

基于粒子群优化算法的高地应力条件下 硬岩本构模型的参数辨识

苏国韶^{1,2}, 冯夏庭¹

(1. 中国科学院 武汉岩土力学研究所, 湖北 武汉 430071; 2. 广西大学 土木建筑工程学院, 广西 南宁 530004)

摘要: 粒子群优化(PSO)算法是一类随机全局优化技术, 具有收敛速度快、规则简单、易于实现的优点。高地应力条件下硬岩本构模型参数的确定是个尚未解决的难题。以一种适用于高地应力条件下的硬岩本构模型为研究对象, 提出基于 PSO 算法的本构模型参数辨识方法。该方法从本构模型参数的随机值出发, 以破坏区的数值计算值与实测值的误差大小作为适应度来评价参数的品质, 利用 PSO 算法规则实现模型参数的进化, 搜索出全局最优的模型参数值, 从而实现硬岩本构模型参数的自适应辨识。采用该方法对加拿大的 Mine-by 隧洞和我国的太平驿水电站引水隧洞进行了围岩本构模型参数识别, 计算结果与实测情况相吻合, 表明该方法是科学可行性的, 具有较高的效率和精度。

关键词: 岩石力学; 硬岩; 本构模型; 参数辨识; 粒子群优化算法

中图分类号: TU 457

文献标识码: A

文章编号: 1000 - 6915(2005)17 - 3029 - 06

PARAMETER IDENTIFICATION OF CONSTITUTIVE MODEL FOR HARD ROCK UNDER HIGH IN-SITU STRESS CONDITION USING PARTICLE SWARM OPTIMIZATION ALGORITHM

SU Guo-shao^{1, 2}, FENG Xia-ting¹

(1. *Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430071, China;*

2. *College of Civil Engineering and Architecture, Guangxi University, Nanning 530004, China*)

Abstract: Particle swarm optimization (PSO) algorithm is a stochastic global optimization technique and has become the hotspot of evolutionary computation because of its excellent performance and simplicity for implementation. In light of the fact that it is hard to determine the parameters of a constitutive model—cohesion weakening and frictional strengthening (CWFS) model, which performs excellently in modeling the extent and depth of brittle failure zone for hard rock under high in-situ stress condition, a new method is presented to identify parameters of CWFS model using PSO. At first, the stochastic values of parameters are initialized and the difference in failure zone between the value computed and the datum measured is regarded as fitness value to evaluate quality of the parameters. Then the parameters are updated continually using PSO until the optimal parameters are found. Thus parameters are identified adaptively during computation. The results of applications to two real tunnels, i.e., Mine-by tunnel in Canada and Taipingyi tunnel in China, show that the method is feasible and efficient for identifying constitutive parameters and predicting the extent and depth of brittle failure of hard rock under high in-situ stress condition with high precision.

Key words: rock mechanics; hard rock; constitutive model; parameter identification; particle swarm optimization algorithm

收稿日期: 2005 - 02 - 24; **修回日期:** 2005 - 04 - 17

基金项目: 国家重点基础研究发展规划(973)项目(2002CB412708); 国家杰出青年科学基金资助项目(50325414)

作者简介: 苏国韶(1973 -), 男, 1995年毕业于广西大学水利水电工程建筑专业, 现任讲师、博士研究生, 主要从事岩土工程与水工结构方面的教学与研究工作。E-mail: suguoshao@163.com.

1 引言

高地应力条件下岩体的开挖卸荷，将使岩体中储存的大量弹性应变能突然猛烈释放，造成围岩的脆性破坏，很可能导致围岩发生局部剥落、坍方和岩爆等灾害现象，给地下洞室围岩的稳定性和施工安全带来严重的威胁。因此，为保障施工安全，并为洞室稳定支护设计提供可靠的依据，采用数值计算方法准确地预测围岩脆性破坏的范围和深度，已成为当前岩土工程界迫切需要解决的重大难题。

数值模拟的精度往往受到“模型给不准”的瓶颈问题限制，即采用的本构模型类型和本构模型自身的参数是否合理是数值模拟成败的关键问题。

模拟岩体破坏的方法主要有采用基于 Mohr-Coulomb, Drucker-Prager 或 Hoek-Brown 等强度准则的理想弹塑性本构模型或应变软化模型。这些强度准则认为岩体的强度来源于岩体本身粘聚力和剪切面上法向力产生的摩擦力。文[1, 2]的研究表明，上述本构模型在模拟高地应力条件下硬岩脆性破坏的范围和深度方面并不理想，是因为它们不能很好地揭示高地应力条件下卸荷后岩石的损伤演化过程和脆性破坏机制。对于理想弹塑性模型，假设材料的粘聚力 c 、内摩擦角 ϕ 值始终保持不变；而对于一般的应变软化模型，通常假设岩体一旦受到荷载作用，岩体内部的粘聚力和摩擦力就同时启动，在岩体强度达到峰值后，粘聚力和摩擦力突然或逐渐失去。为此，V. Hajiabdolmajid 等人在 Mohr-Coulomb 强度准则的基础上，提出了一种粘聚力弱化 - 摩擦力强化(cohesion weakening and frictional strengthening, 以下简称 CWFS)的硬岩本构模型。研究表明，该本构模型在高地应力条件下硬岩脆性破坏深度和范围

的模拟效果较好，具有良好的工程应用前景^[1]。但是该本构模型在工程应用上也同样存在着一突出的缺点，即围岩的本构模型参数合理值难以通过试验手段获得。

将工程中广泛使用的分析方法与智能方法进行综合集成，为解决岩土工程问题的智能化和高精度提供了一条新的途径^[3]。从这一思路出发，国内一些学者采用遗传算法、神经网络等计算智能方法来辨识本构模型，并取得了一定的进展^[4-6]，但这些研究均未针对高地应力条件下硬岩变形破坏特征来开展。为此，本文针对 CWFS 硬岩本构模型参数难以确定的问题，提出采用基于具有收敛速度快且易于实现的 PSO 算法的参数辨识方法，即在反分析计算过程中，通过 PSO 算法在全局空间上自适应地辨识该本构模型的最优参数，从而实现对高地应力下地下工程围岩脆性破坏的范围和深度的准确模拟。

2 CWFS 硬岩本构模型

岩石的脆性破坏是岩石受到荷载作用后，大量的微裂纹随着荷载的增大逐渐扩展、连通，当累计到一定程度后产生宏观裂纹的过程。从力学的观点来看，岩石破坏过程是岩石强度逐渐减小或失去的过程。在破坏的初始阶段，微裂纹数量的增多，使微颗粒之间的束缚力减小或失去，从整体层面上造成岩体的粘聚力强度逐渐下降(图 1)。随着微裂纹的扩展、连通直至较大的裂纹形成后，在裂纹面上法向力和剪切力作用下，裂纹面之间摩擦力逐步启动，从整体层面上造成岩体的摩擦强度逐渐上升，最终粘聚力和摩擦强度各自趋于一稳定值(图 1)。在图 1 中， ϵ_c^p 、 ϵ_f^p 分别为粘聚力和摩擦强度达到稳定值之前的临界塑性应变。

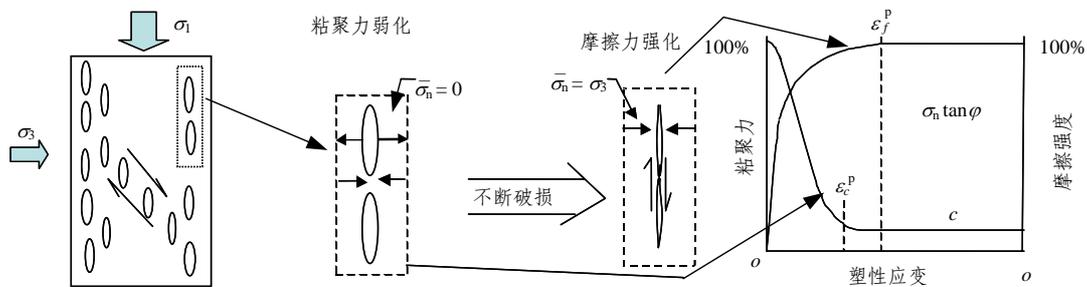


图 1 脆性破坏过程中裂纹发育对岩石强度的影响示意图^[2]

Fig.1 Sketch map of rock strength influenced by developing cracks during the brittle failure process^[2]

CWFS 模型正是基于岩体脆性破坏过程中的粘聚力弱化 - 摩擦力强化的这一重要特征, 在 Mohr-Coulomb 强度准则的基础上提出的。该模型认为 c , φ 是塑性应变的函数, c , φ 值与塑性应变的关系见图 2, 公式如下^[2]:

$$\tau = \varepsilon^p (c + \sigma_n \tan \varphi) \quad (1)$$

式中: τ 为岩体抗剪强度; σ_n 为岩体破坏面上的正应力; c , φ 分别为岩体的粘聚力和内摩擦角; ε^p 为等效塑性应变^[2], 且有

$$\varepsilon^p = \int \sqrt{\frac{2}{3} (d\varepsilon_1^p d\varepsilon_1^p + d\varepsilon_2^p d\varepsilon_2^p + d\varepsilon_3^p d\varepsilon_3^p)} dt \quad (2)$$

式中: $d\varepsilon_1^p$, $d\varepsilon_2^p$ 和 $d\varepsilon_3^p$ 为主塑性应变增量。

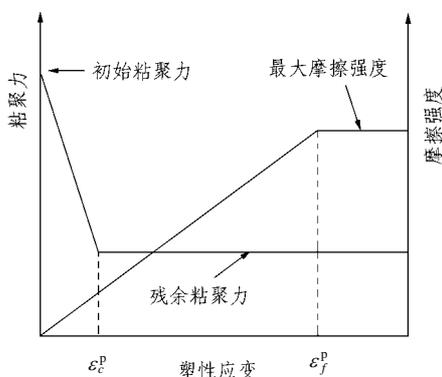


图 2 粘聚力、摩擦强度与塑性应变的关系(CWFS 模型)^[2]
Fig.2 Relationship between cohesion and friction strength with plastic strain (CWFS model)^[2]

为在 FLAC^{3D} 中计算方便, 参考 FLAC^{3D} 使用手册^[7], ε^p 的计算采用该软件推荐的计算公式:

$$\left. \begin{aligned} \varepsilon^p &= \frac{1}{\sqrt{2}} \int \sqrt{(d\varepsilon_1^p - d\varepsilon_m^p)^2 + (d\varepsilon_2^p)^2 + (d\varepsilon_3^p - d\varepsilon_m^p)^2} dt \\ d\varepsilon_m^p &= \frac{1}{3} (d\varepsilon_1^p + d\varepsilon_3^p) \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

3 粒子群优化算法

粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法是近年来发展较快的一种基于群智能的进化算法, 最早由Eberhart和Kennedy于1995年提出。PSO算法与遗传算法类似, 同样基于群体与适应度的概念, 从随机解出发, 通过迭代寻找最优解。与遗传算法相比较, 该算法具有算法简单、实现容易同时又有深刻的智能背景、收敛速度快、需要调整参数少, 全局寻优能力强等优点, 因此倍受学术界的重

视。PSO算法可用于求解大量非线性、不可微和多峰值的复杂优化问题^[8~10]。

算法首先初始化一群随机粒子, 然后通过多次迭代找到最优解。在每一次迭代中, 粒子通过跟踪 2 个“极值”来更新自己: 1 个是粒子本身迄今为止寻找到的最优值, 即个体极值 p_{id} ; 另 1 个是当前整个粒子群找到的最优解, 称之为全局极值 p_{gd} ; 粒子在找到上述 2 个极值后, 就根据下式来更新自己的速度与位置:

$$\left. \begin{aligned} v_{id} &= wv_{id} + c_1r_1(p_{id} - x_{id}) + c_2r_2(p_{gd} - x_{id}) \\ x_{id} &= x_{id} + v_{id} \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中: v_{id} 为第 i 粒子在第 d 维度上的速度; x_{id} 为第 i 粒子在第 d 维度上的位置; r_1, r_2 为(0, 1)之间的均匀分布随机数; c_1, c_2 为学习因子, 通常, $c_1 = c_2 = (1.8 \sim 2.0)$; w 为惯性权重, 用来控制速度, 能提高优化效率, 较大的 w 有利于全局搜索, 而较小的 w 有利于局部搜索。

基本粒子群优化算法在解空间内搜索时, 在算法后期就会出现粒子在全局最优解的附近“振荡”的现象。为了避免这个问题, 可随着迭代的进行线性减小惯性权重的最大值 w_{max} 至最小值 w_{min} ^[11], 即

$$w = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{t_{max}} t \quad (5)$$

式中: t 为当前迭代数, t_{max} 为最大迭代数。一般而言 $w_{max} = 0.9, w_{min} = 0.4$ 。

4 基于 PSO 的 CWFS 本构模型参数辨识方法

该方法的具体步骤为:

(1) 以 ε_c^p 和 ε_f^p , 即粒子的位置坐标作为优化参数, 以若干个粒子作为一种群, 利用先验知识, 在一定区间范围内随机地初始化各粒子的位置和速度, 均匀分布于求解空间上。

(2) 建立适应度函数, 即

$$F(\varepsilon_c^p, \varepsilon_f^p) = N^* - N_1(\varepsilon_c^p, \varepsilon_f^p) + N_2(\varepsilon_c^p, \varepsilon_f^p) \quad (6)$$

式中: N^* 为实测破坏区内所划分的单元总数; $N_1(\varepsilon_c^p, \varepsilon_f^p), N_2(\varepsilon_c^p, \varepsilon_f^p)$ 分别为计算结束后实测破坏区内部和外部的破坏单元总数。

(3) 将 $\varepsilon_c^p, \varepsilon_f^p$ 值代入 CWFS 本构模型。

(4) 将岩石力学参数和边界条件代入 FLAC^{3D} 数值计算模型, 通过数值计算, 得到每个粒子的适

应度函数值。

(5) 每个粒子的当前适应值 p 与其本身历史上的最佳适应值 p_{id} 进行比较, 若 p 优于 p_{id} , 则 $p_{id} = p$ 。

(6) 将每个粒子的最好适应值 p 与所有粒子最好适应值 p_{gd} 进行比较, 若 p 优于 p_{gd} , 则 $p_{gd} = p$ 。

(7) 按照式(4)改变粒子移动速度和位置。

(8) 若满足迭代终止条件(一般为最大迭代次数和粒子群迄今为止搜索到的最优位置满足适应值阈值), 停止迭代, 输出粒子的最佳位置; 否则, 返回步骤(3)。

通过采用 FLAC^{3D} 中的 FISH 语言编制 CWFS 本构模型和 PSO 优化算法程序, 一并嵌入 FLAC^{3D} 数值计算软件, 实现了 CWFS 本构模型的参数辨识。

5 工程实例分析

为了验证本文方法的有效性, 分别进行了两个工程实例的计算分析。

5.1 工程实例分析一

1990~1995 年 AECL 公司在加拿大的地下实验室开挖了一条名为 Mine-by 的试验圆洞, 用以研究深部岩体脆性破坏过程。圆洞长为 46 m, 直径为 3.5 m, 埋深为 420 m, 岩石类型为 Lac du Bonnet 花岗岩, 岩石力学参数见表 2。开挖过程中围岩不断地发生脆性剥落破坏, 最终形成典型的“V”形脆性破坏区, 见图 4(a)。若不考虑圆洞底板上方堆积的废石渣自重作用, 底部与顶部破坏区分布应是对称的^[2]。实测地应力为: $\sigma_1 = 60 \pm 30$ MPa, $\sigma_2 = 45 \pm 4$ MPa, $\sigma_3 = 11 \pm 2$ MPa。

表 2 Lac du Bonnet 花岗岩力学参数

Table 2 Parameters of Lac du Bonnet granite

粘聚力 峰值 /MPa	粘聚力 残余值 /MPa	初始 摩擦角 /(°)	摩擦角 峰值 /(°)	抗拉 强度 /MPa	变形 模量 /GPa	泊松比	剪胀角 /(°)
50	15	0	48	10	60	0.25	30

现采用本文方法对该隧洞硬岩本构模型参数进行辨识, 以模拟该隧洞的脆性破坏区(不考虑废石渣的影响)。

适应度函数见式(6)。

迭代终止条件: 适应值阈值 $F(\varepsilon_c^p, \varepsilon_f^p) = 0$, 最

大迭代步数为 10。

PSO 算法参数设置: $c_1 = c_2 = 1.8$, $V_{max} = 0.008$, 粒子数 $i = 5$, 搜索区间 $\varepsilon_c^p = 0.1\% \sim 0.9\%$, $\varepsilon_f^p = 0.1\% \sim 0.9\%$ 。

CWFS 本构模型参数辨识结果: $\varepsilon_c^p = 0.321\%$, $\varepsilon_f^p = 0.412\%$ 。

采用本文方法数值模拟结果见图 4(b), 图中阴

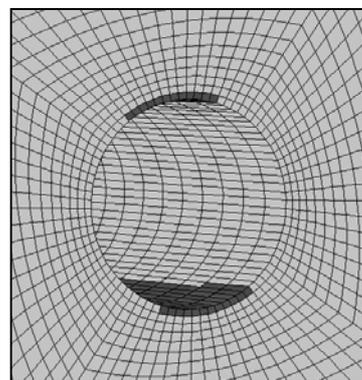
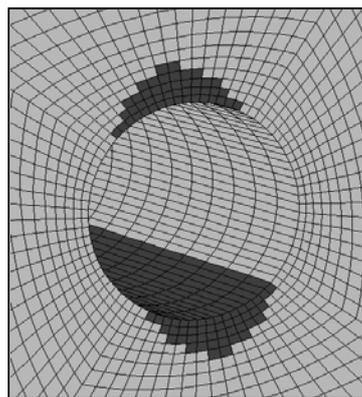
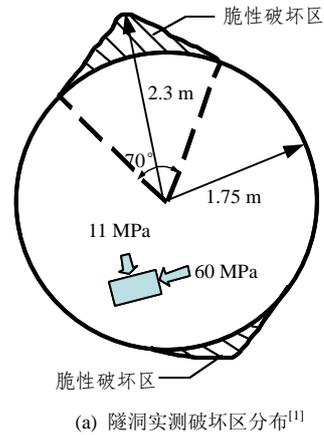


图 4 破坏区实测结果与本文方法、理想弹塑性模型模拟结果对比

Fig.4 Comparison of observed damage zone of tunnel with simulation results by suggested method and perfectly elastoplastic model

影部分为破坏区(下图同), 由图可知模拟结果与实测情况十分吻合(而采用理想弹塑性模型的数值模拟结果与实测情况出入很大, 见图 4(c), 粘聚力为 25 MPa)。PSO 算法搜索参数过程和收敛变化情况分别见图 5, 6, 采用 PSO 优化算法仅迭代几步即可搜索出本构模型参数的全局最优值, 说明本文提出的本构模型参数辨识方法不仅科学可行, 而且效率比较高。

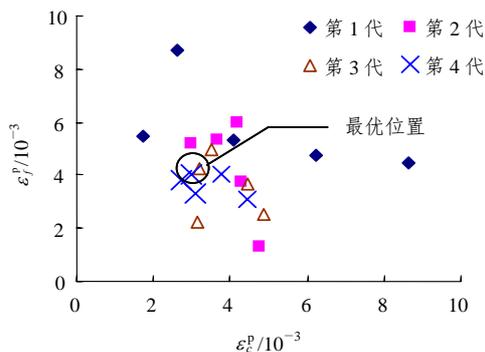


图 5 各代粒子的位置变化过程

Fig.5 Variation process of position of particles of generations

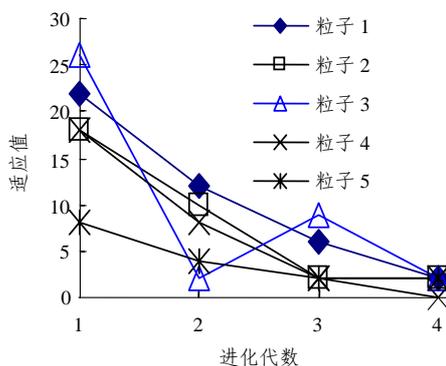


图 6 各粒子的适应值变化过程

Fig.6 Variation process of fitness of particles of generations

5.2 工程实例分析二

位于四川省岷江上游的太平驿水电站引水隧洞全长为 10.5 m, 断面为圆形, 开挖直径为 9.6~10.0 m, 垂直埋深为 200~600 m, 地处高地应力区, 现场实测地应力最大主应力 σ_1 为 31.1 MPa, 最小主应力 σ_3 为 10.4 MPa, 中间主应力 σ_2 为 17.8 MPa。1992 年 K2+330~K2+412 洞段开挖后诱发岩爆, 一次爆落岩石 200 m³, 岩爆部位为靠山坡侧拱部^[12], 该段岩体为花岗岩, 岩石力学参数见表 3^[13]。

现采用与工程实例一中同样的方法进行本构模型参数的自适应辨识和岩爆坑深度和范围的模拟。

表 3 太平驿水电站花岗岩力学参数^[13]

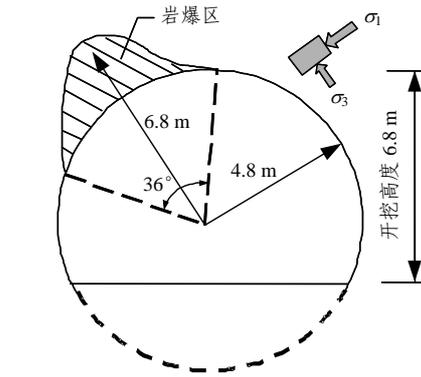
Table 3 Parameters of Taipingyi granite^[13]

粘聚力峰值 /MPa	粘聚力残余值 /MPa	初始摩擦角 / (°)	摩擦角峰值 / (°)	抗拉强度 /MPa	变形模量 /GPa	泊松比	剪胀角 / (°)
35.5	3.55	0	42.8	10	31	0.2	40

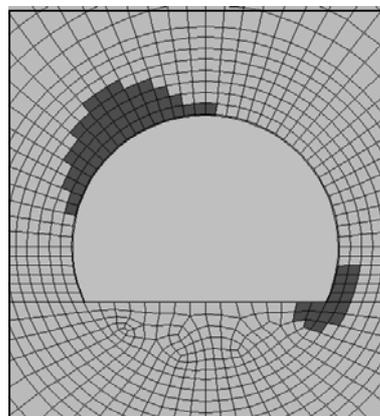
所不同的是 PSO 算法的参数设置: $c_1 = c_2 = 1.8$, $V_{max} = 0.006$, 粒子数 $i = 3$, 搜索区间 $\varepsilon_c^p = 0.0\% \sim 0.6\%$, $\varepsilon_f^p = 0.2\% \sim 0.8\%$ 。

CWFS 本构模型参数辨识结果: $\varepsilon_c^p = 0.161\%$, $\varepsilon_f^p = 0.447\%$ 。

结果同样表明, 本文方法的模拟结果与实测值十分接近, 见图 7。其中, 爆坑断面见图 7(a)。图 7(b)右下角岩体因受未开挖下半断面岩体的影响, 破坏范围较小, 与现场右下角岩体仅有少量岩片剥落的现象^[12]相吻合。PSO 算法收敛变化情况分别见图 8, 且仅迭代 5 步就辨识出本构模型的最优参数, 说明了本文方法的先进性。



(a) K2+330~K2+412 洞段岩爆坑断面形状^[12]



(b) 本文方法模拟结果

图 7 实测结果与本文方法模拟结果对比

Fig.7 Comparison of observed damage zone of tunnel with simulation results by suggested method

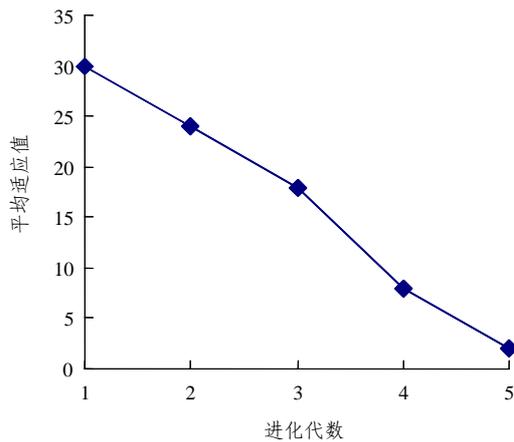


图8 各代粒子的平均适应值变化过程

Fig.8 Variation process of average fitness of generations of particles

6 结 语

本文采用的基于粒子群优化算法的硬岩本构模型最优参数辨识方法,具有较高的参数辨识效率和精度,实现了高地应力条件下硬岩脆性破坏区深度和范围的准确模拟。该研究成果对高地应力条件下围岩脆性破坏区的预测、支护加固设计,以及安全施工具有重要意义,同时也为高地应力条件下地下工程稳定性分析的常规方法与智能优化方法的有效集成作出了有益的尝试。

本文方法对其他性质的岩土本构模型的合理参数辨识具有一定的借鉴意义。

参考文献(References):

- [1] Hajiabdolmajid V, Kaiser P K, Martin C D. Modelling brittle failure of rock[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2002, 39(6): 731 - 741.
- [2] Hajiabdolmajid V, Kaiser P K. Brittleness of rock and stability assessment in hard rock tunneling[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2003, 18(1): 35 - 48.
- [3] 冯夏庭. 智能岩石力学导论[M]. 北京: 科学出版社, 2000.(Feng Xiating. Introduction to Intelligent Rock Mechanics[M]. Beijing: Science Press, 2000.(in Chinese))
- [4] 冯夏庭, 杨成祥. 智能岩石力学(2)——参数与模型的智能辨识[J]. 岩石力学与工程学报, 1999, 18(3): 350 - 353.(Feng Xiating, Yang Chengxiang. Intelligent rock mechanics(2)—intelligent recognition of input parameters and constitutive models[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 1999, 18(3): 350 - 353.(in Chinese))
- [5] 高 玮, 郑颖人. 基于遗传算法的岩土本构模型辨识[J]. 岩石力学与工程学报, 2002, 21(1): 9 - 12.(Gao Wei, Zheng Yingren. Identification of the geomaterial constitutive model based on genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2002, 21(1): 9 - 12.(in Chinese))
- [6] 高 玮, 冯夏庭. 岩土本构模型智能识别的若干研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2002, 21(增2): 2 532 - 2 538.(Gao Wei, Feng Xiating. Some studies on intelligent identification of geo-material constitutive model[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2002, 21(Supp.2): 2 532 - 2 538.(in Chinese))
- [7] Itasca Consulting Group, Inc.. FLAC^{3D}(version 2.1)[M]. [s. l.]: Itasca Consulting Group, Inc., 1997.
- [8] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[A]. In: Proc. IEEE Int. Conf. on Neural Networks[C]. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1995. 1 942 - 1 948.
- [9] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer[A]. In: Proc. IEEE Int. Conf. on Evolutionary Computation[C]. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1997. 303 - 308.
- [10] Eberhart R C, Shi Y. Particle swarm optimization: developments, applications and resources[A]. In: Proc. Congress on Evolutionary Computation[C]. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2001. 81 - 86.
- [11] 徐钦龙, 刘国平, 张健民. 基于粒子群算法的温度模型优化[J]. 南昌大学学报(工科版), 2003, 25(1): 68 - 71.(Xu Qinlong, Liu Guoping, Zhang Jianmin. PSO based temperature model optimization[J]. Journal of Nanchang University(Engineering and Technology), 2003, 25(1): 68 - 71.(in Chinese))
- [12] 何德平. 对太平驿引水隧洞施工中岩爆问题的浅见[J]. 水利水电技术, 1993, (3): 31 - 33.(He Deping. Some viewpoints to the rockburst problems during construction of Taipingyi tunnel[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 1993, (3): 31 - 33.(in Chinese))
- [13] 周德培, 洪开荣. 太平驿隧洞岩爆特征及防治措施[J]. 岩石力学与工程学报, 1995, 14(2): 171 - 178.(Zhou Depei, Hong Kairong. The rockburst features of Taipingyi tunnel and the prevention methods[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 1995, 14(2): 171 - 178.(in Chinese))