. The results show that the search capability of the ISDO algorithm is superior to the five other algorithms such as SDO, and it has higher search accuracy, global search capability and robust performance. The absolute value of the average relative errors predicted by the ISDO-EPP model for the three examples were 0.73%, 3.36% and 1.33%, respectively, which were smaller than the ISDO-SVM and ISDO-BP model, indicating that the ISDO algorithm can effectively optimize the parameters of the EPP model and the ISDO-EPP model is feasible and effective for deformation prediction.

Key words: foundation pit deformation; improved supply-demand-based optimization algorithm; exponential power product model; parameter optimization

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,科学掌握基坑未来变形趋势具有重要意义^[1]。目前应用于变形预测的方法有灰色预测法^[2]、回归方法^[3-4]、极限学习机法^[5-6]、支持向量机法^[7-8]、人工神经网络法^[9-11]、组合预测法^[12-13]等,均在基坑变形预测应用中取得一定的预测效果,但也存在不足:灰色预测法对原始数

据依赖程度高、短期预测效果差;回归方法存在对异常值敏感、易过拟合等不足;极限学习机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其应用;支持向量机存在惩罚因子、核函数等参数选取的困难^[12];BP、Elman等人工神经网络存在权、阈值等关键参数选取困难和受样本数量多少的制约;组合预测存在模型过于复杂、各模型权重确定困难等

缺点。指数幂乘积(exponential power product, EPP)是利用预报因子与若干影响因子之间存在的指数幂乘积关系构建的预测模型,对高维、非线性系统具有较好的拟合、预测效果,但不足之处在于影响因子指数参数的合理选取。目前 EPP 模型在回归预测领域应用不多。

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关系^[12],提出改进供需优化(improved supply-demand-based optimization)算法-EPP 基坑变形预测模型(ISDO-EPP 模型),利用文献[14-16] 3 个基坑变形预测实例对模型进行检验,以验证 ISDO-EPP 模型用于基坑变形预测的可行性和有效性。

1 ISDO-EPP 模型

1.1 改进供需优化算法

供需优化(SDO)算法是 Zhao 等^[17]于 2019 年受经济学供需机制的启发而提出的一种新型元启发式优化算法。该算法在数学上模拟了消费者的需求关系和生产者的供给关系,通过将供求机制之稳定模式和非稳定模式引入到 SDO 算法中,利用两种模式在给定空间中进行局部搜索和全局搜索求解待优化问题。与传统群智能算法相比,SDO 算法收敛速度快、寻优精度高、调节参数少,具有较好的探索和开发能力。

参考文献[17]将 SDO 算法数学描述简述如下。

a. SDO 算法初始化。假设有 n 个市场,每个市场有 d 种不同的商品,每种商品都有一定的数量和价格。市场中 d 种商品价格表示优化问题 d 维变量的一组候选解,同时将市场中 d 种商品数量作为一组可行解进行评估,如果可行解优于候选解,则可行解替换候选解。 n 个市场商品价格和商品数量分别用 \mathbf{X} 、 \mathbf{Y} 两个矩阵表示:

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1d} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2d} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nd} \end{bmatrix} \\ \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_1 \\ \mathbf{y}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{y}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \cdots & y_{1d} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & y_{2d} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ y_{n1} & y_{n2} & \cdots & y_{nd} \end{bmatrix} \end{array} \right. \quad (1)$$

式中: \mathbf{x}_i 和 \mathbf{y}_i 分别为第 i 个商品价格和数量; x_{ij} 和 y_{ij} 分别为第 j 个商品在第 i 个市场中的价格和数量。

利用适应度函数分别对每个市场中的商品价格

和数量进行评估,对于 n 个市场,商品价格和商品数量的适应度分别为:

$$\begin{cases} \mathbf{F}_x = (F_{x_1}, F_{x_2}, \cdots, F_{x_n}) \\ \mathbf{F}_y = (F_{y_1}, F_{y_2}, \cdots, F_{y_n}) \end{cases} \quad (2)$$

b. 商品均衡数量与均衡价格。假设每种商品的均衡价格 \mathbf{x}_0 和均衡数量 \mathbf{y}_0 在每次迭代过程中都是可变的,从每个市场商品数量集合中选择一种商品数量作为其数量均衡向量,其市场适应度值越大,表示每个市场所选商品数量的概率就越大。同时,每个市场也可以根据其概率从商品价格集合中选择一种商品价格或以所有市场商品价格的平均值作为均衡价格。商品均衡数量 \mathbf{y}_0 表示如下:

$$\mathbf{y}_0 = \mathbf{y}_k \quad k = R(\mathbf{Q}) \quad (3)$$

$$\text{其中} \quad \mathbf{Q} = \mathbf{F}_y / \sum_{i=1}^n \left| F_{y_i} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n F_{y_i} \right|$$

$$F_{y_i} = \begin{cases} \frac{1}{1 + f(\mathbf{y}_i)} & f(\mathbf{y}_i) > 0 \\ \frac{1}{1 - f(\mathbf{y}_i)} & f(\mathbf{y}_i) \leq 0 \end{cases}$$

式中: $f(\mathbf{y}_i)$ 为商品数量 \mathbf{y}_i 的适应度值; $R(\cdot)$ 为比选算子(roulette wheel selection)。

商品均衡价格 \mathbf{x}_0 表示如下:

$$\mathbf{x}_0 = \begin{cases} r \frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i}{n} & r_1 < 0.5 \\ \mathbf{x}_k, k = R(\mathbf{P}) & r_1 \geq 0.5 \end{cases} \quad (4)$$

$$\text{其中} \quad \mathbf{P} = \mathbf{F}_x / \sum_{i=1}^n \left| F_{x_i} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n F_{x_i} \right|$$

$$F_{x_i} = \begin{cases} \frac{1}{1 + f(\mathbf{x}_i)} & f(\mathbf{x}_i) > 0 \\ \frac{1}{1 - f(\mathbf{x}_i)} & f(\mathbf{x}_i) \leq 0 \end{cases}$$

式中: $f(\mathbf{x}_i)$ 为商品价格 \mathbf{x}_i 的适应度值; r, r_1 为 $[0, 1]$ 中的随机数。

c. 供给函数和需求函数。依据均衡数量 \mathbf{y}_0 、均衡价格 \mathbf{x}_0 分别给出供给函数和需求函数:

$$\mathbf{y}_{i,t+1} = \mathbf{y}_0 - \alpha(\mathbf{x}_{i,t} - \mathbf{x}_0) \quad (5)$$

$$\mathbf{x}_{i,t+1} = \mathbf{x}_0 + \beta(\mathbf{y}_{i,t+1} - \mathbf{y}_0) \quad (6)$$

式中: $\mathbf{x}_{i,t}$ 和 $\mathbf{y}_{i,t}$ 分别为第 t 次迭代第 i 个商品价格和数量; α 和 β 分别为需求权重和供给权重,通过调整 α, β 对均衡价格和均衡数量进行更新。

将式(5)插入式(6)中,可以将需求算式重写为

$$\mathbf{x}_{i,t+1} = \mathbf{x}_0 - \alpha\beta(\mathbf{x}_{i,t} - \mathbf{x}_0) \quad (7)$$

供应权重 α 和需求权重 β 分别为

$$\alpha = \frac{2(T - t + 1)}{T} \sin(2\pi r) \quad (8)$$

$$\beta = 2\cos(2\pi r) \quad (9)$$

式中: T 为最大迭代次数。用变量 L 表示供应权重 α 和需求权重 β 的乘积,可以得到:

$$L = \alpha\beta = \frac{4(T-t+1)}{T} \sin(2\pi r) \cos(2\pi r) \quad (10)$$

变量 L 有助于 SDO 算法在勘探和开发之间平稳过渡。 $|L| < 1$ 属稳定模式,通过调整供应权重 α 和需求权重 β 得到均衡价格 x_0 周围不同的商品价格,这些商品价格可以通过随机数 r 在当前价格和均衡价格之间随机变化,稳定模式机制强调“开发”以改善 SDO 算法的局部勘探能力。 $|L| > 1$ 属非稳定模式,它允许任何市场中的商品价格远离均衡价格,非稳定模式机制迫使每个市场在搜索空间中加强“勘探”未知区域以提高 SDO 算法的全局搜索能力。

为加快 SDO 算法的收敛速度,进一步改善 SDO 局部勘探性能和全局搜索能力,将供应权重 α 的求解算子改进如下:

$$\alpha = 2 \left(\frac{T-t+1}{T} \right)^{10(1-\frac{t}{T})} \sin(2\pi r) \quad (11)$$

1.2 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式(16)所示的指数幂乘积(EPP)关系^[18]:

$$y' = \prod_{j=1}^m (x'_j)^{a_j} \quad (12)$$

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。

1.3 ISDO-EPP 模型预测实现步骤

ISDO-EPP 模型预测实现步骤归纳如下:

步骤 1 通过自相关函数法 AFM、虚假最邻近法 FNN 确定实例基坑沉降数据的延迟时间和嵌入维数,构造 EPP 模型的输入、输出向量,合理划分训练样本和预测样本,利用式(17)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。

$$x' = (x - 0.8x_{\min}) / (1.2x_{\max} - 0.8x_{\min}) \quad (13)$$

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。

步骤 2 确定优化目标函数。选用均方误差作为优化目标函数:

$$\begin{cases} \min f(a_1, a_2, \dots, a_m) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (y_i - \hat{y}_i)^2 \\ \text{s.t } a \in [a_{\min}, a_{\max}] \end{cases} \quad (14)$$

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; M 为训练样本数量。

步骤 3 设置 SDO 算法市场群体数 N ,最大迭

代次数 T ,问题维度,搜索空间。随机初始化商品价格 x_i 和商品数量 y_i ,令当前迭代次数 $t=0$ 。

步骤 4 基于式(14)计算商品价格 x_i 和商品数量 y_i 的适应度值 F_{x_i} 和 F_{y_i} ,如果 F_{y_i} 优于 F_{x_i} ,则用 y_i 代替 x_i ,保存 x_{best} 为当前最优解。

步骤 5 利用式(15)、式(13)确定供应权重 α 和需求权重 β 。

步骤 6 对于每个市场,利用式(3)确定均衡数量 y_0 ;利用式(4)确定均衡价格 x_0 。

步骤 7 利用式(5)更新商品数量 y_i ;利用式(6)更新商品价格 x_i 。基于式(14)计算商品价格 x_i 和商品数量 y_i 的适应度值 F_{x_i} 和 F_{y_i} ,如果 F_{y_i} 优于 F_{x_i} ,则用 y_i 代替 x_i ,保存 x_{best} 为当前最优解。

步骤 8 令 $t=t+1$ 。判断算法是否达到终止条件,若是,输出最优解 x_{best} ,算法结束;否则重复步骤 5 ~ 步骤 8。

步骤 9 输出 SDO 算法全局最优解 x_{best} , x_{best} 即为 EPP 模型最佳指数参数 a_j 。将指数参数 a_j 代入 EPP 模型进行基坑变形预测。

ISDO-EPP 算法流程见图 1。

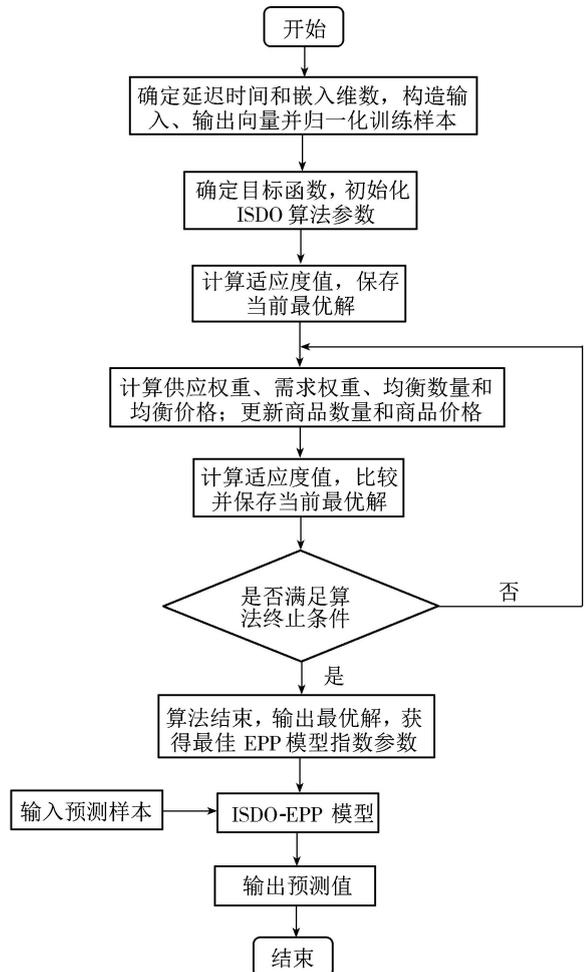
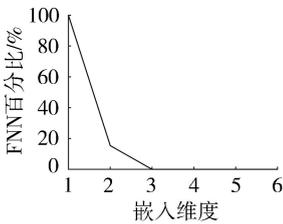


图 1 ISDO-EPP 算法流程

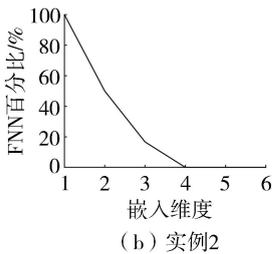
2 实例应用

2.1 数据来源及分析

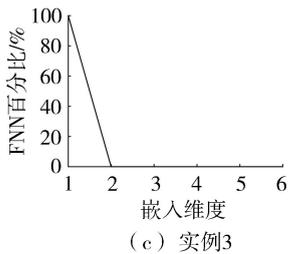
本文以文献[14-16]3个基坑变形预测为例进行实例验证。其中,实例1数据来源于文献[14],共有40个周期的沉降监测数据;实例2数据来源于文献[15],共有20个周期的沉降监测数据;实例3数据来源于文献[16],共有15个周期的沉降监测数据。首先利用AFM确定沉降数据延迟时间,经分析,当延迟时间为1时3个实例的自相关系数最大,分别为0.938、0.779、0.786,因此确定沉降数据的延迟时间为1。其次在延迟时间为1的条件下采用FNN确定沉降数据的嵌入维数,见图2。从图2可以看出,当嵌入维数分别为3、4、2时,3个实例的虚假最邻近的比例均为0,小于1%,说明由该嵌入维确定的重构吸引子不会再出现因投影到低维空间而发生重合现象,即当延迟时间为1、嵌入维数分别为3、4、2维时,3个实例具有最佳预测效果。最后,在延迟时间为1、嵌入维数分别为3、4、2条件下,利用实例1前3期、实例2前4期、实例3前2期监测数据预测实例1第4期、实例2第5期、实例3第3期基坑沉降值,并选取实例1、实例2前32期、前11期实测数据作为训练样本,后5期数据作为预测样本;选取实例3前10期实测数据作为训练样本,后3期数据作为预测样本。限于篇幅,基坑变形预测因子与影响因子的输入、输出矩阵从略。



(a) 实例1



(b) 实例2



(c) 实例3

图2 基坑监测数据虚假邻近点法结果

2.2 算法验证

2.2.1 标准测试函数仿真验证

为验证ISDO算法在高维(30维)和低维(5维)条件下寻优能力,利用ISDO算法对Sphere、Schwefel 2.22、Schwefel 2.21、Griewank、Rastrigin、Ackley 6个典型测试函数进行仿真验证,并与SDO、WOA、

GWO、MSA、PSO算法的仿真结果进行比较。上述6个函数变量取值范围分别为 $[-100, 100]$ 、 $[-10, 10]$ 、 $[-100, 100]$ 、 $[-600, 600]$ 、 $[-5.12, 5.12]$ 、 $[-32, 32]$,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、Schwefel 2.21为单峰函数,主要用于测试算法的寻优精度;函数Griewank、Rastrigin、Ackley为多峰函数,主要用于测试算法的全局搜索能力。基于Matlab 2018a M语言实现6种算法对6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,见表1。实验参数设置如下:6种算法最大迭代次数最大迭代次数 $T=200$,群体数目 $N=50$ 。其中WOA对数螺旋形状常数 $b=2$;MSA勘探蛾数量 $n_p=5$;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 c_1 、社会学习因子 c_2 均取值2.0。其他参数采用各算法默认值。

a. 对单峰函数Sphere、Schwefel 2.22, ISDO算法在高维和低维情况下20次寻优精度略优于MSA、SDO算法,优于WOA、GWO算法,远优于PSO算法。对于梯度函数Schwefel 2.21, ISDO算法在高维情况下20次寻优精度优于MSA、SDO算法,远优于WOA、GWO、PSO算法;在低维条件下, ISDO算法在高维情况下20次寻优精度略优于MSA、SDO算法,优于GWO算法,远优于WOA、PSO算法。对于单峰函数, ISDO算法在高维和低维条件下均表现出较好的寻优精度。

b. 对于多峰多模态函数Griewank, 在高维和低维情况下, ISDO、MSA算法20次寻优均获得了理论最优值0, 寻优精度优于SDO算法, 远优于WOA、GWO、PSO算法。对于易陷入局部极值多峰函数Rastrigin, 在高维和低维情况下, ISDO、SDO、MSA算法20次寻优均获得了理论最优值0, 寻优精度远优于WOA、GWO、PSO算法。对于连续旋转不可分多峰函数Ackley, ISDO、SDO算法20次寻优均获得了相对理论最优值 8.88×10^{-16} , 寻优精度优于MSA、WOA、GWO算法, 远优于PSO算法。对于多峰函数, ISDO算法在高维和低维条件下均表现出较好的全局搜索能力。

c. 从6个标准测试函数的仿真验证结果来看, ISDO、MSA、SDO算法的寻优精度基本不受维度影响, 对于较难优化的Schwefel 2.21、Griewank、Rastrigin函数, WOA、GWO、PSO算法的寻优精度受维度变化影响较大。综合来看, 6种算法寻优精度由高至低依次是: ISDO、MSA、SDO、GWO、WOA、PSO算法。

表 1 函数优化对比结果

函数	算法	平均值		标准差		函数	算法	平均值		标准差	
		30 维	5 维	30 维	5 维			30 维	5 维	30 维	5 维
Sphere	ISDO	4.03×10^{-118}	7.40×10^{-125}	8.55×10^{-118}	1.33×10^{-124}	Griewank	ISDO	0	0	0	0
	SDO	8.42×10^{-50}	2.22×10^{-61}	1.98×10^{-49}	4.40×10^{-61}		SDO	0	7.61×10^{-14}	0	1.83×10^{-14}
	WOA	3.38×10^{-32}	2.67×10^{-37}	7.20×10^{-30}	5.71×10^{-37}		WOA	1.51×10^{-17}	10.3	3.56×10^{-17}	13.4
	GWO	6.01×10^{-11}	3.34×10^{-45}	7.47×10^{-11}	7.38×10^{-45}		GWO	7.59×10^{-03}	5.97×10^{-02}	1.08×10^{-02}	6.32×10^{-02}
	MSA	5.16×10^{-72}	1.68×10^{-86}	1.25×10^{-71}	6.59×10^{-86}		MSA	0	0	0	0
	PSO	8.29×10^2	4.01×10^{-4}	2.46×10^2	7.56×10^{-4}		PSO	4.52×10^2	2.83×10^1	3.29×10^1	1.18×10^1
Schwefel 2.22	ISDO	5.36×10^{-62}	7.99×10^{-65}	8.09×10^{-62}	1.02×10^{-64}	Rastrigin	ISDO	0	0	0	0
	SDO	1.04×10^{-27}	9.19×10^{-33}	1.34×10^{-27}	1.05×10^{-32}		SDO	0	0	0	0
	WOA	3.57×10^{-21}	3.19×10^{-24}	4.55×10^{-21}	5.51×10^{-24}		WOA	5.16×10^{-15}	3.66	1.26×10^{-14}	6.51
	GWO	3.70×10^{-7}	7.67×10^{-26}	1.71×10^{-7}	1.62×10^{-25}		GWO	1.23	8.55×10^{-44}	4.59	1.80×10^{-43}
	MSA	1.41×10^{-38}	5.31×10^{-44}	2.58×10^{-38}	7.37×10^{-44}		MSA	0	0	0	0
	PSO	36.6	2.87×10^{-4}	24.7	1.43×10^{-4}		PSO	42.3	2.62	9.42	1.24
Schwefel 2.21	ISDO	1.46×10^{-111}	3.27×10^{-120}	3.55×10^{-111}	7.83×10^{-120}	Ackley	ISDO	8.88×10^{-16}	8.88×10^{-16}	1.97×10^{-31}	1.97×10^{-31}
	SDO	1.26×10^{-38}	5.16×10^{-51}	2.71×10^{-38}	1.11×10^{-50}		SDO	8.88×10^{-16}	8.88×10^{-16}	1.97×10^{-31}	1.97×10^{-31}
	WOA	6.33×10^4	61.8	1.38×10^4	86.7		WOA	9.93×10^{-15}	7.83×10^{-15}	3.81×10^{-15}	4.82×10^{-15}
	GWO	36.7	4.12×10^{-24}	45.7	9.54×10^{-24}		GWO	1.35×10^{-6}	5.41×10^{-15}	6.21×10^{-7}	1.54×10^{-15}
	MSA	5.03×10^{-52}	1.78×10^{-69}	1.22×10^{-51}	3.81×10^{-69}		MSA	3.15×10^{-15}	2.82×10^{-15}	1.69×10^{-15}	1.77×10^{-15}
	PSO	1.43×10^4	56.2	8.09×10^3	76.1		PSO	2.01	4.09×10^{-4}	1.25	2.81×10^{-4}

2.2.2 实例目标函数优化验证

为验证 ISDO、SDO、WOA、GWO、MSA、PSO 算法在实例应用中的优化性能,利用上述构造的 3 个基坑预测待优化目标函数,即式(14)对 ISDO 等 6 种算法的优化性能进行验证。其中,EPP 模型参数 a_j 的搜索范围为 $[-5, 5]$,最大迭代次数 T 设置为 200 和 500,其他参数设置、评估指标同上。实例优化结果见表 2。

对于实例 1,ISDO 算法无论在迭代 200 次还是 500 次条件下,20 次寻优目标函数最优值均为 4.3678,标准差小于 8.00×10^{-8} ,寻优效果略优于同等条件下的 SDO 算法,优于 PSO、GWO 算法,远优于 MSA、WOA。对于实例 2,ISDO、SDO 算法不同迭代条件下 20 次寻优目标函数最小值均为 2.0595,优于 PSO 算法,远优于 GWO、MSA、WOA 算法。对于实例 3,由于序列较短和待优化维较低,ISDO、SDO、PSO 算法 20 次寻优目标函数最小值均为 2.0020,标准差均为 0,寻优效果优于同等条件下的 MSA、GWO 算法,远优于 WOA。

在上述 6 个标准测试函数中寻优效果表现较好

表 2 应用实例目标函数优化对比结果

算法	实例 1				实例 2				实例 3			
	T=200		T=500		T=200		T=500		T=200		T=500	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
ISDO	4.3678	7.99×10^{-8}	4.3678	8.88×10^{-16}	2.0595	2.93×10^{-8}	2.0595	1.33×10^{-15}	2.0020	0	2.0020	0
SDO	4.3679	2.18×10^{-5}	4.3678	3.02×10^{-8}	2.0595	2.85×10^{-5}	2.0595	7.74×10^{-8}	2.0020	0	2.0020	0
WOA	90.0952	75.4986	36.4155	45.4613	45.6086	40.2625	30.6689	24.5341	14.4174	16.8726	2.7690	1.1773
GWO	4.8315	42.2	4.6506	31.3	6.4553	3.6920	5.4012	2.2957	2.0557	13.1	2.0020	2.13×10^{-6}
MSA	7.3969	3.1339	5.3188	1.2160	7.1709	2.3879	5.1287	1.1907	2.0032	1.99×10^{-3}	2.0020	3.72×10^{-6}
PSO	4.3733	823×10^{-3}	4.3679	1.75×10^{-4}	2.0762	1.58×10^{-2}	2.0603	9.83×10^{-4}	2.0020	5.80×10^{-7}	2.0020	0

的 MSA、GWO、WOA 在 3 个实例应用的优化中表现较差,寻优效果甚至低于 PSO 算法,可认为寻优失败。应用实例最佳参数寻优验证了“没有免费午餐定理”,即没有一种算法能解决所有优化问题。综合来看,6 种算法在实例应用中寻优精度由高至低依次是:ISDO、SDO、PSO、MSA、GWO、WOA。

可见,基于供应权重改进的 ISDO 算法能进一步改善 SDO 算法在勘探和开发之间平衡能力,提高 SDO 算法的收敛速度和全局搜索性能;ISDO 算法不仅在标准测试函数高维和低维条件下具有较好的收敛精度和全局搜索能力,而且在实例目标函数优化中同样表现出良好的寻优效果和稳健性能。

2.3 实例预测及分析

在最大迭代次数为 200 条件下分别构建 ISDO-EPP、ISDO-SVM、ISDO-BP 模型对上述 3 个实例基坑变形进行预测。选取平均相对误差绝对值 MRE、平均绝对误差 MAE 作为评价指标,利用此 3 种模型对 3 个实例基坑变形进行预测,结果见表 3,并给出训练-预测相对误差效果图,见图 3。其中 SVM、BP 参数设置如下:SVM 模型惩罚因子 $C \in [0.1, 1000]$ 、

核函数参数 $g \in [0.1, 1\ 000]$ 、不敏感系数 $\varepsilon \in [0.001, 0.1]$,交叉验证折数 $V=3$;3 个实例 BP 模型网络结构分别设置为 3-5-1、4-7-1、2-3-1,隐含层和输出层传递函数均分别采用 logsig 和 purelin,训练函数均采用 trainlm,设定期望误差为 0.001,最大训练轮回为 100 次,搜索空间为 $[-1, 1]$ 。

依据表 2、表 3 及图 3 可以得出以下结论:

a. ISDO-EPP 模型对 3 个实例预测的 MRE 分别为 0.73%、3.83% 和 1.33%,精度分别较 ISDO-SVM 模型提高 9.9%、12.3% 和 77.2%,较 ISDO-BP 模型提高了 16.1%、43.6%、83.4%;3 个实例的 MAE 分别为 0.17 mm、0.51 mm 和 0.22mm,精度分别较 ISDO-SVM 模型提高 10.5%、15.7% 和

75.6%,较 ISDO-BP 模型提高 19.0%、46.9% 和 82.1%,具有较好预测精度和泛化能力,表明 ISDO 算法能有效优化 EPP 模型的指数参数,ISDO-EPP 模型用于基坑变形预测是可行和有效的,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。

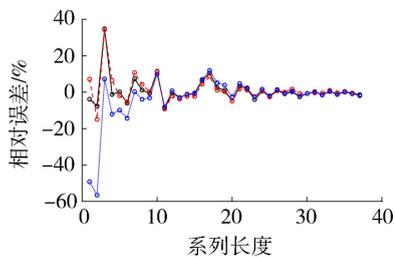
b. 从图 3 和表 2、表 3 来看,ISDO-EPP 模型的拟合精度(目标函数优化结果)、预测精度均优于 ISDO-SVM、ISDO-BP 模型,表明 ISDO-EPP 模型具有较好的拟合、预测精度;从表 2 来看,ISDO 算法 20 次寻优 EPP 模型目标函数的结果均相同,即优化参数结果相同,表明 ISDO-EPP 模型具有较好的稳健性能。

c. 从 3 种模型对 3 个实例预测结果对比分析

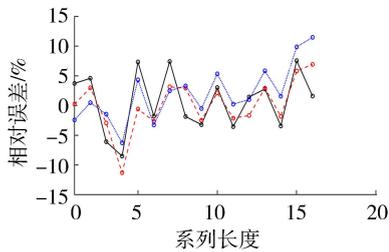
表 3 各基坑变形预测模型效果对比

实例	模型	期数	实测值/mm	预测值/mm	绝对误差/%	相对误差/mm	MRE/%	MAE/mm	参数优化结果
实例 1	ISDO-EPP	36	22.34	22.24	-0.10	-0.45	0.73	0.17	0.1461,-0.5576,1.3790
		37	22.96	23.19	0.23	1.00			
		38	23.75	23.68	-0.07	-0.29			
		39	24.45	24.57	0.12	0.47			
		40	24.84	25.19	0.35	1.42			
	ISDO-SVM	36	22.34	22.12	-0.22	-0.97	0.81	0.19	282.214361,0.5736,0.0042
		37	22.96	23.02	0.06	0.26			
		38	23.75	23.65	-0.10	-0.43			
		39	24.45	24.57	0.12	0.48			
		40	24.84	25.32	0.48	1.92			
	ISDO-BP	36	22.34	22.26	-0.08	-0.34	0.87	0.21	
		37	22.96	23.25	0.29	1.25			
38		23.75	23.74	-0.01	-0.04				
39		24.45	24.66	0.21	0.87				
40		24.84	25.29	0.45	1.83				
实例 2	ISDO-EPP	16	11.3	11.14	-0.16	-1.44	3.36	0.43	-0.0622,0.3118,-0.7911,1.5176
		17	12.1	11.76	-0.34	-2.79			
		18	12.3	12.72	0.42	3.42			
		19	13.5	12.48	-1.02	-7.55			
		20	14.7	14.47	-0.23	-1.59			
	ISDO-SVM	16	11.3	11.49	0.19	1.67	3.83	0.51	53.1138,0.1001,0.0319
		17	12.1	11.75	-0.35	-2.92			
		18	12.3	12.52	0.22	1.81			
		19	13.5	12.72	-0.78	-5.81			
		20	14.7	13.68	-1.02	-6.92			
	ISDO-BP	16	11.3	11.19	-0.11	-1.01	5.96	0.81	
		17	12.1	11.39	-0.71	-5.86			
18		12.3	12.11	-0.19	-1.58				
19		13.5	12.17	-1.33	-9.87				
20		14.7	13.01	-1.69	-11.48				
实例 3	ISDO-EPP	13	13.86	13.81	-0.05	-0.35	1.33	0.22	-0.4300,1.3816
		14	15.12	15.19	0.07	0.49			
		15	16.84	16.31	-0.53	-3.14			
	ISDO-SVM	13	13.86	13.04	-0.82	-5.90	5.83	0.90	665.6701,0.1001,0.0441
		14	15.12	14.46	-0.66	-4.36			
		15	16.84	15.62	-1.22	-7.24			
ISDO-BP	13	13.86	12.79	-1.07	-7.75	8.01	1.23		
	14	15.12	14.12	-1.00	-6.61				
	15	16.84	15.21	-1.63	-9.66				

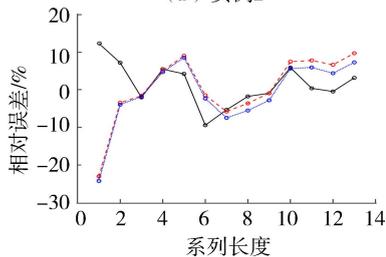
→ ISDO-EPP -o- ISDO-SVM -●- ISDO-BP



(a) 实例1



(b) 实例2



(c) 实例3

图3 3种模型拟合预测相对误差

来看,ISDO-EPP模型具有较好的适用性和预测效果,预测结果是可信和合理的。ISDO-BP模型预测效果并不十分理想,原因在于训练样本过少,难以充分训练模型,在实际应用过程中易出现“过拟合”或“欠拟合”现象,导致模型实用性能变差。

3 结论

a. 提出改进供需优化(ISDO)算法,通过6个典型测试函数在高维和低维情况下和3个实例目标函数对ISDO算法的寻优能力进行验证,并与SDO、WOA、GWO、MSA、PSO算法的寻优结果进行比较。结果表明:ISDO算法不仅在标准测试函数高维和低维条件下具有较好的收敛精度和全局搜索能力,而且在实例目标函数优化中同样表现出良好的寻优效果和稳健性能。

b. 基于AFM和FNN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ISDO算法优化EPP模型指数参数,提出ISDO-EPP模型,并构建ISDO-SVM、ISDO-BP模型作比较模型,以3个基坑变形预测实例进行对比验证。结果表明:ISDO-EPP模型预测精度和预测效果均优于ISDO-SVM、ISDO-BP模型,具有较好拟合-预测精度和稳健性能,表明ISDO算法能有效优化EPP模型

指数参数,ISDO-EPP模型用于基坑变形预测是可行和有效的。

c. 验证表明,在标准测试函数中寻优效果表现较好的MSA、GWO、WOA在3个实例应用的优化中表现较差,寻优效果甚至低于PSO算法,可认为寻优失败。再次验证了“没有免费午餐定理”,即没有一种算法能解决所有优化问题。

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(中英文), 2017, 37(9):1105-1113. (WANG Xingke, WANG Juan. Study of deformation prediction of foundation pit based on optimized support vector machine-chaotic BP neural network [J]. Tunnel Construction (Chinese-English), 2017, 37(9): 1105-1113. (in Chinese))

[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. (ZHOU Chunlin, WANG Youzhi, XU Gangnian, et al. Optimization of non-equal interval weight Fourier grey model for deformation prediction [J]. Yangtze River, 2019, 50(1): 207-210. (in Chinese))

[3] 邓兴升,陈石桥,殷自成. 动态回归模型在变形分析中的应用[J]. 大地测量与地球动力学, 2011, 31(5): 131-135. (DENG Xingsheng, CHEN Shiqiao, YIN Zicheng. Application of dynamic regression model in deformation analysis [J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2011, 31(5): 132-135. (in Chinese))

[4] 王伟,沈振中,钟启明. 基于混合蛙跳算法的混凝土坝加权变形预报模型[J]. 水利水电科技进展, 2013, 33(2): 37-41. (WANG Wei, SHEN Zhenzhong, ZHONG Qiming. Weighted deformation forecast model for concrete dams based on shuffled frog leaping algorithm [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2013, 33(2): 37-41. (in Chinese))

[5] 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): 71-77. (CHEN Yanru. Application of intelligent algorithm based on genetic algorithm and extreme learning machine in deformation prediction of foundation pit [J]. Tunnel Construction (Chinese-English), 2018, 38(6): 71-77. (in Chinese))

[6] 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. (ZHU Jing. Study on deformation law of foundation pit by multifractal detrended fluctuation analysis and extreme learning machine improved by particle swarm optimization [J]. Journal of Yangtze River Scientific Research

- Institute, 2019, 36(3): 53-58. (in Chinese))
- [7] 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. (FENG Tengfei, LIU Xiaosheng, ZHONG Yu, et al. Research on deformation prediction based on LSSVR optimized by IABC[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2019, 39(1): 98-102. (in Chinese))
- [8] 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(中英文), 2017,37(8):79-85. (WANG Xueni, HAN Guofeng. Study of application of trend term separation prediction mode and rescaled range (R/S) analysis to deformation prediction of deep foundation pit[J]. Tunnel Construction(Chinese-English), 2017,37(8):79-85. (in Chinese))
- [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. (YANG Zhefeng, LUO Lin, JIA Dongyan, et al. Deformation prediction of deep foundation pit based on wavelet denoising [J]. Yangtze River,2014,45(19):41-46. (in Chinese))
- [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. (JIA Zhe, GUO Qingjun, HAO Qianwen. Deformation prediction of deep foundation pit based on Elman-Markov model. [J]. Yangtze River, 2019, 50(1): 202-206. (in Chinese))
- [11] 朱云虎,石晓燕. 地铁站深基坑土体力学参数反演分析[J]. 水利水电科技进展, 2013, 33(增刊1): 33-35. (ZHU Yunhu, SHI Xiaoyan. Back analysis of soil mechanical parameters of deep foundation pit of subway station. [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2013,33(Sup1):33-35. (in Chinese))
- [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):38-44. (WANG Fei. Combined prediction analysis and safety evaluation of foundation pit deformation [J]. Tunnel Construction (Chinese-English), 2019, 39(2):38-44. (in Chinese))
- [13] 贾备,鄢亮. 基于灰色 BP 神经网络组合模型的基坑变形预测研究[J]. 隧道建设(中英文), 2009, 29(3): 280-283. (JIA Bei, WU Liang. Research of prediction of foundation deformation based on gray BP neural network combined model [J]. Tunnel Construction (Chinese-English), 2009, 29(3):280-283. (in Chinese))
- [14] 冉岸绿,李明广,陈锦剑,等. 共用地下连续墙深基坑影响下地铁车站与隧道节点变形分析[J]. 隧道建设(中英文), 2016, 36(7): 844-850. (RAN Anlyu, LI Mingguang, CHEN Jinjian, et al. Deformation behaviors of joint between shield tunnel and underground station impacted by connected deep fountain pit [J]. Tunnel Construction(Chinese-English), 2016, 36(7):844-850. (in Chinese))
- [15] 王兴. 几种常用基坑变形预测模型的比较与分析[J]. 山西大同大学学报(自然科学版), 2016(1):62-65. (WANG Xing. Comparison and analysis of several commonly used foundation pit deformation prediction models[J]. Journal of Shanxi Datong University (Natural Science Edition), 2016(1):62-65. (in Chinese))
- [16] 代春泉,王磊. 深基坑施工变形预测 VAR 建模与应用分析[J]. 岩土力学, 2012(增刊2):395-400. (DAI Chunquan, WANG Lei. VAR modeling of construction deformation prediction of deep foundation pit and application[J]. Rock and Soil Mechanics, 2012(Sup2): 395-400. (in Chinese))
- [17] ZHAO Weiguo, WANG Liying, ZHANG Zhenxing. Supply-demand-based optimization: a novel economics-inspired algorithm for global optimization [J]. IEEE Access, 2019,7:73182-73206.
- [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.
(收稿日期:2019-08-01 编辑:郑孝宇)
-
- (上接第 42 页)
- [15] TAURO F, PETROSELLI A, ARCANGELETTI E. Assessment of drone-based surface flow observations[J]. Hydrological Process,2016,30(7):1114-1130.
- [16] TAURO F, PORFIRI M, GRIMALDI S. Surface flow measurements from drones [J]. Journal of Hydrology, 2016,540:240-245.
- [17] 石睿,李华. 一种基于透视投影的纹理校正方法[J]. 计算机应用,2001,21(4): 30-32. (SHI Rui, LI Hua. A method of texture rectification based on perspective projection[J]. Computer Applications,2001, 21(4):30-32. (in Chinese))
- [18] WESTOBY M J, BRASINGTON J, GLASSER N F, et al. ‘Structure-from-Motion’ photogrammetry: a low-cost, effective tool for geoscience applications [J]. Geomorphology, 2012,179(1):300-314.
- [19] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. SURF: speeded up robust features [J]. Computer Vision and Image Understanding,2008,110(3): 346-359.
(收稿日期:2020-03-17 编辑:雷燕)