

基于 RES 理论的边坡失稳分析

李俊宏 ,何淑媛

(河海大学水利水电工程学院 ,江苏 南京 210098)

摘要 :根据岩石工程系统(RES)理论推导了 3 层 BP 网络下的 RES 相互作用矩阵 ,定义了 3 层 BP 网络下的整体相对作用强度(GRSE)和相对作用强度(RSE) ,讨论了 GRSE 和 RSE 的基本特性 ,并将基于人工神经网络下的 RES 理论应用到露天矿边坡失稳分析中 ,得出不同因素对边坡稳定的影响。
关键词 :人工神经网络 ;岩石工程系统 ;相对作用强度 ;边坡失稳
中图分类号 :TU31 文献标识码 :A 文章编号 :1006-7647(2007)S2-0073-03

考虑到岩石工程的复杂性 ,Hudson^[1]提出了岩石工程系统(RES)理论 ,该理论将岩石工程作为一个大系统 ,综合考虑岩石工程的评估、勘察、设计、施工、维护和使用的全过程 ,其核心就是考虑范围的广泛性 ,理论上包含了所有已知的岩石工程作用相关参数。在 RES 中 ,所有这些相关参数都是通过相互作用矩阵来进行研究的。所谓 RES 的相互作用矩阵就是指以岩石工程主要影响因素(作用参数)为主对角线元素 ,以非对角线单元描述变量间交互作用机理 ,由这样排列的元素所形成的“交互矩阵”。因此 ,岩石工程作用矩阵的建立成为 RES 的核心。构造交互作用矩阵的方法包括二元交互矩阵 BIM(binary interaction matrix)、完全耦合的 FCM(fully-coupled model)矩阵^[2]和人工神经网络(artificial neural networks)矩阵^[3-8]等。

二元交互矩阵 BIM 简单实用 ,但需要对岩石工程系统有清楚的认识 ,且参数的相互作用过于简单 ,无法满足工程需要 ;完全耦合的 FCM 矩阵考虑更为全面 ,但限于线性假定的前提 ,与实际工程的非线性特征无法吻合 ;人工神经网络通过学习实现复杂系统的输入和输出之间的非线性映射 ,具有非线性、并行性、鲁棒性和强泛化性等特点 ,能较好地解决复杂的岩石工程系统 ,而无需研究高度无序的映射问题。

1 人工神经网络下的 RES 模型

根据 Hecht-Nielson 定理^[9] ,任何一个紧集上的平方可积函数或映射都可以由一个 3 层的误差逆传播网络(back propagation ,简称 BP 网络)按 L_2 范数逼近。因此 ,任何一个紧集上的平方可积函数或映射

都可以用一个 3 层的 BP 网络来模拟。假设网络的响应函数为 Sigmoid 函数 :

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{1}$$

则网络输入节点 a_i ($i = 1, 2, \dots, n$)对输出节点 C_t ($t = 1, 2, \dots, q$)的影响 :

$$\frac{\partial C_t}{\partial a_i} = \sum_{j=1}^p \frac{\partial C_t}{\partial b_j} \frac{\partial b_j}{\partial a_i} = \sum_{j=1}^p f(s_j) w_{ij} f(L_t) v_{jt} = \sum_{j=1}^p f(s_j) f(L_t) [1 - f(s_j)] [1 - f(L_t)] w_{ij} v_{jt} \tag{2}$$

式中 : b_j 为中间层节点的输出 ; s_j 为中间层节点的输入 ; w_{ij} 为输入层与中间层连接权 ; L_t ($t = 1, 2, \dots, q$)为输出层节点的输入 ; v_{jt} 为中间层与输出层连接权 ; $i = 1, 2, \dots, n$; $j = 1, 2, \dots, p$; $t = 1, 2, \dots, q$ 。

令 $RS_{ti} = \frac{\partial C_t}{\partial a_i}$,则有

$$RS_{ti} = \sum_{j=1}^p f(s_j) f(L_t) [1 - f(s_j)] [1 - f(L_t)] w_{ij} v_{jt} \tag{3}$$

令 $RS_{tx} = \max \{ |RS_{t1}|, |RS_{t2}|, \dots, |RS_{tq}| \}$,则有如下定义。

定义 1 将网络输入节点 a_i 对输出节点 C_t 的影响定义为 $RSE_{ti} = \frac{RS_{ti}}{RS_{tx}}$,并称为相对作用强度。

式(3)右侧项可以分成两部分 ,前部分是网络响应函数的导函数 ,后部分是权值 ,当整个网络的训练完成后 ,网络的结构、权值和阈值均固定不变 ,此时输出可以被看作是输入的复合函数 ,也就是说 ,输入对输出的影响应该反映在网络的权值和阈值上 ,这时若假定网络响应函数为线性函数 ,则它的导数为

一固定值 ,这时

$$RSE_{ii} = C \sum_{j=1}^p w_{ij} v_{jt} \tag{4}$$

定义2 定义 $GRSE_{ii} = C \sum_{j=1}^p w_{ij} v_{jt}$ 为网络的整体相对作用强度 ,相当于相对作用强度的线性矩阵。其中 C 为一规范化系数 ,它的作用是使 $GRSE_{ii}$ 的绝对值最大数为 1。

人工神经网络下的 RES 模型计算分为两大步骤 :第 1 步是 BP 网络的学习训练 ;第 2 步是计算网络的相对作用强度 RSE 和网络的整体相对作用强度 GRSE。

2 工程算例

文献^[10-11]收集了 45 个露天矿边坡稳定的破坏实例 ,前 40 个作为学习样本参与网络学习过程 ,后 5 个作为预测样本以检验学习的结果。

2.1 BP 网络模型的建立

经试算 ,BP 网络模型采用 6-13-1 型结构 ,其中 6 个输入参数分别为岩石密度、内聚力、内摩擦角、边坡角、边坡高度和孔隙压力比 ,输出单元是边坡的稳定安全系数。

2.2 输入参数的初始化处理

由于输入参数的单位和量纲不同 ,为了保证输入参数的均匀性 ,将输入参数按式 (5) 进行归一化处理 ,处理后的输入参数如表 1 所示。

$$x_{ij} = \frac{x_{ij}}{\max_j(x_{ij})} \tag{5}$$

2.3 网络学习和预测

取网络全局误差 $E = 0.001$,经过 7 501 次学习训练 ,网络达到收敛 ,样本学习训练的输出值见表 1。用学习训练好的 BP 网络对未学习样本进行预测 ,并与实际值比较 ,结果见表 2。从表 2 可以看出预测结果基本可靠。

表 1 BP 网络学习样本和期望输出

序号	密度	内聚力	内摩擦角	边坡角	边坡高度	孔隙压力比	安全系数	输出值	误差比/%
1	0.640	0.067	0.778	0.900	0.020	0.800	0.439	0.438	0.142
2	0.571	0.133	0.800	0.900	0.098	1.000	0.405	0.409	- 1.018
3	0.571	0.000	0.800	0.900	0.098	0.500	0.385	0.395	- 2.422
4	0.571	0.000	0.800	0.900	0.098	1.000	0.327	0.319	2.396
5	0.629	0.000	0.889	0.660	0.016	0.700	0.707	0.701	0.837
6	0.686	0.000	0.889	0.660	0.016	0.600	0.771	0.813	- 5.510
7	0.571	0.000	0.544	0.400	0.016	0.700	0.668	0.676	- 1.153
8	0.514	0.033	0.667	0.400	0.016	0.600	1.000	0.981	1.890
9	0.771	0.267	0.778	0.860	0.822	0.500	0.561	0.610	- 8.810
10	0.771	0.333	0.889	0.840	0.796	0.500	0.702	0.718	- 2.230
11	0.771	0.233	0.778	0.840	0.703	0.500	0.620	0.619	0.018
12	0.771	0.250	0.778	0.756	0.626	0.500	0.605	0.634	- 4.765
13	0.771	0.213	0.733	0.852	0.589	0.500	0.566	0.598	- 5.646
14	0.771	0.213	0.733	0.844	0.566	0.500	0.634	0.602	5.148
15	0.780	0.093	0.689	0.820	0.215	0.500	0.609	0.615	- 0.990
16	0.780	0.210	0.660	0.820	0.264	0.500	0.607	0.643	- 5.843
17	0.780	0.112	0.622	1.000	0.177	0.500	0.611	0.585	4.279
18	0.780	0.173	0.689	1.000	0.180	0.500	0.608	0.615	- 1.102
19	0.780	0.067	0.867	0.820	1.000	0.500	0.717	0.701	2.186
20	0.780	0.067	0.867	0.800	0.920	0.500	0.700	0.709	- 1.285
21	0.714	0.307	0.778	0.940	0.867	0.500	0.624	0.616	1.424
22	0.714	0.307	0.778	0.880	0.851	0.500	0.668	0.622	6.897
23	0.714	0.307	0.778	0.920	0.845	0.500	0.600	0.618	- 3.033
24	0.743	1.000	1.000	0.600	0.391	0.500	0.585	0.570	2.625
25	0.529	0.167	0.000	0.600	0.012	0.500	0.532	0.506	4.760
26	0.529	0.080	0.000	0.600	0.012	0.500	0.380	0.389	- 2.211
27	0.640	0.067	0.778	0.600	0.020	0.500	0.976	0.931	4.562
28	0.611	0.067	0.674	0.600	0.039	0.500	0.829	0.826	0.358
29	0.629	0.133	0.800	0.900	0.098	0.500	0.498	0.498	- 0.028
30	0.629	0.000	0.800	0.900	0.098	0.500	0.434	0.414	4.710
31	0.343	0.000	0.667	0.700	0.008	0.500	0.712	0.702	1.502
32	0.343	0.000	0.667	0.900	0.016	0.500	0.390	0.392	- 0.322
33	0.343	0.000	0.667	0.700	0.008	0.500	0.702	0.702	0.134
34	0.894	0.453	0.822	0.980	0.392	0.500	0.585	0.610	- 4.157
35	0.571	0.133	0.800	0.900	0.098	0.500	0.468	0.449	4.056
36	0.771	0.267	0.778	0.942	0.571	0.500	0.561	0.527	6.128
37	1.000	0.307	0.778	1.000	0.556	0.500	0.654	0.642	1.768
38	0.609	0.453	0.822	0.920	0.716	0.500	0.585	0.613	- 4.738
39	0.714	0.367	0.800	0.890	0.585	0.500	0.756	0.735	2.777
40	0.780	0.067	0.867	0.800	0.939	0.500	0.707	0.710	- 0.337

表 2 BP 网络预测结果

序号	密度	内聚力	内摩擦角	边坡角	边坡高度	孔隙压力比	期望值	输出值	误差比/%
1	0.714	0.307	0.778	0.920	0.769	0.500	0.639	0.620	2.930
2	0.714	0.320	0.889	0.980	0.646	0.500	0.727	0.670	7.819
3	0.894	0.457	0.822	0.940	0.597	0.500	0.585	0.597	-1.936
4	0.714	0.367	0.800	0.910	0.585	0.500	0.741	0.733	1.088
5	0.894	0.453	0.822	0.940	0.417	0.500	0.585	0.601	-2.688

2.4 整体相对作用强度(GRSE)矩阵

边坡稳定的 GRSE 矩阵为(-0.28 ,0.16 ,0.76 , -1.00 , -0.60 , -0.89)。可见在露天矿边坡失稳分析中 ,影响边坡稳定的主要因素是内摩擦角、边坡角、边坡高度和孔隙压力比 ,其次才是岩石密度和内聚力。按影响从大到小的排序为 :边坡角→孔隙压力比→内摩擦角→边坡高度→岩石密度→内聚力。此外 ,内聚力和内摩擦角的值越大 ,越有利于边坡稳定 ,而岩石密度、边坡角、边坡高度和孔隙压力比的数值越大 ,越不利于边坡稳定 ,这已得到工程验证。可以看出整体相对作用强度 GRSE 是网络输入对输出影响比较的一种相对值 ,其绝对值的大小反映了输入对输出的影响程度 ,绝对值越大则表示输入对输出的影响越大 ,反之则表示输入对输出的影响越小。当 GRSE 小于零时 ,增大输入 ,输出就会减小 ,起负作用 ,反之 ,输入越大 ,输出就越大 ,起正作用。

2.5 相对作用强度(RSE)矩阵

当给 BP 网络输入一模式对 ,就能得到相应的 RSE 矩阵。例如 ,输入(0.640 ,0.067 ,0.778 ,0.900 , 0.02 ,0.800) ,就得到 RSE 为(1.00 ,0.81 , -0.09 , -0.48 , -0.17 , -0.01) ,由此可知 ,在这一输入模式下 ,影响边坡稳定的主要因素是岩石密度、内聚力和边坡角 ,其他因素对边坡稳定的影响较小。按影响从大到小的排序是 :岩石密度→内聚力→边坡角→边坡高度→内摩擦角→孔隙压力比。此时 ,增大岩石密度和内聚力值越有利于边坡稳定 ,而减小边坡角、边坡高度、内摩擦角和孔隙压力比亦有利于边坡稳定。

可见 RSE 具有 GRSE 基本特性 ,但与 GRSE 又有差异。RSE 是具体参数状态下的参数交互作用 ,与输入的参数有关 ,其变化反映在响应函数的导函数上 ,而 GRSE 与输入参数无关 ,只要网络学习训练完毕 ,GRSE 就固定不变 ,GRSE 反映的是一般规律 ,而 RSE 是特例。

3 结 语

RES 理论综合考虑了岩石工程的评估、勘察、设计、施工、维护和使用的全过程 ,完全反映了岩石工程的复杂性、非线性、不确定性的特点。而基于人工

神经网络下的 GRSE 和 RSE 反映了网络输入对输出的影响程度 ,其数学推导严谨、概念清晰 ,对于复杂结构的参数相互作用分析具有广泛的应用前景。

参考文献 :

[1] HUDSON J A. Rock engineering systems :Theory and practice [M]. Chichester :Horwood ,1992.

[2] 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.

[3] YANG Y ,ZHANG Q. The application of neural networks to rock engineering systems(RES) [J]. Int J Rock Mech Min Sic , 1998 ,35 (6) :727-745.

[4] CAI G ,ZHAO J ,HUDSON J A. Computerization of rock engineering systems using neural networks with an expert system [J]. Rock Mech Rock Eng ,1998 ,31 (3) :135-152.

[5] 杨英杰 ,张清. 岩石工程相互作用矩阵的神经网络编码方法 [J]. 土木工程学报 ,1998 (4) :21-29.

[6] 杨英杰 ,张清. 人工神经网络在岩石工程系统 RES 中的应用 [J]. 铁道学报 ,1997 (4) :67-72.

[7] 郭立 ,吴爱祥 ,马东霞. 基于 RES 理论的岩爆倾向性预测方法 [J]. 中南大学学报 ,2004 (4) :304-309.

[8] 姚兆明. 岩石工程系统理论在边坡稳定性评价中的应用 [J]. 安徽理工大学学报 ,2003 (12) :23-27.

[9] HECHT-NIELSON R. Neurocomputing [M]. Massachusetts : Reading ,1990.

[10] 冯夏庭 ,王泳嘉 ,卢世宗. 边坡稳定性的神经网络估计 [J]. 工程地质学报 ,1995 (12) :54-61.

[11] 马洪生 ,胡卸文. 神经网络在边坡稳定性分析中的应用 [J]. 中国地质灾害与防治学报 ,1999 (3) :49-53.

(收稿日期 :2006-10-08 编辑 :高建群)

