

文章编号: 1004-0609(2003)03-0749-05

基于 RES 理论的岩体失稳模式判别及其智能实现^①

郭立, 吴爱样, 周科平, 姚振巩
(中南大学 资源与安全工程学院, 长沙 410083)

摘 要: 基于完全耦合模型解决复杂岩石力学问题的方法论——岩石工程系统理论(RES)的基本原理, 构造了地下工程岩体失稳模式判别的智能预测模型, 并采用具有自学习、非线性映射和数据挖掘功能的模糊自组织人工神经网络模型 ANN 来实现 RES 交互作用矩阵的编码。通过一个实例说明这种方法具有良好的实用性。

关键词: RES 理论; 模式判别; 人工神经网络; 岩体稳定性

中图分类号: TD 325

文献标识码: A

现代岩土工程规模的不断扩大、类型的不断翻新、施工信息的空前增多以及工期的不断缩短, 都对现有的岩体稳定性分析方法的可靠度提出了更高的要求。以常用的有限元数值正分析方法为例, 本构模型与边界条件的简化必不可少, 同时, 输入的测量参数与工程实际也有一定的误差, 其定量分析结果的可靠度自然不是很高。因此, 针对岩土工程的复杂性、模糊性和随机性等特点, 寻求一种新的比较有效的岩体稳定性分析方法一直是岩土工程师致力解决的重点和难点问题^[1-3]。Hudson 于 1992 年提出的解决复杂岩石力学问题的方法论——岩石工程系统理论(Rock Engineering System, 简称 RES)^[4]以及在此基础上发展而成的完全耦合模型的 RES^[5-7]理论给该类问题的解决提供了一种新的途径。随着计算机科学和数学的发展, Millar^[8]和 Yang^[9]随后对 RES 交互矩阵的编码方式进行了扩展, 补充了神经网络的编码方式, 使 RES 理论向工程实际应用迈出了一大步。目前 RES 理论采用的人工神经网络(ANN)编码方式主要是误差反向传播法, 即 BP 法。但 BP 法在实践应用中存在一定的局限性, 鉴于此, 本文作者尝试采用一种新的模糊自组织神经网络来实现 RES 的编码, 并应用于一个具体实例的岩体失稳模式判别。

整个岩石工程当做一个系统来处理, 它充分考虑了复杂地质因素、工程环境因素和人为开挖因素以及它们之间的交互作用对岩石工程整个进程的影响, 应用模型分析的方法, 通过构造交互作用矩阵列举工程影响因素并研究其交互作用的机理, 最终实现对岩体的性态和工程效果进行及时预测和监控。

1.1 模型分析方法

RES 理论采用模型分析的方法构造岩石力学模型, 这与传统的模型综合方法的作用机理有根本的不同(见图 1 所示)。模型综合方法由精确的内部模型入手(注重研究系统某些组成部分的精确性能, 但对整个系统的功能和应用范围并不关心), 来构造优化的岩石力学模型; 与之相反, 模型分析方法

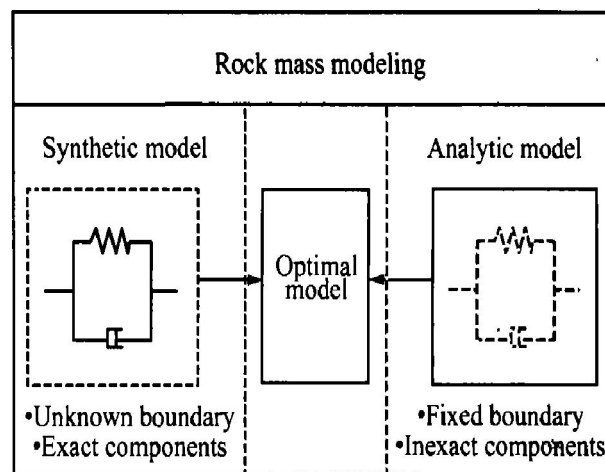


图 1 岩石工程模型方法
Fig. 1 Rock mass modelling

1 RES 理论的基本原理

岩石工程系统理论是采用系统分析的方法, 把

① 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50074034)和高等学校优秀青年教师教学科研奖励计划资助项目
收稿日期: 2002-06-26; 修订日期: 2002-11-04 作者简介: 郭立(1969-), 男, 博士研究生。
通讯联系人: 郭立, 电话: 0731-8830851; E-mail: guoli602@sohu.com

是采用系统分析的方法,它通过考虑可能影响整个岩石工程的各个因素及其交互作用,来构造优化的岩石力学模型,而对系统内部各组成部分的精确性能并不注重。相比之下,模型分析方法具有动态特性、适用范围广以及能够模拟系统内部能量流动等优点。

1.2 交互作用矩阵的构造

交互作用矩阵是表达并分析工程主控因素及其交互作用的装置,它是应用 RES 方法的关键和基础。交互作用的基本原理如图 2 所示,所有状态变量(表示工程主控因素)列于矩阵的自左上至右下的主对角线单元内,以非对角线单元描述变量间交互作用机理,并按顺时针旋转规则表示一个状态变量对其他状态变量的作用方向。

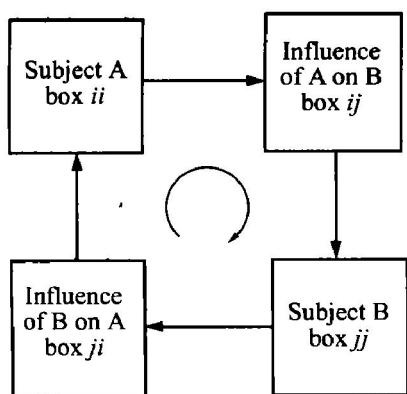


图 2 交互作用矩阵的基本原理
Fig. 2 Principle of interaction matrix

RES 理论最先采用二元交互作用矩阵 BIM 对变量间的相互作用进行数学描述,假设变量 x_i 与变量 x_j 的关系可以用式(1)的函数关系式表达:

$$\begin{cases} x_j = f_{ij}(x_i), & \text{if } i \neq j; \\ x_j = x_i, & \text{if } i = j \end{cases} \quad (1)$$

则变量 x_i 对变量 x_j 的影响可以用式(2)表示:

$$\frac{\partial x_j}{\partial x_i} = \frac{\partial f_{ij}(x_i)}{\partial x_i} = f'_{ij} \quad (2)$$

当 $x_i - x_j$ 的关系可以线性表示时, $f'_{ij} = k_{ij}$, 此处 k_{ij} 为常数。此时,二元交互作用矩阵 BIM 如式(3)所示。BIM 主对角线上的元素为 0,这是由于变量 x_i 对其自身没有影响。另外, BIM 只考虑了一对变量间的直接影响,而忽视了系统其他变量对这两个变量的间接影响,可见, BIM 只是一个非完全耦合关系的矩阵。Jiao 与 Hudson 等后来又改进了 BIM,并使之成为完全耦合模型(FCM)的交互作用矩阵。FCM 方法是假定 $x_j = F_{ij}(x_i)$, 这里函数 F_{ij} 表

示的是变量 x_i 的扰动对变量 x_j 的影响,既包括 x_i 对 x_j 的直接影响,又包括 x_i 通过系统其他变量对 x_j 的间接影响。令 $G_{ij} = F'_{ij}$, 则由 G_{ij} 构成的矩阵就是完全交互作用矩阵 GIM(Global Interaction Matrix),利用 GIM 可以根据系统的输入来实现系统的输出,如式(4)所示:

$$\text{BIM} = \begin{bmatrix} 0 & f'_{12} & \cdots & f'_{1t} & \cdots & f'_{1n} \\ f'_{21} & 0 & \cdots & f'_{2i} & \cdots & f'_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f'_{i1} & f'_{i2} & & 0 & & f'_{in} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ f'_{n1} & f'_{n2} & \cdots & f'_{ni} & \cdots & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & k_{12} & \cdots & k_{1t} & \cdots & k_{1n} \\ k_{21} & 0 & \cdots & k_{2i} & \cdots & k_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k_{i1} & k_{i2} & & 0 & & k_{in} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ k_{n1} & k_{n2} & \cdots & k_{ni} & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\begin{bmatrix} \Delta x_1, \Delta x_2, \cdots, \Delta x_n \end{bmatrix}_{\text{output}} = \begin{bmatrix} \Delta p_1, \Delta p_2, \cdots, \Delta p_n \end{bmatrix}_{\text{input}} \cdot \begin{bmatrix} G_{11} & G_{12} & \cdots & G_{1n} \\ G_{21} & G_{22} & \cdots & G_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ G_{n1} & G_{n2} & \cdots & G_{nn} \end{bmatrix} \quad (4)$$

通常地,一个复杂的交互作用矩阵都是从简单的交互作用矩阵开始,根据岩石工程目标和期望的处理水平不断扩展主对角线状态变量而成,RES 称之为矩阵的分解。状态变量越多,分解就越细,作用机理也就越简单;反之,作用机理越复杂。

1.3 交互作用矩阵的编码

为了深入研究岩石工程系统中各状态变量及其交互作用,定量评价交互作用的强度和优势,RES 理论通过对交互作用矩阵进行编码来实现这一目的。在 RES 理论中,表征交互作用非对角线单元重要性的编码方式主要有二元法、专家半定量(ESQ)法、变量 $x_i - x_j$ 关系曲线斜率法、偏微分方程(PDE)求解法、完全数值分析法以及后来补充的 ANN 法。二元法相当局限,但能指明矩阵机理的相互作用;ESQ 法应用在工程地质和工程的力学参数不易确定,或数学模型难以描述时比较有效;变量 $x_i - x_j$ 关系曲线斜率法应用的条件是变量 x_i 与 x_j 之间的关系可以定量表示且可以用线性关系表示;PDE 法与完全数值分析法目前还只具有理论上的研

究意义; 而 ANN 法的出现为 RES 理论向工程实际应用迈出了一大步, RES 目前采用的 ANN 编码方式主要是 BP 法。

2 岩体失稳模式智能预测模型

岩体失稳模式的判别是岩土工程中经常研究的一个重要问题。根据 RES 理论, 应首先尽可能多地找出岩体失稳的各种地质、环境和人为影响因素, 如埋深、原岩应力、岩体结构、地下水渗流以及施工方法等, 一般工程岩体失稳的一些主要影响因素即交互作用矩阵中的变量, 具体到某一工程实例时可以对这些变量进行进一步分解、增减, 然后利用神经网络的自学习、非线性映射功能对过去的岩体失稳工程实例进行训练, 从而得出岩体失稳的一般规律性, 再输入现有工程岩体的各种变量进行学习, 这样, 就可以推断出现有工程岩体的失稳模式。

到目前为止, RES 理论主要是采用 BP 神经网络对交互作用矩阵进行编码^[10, 11], 这是由于 BP 神经网络具有可操作性强以及能够以任意精度逼近任何连续函数等优点, 但是 BP 神经网络也不可避免地存在一些缺点, 如存在局部最小问题、收敛速度慢以及模型寻优较为困难等^[12, 13], 因此, 如何改进 BP 神经网络的算法是目前研究的一个热点问题。针对 BP 算法的局限性和岩土工程实际, 本文作者采用模糊自组织神经网络模型来对 RES 的交互作用矩阵进行编码, 取得了很好的效果。关于模糊自组织神经网络的算法原理和模型构造, 限于篇幅, 本文不再介绍, 可参见文献[14]。

3 工程实例

3.1 工程概况

华锡集团铜坑矿主要开采矿体 91[#] 矿体属于锡石—硫化矿物伴生的多金属矿床, 走向长 1 066 m, 倾斜长 480 m, 倾角 15~ 20°, 平均厚度 15 m, 赋存标高 335~ 490 m, 矿岩节理裂隙不发育, 完整性良好, f 系数大于 10。矿区水文地质条件简单, 区域原岩应力场为水平构造应力所制约。根据以往的地质调查和矿山生产的历史, 由于矿岩层理较发育, 顶板岩层内有楔形体、板状块体等不稳定结构体, 随着开采的进行有可能发生失稳破坏。因此, 及时

地预测预报采场围岩的稳定性, 关系到矿山的安全生产和经济效益, 意义重大。

3.2 网络训练与学习

铜坑锡矿的地质调查统计分析表明, 影响该矿山采场稳定性的主要因素有结构体的几何状态、弱面组数、弱面厚度、弱面与轴线的交角、地下水压力、结构体最大边长与采场跨度比、地应力、主应力与结构体滑动方向和爆破方法等几个方面。网络训练时, 选取 14 个有代表性的已开采采场的基本数据作为原始输入数据(见表 1 中编号为 1~ 14 的训练样本)。为便于程序处理, 网络训练之前需要对结构体几何形态、主应力与结构体滑动方向、爆破方法 3 个分类因素予以定量化。具体方法是: 斜四面体为 0, 直四面体为 1, 板柱状为 2; 不利为 0, 有利为 1; 光爆为 0, 普爆为 1。利用模糊自组织神经网络对原始数据进行训练, 网络很快便趋于收敛。网络训练后得到的采场稳定性自组织映射图如图 3 所示, 该图从总体上反映了采场的稳定性状况, 图中的每个点代表了影响采场稳定性 9 个因素在该平面上的投影, 即代表由 9 个因素组成的一个向量。另外, 利用自组织神经网络的数据挖掘功能可以对交互作用机理进行分析, 从而找出影响采场稳定性的主要因素。分析表明^[14]: 铜坑矿采场稳定性的主要影响因素为结构体几何形状、弱面组数、弱面厚度、弱面与轴线交角、地下水压力、结构体边长跨度比、地应力折减系数, 而主应力与结构体滑动方向、爆破方法两因素对采场稳定性的影响不太敏感。用训练好的网络对其它 4 个采场(表 1 中编号为 * 15~ * 18 的样本) 岩体失稳模式进行判别, 所得结果与后来的实际情况非常吻合。

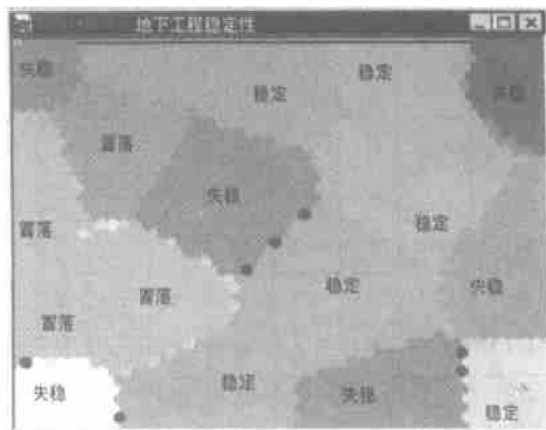


图 3 采场自组织映射图

Fig. 3 Results of stope self-organization mapping

表 1 网络训练与学习样本

Table 1 Case records used as training and learning by neural network

Serial number	Structure geometric shape	Weak plane number	Weak plane thickness / m	Comer between weak plane and axes/ (°)	Underground water pressure / MPa	Radio of structure maximum side length to stope span/ m	Earth stress reduction coefficient	Slipping direction of main stress along structure	Blasting way	Failure mode
1	Oblique tetrahedron	2	0.03	4	0.1	0.87	5.42	Unfavorable	Smooth blasting	Collapse
2	Vertical tetrahedron	4	0.01	82	0.09	0.73	4	Favorable	Smooth blasting	Collapse
3	Vertical tetrahedron	1	1.10	30	0.06	1.25	4	Unfavorable	Ordinary blasting	Failure
4	Oblique tetrahedron	3	0.006	65	0.07	1.35	4	Favorable	Smooth Bh blasting	Stable
5	Oblique tetrahedron	1	0.012	64	0.08		5.73	Unfavorable	Ordinary blasting	Failure
6	Vertical tetrahedron	0	0.014	50	0.05	1.75	4	Ordinary	Smooth blasting	Stable
7	Oblique tetrahedron	0	0.08	23	0.07	0.71	4	Unfavorable	Smooth blasting	Stable
8	Oblique tetrahedron	0	0.75	26	0.20	0.67	8.36	Unfavorable	Ordinary blasting	Collapse
9	Oblique tetrahedron	0	0.82	28	0.08	0.58	4	Ordinary	Smooth blasting	Stable
10	Oblique tetrahedron	2	0.07	30	0.06	0.76	4	Unfavorable	Smooth blasting	Failure
11	Plate column	4	0.35	25	0.12	0.84	6.8	Unfavorable	Ordinary blasting	Failure
12	Plate column	1	0.03	24	0.14		4	Favorable	Smooth blasting	Failure
13	Plate column	3	0.05	78	0.15	0.76	7.06	Unfavorable	Ordinary blasting	Stable
14	Vertical tetrahedron	1	0.10	64	0.07	0.69	6.96	Favorable	Ordinary blasting	Failure
* 15	Oblique tetrahedron			60	0.07	1.1	4.52	Unfavorable	Ordinary blasting	Collapse
* 16	Oblique tetrahedron	4	0.09	35	0.06	0.94	5.25	Unfavorable	Ordinary blasting	Failure
* 17	Oblique tetrahedron	3	0.04	64	0.08	0.76	7.63	Favorable	Ordinary blasting	Stable
* 18	Oblique tetrahedron			54	0.10	0.65	5.64	Ordinary	Ordinary blasting	Failure

4 结论

1) 简要介绍了基于完全耦合模型解决复杂岩石力学问题的方法论——岩石工程系统理论的基本原理。该理论采用系统分析的方法,充分考虑了复杂地质因素、工程环境因素和人为开挖因素以及它们之间的交互作用对岩石工程整个进程的影响,比较切合于现代岩土工程的实际。

2) 构造了基于 RES 理论的岩体失稳智能预测模型。该模型侧重于研究岩体构造、原岩应力、地下水渗流和施工工艺及其交互作用对岩体失稳造成

的影响。采用模糊自组织神经网络对样本进行训练和学习,不仅收敛速度快,而且其数据挖掘功能可以对岩体失稳的影响因素进行方便的分析,从而找出岩体失稳的主控因素。

3) 工程实例分析表明,基于 RES 理论的岩体失稳预测模型既具有良好的实用性,又具有较高的可靠性。

REFERENCES

- [1] Starfield A M, Cundall P A. Towards a methodology for rock

- mechanics modeling[J]. Int J Rock Mech Min Sic, 1988, 25: 99 - 106.
- [2] Jiao Y. Formalizing the System Approach to Rock Engineering[D]. London: Imperial College, University of Lodon, 1995.
- [3] Singh V K, Singh D, Singh T N. Prediction of strength properties of some schistose rocks from petrographic properties using artificial neural networks[J]. Int J Rock Mech Min Sic, 2001, 38: 269 - 284.
- [4] Hudson J A. Rock Engineering Systems: Theory and Practice [M]. Horwood Chichester, 1992.
- [5] Jiao Y, Hudson J A. The fully-coupled model for rock engineering systems[J]. Int J Rock Mech Min Sic, 1995, 32 (5): 491 - 512.
- [6] Arnold P N. The Development of A Rock Engineering Systems Methodology[D]. London: Imperial College, University of Lodon, 1993.
- [7] Millar D L, Jiao Y, Arnold P N. A rock engineering systems approach to risk assessment[A]. Proceedings of the IMM Conference Risk in Materials Extraction Industry[C]. Exeter, U K, 1994.
- [8] Millar D L. Neural Processing in Rock Engineering Systems [D]. London: Imperial College, University of Lodon, 1997.
- [9] Yang Y, Zhang Q. The application of neural networks to rock engineering systems[J]. Int J Rock Mech Min Sic, 1998, 35 (6): 727 - 745.
- [10] Cai J G, Zhao J, Hudson J A. Computerization of rock engineering systems using neural networks with an expert system[J]. Rock Mech Rock Engng, 1998, 31 (3): 135 - 152.
- [11] Kwon S, Wilson J W. Investigation of the influence of an excavation on adjacent excavations using neural networks [J]. J South Afr Int Min Metall, 1998, 98: 147 - 156.
- [12] Abhijit S P, Robert B M. 神经网络模式识别及其实现 [M]. 北京: 电子工业出版社, 1999.
- Abhijit S P, Robert B M. Pattern Recognition and Its Realization[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 1999.
- [13] 闻新, 周露, 王丹力, 等. 神经网络应用设计 [M]. 北京: 科学出版社, 2001.
- WEN Xin, ZHOU Lu, WANG Dan-li, et al. The Application and Design of Neural Network[M]. Beijing: Science Press, 2001.
- [14] 周科平. 地下矿山工程智能优化研究[D]. 长沙: 中南大学, 2000.
- ZHOU Ke-ping. The Research of Intelligent Optimization of Underground Mine Engineering [D]. Changsha: Central South University, 2000.

Pattern recognition and its intelligent realization of probable rock mass failure based on RES approach

GUO Li, WU Ai-xiang, ZHOU Ke-ping, YAO Zhen-gong

(School of Resources and Safety Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: The basic principles of a methodology, namely rock engineering system (RES) approach was introduced, which is based on a fully coupled model to settle complex rock mechanics problems. An intelligent prediction model to identify probable failure of rock mass was constructed, in which a fuzzy self recognizing artificial neural network (ANN) was applied with the function of self learning, nonlinear and data mining to identify probable failure of rock mass. The analysis of an engineering example fully proves RES approach is very useful in practice.

Key words: RES approach; pattern recognition; artificial neural network; rock mass stability

(编辑 何学锋)