

DOI:10.3880/j.issn.1006-7647.2008.04.004

基于粒子群仿生算法的混凝土坝变形预报模型

王 伟¹, 沈振中¹, 王连庆²

(1. 河海大学水利水电工程学院, 江苏 南京 210098; 2. 江苏弘盛建设工程集团有限公司, 江苏 高邮 225600)

摘要 将粒子群算法引入大坝安全监控领域, 并结合多元回归统计模型, 建立基于粒子群算法的混凝土坝变形预报模型。利用粒子群算法的全局寻优能力以及该算法具有正反馈信息的仿生特点, 通过优化迭代计算, 确定坝体变形统计模型中各回归系数。工程实际应用表明, 基于该模型的预报结果与传统的最小二乘法相比, 可显著提高混凝土坝变形的预报精度, 所以该模型的预报应用是可行的。

关键词 粒子群算法; 多元回归统计模型; 混凝土坝; 预报模型

中图分类号 :TV642 **文献标识码** :A **文章编号** :1006-7647(2008)04-0011-04

Concrete dam deformation forecasting model based on PSO bionic algorithm//WANG Wei¹, SHEN Zhen-zhong¹, WANG Lian-qing² (1. College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China ;2. Jiangsu Hongsheng Construction Engineering Group Co., Ltd, Gaoyou 225600, China)

Abstract : A concrete dam deformation forecasting model is established based on the particle swarm optimization (PSO) algorithm and the traditional multi-statistical regression model. Making use of global searching optimization and the PSO algorithm's ability to adopt positive feedback information, the regression coefficients of a multi-statistic regression model are determined by iterative calculation. Application in practical engineering shows that the forecasting results of this model are better than those of the traditional least-square regression method. Hence, this model is feasible in concrete dam deformation forecasting with high precision.

Key words : particle swarm optimization algorithm ; multi-statistical regression model ; concrete dam ; forecasting model

大坝安全监控是大坝安全监测系统的核心部分,其中变形和应力观测物理量是大坝运行工况的重要量。由于坝体变形观测直观、可靠,坝体变形量被普遍作为最主要的监测量,因此坝体变形量的预报研究对大坝安全监控至关重要。目前,对变形观测的预报模型主要有统计模型、确定性模型和混合模型^[1]。仿生算法的兴起为大坝安全监控领域提供了新的发展道路,樊琨^[2]、赵斌等^[3]提出基于 BP 神经网络的大坝位移预报模型,徐洪钟等^[4-5]将模糊理论和神经网络相接合,提出一种自适应模糊神经网络模型,并在此基础上进一步将混沌理论引入大坝安全监控领域,建立了基于相空间模糊神经网络的大坝位移预报模型;苏怀智等^[6]引入遗传算法用于神经网络权值的训练,实现在线实时分析大坝的安全状态;于鹏等^[7]将神经网络、灰色理论、统计模型相集成,提出了用于大坝安全监控的组合预测模型。

粒子群算法是近几年备受关注的仿生优化算法,最早由美国学者 Kennedy 等^[8]提出。由于算法概念清晰、参数少、简单易行,已被广泛用于参数反演、函数优化、优化组合等问题。Hu 等^[9]将粒子群算法应用于多目标函数优化的求解问题;吴新杰等^[10]探讨了粒子群算法在回归分析问题中的应用。但这些文献仅限于将算法用于维数较少的函数优化问题,笔者在前人研究成果的基础上,利用粒子群算法的随机优化能力确定混凝土坝变形统计模型中的回归系数,初步探讨该算法在高维度解空间中对多元函数的优化求解能力,为大坝安全监控领域中的变形预报研究提供新的计算方法。

1 混凝土坝变形统计模型

从成因分析,混凝土坝的水平位移 δ_x 主要受水压分量 δ_H 、温度分量 δ_T 和时效分量 δ_θ 的影响,因此

混凝土坝水平位移的多元统计模型可表达为^[11]

$$\delta_x = \delta_H + \delta_T + \delta_\theta = b_0 + \sum_{i=1}^{m_1} b_i H_i + \sum_{i=1}^{m_2} b_i T_i + \sum_{i=1}^{m_3} c_i \theta_i \quad (1)$$

式中： H_i, T_i, θ_i 分别为水压因子、温度因子和时效因子； b_i, c_i 为各相应因子的回归系数。为了方便算法的应用，式(1)可以简写成一般多元回归方程式：

$$Y_i = b_0 + X_j B_j + \varepsilon_i \quad (2)$$

$$(i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, k)$$

式中： Y 为因变量向量； X 为自变量矩阵； B 为回归系数向量； ε 为残差向量。若 k 个自变量与因变量存在 n 组观测资料，则确定 k 元线性回归方程可归结为根据监测资料来确定 k 个回归系数的问题。

2 基于粒子群算法的坝体变形预报模型

2.1 问题的转换

坝体变形统计模型中各回归系数的确定常采用最小二乘法。从优化角度分析，回归系数确定过程可看作从若干组候选解中选择最优组合解的过程。由于粒子群算法属于随机优化算法，因此需将回归系数确定问题转换成多元函数优化组合问题，并以求解实测值 y 与计算值 y' 的残差平方和最小为优化目标，如式(3)所示。

$$\min f(j) = \sum_{i=1}^n (y'_i - y_i)^2 \quad (3)$$

$$(i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m)$$

式中： $f(j)$ 为目标函数； n 表示 n 组监测数据； m 表示存在 m 组候选解。最终可利用粒子群算法对坝体变形模型中的回归系数进行迭代优化。

2.2 粒子群算法

粒子群算法的基本思想来源于鸟群捕食的行为。在算法中，将最优解初始化为若干组随机解，鸟群被简化为“粒子群”，每只鸟代表一个粒子。各粒子通过对局部极值、全局极值的“记忆”来搜寻最优解。如何确定粒子的编码形式是应用粒子群算法的关键，根据不同的优化问题，粒子的编码形式各有不同。根据式(2)可知，粒子的编码形式须与坝体变形模型中的回归系数向量相对应，粒子被看成是一个没有重量和体积的微粒，由位置和速度 2 个向量决定其性质，若回归系数为 k 个，则粒子的位置和速度的编码均为 k 维的行向量。

假定在初始时刻，粒子种群数为 m ，随机生成各粒子的位置向量和速度向量，每个粒子在解空间的位置对应一组坝体变形预报模型的候选解。粒子的飞行方向和移动距离由其速度决定，每个粒子在 n 维搜

索空间飞行时，通过式(4)更新自己的移动速度。

$$v_{l+1} = wv_l + c_1 r(p_l - x_l) + c_2 r(g_l - x_l) \quad (4)$$

式中： l 为迭代数； v_{l+1} 为粒子的当前速度向量； v_l 为粒子的历史速度向量；惯性权重 w 和学习因子 c_1, c_2 均为可以调整的常数； g_l 为粒子的历史全局极值所对应的位置向量； p_l 为粒子的历史局部极值所对应的位置向量； r 为产生于(0,1)之间的随机数函数^[12]； x_l 为粒子的历史位置向量。 w 一般在(0,1)之间取值，用于调节算法的全局与局部搜索能力之间的平衡。在计算初期采用较大的 w 值可加强算法的全局搜索能力和扩展算法的搜索范围，在计算后期采用较小的 w 值可加快算法的收敛速度。学习因子常取为相同的常数，一般为 $c_1 = c_2 = 2$ 。粒子位置的更新由移动速度决定，更新公式如式(5)所示。

$$x_{l+1} = x_l + v_{l+1} \quad (5)$$

式中 x_{l+1} 为粒子的当前位置向量。

另外，为了控制每次迭代过程中粒子的速度 v ，将其限制在 $[v_{\min}, v_{\max}]$ 之间，以保证粒子群优化算法的收敛性。

粒子适应度的定义形式与目标函数相关。在该算法中，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

$$F(j) = \sum_{i=1}^n (y'_i - y_i)^2 \quad (6)$$

$$(i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m)$$

由式(6)可以看出，当目标函数值越小时，粒子的适应度越小，粒子的位置越逼近最优解。基于粒子群算法的混凝土坝变形预报算法步骤如下：

- 初始化粒子群算法中的各计算参数。
 - 依据式(6)计算各粒子的初始适应度 $F_0(j)$ ，并作为各粒子的初始个体极值，比较各个体极值求出初始全局极值。
 - 依据式(4)、式(5)更新各粒子的速度和位置。
 - 重新计算各粒子当前的适应度 $F_{l+1}(j)$ ，并与该位置下的历史个体极值 $p_l(j)$ 相比较，若 $F_{l+1}(j) < p_l(j)$ ，则设置 $F_{l+1}(j)$ 作为粒子的当前个体极值。重新比较各粒子的个体极值，找出粒子群的全局极值。
 - 重复步骤 c~d，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 VB 语言编译了基于粒子群算法的混凝土坝变形预报模型的计算程序，用于确定模型中各回归系数。

3 工程实例

以新安江大坝的水平位移监测数据为依据，验

证本文模型在大坝安全监控领域中预报应用的可行性。新安江大坝为混凝土宽缝重力坝,坝顶高程为115.0 m,最大坝高为105.0 m,坝顶全长466.5 m,由26个坝段组成,编号从0号~25号,其中河床中间坝段(7号~16号)为溢流坝段,全长73.0 m。大坝坝顶水平位移的观测采用视准线法,从右到左为2号~20号、22号、23号坝段共有21个水平位移测点,分别由3条视准线进行观测。

为了不失本文模型应用的一般性,分别对新安江大坝的10号和23号坝段坝顶视准线测值进行建模,其中水压因子(上下游水位差)取3个,即 H_1 (上下游水位差的1次方), H_2 (上下游水位差的2次方)和 H_3 (上下游水位差的3次方)温度因子取6个,即 T_1 (当天气温), T_2 (前5 d平均气温), T_3 (前10 d平均气温), T_4 (前30 d平均气温), T_5 (前60 d平均气温)和 T_6 (前90 d平均气温)时效因子取2个, θ 和 $\ln\theta$ (θ 为观测日至基准日的累计天数除以100),共11个自变量因子,12个回归系数。由于大坝已运行多年,坝体内部温度趋于稳定,所以忽略坝体内部温度的影响。取1980~1990年之间的水平位移监测数据共140组,将前100组监测数据作为训练样本,后40组监测数据作为待测样本,各计算参数设置为粒子群数为50,迭代1000次, w 从0.9递减到0.4,学习因子 c_1 和 c_2 参照已有文献中的结果,取 $c_1 = c_2 = 2.0$ 。

为了客观地分析和评价本文模型,另外应用最小二乘法求解模型,并采用常用的3个统计评价指标进行对比:平均绝对百分比误差(MAPE)、均方误差(MSE)、平均绝对误差(MAE)。各算法对后40组监测数据的预测统计指标值如表1所示,限于篇幅仅列出各算法对10号坝段1990年内监测数据的预报对比,如表2所示。另外,10号坝段和23号坝段的预报拟合过程对比如图1、图2所示。

表1 各算法的3种统计指标比较

坝段	算法	MAPE/%	MSE/mm	MAE/mm
10号	最小二乘法	12.137	1.84789	1.54456
	粒子群算法	7.925	1.28628	0.96327
23号	最小二乘法	11.721	0.82309	0.55893
	粒子群算法	7.652	0.72327	0.47009

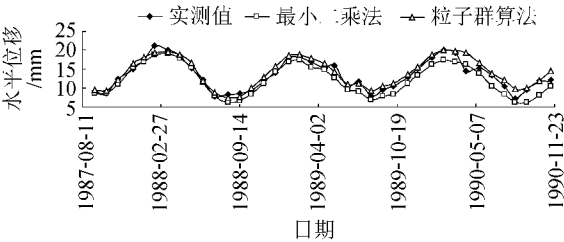


图1 10号坝顶水平位移的预测值对比

表2 各算法对10号坝段1990年内监测数据的预测对比

日期	实测值/ mm	最小二乘法			粒子群算法		
		计算值/ mm	残差/ mm	相对 误差/%	计算值/ mm	残差/ mm	相对 误差/%
1990-01-16	18.13	16.306	1.824	10.06	18.718	0.588	3.24
1990-02-14	19.97	17.365	2.605	13.04	19.958	-0.012	0.06
1990-03-15	19.31	16.981	2.329	12.06	19.794	0.484	2.50
1990-04-13	14.61	16.187	-1.577	10.79	19.271	4.661	31.90
1990-05-15	15.26	13.718	1.542	10.10	16.706	1.446	9.47
1990-06-18	13.42	10.593	2.827	21.06	13.920	0.500	3.72
1990-07-18	10.38	8.229	2.151	20.72	12.114	1.734	16.70
1990-08-15	7.23	6.182	1.048	14.49	9.699	2.469	34.14
1990-09-13	9.62	6.274	3.346	34.78	9.954	0.334	3.47
1990-10-16	11.91	8.017	3.893	32.68	11.897	-0.013	0.10
1990-11-15	12.15	10.446	1.704	14.02	14.432	2.282	18.78
1990-12-17	17.42	13.384	4.036	23.16	17.014	-0.406	2.33

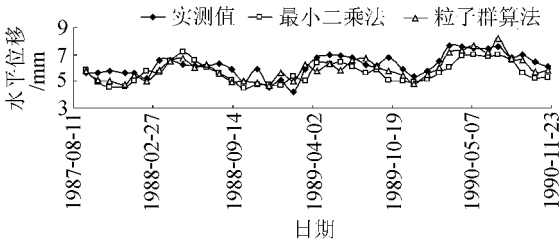


图2 23号坝顶水平位移的预测值对比

由表1、表2和图1、图2可知,基于粒子群算法的坝体变形模型的预报拟合效果较好,2个坝段模型中用粒子群算法得到的3个统计指标值比最小二乘法得到的3个统计指标值小,精度有所提高。虽然最小二乘法和粒子群算法都是基于条件式(3)求得回归系数,但最小二乘法是在逼近残差平方和最小的情况下对各未知量求偏导,通过联合求解方程组确定回归系数,其计算本质属于正分析过程,而粒子群算法无需对方程组进行联合求解,仅依据局部极值和全局极值不断更新其速度和位置,采用当前最优解的粒子信息变更数据值,充分利用正反馈信息,加强了算法搜索最优解的能力。因为粒子群算法具有正反分析过程,使回归系数的确定过程更加智能化,所以该算法的精度比最小二乘法的计算精度高。另外,从文献[10]可知对于低维度空间问题,粒子群算法与传统最小二乘法的计算精度大致相当。但从本文研究可以看出,随着计算维度和规模的扩大,粒子群算法的优化能力明显加强,因此对于复杂的高维度问题,粒子群算法是较好的优化工具。

4 结 语

大坝运行监测资料包含了大坝运行状态的信息,有效挖掘监测数据里的信息,提高大坝运作状态的预报精度,是管理大坝以及保障大坝周围地区安全的有效手段。粒子群算法属于群智能仿生优化算法,虽然数学理论基础不够成熟,但只需确定粒子的

编码形式,按待求问题的目标函数定义粒子的适应度函数,然后就可利用粒子群算法来求解,而不管实际问题的解空间是否连续或可导,因此将其应用于大坝安全监控领域是十分有意义的。研究表明,基于粒子群算法的混凝土坝变形预报模型的预报精度比最小二乘法的预报精度高,因此该模型的应用是可行的。但随着计算维度和规模的扩大,该算法的收敛速度较慢,所以如何加快该模型的收敛速度以及进一步提高模型的预报精度,是笔者下一步的研究工作。

参考文献：

[1] 吴中如,顾冲时,沈振中,等.大坝安全综合评价的理论方法及其应用[J].水利水电科技进展,1998,18(3):2-6.
[2] 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.
[3] 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.
[4] 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:自然科学版,2001,29(2):8-10.
[5] 徐洪钟,吴中如,李雪红.相空间神经网络模型在大坝安

全监控中的应用[J].水利学报,2001,32(6):67-70.
[6] 苏怀智,吴中如,温志萍,等.遗传算法在大坝安全监控神经网络预报模型建立中的应用[J].水利学报,2001,32(8):44-48.
[7] 于鹏,顾冲时.大坝安全监测的组合预测模型[J].人民黄河,2006,28(1):67-68.
[8] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization [C]//IEEE Service Center. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Perth :IEEE Service Center, 1995 :1942-1948.
[9] HU Xiao-hui, EBERHART R C. Multiobjective optimization using dynamic neighborhood particle swarm optimization [C]//IEEE Service Center. Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. Honolulu :IEEE Service Center, 2002 :1677-1681.
[10] 吴新杰,李媛,张丹,等. PSO 算法在多元线性回归分析问题中的应用[J].辽宁大学学报:自然科学版,2007,34(1):18-20.
[11] 吴中如,沈长松,阮焕祥.水工建筑物安全监控理论及其应用[M].南京:河海大学出版社,1990.
[12] SHI Yu-hui, EBERHART R C. Parameter selection in particle swarm optimization [J]. Evolutionary Programming VII, 1998, 1447 :591-600.

(收稿日期 2007-10-08 编辑 方宇彤)

(上接第 3 页)

表 4 $m_e = 48\text{ mm}$ 时 δ_e 对 m_i 和 δ_i 的影响

δ_e	m_i/a	δ_i
0.10	1.82	0.125
0.15	1.83	0.187
0.20	1.85	0.247
0.25	1.87	0.304
0.30	1.88	0.353

4 结 论

笔者通过研究得到如下主要结论:①基于混凝土保护层开裂问题的近似解析解,提出了混凝土表面开裂时间评估的概率方法。②证实了当每个参数都服从正态分布时,混凝土表面开裂时间也是一个正态随机变量。③增大保护层厚度的均值不仅增大了开裂时间的均值,而且也增大了开裂时间的变异系数,增大保护层厚度的变异系数会增大开裂时间的变异系数,但对开裂时间的均值几乎没有影响。

参考文献：

[1] BROOMFIELD J P. Corrosion of steel in concrete : understanding, investigating and repair [M]. London :E & FN Spon,1997.
[2] LI Chun-qing, ZHENG Jian-jun, LAWANWISUT W, et al.

Concrete delamination caused by steel reinforcement corrosion [J]. Journal of Materials in Civil Engineering, 2007, 19 (7) : 591-600.
[3] 金伟良,吕清芳,潘仁泉.东南沿海公路桥梁耐久性现状[J].江苏大学学报:自然科学版,2007,28(3):254-257.
[4] 马亚丽,张爱林.混凝土结构钢筋初锈时间的概率模型[J].水利学报,2007,38(5):630-636.
[5] BAZANT Z P. Physical model for steel corrosion in concrete sea structures-application[J]. Journal of Structural Engineering, 1979, 105 (6) :1155-1166.
[6] LI Chun-qing. Reliability based service life prediction of corrosion affected concrete structures [J]. Journal of Structural Engineering, 2004, 130 (10) :864-873.
[7] BHARGAVA K, GHOSH A K, MORI Y, et al. Model for cover cracking due to rebar corrosion in RC structures [J]. Engineering Structures, 2006, 28 (8) :1093-1109.
[8] 周欣竹,郑建军.混凝土结构表面开裂评估的可靠度方法[J].建筑结构学报,2006(s):730-733.
[9] 郑建军,周欣竹, Li Chun-qing. 钢筋混凝土结构锈蚀损伤的解析解[J].水利学报,2004,35(12):62-68.
[10] LIU Yun-ping, WEYERS R E. Modeling the time-to-corrosion cracking in chloride contaminated reinforced concrete structures [J]. ACI Materials Journal, 1998, 95 (6) :675-681.

(收稿日期 2007-09-04 编辑 骆超)