

基于微粒群优化的智能位移反分析研究

赵洪波^{1, 2}

(1. 绍兴文理学院土木系, 浙江 绍兴 312000; 2. 中国科学院武汉岩土力学研究所岩土力学重点实验室, 湖北 武汉 430071)

摘要: 优化技术是影响反分析精度和效率的重要因素, 将微粒群优化技术与支持向量机技术结合, 提出了一种新的智能位移反分析方法。该方法利用了支持向量表达非线性关系方面的优良特性, 可以避免大量的数值计算, 同时充分利用微粒群的全局优化、收敛速度快的优点。将提出的方法应用到具体的算例中, 比较表明, 本方法是一种科学、可行、收敛快、精度高的优秀算法。

关键词: 位移反分析; 微粒群算法; 优化技术; 支持向量机

中图分类号: TU431

文献标识码: A

文章编号: 1000-4548(2006)11-2035-04

作者简介: 赵洪波(1971-), 男, 博士, 副教授, 主要从事边坡工程以及智能岩石力学与工程的研究工作。

Back analysis of intelligent displacement based on particle swarm optimization

ZHAO Hong-bo^{1,2}

(1. Department of Civil Engineering, Shaoxing University, Shaoxing 312000, China; 2. Institute of Rock and Soil Mechanics Chinese, Academy of Science, Wuhan 430071, China)

Abstract: Optimization technique was an important factor to displacement back analysis, it influenced the precision and efficiency. A new intelligent displacement back analysis which combined particle swarm optimization with support vector machine was proposed. The approach not only used the excellent characteristics of support vector machine which presented nonlinear relationship and avoided the complex computation, but also used the global optimization performance of particle swarm optimization with quick convergence. The approach was applied to a example, and compared with other approaches. It was shown that this approaches was an excellent algorithm which was scientific and feasible with good convergence.

Key words: displacement back analysis; particle swarm optimization; optimization technique; support vector machine

0 引言

在岩土工程领域, 位移反分析已引起人们的广泛重视。它以工程现场的量测位移反求岩土介质的力学参数、地应力等, 为理论研究和数值模拟在岩土工程中的应用提供符合实际的参数^[1-5]。在位移反分析中, 优化技术是影响反分析结果精度和计算效率的重要方面。在笔者提出的进化支持向量机反分析的基础上^[5], 针对遗传算法收敛速度慢、需要确定的参数多并且对结果影响大的特点, 将微粒群优化技术应用于反分析中。该方法既保持了进化支持向量机反分析中支持向量机的优良特性, 又通过引入微粒群技术克服了其收敛速度慢的缺点。

1 基于微粒群的反分析

1.1 反分析的思想

微粒群算法的位移反分析是在进化支持向量机位移反分析的基础上, 通过引入微粒群算法, 来提高反

分析的效率和结果的精度。由于岩土介质是复杂的地质介质, 岩土的动力学参数与位移之间的关系具有高度非线性, 很难用显式的数学表达式来描述, 采用支持向量机来描述岩体力学参数与岩体位移之间的映射关系^[5]; 在此关系的基础上, 利用微粒群算法作为优化工具, 搜索识别岩土介质的力学参数。

1.2 微粒群算法

Kennedy 和 Eberhart 提出了微粒群算法^[6-8] (Particle Swarm Optimization), 该方法采用“群体”和“进化”的概念, 将每个个体看作是在 n 维搜索空间中的一个没有重量和体积的微粒, 并在搜索空间中以一定的速度飞行, 飞行速度由个体的飞行经验和群体的飞行经验进行动态调整。

以最小化问题为例, 设 $f(X)$ 为最小化的目标函数,

基金项目: 中国科学院武汉岩土所岩土力学重点实验室开放基金课题 (Z110405); 浙江省高校青年教师资助计划项目

收稿日期: 2005-07-18

$X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$ 为微粒的当前位置, $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{im})$ 为微粒的当前飞行速度, $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im})$ 为微粒所经历的最好位置, 也就是微粒所经历过的具有最小目标函数值的位置 (适应值最好); 则微粒 i 的当前最好位置由下式确定

$$P_i(t+1) = \begin{cases} P_i(t) & (f(x_i(t+1)) \geq f(P_i(t))), \\ X_i(t+1) & (f(x_i(t+1)) < f(P_i(t))). \end{cases} \quad (1)$$

若群体数为 s , 群体中所有微粒所经历过的最好位置为 $P_g(t)$, 称为全局最好位置, 则

$$P_g(t) \in \{P_0(t), P_1(t), \dots, P_s(t)\} \mid f(P_g(t)) = \min \{f(P_0(t)), f(P_1(t)), \dots, f(P_s(t))\}. \quad (2)$$

按照微粒群算法的思想, 其进化方程可以描述为

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)(p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 r_{2j}(t)(p_{gj}(t) - x_{ij}(t)), \quad (3)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1). \quad (4)$$

式中 j 表示微粒的第 j 维; i 表示微粒 i ; t 表示第 t 代; c_1 、 c_2 为加速度常数; 通常在 $0 \sim 2$ 间取值; $r_1 \sim U(0,1)$ 、 $r_2 \sim U(0,1)$ 为两个相互独立的随机函数。

为了减少在进化过程中微粒离开搜索空间的可能性, v_{ij} 通常限定在一定范围内, 即 $v_{ij} \in [-v_{\max}, v_{\max}]$ 。如果问题的搜索空间限定在 $[-x_{\max}, x_{\max}]$ 内, 可设定

$$v_{\max} = k \cdot x_{\max} \quad (0.1 \leq k \leq 1.0). \quad (5)$$

1.3 目标函数

目标函数是基于优化技术反分析的驱动力, 它的确定和选择非常重要。位移反分析即在位移与力学参数关系的基础上, 寻找与位移实测值相比误差最小的位移计算值对应的岩土力学参数, 这时的参数即为待反演参数。对于实际的工程问题, 往往取多个关键点的位移作为基础信息, 进行岩土力学参数的反演, 因此以各个关键点位移预测值与实测位移值的误差最大值作为目标函数, 寻找满足最大误差最小的参数, 即求最小值

$$F(X) = \max_{i=1-n} |f_i(X) - y_i|. \quad (6)$$

式中 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为一组待反演参数; $f_i(X)$ 为在第 i 个测点对应的位移计算值; y_i 为在第 i 个测点的位移实测值; n 为用于位移反分析的关键点个数。位移反分析的目标就是求解上述目标函数, 寻找一组适当的岩土力学参数 X , 使对应的目标函数值最小。

1.4 反分析的主要步骤

基于微粒群算法的反分析就是在待反演岩土力学参数与位移之间的支持向量机非线性关系的基础上, 采用微粒群来寻找与实测位移值对应的岩土力学参数。用支持向量机建立起岩土力学参数与位移之间的映射关系后, 对于任一给定的岩土力学参数, 支持向

量机均可求出其相应的位移值, 如果某一位移值和实际位移值相比误差最小, 则此位移值对应的岩土力学参数即为所求。具体步骤如下:

(1) 依据实际问题, 确定岩土力学参数的取值范围, 并依据试验设计原理构造计算方案。

(2) 采用有限元方法对构造的每一方案进行计算, 获得每个方案对应的关键点位移, 并将每个计算方案与对应的位移计算值构成一个学习样本。

(3) 用支持向量机对上面的样本进行学习, 建立待反演岩土力学参数与位移之间的非线性映射关系。

(4) 依据待反演岩土力学参数与位移之间的非线性映射关系, 采用微粒群来寻找待反演参数, 具体过程如下: ①设置微粒群算法的初始参数, 如: 群体规模 s 、加速度 c_1 、 c_2 、惯性因子等; ②根据目标函数计算群体中每个微粒的适应值, 并将其适应值与所经历过的最好位置的适应值进行比较, 若小于所经历过的最好位置的适应值, 则将其位置作为最好位置; ③对每个微粒将其适应值与所有群体所经历过的最好位置的适应值进行比较, 若小于所有群体经历过的最好位置的适应值, 则将其位置作为全局最好位置; ④根据微粒群算法对微粒的加速度、位置以及惯性因子等进行进化 (见式 (3)、(4)); ⑤判断适应值是否满足要求或是否达到最大进化代数, 如不满足则返回②, 否则结束并输出结果。由反分析的步骤可以看出, 该方法既利用了支持向量机处理高维、非线性映射的优良特性, 又利用了微粒群的全局寻优、容易实现和效率高的优良特性。而实际的岩土工程问题, 大都具有高维、非线性的复杂特点, 岩土力学参数与位移之间很难用确定、明显的数学关系式 (如本构关系) 来表达, 同时对搜索技术的要求比较苛刻, 因此该方法具有较高的工程价值和实际意义。

2 算例分析

在无限大岩体中开挖一个圆形隧洞, 半径 $R = 1 \text{ m}$ (见图 1), 泊松比 $\mu = 0.25$, 初试地应力均匀分布, $\tau_{xz} = 0$ 。假设地层弹性模量 $E = 98 \text{ MPa}$, 初始地应力为 $\sigma_x = \sigma_z = 0.98 \text{ MPa}$, 然后用有限元计算出的关键点的位移作为“实测位移”, 关键点的具体位置见图 1。

采用试验设计原理构造学习样本和检验样本, 分别为 25 和 5 个, 具体构造过程见文献[5], 然后利用支持向量机进行学习, 建立地应力与位移之间的映射关系用微粒群搜索与“实测位移”对应的地应力。

微粒群算法的具体参数为: 微粒群数量为 20, 演化代数为 500, 最大加速度为 1 (其中搜索区间为 $[-1, 0]$ 的最大加速度为 0.35), 加速常数 $c_1 = c_2 = 1.8$, 惯性

系数初始值为 1，然后随进化代数线性减小，最小值为 0.4；反分析的地应力见表 1。可以看出该方法效果良好，与文献[5]的遗传算法相比，精度明显提高；图 2 为实际地应力与反分析地应力对应的关键点位移比较，表明了该方法的合理性；表 2 为不同地应力搜索区间反分析结果，可以看出微粒群算法具有很好的全局搜索能力（除 $[-1, 0]$ 的最大加速度为 0.35 外，其余各个区间的参数均采用上述的参数），对于岩土工程中的很多问题我们有时只能给出一个大致的范围，该方法能保证找到的解是全局最优解，因此该方法的优越性是明显的；图 3 为搜索过程中适应度的分布范围，图 4 为该算法的收敛过程，均表明该算法具有很好的收敛性，且收敛速度快；图 5 为三个地应力分量的演化过程，收敛性能良好。

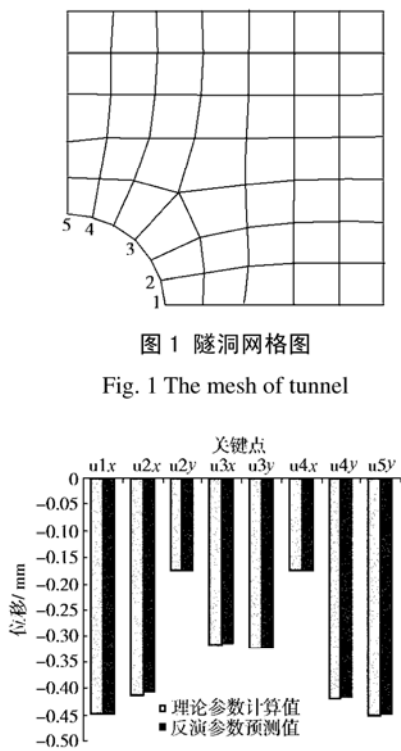


图 1 隧洞网格图
Fig. 1 The mesh of tunnel

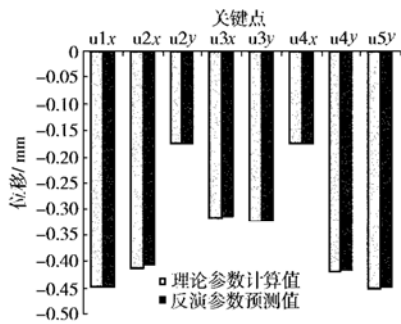


图 2 各测点位移反分析计算值与理论值比较
Fig. 2 Comparison of displacements obtained from back analysis and finite element calculation

岩土工程位移监测精度不可避免地受到监测环境的影响，因此监测位移通常都有一定的误差，如果反分析对位移误差的影响比较敏感，那么反分析的结果就不可靠，我们期望一定范围内的误差对反分析结果产生的影响比较小，也就是算法的容错性能好；为了验证该算法的容错性能，对计算出的“实测位移”分别加 5% 的误差，然后在此位移上进行反分析，结果分别为： $\sigma_x=-1.0288$ ， $\sigma_z=-1.0263$ MPa， $\tau_{xz}=0$ （见表 3），可以看出该算法具有一定容错性。

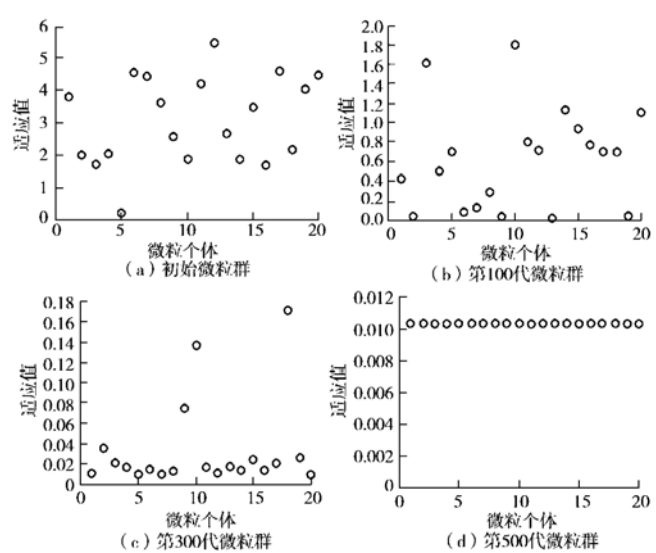


图 3 微粒群适应度的变化过程
Fig. 3 Variation of fitness values with generations

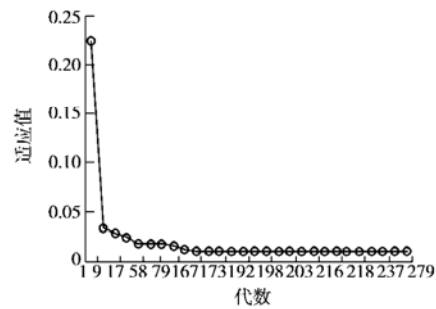


图 4 算法的收敛过程
Fig. 4 Variation of fitness values with generations

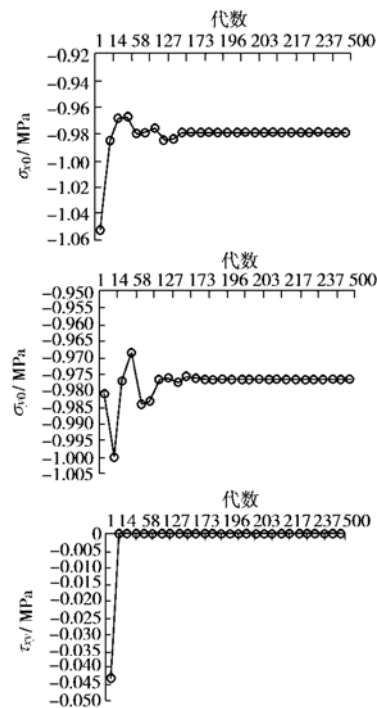


图 5 各待反演参数的变化过程
Fig. 5 Variation of the recognized parameters with generations

表 1 弹性位移反分析结果与理论值比较

Table 1 Comparison between the results of back analysis and theoretical solutions MPa

反分析参数	理论值	本文方法			文献[5]方法		
		反演值	绝对误差	相对误差/%	反演值	绝对误差	相对误差/%
σ_{x0}	-0.98	-0.97874	-0.00126	0.12827	-0.97442	-0.00558	0.56908
σ_{y0}	-0.98	-0.97618	-0.00382	0.39000	-0.96808	-0.01192	1.21602
τ_{xy}	0	0.000000	0.000000		-0.00560	0.00560	

表 2 不同的搜索区间的反分析结果

Table 2 The results based on different searching bounds

编号	搜索区间	σ_{x0} /MPa	σ_{y0} /MPa	τ_{xy} /MPa	适应值
1	[-1, 0]	-0.978743	-0.976178	0	0.01031
2	[-2, 0]	-0.978743	-0.976178	0	0.01031
3	[-5, 0]	-0.978743	-0.976178	0	0.01031
4	[-10, 0]	-0.978743	-0.976178	0	0.01031
5	[-20, 0]	-0.978743	-0.976178	0	0.01031

表 3 考虑测量误差的结果

Table 3 The results including monitoring errors MPa

反分析参数	理论值	不考虑测量误差			考虑测量误差		
		反演值	绝对误差	相对误差/%	反演值	绝对误差	相对误差/%
σ_{x0}	-0.98	-0.97874	-0.00126	0.12827	-1.02880	0.04880	-4.97959
σ_{y0}	-0.98	-0.97618	-0.00382	0.39000	-1.02630	0.04630	-4.72449
τ_{xy}	0	0.00000	0.00000		0.000000	0.00000	

3 结 论

(1) 微粒群算法具有很好的全局搜索能力，并且鲁棒性、容错性很好，对复杂岩土工程的问题具有很好的适用性。

(2) 微粒群算法建模简单，需要人为确定的参数少，参数容易确定，并且参数对结果的影响不太敏感，这使该算法具有很好的确定性，比较可靠。

(3) 基于微粒群算法的反分析技术收敛速度快，对搜索范围的要求不苛刻，在较大的搜索范围仍能收敛到问题的解，收敛能力强，这对岩土工程这类复杂、模糊的问题是非常适用的。

参考文献:

[1] 冯夏庭. 智能岩石力学导论[M]. 北京:科学出版社,2000:71 - 81.(FENG Xia-ting. Introduction to intellignet rock mechanics[M]. Beijing: Science Press,2000:71 - 81.)

[2] 杨林德, 等. 岩土工程问题的反演理论和工程实践[M]. 北京: 科学出版社, 1999:27 - 30.(YANG Lin-de, et al. Theory and application of back analysis for geotechnical engineering[M]. Beijing: Science Press, 1999:27 - 30.)

[3] 冯夏庭. 位移反分析的进化神经网络方法研究[J]. 岩石力学与工程学报,1999,18(5):529 - 533.(FENG Xia-ing. Study on genetic-neural network of displacement back analysis[J].

Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering. 1999,18(5):529 - 533.)

[4] 孙 均, 等. 岩土力学反演问题的随机理论与方法[M]. 汕头: 汕头大学出版社, 1996:5 - 8.(SUN Jun, et al. Random theory and method of back analysis in geotechnical mechanics[M]. Shantou: Shantou University Press, 1996:5 - 8.)

[5] 赵洪波, 冯夏庭. 位移反分析的进化支持向量机研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2003,22(10):631 - 635.(ZHAO Hong-bo, FENG Xia-ting. Study on genetic-support vector machine of displacement back analysis[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2003,22(10):631 - 635.)

[6] KENNEDY J, EBERHART R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[C]// Proc 1997 Conf on System, Man, and Cybernetics. Piscataway: NJ IEEE Service Center, 1997:4104 - 4109.

[7] SHI Y, EBERHART R C. A modified particles swarm optimizer[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Piscataway: NJ IEEE Press, 1998:69 - 73.

[8] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]// Proc IEEE Int Conf on Neural Networks Piscataway: NJ IEEE Service Center, 1995:1942 - 1948.