

改进 RBF 神经网络法在大坝位移分析中的应用

武金坤¹, 刘婧然¹, 薛顺花², 张娇娇³

(1. 河北工程大学 水电学院, 河北 邯郸 056038; 2. 青海禹兴水利水电设计有限公司, 青海 西宁 810001;
3. 水利部 河北水利水电勘测设计研究院, 天津 300250)

摘要:针对 RBF 神经网络容易出现局部最优解和收敛速度慢的问题, 提出引入惯性权重来改进混合蛙跳算法, 继而用改进方法优化 RBF 神经网络。改进的混合蛙跳算法通过设定一个合理的初始权重, 从而达到修正青蛙群体的更新策略、跳出局部最优解、避免早熟的目的, 同时具有平衡全局搜索和局部搜索的能力, 很好地解决了传统 RBF 神经网络局部最优和收敛速度慢的问题。以某大坝位移分析为例, 采用基于改进蛙跳算法的 RBF 神经网络后, 模型预测精度有了较大的提高, 与工程实际更为接近, 具有一定的工程实用价值。

关键词:RBF 神经网络; 改进的混合蛙跳算法; 惯性权重; 大坝位移

中图分类号:TV698 **文献标志码:**A

受水位、温度及时效因素影响, 同一大坝不同位置的位移规律都不尽相同。为从监测数据中探索大坝位移规律, 传统的大坝监控模型主要采用统计模型、混合模型等^[1], 这些方法对于趋势性因素的模拟比较精确, 但是, 难以模拟复杂因素对于中长期负荷变化的影响^[2]。近些年来, 计算机的不断发展为神经网络在大坝安全监测领域的应用提供了便利条件。

径向基函数(RBF)神经网络是一种局部逼近网络, 与其他神经网络模型如 BP 神经网络相比, 其在泛化能力、逼近能力、学习速度等方面有较大优势, 目前已经较为广泛地应用于工程风险评估领域。宽度和中心的选取对 RBF 神经网络的预测精度和效果有很大影响, 但在一般意义上, RBF 神经网络设计的经验法、聚类算法和梯度下降法都有可能无法达到网络结构的全局最优值, 从而影响了整个神经网络系统的性能^[3]。

混合蛙跳算法是基于群体智能的新型优化算法, 它结合了粒子群算法的全局搜索能力和文化基因算法的局部搜索能力, 具有适应性强、鲁棒性好、实现简单等优点^[4]。本文结合混合蛙跳法在其他领域的应用,

将改进的混合蛙跳法及 RBF 神经网络法应用到大坝安全监测数据的处理当中, 解决了单独采用 RBF 神经网络法所导致的计算精度不高、计算速度慢、收敛速度慢的问题, 提高了算法应用的效率与效果。具体 RBF 神经网络理论请参考文献[3]。

1 混合蛙跳算法

混合蛙跳算法(Shuffled frog leaping algorithm, SF-LA)是在 2003 年由 Eusuff 提出的一种基于群体智能的后启发式计算技术^[5-6], 本质上是一种群体爬山算法。全局的信息交换和局部的深度搜索平衡策略能够使该算法跳出局部极值点。

混合蛙跳算法基本原理为^[7-8]: 随机生成包含 N 只青蛙的初始群体, 第 i 只青蛙表示问题的解 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$, 计算每只青蛙位置的适应度值 $f(x_i)$, 然后进行排序, 并将该群体划分为 M 个族群。继续在每个族群中执行 n 次局部搜索, 其最好个体为 X_b , 全局最好个体为 X_g , 最差个体为 X_w , 但只将其中的最差个体 X_w 进行更新。在族群内重复执行搜索更新的操作直到设定的迭代次数。当所有族群完成局部搜索

收稿日期:2013-03-30

基金项目:河北省自然科学基金项目(E2012402049);中国水利水电科学研究院流域水循环模拟与调控国家重点实验室项目(IWHR-SKL-201216)

作者简介:武金坤,男,助教,研究方向为大坝安全监测。E-mail:10125759@qq.com

过程后,采用随机联合体进化算法的混合过程,将各族群的局部搜索结果进行信息交流,通过模因在全局中的传递,指明搜索全局最优解的新方向。混合过程为将所有族群进行合并,生成新的群体,重新计算新群体中各青蛙位置的适应度函数数值,并按照降序排列的方式重新划分族群。这样可使原本处于不同族群中的青蛙个体模因信息得到充分传递,然后进行新一轮的局部搜索过程,如此反复直到算法满足条件时,算法执行结束。其具体的更新策略描述如下。

更新策略为

$$D^k = rand(X_b^k - X_w^k) \quad (1)$$

更新位置为

$$X'_w = X_w^k + D^k \quad (2)$$

式中, $rand()$ 为均匀分布在 $[0, 1]$ 之间的随机数; X'_w 为 X_w 的更新解。

更新时,如果 X'_w 的适应度值优于 X_w ,则接受 $X_w^{k+1} = X'_w$ 。如果没有改进,则用 X_g 取代 X_b ,重复执行更新策略(1)~(2),如果 X'_w 的适应度值优于 X_w ,则接受 $X_w^{k+1} = X'_w$;如果仍然没有改进,则随机产生一个新的解取代原来的 X_w ,这样就完成了 SFL 的一次进化。重复上述操作,直至满足子群体的更新代数。

根据文献[4]:

$$X_w^{k+1} - X_w^k = \alpha(X_w^k - X_w^{k-1}) - \beta(X_w^k - X_w^{k-1}) + \beta(X_b^k - X_b^{k-1}) \quad (3)$$

设 $X_w^{k+1} - X_w^k = \Delta X_w^{k+1}$, $X_w^k - X_w^{k-1} = \Delta X_w^k$, $X_b^k - X_b^{k-1} = \Delta X_b^k$, 因此可将(3)式变换为

$$\frac{\Delta X_w^{k+1}}{\Delta X_w^k} = \alpha + \beta \left(\frac{\Delta X_b^k}{\Delta X_w^k} - 1 \right) \quad (4)$$

由(4)式可知,当 $0 < |\alpha + \beta \left(\frac{\Delta X_b^k}{\Delta X_w^k} - 1 \right)| < 1$ 时,

ΔX_w^n 逐渐收敛于 0,且 ΔX_w^n 最终会收敛于一个稳定的值。并且混合蛙跳算法的收敛速度和精度与系数 α 和 β 有关,合理调节 α 和 β 的大小,可以在保证算法按概率收敛的前提下,具有更快的收敛速度,使算法具有更强的全局搜索的能力、全局或者局部平衡的能力。

由算法更新策略可知,混合蛙跳算法的关键是产生新的解策略,为保证在有限次的迭代中找到满足收敛精度的解,算法必须在逐步收敛的前提下扩大解的随机性,以避免算法过早收敛于局部最优解^[9]。因此,如果要提高精度就必须扩大样本数量,但是随着样本数量的增加就必然会导致效率的降低和对资源占用的提高。同时在混合蛙跳算法的基本模型中,算法通过一定迭代次数的局部搜索,不断更新族群中最差青蛙位置,并通过族群的混合达到模因信息的传递,但算

法对族群中最优青蛙位置不更新,也会降低该算法的收敛速度。

为了充分体现混合蛙跳算法群体智能行为的信息共享机制^[10],提高局部搜索的效率,本文借鉴 PSO 算法中粒子更新策略,对蛙跳算法中最差青蛙移动步长的更新策略进行改进。通过引入一个系数 ω (自适应惯性权重)来协调算法的全局和局部搜索的能力,具体实现是将(1)式的更新策略变为(5)式,其他的更新保持不变。

$$D^k = rand(X_b^k - X_w^k) + \omega D^{k'} \quad (5)$$

式中, $D^{k'}$ 为最差青蛙的移动步长。

惯性权重 ω 表示青蛙的运动趋势,在局部最优解的附近, ω 应该取值稍微大一些,有利于跳出局部最优解,避免早熟;在全局最优解附近, ω 应该取值稍微小一些,有利于在全局最优解附近更精细地搜索,从而更迅速地找到最优解。因此将 ω 按照(6)式进行自适应地调整。

$$\omega_i(t) = \begin{cases} \omega_{\min} + a(\omega_{\max} - \omega_{\min}) & f_i(t) < f_{\text{avg}}(t) \\ \omega_{\max} + b(\omega_{\max} - \omega_{\min}) & f_i(t) \geq f_{\text{avg}}(t) \end{cases} \quad (6)$$

式中, $\omega_i(t)$ 表示第 t 次第 i 只青蛙的惯性权重; $f_i(t)$ 表示第 t 次第 i 只青蛙的自适应度值; ω_{\max} 、 ω_{\min} 分别表示惯性权重的最大值和最小值; $a = [f_i(t) - f_{\min}(t)]/[f_{\text{avg}}(t) - f_{\min}(t)]$, $b = [f_{\max}(t) - f_i(t)]/[f_{\max}(t) - f_{\text{avg}}(t)]$; $f_{\min}(t)$, $f_{\max}(t)$, $f_{\text{avg}}(t)$ 分别表示第 t 次整个群体自适应度的最小值、最大值和平均值; t 为当前子群内的迭代次数与当前混合迭代次数的乘积。新算法的流程请参考文献[10]。

2 基于混合蛙跳算法的改进 RBF 神经网络法

由于宽度和中心的选取对 RBF 神经网络的预测精度和效果有很大影响,而 RBF 神经网络设计的关键在于参数的确定。本文利用改进的蛙跳算法,优化 RBF 神经网络方法参数的取值,以达到提高输出值精度的目的。参考文献[11]将 RBF 神经网络所包含的参数都放置于一个多维向量中,每个参数为改进的蛙跳算法(DSFLA)中的青蛙。设 RBF 中心为 C_1, C_2, \dots, C_N , 宽度为 $\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_N$, 权值为 w_1, w_2, \dots, w_N , 那么蛙跳算法的基本表达式为 $F(\text{DSFLA}) = f(C, \delta, w)$ 。

每一个青蛙个体即构成一个神经网络,然后利用 DSFLA 的方法对神经网络进行训练,达到规定限值后则停止运算。

本文分别利用 RBF 神经网络和 DSFLA_RBF 神经网络两种方法对某个测点的水平位移数据进行分析,

以使用两种方法得到的拟合和预测数据的精度作为评判方法优劣的依据。

3 混凝土坝位移监测模型

在水压 H 、温度 T 等荷载作用下,混凝土坝上的任一点将发生位移 δ ,该位移通常可分解为水平向、侧向及铅直方向的位移分量 $(\delta_x, \delta_y, \delta_z)$, 即:

$$\delta = \delta_x i + \delta_y j + \delta_z k \quad (7)$$

式中, i, j, k 分别为 x, y, z 方向的基向量。

δ 按照成因可以分为水压分量 $\delta_H(t)$ 、温度应力分量 $\delta_T(t)$ 和实效分量 $\delta_\theta(t)$ [12-13], 即:

$$\delta = \delta_H(t) + \delta_T(t) + \delta_\theta(t) \quad (8)$$

其中, t 为监测日至始测日的累计天数。

那么(7)可以转化为

$$\delta(H, T, \theta) = \delta_x(H, T, \theta) + \delta_y(H, T, \theta) + \delta_z(H, T, \theta) \quad (9)$$

4 实例分析

某水库大坝为同圆心变半径的混凝土重力拱坝,自左向右有 28 个坝段,坝顶高程 126.3 m,最大坝高 76.3 m,坝顶弧长 419 m,坝顶宽 8 m,最大坝底宽 53.5 m。电站以发电为主,同时,可发挥防洪、灌溉、养殖、航运等效益,是一座综合性中型水电枢纽工程。本文选择 18 号坝块坝底的垂线水平位移用于分析。

改进的蛙跳算法的种群规模参考文献[14],令 $F = 200$,平均分为 $S = 20$ 个子群,子群内迭代总次数为 10 次,最大迭代次数为 200 次, $\omega \in [0, 0.9]$ 。在 $[-1, 1]$ 内和 $[0, 0.9]$ 内随机生成回归因子 α 、调整系数 ω 的初始解,并将初始生成量作为各蛙个体初始位置点向量,设最大步长为 1。数据选取 1999 ~ 2004 年的监测数据共 100 组作为训练样本,以 2005 ~ 2007 年的监测数据作为预测样本。

为了验证 DSFLA_RBF 神经网络在实际应用中的效果,将拟合结果与采用普通 RBF 神经网络方法的拟合结果进行对比。采用 RBF 神经网络的拟合结果均方差为 1.189 3 mm,而采用 DSFLA_RBF 神经网络的拟合结果均方差为 0.217 4 mm。由此可见,采用 DSFLA_RBF 方法的拟合精度更高。

表 1 为两种模型在预测能力上的表现。采用 RBF 神经网络预测的结果的均方差为 2.085 3 mm,而采用 DSFLA_RBF 预测结果的均方差为 0.084 5 mm。由此可见,采用 DSFLA_RBF 无论是在拟合还是在预测方面均较传统的神经网络有较高的精度和稳定性,在实际工程中有一定的实用价值。

表 1 两种模型预测结果与实测值比较

mm

实测值	RBF 神经网络		DSFLA_RBF 神经网络	
	预测值	差值	预测值	差值
-1.87	-1.387	-0.483	-1.824	-0.046
-1.05	-0.208	-0.842	-1.05	0
-0.09	1.197	-1.287	-0.103	0.013
1.42	3.117	-1.697	1.397	0.023
-0.07	0.406	-0.476	0.002	-0.072
-3.14	-1.897	-1.243	-3.591	0.451
-4.71	-2.560	-2.150	-4.832	0.122
-4.69	-3.545	-1.145	-4.085	-0.605
-2.17	-1.162	-1.008	-2.681	0.511
0.78	2.424	-1.644	0.523	0.257
-0.34	0.938	-1.278	-0.335	-0.005
-1.14	-0.305	-0.835	-1.458	0.318
-4.01	-2.017	-1.993	-4.023	0.013
-4.91	-3.059	-1.851	-4.462	-0.448
-0.87	0.724	-1.594	-0.668	-0.202
0.91	2.570	-1.660	0.994	-0.084
0.90	2.211	-1.311	0.900	0
-0.44	1.119	-1.559	0.023	-0.463
-2.72	-1.279	-1.441	-2.322	-0.398

5 结语

本文针对混合蛙跳算法易陷入局部最优、收敛速度慢的问题进行了以下几方面的改进:

(1) 借鉴 PSO 粒子更新策略,对混合蛙跳算法的更新机制进行修正,从而提高了该算法的局部搜索能力和效率。

(2) 在混合蛙跳算法中引入自适应惯性权重 ω ,通过设定适合的 ω 值,可以提高算法整体的搜索精度。

(3) 利用改进的混合蛙跳算法方法对 RBF 的参数进行优化,在一定程度上改善了原方法计算精度不高的问题。

参考文献:

- [1] 武金坤,李波. IFNN 时变模型在建立大坝位移监控中的应用[J]. 水电能源科学, 2008, 26(5): 101 - 103.
- [2] 牛东晓,营树华,赵磊,等. 电力负荷预测技术及其应用[M]. 北京: 中国电力出版社, 2002: 15 - 29.
- [3] 张乐文,张德永,李术才,等. 基于粗糙集理论的遗传_RBF 神经网络在岩爆预测中的应用[J]. 岩土力学, 2012, 33(增1): 270 - 276.
- [4] 肖莹莹,柴旭东. 混合蛙跳算法的收敛性分析及其改进[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2012, 40(7): 15 - 18.
- [5] Alireza R V, Ali Hossein M. Solving a bi - criteriapermutation flow - shop problem using shuffled frog - leaping algorithm[J]. Soft Computing, 2008, 12(5): 435 - 452.
- [6] Eusuff M M, Lansey K E. Shuffled frog - leaping algorithm: A memetic meta - heuristic for discrete optimization[J]. Engineering Optimization, 2006, 38(2): 129 - 154.
- [7] Emad E, Tarek H, Donald G. Comparison among five evolutionary -

- based optimization algorithms[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2005, 19: 43 - 53.
- [8] Rahimi - Vahed A, Dang C M, Rafiei H. A novel hybrid multi - objective shuffled frog - leaping algorithm for a bi - criteria permutation flow shop scheduling problem[J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2009, 41 (11): 1227 - 1239.
- [9] 贺毅朝, 曲文龙, 许冀伟, 等. 一种改进的混合蛙跳算法及其收敛性分析[J]. *计算机工程与应用*, 2011, 47(22): 37 - 40.
- [10] 刘悦婷, 赵小强. 一种自适应惯性权重的混合蛙跳算法[J]. *计算机工程*, 2012, 38(12): 132 - 135.
- [11] 薛升翔, 贾振红, 杨杰, 等. 用蛙跳算法优化 RBF 神经网络参数的研究[J]. *计算机工程与应用*, 2011, 47(28): 59 - 61.
- [12] 吴中如. *水工建筑物安全监控理论及其应用*[M]. 北京: 高等教育出版社, 2003.
- [13] 顾冲时, 吴中如. *大坝与坝基安全监控理论和方法及其应用*[M]. 南京: 河海大学出版社, 2006.
- [14] Elbeltagi E, Hegazy T, Grierson D. Comparison Among Five Evolutionary - based Optimization Algorithms[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2005, 19(1): 43 - 53.

(编辑: 郑毅)

Application of improved RBF neural network method in dam deformation analysis

WU Jinkun¹, LIU Jingran¹, XUE Shunhua², ZHANG Jiaojiao³

(1. *College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hebei University of Engineering, Handan 056038, China*; 2. *Qinghai Yuxing Water Conservancy and Hydropower Design Co., Ltd, Xining 810001, China*; 3. *Hebei Research Institute of Investigation and Design of Water Conservancy and Hydropower, Tianjin 300250, China*)

Abstract: For the faults of local optimal solution appearance and slow convergence existed in RBF neural network, an inertial weight is introduced to improve the Shuffled Frog Leaping Algorithm (SFLA), and then the RBF neural network is optimized by the improved SFLA. By setting a rational initial weight, the improved SFLA can revise the renewal strategy of frog group, leap out the local optimal solution and avoid early maturity, and possesses an ability to balance local search and global search, thus solving the problems of local optimal solution and slow convergence. When the improved RBF neural network is applied in a dam deformation analysis, the prediction accuracy of the model is improved greatly, which is in good accordance with the measured data, showing its good engineering application value.

Key words: RBF neural network; improved Shuffled Frog Leaping Algorithm; inertial weight; dam deformation

(上接第 43 页)

(2) 搅拌桩采用格栅布置时,增加了基础的刚度,整体性好,约束了加固区土体的侧向变形,可起到减少沉降量的作用;同时,通过合理布置,将承受竖向荷载的搅拌桩与作为基坑支护的形式相结合,可节省基坑支护的费用,施工方便,简单易行。

(3) 当地质条件较差、上部荷载又较大时,为保证搅拌桩的施工质量,搅拌桩上部 6 m 长(约 1/3 桩长)的部分增加喷浆与搅拌次数时,可有效地提高单桩承载力和复合地基承载力。

(4) 搅拌桩施工时,建议对流塑状淤泥的施工场地先铺筑 2 m 厚的中粗砂,即作为施工平台,又有加速软土固结的作用,有利于提高搅拌桩的单桩承载力。

(5) 作为复合地基,搅拌桩的长度一般应低于 20 m,以 10 ~ 16 m 为宜,通过实际检测资料可知,更深层的加固效果不太显著。由于桩长不足,桩底土仍有部分工后沉降,可以通过预留沉降量来处理。

(编辑: 徐诗银)

Application of cement mixed pile in reinforcement of sluice soft foundation

KUANG Juanjuan

(*Guangzhou Water Conservancy Institute of Planning, Survey and Design, Guangzhou 510640, China*)

Abstract: Application of cement mixed pile in reinforcement of soft foundation of three sluices in Wanqinsha area, Guangzhou City, is presented. The length of pile is 16 to 20 m. The upper part of 6 m of the pile is constructed using technique of "three sprays and six mixing", while the lower part is using "two sprays and four mixing". In the plane layout, lattice beams and piles are integrated so as to meet requirements of foundation bearing capacity and reducing settlement as well as playing the role of foundation pit support. The three sluices were completed in 2007 and 2009, the investigation show that total settlement and uneven settlement of the sluices were relative smaller, verifying satisfactory effects of the treatment method.

Key words: layout of lattice beam; cement addition; strength test; settlement deformation; cement mixed pile