

基于微粒群算法的大坝材料参数反分析研究

宋志宇, 李俊杰

(大连理工大学 土木水利学院, 大连 116023)

摘 要: 将微粒群算法应用于大坝参数反分析, 同时分析了群体规模对算法的搜索效率和搜索质量的影响以及微粒群反分析算法的数值稳定性。对算例的分析结果表明, 基于微粒群算法的大坝参数反分析方法简便易行, 收敛精度高, 且具有很好的抗噪音能力, 是一种新的有效、可靠的参数反分析方法。

关 键 词: 微粒群算法; 大坝; 参数反分析; 稳定性

中图分类号: TB 115

文献标识码: A

Study of inverse method for dam parameters based on particle swarm optimization algorithm

SONG Zhi-yu, LI Jun-jie

(School of Civil and Hydraulic Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116023, China)

Abstract: The particle swarm optimization(PSO) algorithm and the method of parameters inversion for gravity dam based on PSO algorithm were studied. According to this inverse method, the authors had analyzed its searching efficiency and quality at different population sizes; also evaluated its numerical stability. Results of computation example show that this method is simple and convenient; it has higher convergence accuracy and strong noise-resistant capability, so this inversion method for dam parameters is workable and reliable.

Key words: PSO algorithm; dam; parameters inversion; stability

1 前 言

在岩土工程问题中计算参数的不确定性一直是困扰岩土工程数值分析的问题之一, 试验室测试和现场试验是解决这一问题的有效方法之一, 但仍具有局限性。运用大坝观测资料反演计算参数, 对于正确进行数值模拟和合理建立大坝安全监控指标与模型均具有重要的意义。近年来, 随着智能计算方法的不断发展和现代高速计算机的出现, 越来越多的学者逐步将智能化方法, 如人工神经网络技术、模糊理论、遗传算法、模拟退火方法等, 应用到水利水电工程的安全监测、参数反演领域, 并取得了一定的效果^[1]。

微粒群优化 (particle swarm optimization 简称 PSO) 算法是新近出现的一种群集智能优化算法, 是 1995 年美国 James Kennedy 和 Russell Eberhart 基于对许多鸟类的群体行为研究提出的^[2]。作为一

种有效的随机优化技术, PSO 算法已经被证明是一种很好的优化算法, 该算法使用参数较少, 且易于选择, 对目标函数的形式没有特殊的要求, 算法中的微粒同时具有“认知 (cognition)”能力 (微粒的动作来源于自己经验的部分) 和“社会 (social)”能力 (微粒的动作来源于群体中其他微粒经验的部分, 实现了微粒间社会知识的共享和合作), 各个微粒根据自己的速度来搜索, 整个搜索过程通过综合自己的经验和同伴中最好的经验来完成^[3-5]。该方法操作简单, 易于程序实现, 已经在许多领域得到了成功的应用。本文尝试将 PSO 算法引入到水利工程混凝土重力坝材料参数的反分析领域, 并在 Visual Fortran 平台上调用 ANSYS 进行有限元正分析, 编制了反分析的 PSO 算法程序, 并分析了种群规模对算法的收敛速度和精度的影响和该算法的数值稳定性^[6]。算例分析表明, 该算法具有较高的收敛精度和较好的优化效率, 并且稳定性好, 为解决

大坝参数识别问题提供了一种新的方法。

2 微粒群优化算法

PSO 是一种群集智能 (swarm intelligence) 随机优化技术。与其他群集进化算法相比, 微粒群算法也是利用“群体”和“进化”的概念, 依据微粒的适应值 (fitness value) 大小, 基于一组随机产生的初始解通过迭代过程搜寻最优解。不同的是, 进化计算遵循适者生存原则, 而 PSO 算法则模拟自然界群体生物间的社会行为, 即个体在学习自身经验的同时彼此相互学习。PSO 将每一个可能产生的解表述为搜索空间中的一个没有质量和体积的微粒, 每个微粒都具有自己的位置向量和速度向量, 以及一个由目标函数决定的适应度。所有微粒在搜索空间中以一定的速度飞行, 该速度由微粒的飞行经验和群体的飞行经验进行动态调整, 并通过追踪当前搜索到的最优值来寻找全局最优^[5]。所以, PSO 算法主要包括以下几个要点: (1) 微粒以随机的方式在整个问题空间中运动, 并且对自己所处的环境进行评价 (计算适应度); (2) 每个微粒均可以记忆自己到过的最好位置; (3) 每个微粒均可以感知群体已达到的最好位置; (4) 在改变速度时同时考虑自己到过的最好位置和群体已达到的最好位置。

假设在一个 n 维目标搜索空间有 m 个微粒, 每个微粒的位置表示一个潜在的解, $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ 为第 i 个微粒的当前位置向量; $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$ 为第 i 个微粒的位置变化率, 即飞行速度向量; $\mathbf{P}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$ 为第 i 个微粒所经历的最好位置, 也就是微粒 i 所经历过的具有最好适应值的位置, 称为个体极值 P_{best} , 群体中所有微粒所经历过的全局最好位置为 P_g , 则 $P_g = \arg \min \{f(P_1), f(P_2), \dots, f(P_m)\}$, 其中 f 为最小化目标函数。每迭代一次, 微粒的状态按下式更新:

$$v_{ij}(t+1) = w(t)v_{ij}(t) + c_1r_{1j}(t)(p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2r_{2j}(t)(p_{gj}(t) - x_{ij}(t)) \quad (1)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + \alpha v_{ij}(t+1) \quad (2)$$

式中: $i=1, m$ 为第 i 个微粒; $j=1, n$ 为微粒的第 j 维; t 为迭代次数; w 为惯性权重; c_1 、 c_2 为加速常数, 通常在 $(0, 2)$ 之间取值; r_1 、 r_2 为在 $(0, 1)$ 上服从一定概率分布的随机函数; α 为约束因子, 目的是控制速度的权重。

惯性权重 w 用来控制微粒以前的速度对当前速度的影响, 并进一步协调微粒在飞行过程中的全局搜索能力和局部搜索能力。较大的惯性加权因子

可以让微粒搜索新的区域, 从而增强算法的全局搜索能力; 较小的惯性加权因子有利于调整微粒在当前区域内的精细搜索能力。因此, 随着进化代数的增加, w 应不断减小, 从而使得 PSO 算法在初期具有较强的全局收敛能力, 而晚期具有较强的局部收敛能力。参照文[3]中的取值思路, 笔者采用如下的惯性权重调整公式:

$$w(t) = 0.9 - 0.7t/Max_{number} \quad (3)$$

式中 Max_{number} 为最大截止代数。这样惯性因子随着迭代次数可从 0.9 到 0.2 线性减小。

3 基于微粒群优化算法的大坝参数反分析步骤

反分析步骤如下:

①将待求的材料参数看成是在空间飞行的微粒, 设定微粒群规模, 根据经验确定待识别参数一大坝和坝基的弹性模量的经验范围, 同时限定微粒的飞行速度范围;

②对任意微粒, 在待识别参数的允许范围内和飞行速度范围内按均匀分布随机产生微粒的初始位置和初始速度;

③对于每一个微粒, 计算其适应值 (本文中微粒的适应值函数取模型估计值和实测值之间的残差平方和的一半, 即 $f_{fitness} = 0.5 \times \sum (u_i - \bar{u}_i)^2$), 并将其适应值与所经历过的最好位置 P_{best} 的适应值进行比较, 若较好, 则接受其作为该微粒当前最好位置 P_{best} , 否则, 当前最好位置不变;

④将每一个微粒的当前最好位置 P_{best} 和群体的全局最好位置 P_g 进行比较, 若较好, 接受其作为当前的全局最好位置, 否则, 当前全局最好位置不变;

⑤根据式 (1) 和式 (2) 对所有微粒的速度和位置进行进化;

⑥若达到迭代终止条件 (微粒最好位置适应值小于某一精度阈值), 终止迭代并输出识别到的大坝和坝基弹性模量, 否则, 返回步骤③重新在解空间中搜索。

4 算例及分析

取一混凝土重力坝挡水坝段 (图 1), 高 75 m, 坝顶宽 10 m, 坝底宽 60 m, 上游面垂直, 下游坡率为 0.77。坝体混凝土重度为 24 kN/m^3 , 泊松比为 0.18; 坝基重度为 27 kN/m^3 , 泊松比为 0.22。

有限元正分析采用在 Visual Fortran 平台上调用 ANSYS 进行, 坝基计算范围在上下游延伸 200 m, 向下延伸 300 m, 坝基约束形式采用上下游面水平

约束,底面竖直向约束。坝体和坝基共划分 560 个四边形单元,630 个节点。实际工程中没有办法确定位移观测的绝对零点,所以计算时采用坝顶相对位移进行。参数识别选择一组弹性模量组合坝体弹性模量 $E_1 = 200$ GPa,坝基弹性模量 $E_2 = 25$ GPa,采用正分析分别计算坝前水深 33.0 m 和 55.0 m 时相对于 12.0 m 的坝顶水平位移作为实际的观测值,以此来反求大坝和坝基的弹性模量。

识别坝体和坝基弹性模量时选取坝体弹性模量范围为 5~35 GPa,坝基弹性模量范围为 10~45 GPa。采用 PSO 算法实现时,惯性权重采用式(3),最大截止代数 $Max_{number} = 500$,加速常数 $c_1 = 1.8$, $c_2 = 1.8$,约束因子 $\alpha = 10$;群体规模分别取为 2,5 和 10 进行模拟,并比较不同群体规模的收敛效果。选取迭代停止精度为 10^{-7} mm²。参数识别结果见表 1,其中运行时间是指在 P4-1.6 机器上的运行时间,括号内 2 个数据为通过反分析得到的大坝参数值,识别过程曲线和误差收敛曲线见图 1~3。

表 1 不同群体规模的 PSO 算法反演结果

Table 1 Inversion results using PSO algorithm at different population sizes

群体规模	反演值 / GPa	精确值 / GPa	进化代数	误差 / 10^{-8} mm ²	运行时间 / m
2	(19.995, 24.985)	(20, 25)	165	5.717	165
5	(19.997, 24.994)	(20, 25)	160	1.107	291
10	(20.004, 25.014)	(20, 25)	112	5.623	460

由表 1 及图 2~4 可以看出,基于 PSO 算法的大坝参数识别方法是可行有效的,可以有效避免传统方法的缺陷和不足,在种群规模为 2 时,只需两个多小时的计算时间就能以 10^{-7} mm² 的精度收敛到真实值,收敛速度快且精度高。

对于不同群体规模对收敛效果的影响,从图 2~4 可以看出,种群规模的增大可以使收敛速度在进化代数上加快,即能够在更少的进化代内达到预设的精度,同时由于种群的增大,在每一个进化代内算法的搜索量大大增加,导致算法整体收敛速度的下降。但是,在复杂的具有多峰值优化问题中,较小的种群规模降低了算法在整个解空间搜索到全局最优位置的可能性,如图 2 和图 3 中算法都有一个较长时段的局部极小区,并且图 3 中算法跳出局部极小的能力较好于图 2 中算法,而增大种群规模则可以有效改变这种不足,如图 4 中算法跳出局部极小的能力明显增强,所以,种群规模的大小在算法的搜索效率和搜索质量上存在矛盾,针对具体问题往往要在二者之间进行折中。

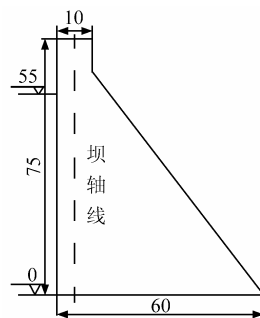


图 1 坝段断面图(单位: m)

Fig.1 Cross-section of dam(unit: m)

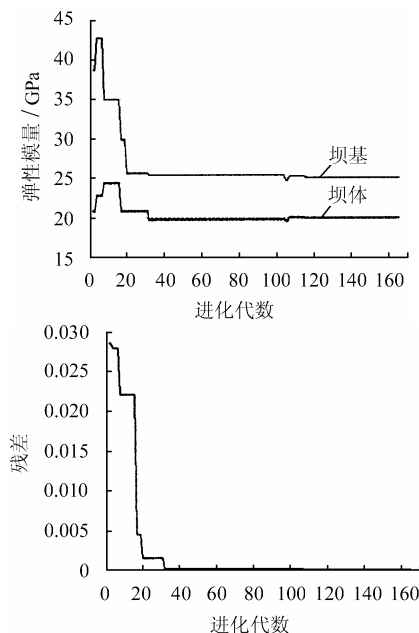


图 2 群体规模为 2 时的识别过程曲线和误差收敛曲线

Fig.2 The iterative curve of identification and error convergence when population size is 2

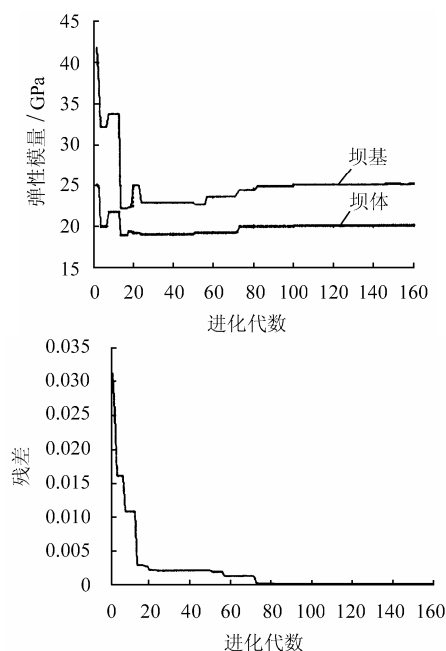


图 3 群体规模为 5 时的识别过程曲线和误差收敛曲线

Fig.3 The iterative curve of identification and error convergence when population size is 5

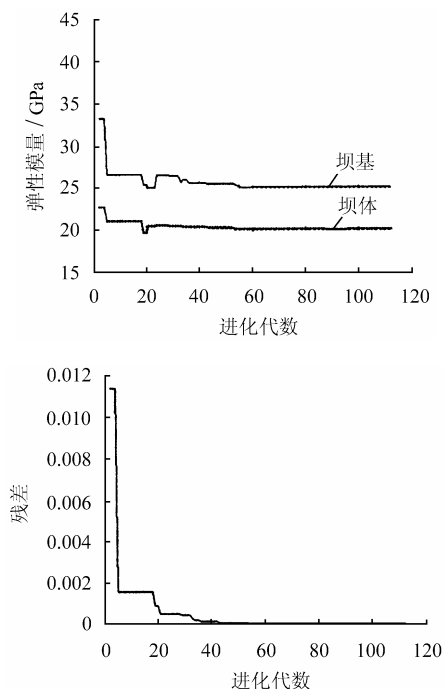


图4 群体规模为10时的识别过程曲线和误差收敛曲线
Fig.4 The iterative curve of identification and error convergence when population size is 10

为了分析该算法的数值稳定性,对群体规模为2时分别加2%、5%和10%的数据观测噪音来分析对反演结果的影响,结果见表2。可以看出,加入噪音后反演结果也仅在噪音比例范围内产生误差,算法的稳定性很好,抗噪能力很强。

表2 不同噪音水平下算法的数值稳定性结果
Table 2 The results of numerical stability at different noise levels

噪音比例 / %	反演值 / GPa	精确值 / GPa	相对误差 / %	进化 代数
0	(19.995, 24.985)	(20, 25)	(0.025, 0.06)	165
2	(19.638, 24.556)	(20, 25)	(1.810, 1.776)	145
5	(19.084, 23.870)	(20, 25)	(4.580, 4.520)	176
10	(18.301, 23.666)	(20, 25)	(8.495, 5.336)	128

5 结 论

(1) 本文提出了一种基于微粒群优化 (PSO) 算法的大坝参数反分析方法, 算例分析表明利用该算法进行大坝参数反分析是有效、可行的, 从而为

大坝参数反分析提供了一种新算法。

(2) 对不同群体规模对反分析结果影响的分析表明, 群体规模的大小影响到算法的速度和质量, 较大规模的群体具有较强的搜索到全局最优解的能力, 但效率下降。

(3) 通过对该算法数值稳定性的分析可知, 该算法具有较强的稳定性, 在噪音水平达到10%时, 反分析结果误差也没有被放大。

由于微粒群算法是基于一个简单社会分析模型发展起来的, 它的数学基础显得相对薄弱, 理论意义仍需进一步研究, 同时也应加强与其他优化算法的比较, 提高其整体性能。

参 考 文 献

- [1] 吴中如. 水工建筑物安全监控理论及其工程应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2003.
 - [2] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [M]. Perth, Australia: IEEE International Conference on Neural Networks, 1995. 1 942—1 948.
 - [3] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer[A]. **Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation**[C]. USA: Anchorage, 1998. 69—73.
 - [4] Shi Y H, Eberhart R C. Empirical study of particle swarm optimization[A]. **IEEE Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation**[C]. USA: Piscataway, 1999. 1 945—1 950.
 - [5] 曾建潮, 介婧, 崔志华. 微粒群算法[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
 - [6] 刘迎曦, 王登刚, 李守巨, 等. 识别混凝土重力坝弹性模量的一种新方法[J]. 大连理工大学学报, 2000, 40(2): 144—147.
- LIU Ying-xi, WANG Deng-gang, LI Shou-ju, et al. New method for identifying elastic modulus of concrete gravity dam[J]. **Journal of Dalian University of Technology**, 2000, 40(2): 144—147.