

基于改进粒子群算法的坝体位移监控模型

张鑫¹, 王冬利², 李琦¹, 白淑娟³

(1. 河海大学 水利水电学院, 江苏 南京 210098; 2. 长沙水利水电职业技术学院, 湖南 长沙 410131;
3. 杭州萧山水利建筑工程有限公司, 浙江 杭州 311215)

摘要: 在基本粒子群算法的基础上, 提出了一种基于以 e 为底的指数函数的惯性权重策略的改进粒子群算法。将粒子群算法引入大坝安全监控领域, 并结合坝体位移的多元回归统计模型, 建立基于改进粒子群算法的大坝安全监控模型, 并应用于新安江大坝的安全监测。实际应用表明, 改进粒子群算法与最小二乘法、基本粒子群算法相比, 预报结果精度较高且收敛速度较快。

关键词: 改进粒子群算法; 坝体位移; 安全监控模型; 新安江大坝

中图分类号: TV64

文献标识码: A

文章编号: 1672—1144(2012)01—0155—05

Dam Deformation Forecasting Model Based on Improved Particle Swarm Algorithm

ZHANG Xin¹, WANG Dong-li², LI Qi¹, BAI Shu-juan³

(1. College of Water Conservancy and Hydropower, Hohai University, Nanjing, Jiangsu 210098, China;
2. Changsha Vocational and Technical College of Water Conservancy and Hydropower, Changsha, Hu'nan 410131, China;
3. Hangzhou Xiaoshan Water Conservancy Construction Engineering Co., Ltd., Hangzhou, Zhejiang 311215, China)

Abstract: Based on the basic particle swarm algorithm, an improved particle swarm algorithm is put forward for the weight strategy of the exponential function with e inertia for bottom. A dam deformation forecasting model is established based on the improved particle swarm algorithm and the traditional multi statistical regression model, which is used in Xin'anjiang dam's safety monitoring. The application in practical engineering shows that the improved particle swarm algorithm is better than the least square method and basic particle swarm algorithm in fast convergence and high accuracy.

Keywords: improved particle swarm algorithm; dam displacement; safety monitoring model; Xin'anjiang dam

0 引言

大坝安全监测系统的关键内容是大坝安全监控, 而大坝变形及应力观测数值又是大坝运行工况的核心量。大坝的变形可以相应地反映出坝体在自重、扬压力、水压力等各种荷载作用下的工作性态。由于坝体变形观测的直接性、准确性, 坝体变形量已被广泛用作主要的监测量, 因此整理分析大坝水平位移的监测数据, 并建立监控模型进行预报和预警, 同时检验大坝的稳定性和耐久性, 对监控大坝安全至关重要。随着信息科学和现代数学方法的发展及应用, 越来越多的新兴理论和算法拓宽了大坝安全预报方法的研究领域。樊琨^[1]、赵斌等^[2]提出了一种基于 BP 神经网络的大坝安全监控模型; 徐洪钟

等^[3]提出了一种应用于大坝安全监控的自适应模糊神经网络; 司春棣等^[4]运用遗传算法优化支持向量机的模型参数, 建立基于 GA-SVM 的土石坝渗流预测模型等。

粒子群优化算法(简称 PSO)由 Kennedy 等^[5]提出, 具有概念简单、容易理解以及需要调整的参数较少等优点。PSO 是一种很好的优化算法, 可有效地应用于大坝监测数据的信息处理以及参数反演分析、优化组合计算等问题。本文利用标准粒子群算法确定了统计模型的各回归系数, 对该算法进行一定的改进, 提出了一种基于以 e 为底的指数函数的惯性权重策略的改进粒子群算法, 进一步提高了模型的预报精度, 为大坝安全监控提供了一种优异的方法。

1 改进粒子群算法

1.1 基本粒子群算法

粒子群优化算法的产生来源于对简化的社会模型模拟,它是在鸟群、鱼群和人类社会的行为规律的启发下提出的,主要用以解决优化问题^[6]。PSO 算法的基本思路是随机初始化一群没有体积没有质量的粒子,将每个粒子视为优化问题的一个可行解,粒子的好坏由一个事先设定的适应度函数来确定。每个粒子将在可行解空间中运动,并由一个速度变量决定其方向和距离。通常粒子将追随当前的最优粒子,并经逐代搜索最后得到最优解。在每一代中,粒子将跟踪两个极值:一个是粒子本身迄今为止找到的最优解,称为个体极值;另一个是整个群体迄今为止找到的最优解,称为全局极值^[7]。

假设一个由 M 个粒子组成的粒子群体在 D 维的搜索空间内以一定的速度飞行。粒子 i 在 t 时刻的状态属性设置如下:位置为 $x_i^t = (x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{id}^t)^T$, $x_{id}^t \in [L_d, U_d]$, L_d, U_d 分别为搜索空间的下限和上限;速度为 $v_i^t = (v_{i1}^t, v_{i2}^t, \dots, v_{id}^t)^T$, $v_{id}^t \in [v_{\min, d}, v_{\max, d}]$, v_{\min}, v_{\max} 分别为最小和最大速度值; $p_i^t = (p_{i1}^t, p_{i2}^t, \dots, p_{id}^t)^T$ 为个体最好位置; $p_g^t = (p_{g1}^t, p_{g2}^t, \dots, p_{gd}^t)^T$ 为全局最好位置,其中 $1 \leq d \leq D, 1 \leq i \leq M$ 。则粒子在 $t+1$ 时刻的位置和速度状态更新为:

$$v_{id}^{t+1} = v_{id}^t + c_1 r_1 (p_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 r_2 (p_{gd}^t - x_{id}^t) \quad (1)$$

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1} \quad (2)$$

式中: r_1, r_2 为均匀分布在 $(0, 1)$ 区间的随机数; c_1, c_2 称为学习因子,反映了粒子间的信息交流情况,对粒子运动轨迹产生影响,通常取 $c_1 = c_2 = 2$ 。

1.2 改进粒子群算法

为了协调 PSO 算法的全局和局部寻优能力,1998 年 Y. Shi 和 R. C. Eberhart^[8] 首先通过一个惯性权重 ω 将方程式(1)修改为如式(3)所示,而位置方程式(2)保持不变:

$$v_{id}^{t+1} = \omega v_{id}^t + c_1 r_1 (p_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 r_2 (p_{gd}^t - x_{id}^t) \quad (3)$$

这里 ω 称为惯性权重,决定了粒子先前飞行速度对当前飞行速度的影响状态,因此通过调整惯性权重的值可以实现全局搜索和局部搜索之间的平衡。较大的惯性权重,其全局搜索能力强,局部搜索能力弱,利于进行全局寻找最优解;而较小的惯性权重,其能力相反,但有利于局部寻找最优解。因此,寻找合适的惯性权重值使其在算法性能,寻优能力和

减少迭代次数方面起到协调优化作用。Y. Shi 和 R. C. Eberhart 提出的线性递减公式如下:

$$\omega = \omega_{\text{start}} - \frac{\omega_{\text{start}} - \omega_{\text{end}}}{t_{\text{max}}} \times t \quad (4)$$

式中: t_{max} 为最大迭代次数, t 为当前迭代次数, ω_{start} 为惯性权重初始值,也是最大值; ω_{end} 为迭代结束时的惯性权重值。Y. Shi 等经过多次反复试验后,设置 ω 从 0.9 到 0.4 的线性递减策略,使 PSO 在开始时探索较大的区域,较快地定位最优解的大致位置,随着 ω 逐渐线性减小,粒子速度减慢,开始了精细的局部搜索,提高了算法的性能。这种典型的惯性权重线性递减策略在目前应用最为广泛,但是由于在这种策略下,迭代初期全局搜索能力较强,如果在初期搜索不到最优点,那么随着 ω 的减小,局部搜索能力加强,就容易陷入局部最优点域。

为了解决这个问题,提出了非线性动态改进惯性权重策略,基于以 e 为底的指数函数的惯性权重改进策略,形式如下:

$$\omega(t) = \omega_{\text{end}} + (\omega_{\text{start}} - \omega_{\text{end}}) \exp(-k \times (\frac{t}{t_{\text{max}}})^{2.5}) \quad (5)$$

式中: k 为控制因子,控制 ω 与 t 变化曲线的平滑度。通过大量的实验研究,确定 $k = 3$ 时,算法的性能最优异。此时, ω 随着迭代次数的增加而非线性递减,使算法在计算初期具有较强的全局搜索能力,加强粒子的搜索范围,历史速度对粒子的影响逐步削弱,算法的收敛速度提高,解决了陷入局部最优的问题。本文利用改进的粒子群算法建立了坝体变形统计模型,确定统计模型的各回归系数,为大坝变形监控模型计算和研究提供理论依据。

2 基于改进粒子群算法的坝体变形监控模型

2.1 坝体变形统计模型

根据大坝变形的成因,大坝的水平位移 δ_x 由水压分量 δ_H 、温度分量 δ_T 和时效分量 δ_θ 三部分组成,水平位移多元统计模型可表达如下^[9-10]:

$$\delta_x = \delta_H + \delta_T + \delta_\theta = a_0 + \sum_{i=1}^3 a_i H^i + \sum_{i=1}^6 b_i T_i + c_1 \theta + c_2 \ln \theta \quad (6)$$

式中: H^1 为上下游水位差的 1 次方; H^2 为上下游水位差的 2 次方; H^3 为上下游水位差的 3 次方; T_1 为当天气温; T_2 为前 5 d 平均气温; T_3 为前 10 d 平均气温; T_4 为前 30 d 平均气温; T_5 为前 60 d 平均气温; T_6

为前 90 d 平均气温; θ 为观测日至基准日的累计天数除以 100;这样,共计 11 个自变量因子,12 个回归系数。

在改进的粒子群算法中,目标函数定义为坝体变形监测值 y 与计算值 y' 的残差平方和,相应的粒子适应度 $F(j)$ 形式取为^[11]:

$$F(j) = \sum_{i=1}^n (y'_i - y_i)^2 (i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m) \quad (7)$$

由式(7)可以看出,当目标函数值越小时,粒子适应度值越小,拟合效果越好,表明改进粒子群算法的计算精度越高。

2.2 计算步骤

基于改进粒子群算法的坝体变形监控的步骤如下:

① 初始化粒子群算法中的各计算参数,粒子群算法的维数共 12 个;

② 依据式(7)计算各粒子的适应度值,并将当前值作为各粒子的初始个体极值,比较各个体极值,再从所有个体最好极值中找出全体最好极值;

③ 依据式(3)、式(5)、式(2),迭代更新所有粒子的速度和位置;

④ 对每一个粒子,按公式(7)计算其适应值,并将计算出的适应值与该粒子到当前所经历过的最好位置的适应值进行比较,找出当前最好位置;

⑤ 根据每个粒子当前最好位置,找出粒子群的全局极值;

⑥ 重复步骤③④⑤,直至达到最大迭代数,输出粒子群最优全局极值情况下的最优解。

根据以上计算步骤,采用 FORTRAN 语言编译了基于改进粒子群算法的坝体变形监控模型的计算程序,可以分析计算模型中各回归系数。

3 工程实例

新安江大坝为混凝土宽缝重力坝,坝体分为 26 个坝段,长 466.5 m。0[#] ~ 3[#]、24[#] ~ 25[#] 坝段为实体重力坝。坝顶高程 115 m,最大坝高 105 m,最大底宽 93.664 m,挡水段坝顶宽 8.5 m,溢流段顶宽 38.7 m,溢流道布置在 7[#] ~ 16[#] 坝段,全长 73.0 m。

现以新安江大坝的 10[#] 坝段坝顶水平位移监测值为依据,建立大坝安全监控模型。因为大坝运行多年,坝体内部温度已在一定范围内稳定,因此可以

不考虑坝体内部温度对大坝安全监控模型的影响。现取 1980 ~ 1990 年之间的水平位移监测值,共计 140 组,将前 100 组监测值作为训练样本计算,后 40 组监测值作为待测样本计算。

为了客观地计算分析与对比评价本次建立的监控模型,再分别使用最小二乘法、标准粒子群算法以及改进的粒子群算法求解大坝安全监控模型,标准粒子群算法和改进粒子群算法的共同计算参数为:粒子群数设为 60,迭代为 1 500 次, ω 从 0.9 非线性递减到 0.4,学习因子 c_1 和 c_2 均为 2。并用使用较多的 3 个统计评价指标进行对比计算分析:平均绝对百分比误差(MAPE)、均方误差(MSE)、平均绝对误差(MAE)。三种算法对后 40 组监测值的统计评价指标值见表 1, 10[#] 坝段 1990 年内监测值与预报值对比见表 2。此外,10[#] 坝段的 40 组数据的预报拟合过程对比见图 1 所示。

表 1 10[#] 坝段三种算法的统计指标比较表

统计指标	最小二乘法	标准粒子群算法	改进粒子群算法
MAPE/%	12.437	7.326	5.654
MSE/mm	1.986	1.025	0.825
MAE/mm	1.768	0.763	0.691

由表 1、表 2 和图 1 可以说明,基于改进粒子群算法的大坝安全监控模型的预报拟合效果显著提高,10[#] 坝段的模型中使用改进粒子群算法计算得到的预报值,绝对误差,相对误差 3 个统计指标比最小二乘法和基本粒子群算法各得到的 3 个统计指标值小,统计模型的预报精度较高。改进粒子群算法与标准粒子群算法相比,收敛性好,预报拟合效果好,提高了算法搜索最优解的能力。粒子群算法仅根据适应值和全局的最好位置对所有粒子的速度和位置进行迭代更新,采用当前粒子的最优解迭代更新数据值,所以本文中两种粒子群算法精度均比最小二乘法的计算精度要高。

在改进粒子群算法中,使用非线性惯性权重策略,克服了算法一旦进入局部极值点领域内就很难跳出的不足,在迭代初期搜索速度快、效率高,迅速搜索整个空间后,相应的局部搜索能力也不断增强,获得更为精确的粒子最优解。因此,改进的粒子群算法在计算精度,收敛速度,准确度等方面可以获得较为满意的效果。

表 2 各算法对 10# 坝段 1990 年内监测值与预测值对比表

日期	监测值/mm	最小二乘法			标准粒子群算法			改进粒子群算法		
		预报值/mm	绝对误差/mm	相对误差/%	预报值/mm	绝对误差/mm	相对误差/%	预报值/mm	绝对误差/mm	相对误差/%
1990-01-16	18.13	16.82	1.31	7.23	18.75	0.62	3.42	18.33	0.20	1.10
1990-02-14	19.97	17.12	2.85	14.27	19.26	0.71	3.56	19.45	0.52	2.60
1990-03-15	19.31	17.22	2.09	10.82	20.12	0.81	4.19	19.78	0.47	2.43
1990-04-13	14.61	15.98	1.37	9.38	18.93	4.32	29.57	15.23	0.62	4.24
1990-05-15	15.26	13.92	1.34	8.78	16.97	1.71	11.21	15.98	0.72	4.72
1990-06-18	13.42	10.18	3.24	24.14	13.13	0.29	2.16	13.67	0.25	1.86
1990-07-18	10.38	8.66	1.72	16.57	12.56	2.18	21.00	10.78	0.40	3.85
1990-08-15	7.23	5.86	1.37	18.95	9.15	1.92	26.56	7.92	0.69	9.54
1990-09-13	9.62	6.75	2.87	29.83	10.25	0.63	6.55	10.11	0.49	5.09
1990-10-16	11.91	7.82	4.09	34.34	11.34	0.57	4.79	11.55	0.36	3.02
1990-11-15	12.15	10.95	1.20	9.88	14.83	2.68	22.06	13.26	1.11	9.14
1990-12-17	17.42	13.02	4.40	25.26	16.78	0.64	3.67	17.12	0.30	1.72

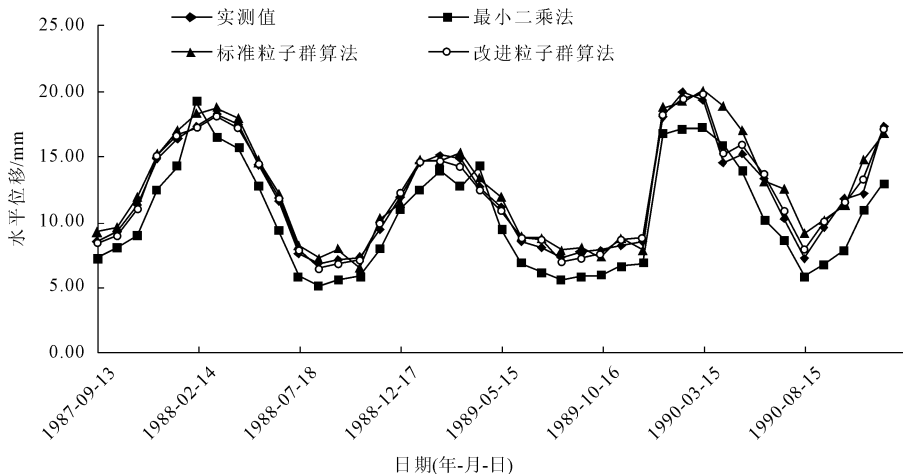


图 1 40 组数据的预报拟合过程图

4 结 论

(1) 大坝运行期的变形监测资料为大坝安全评价和科学管理提供了依据,有效挖掘监测数据里的重要信息,可以提高大坝运行时的预报精度,在大坝的安全建设、运行管理中是十分重要的。

(2) 在 PSO 算法的可调整参数中,惯性权重是最重要的改进参数,恰当的惯性权重值可以在搜索精度和搜索速度方面起恰当的协调作用。改进粒子群算法中调整了惯性权重,提高了算法性能以及收敛速度,降低了迭代次数,同时提高了算法的计算精度。

(3) 工程算例表明,基于以 e 为底的惯性权重策略的改进粒子群算法,并将该算法应用于坝体变形监控模型的计算领域,预测精度明显比标准粒子群算法和最小二乘法的预报精度高,性能也显著提高。因此,将基于该算法的大坝安全监控模型用于

预报是切实可行的。

参考文献:

- [1] 樊 琨. 基于人工神经网络的大坝位移预测[J]. 长江科学院院报, 1998, 15(5): 45-48.
- [2] 赵 斌, 吴中如, 张爱玲. BP 模型在大坝安全监测预报中的应用[J]. 大坝观测与土工测试, 1999, 23(6): 1-4.
- [3] 徐洪钟, 胡群革, 吴中如. 自适应模糊神经网络在大坝安全监控中的应用[J]. 河海大学学报, 2001, 29(2): 8-10.
- [4] 司春棣, 练继建, 郑 杨. 土石坝渗流安全监测的遗传支持向量机方法[J]. 水利学报, 2007, 38(11): 1341-1346.
- [5] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization [C]// Proceedings of IEEE International Conference/Neural Networks. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1995: 1942-1948.
- [6] 曾建潮, 介 婧, 崔志华. 微粒群算法[M]. 北京: 科学出版社, 2004.

- [7] 李丽,牛奔.粒子群优化算法[M].北京:冶金工业出版社,2009:25-70.
- [8] Shi Y, Eberhart R C. A Modified Particle Swarm Optimizer [C]// Proceedings of IEEE International Conference/Evolutionary Computation. USA: Anchorage, 1998:69-73.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] 王伟,沈振中,王连庆.基于粒子群仿生算法的混凝土坝变形预报模型[J].水利水电科技进展,2008,28(4):3-4.