

[文章编号] 1674 9727(2006) 05 0455 05

ART1 神经网络在隧道围岩分类中的应用

李天斌^{1,2} 王 睿³

(1. 成都理工大学环境与土木工程学院, 成都 610059; 2. 地质灾害防治与地质环境保护国家专业实验室, 成都 610059;
3. 中国民航机场建设总公司西南分公司, 成都 610202)

[摘要] 将自适应共振理论(ART)神经网络模型用于隧道围岩分类, 改进了 ART1 神经网络的工作过程, 通过自适应的学习记忆过程, 建立了分类模型, 有效地避免了人为主观因素的干扰。利用川藏公路二郎山隧道围岩分类样本对模型进行检验, 结果表明, ART1 神经网络模型性能良好, 对隧道围岩分类的精度较高, 是一种值得推广和应用的围岩智能分类方法。

[关键词] ART1 神经网络; 围岩分类; 隧道

[分类号] U452. 12 [文献标识码] A

隧道围岩分类是隧道工程中的重要研究内容, 是经验设计的基础。合理的围岩分类, 对于客观反映岩体的固有属性、深入认识岩体力学特性和合理选取参数、制订岩体工程设计和施工方案、采取合理的工程处理措施是十分重要的。由于岩体的复杂性, 围岩分类中存在大量的非确定因素, 这大大限制了我们对围岩类别的认识。因此, 围岩分类长期以来都是隧道工程研究中的薄弱环节。

神经网络方法从模拟人脑的形象思维入手, 具有非线性、并行性等特点, 对于处理具有强噪声、模糊性、非线性的地质体信息, 具有广泛的应用前景。目前, 广泛应用的神经网络主要是 BP 网络; 但是, 经典的 BP 神经网络存在收敛速度慢、局部极小非全局最优等问题。本文将自适应共振理论(Adaptive Resonance Theory——ART)神经网络模型用于隧道围岩分类, 改进了 ART1 神经网络的工作过程; 通过自适应的学习记忆过程, 建立了分类模型, 为地下工程围岩分类提供了新的途径。

1 ART1 神经网络模型

ART 网络是一种竞争型网络, 主要有三种形

式, 分别为 ART1(二值输入)、ART2(模拟量输入)、ART3(多个 ART1 网络构成的复合阶梯层网络)。本文采用 ART1 模型。

ART1 模型的基本结构如图 1 所示。网络由两层神经元构成, 输入层和输出层按各自功能又可分别叫做比较层和识别层。两层单元通过前向连接权 $\{W_{ij}\}$ 和反向连接权 $\{t_{ij}\}$ 相连。

ART 模型利用生物神经细胞的自兴奋与抑制的原理来指导学习, 让输入模式通过网络的双向连接权的作用来进行比较与识别, 最后使网络对输入模式产生所谓的共振, 由此来完成对输入模式的记忆, 并以同样的方式实现网络的回想。当网络已经存储了一定的内容之后, 则可用它来进行识别。在识别过程中, 若输入是已记忆的或与已记忆的模式十分相似, 则网络会把它回想出来。如果是没有记忆过的新模式或与记忆过的模式差别很大, 则在不影响原有记忆的前提下, 把它记忆下来, 并用一个没有用过的输出层神经元作为这一新模式的分类标志。允许的差异程度用警戒参数 ρ 来控制。

输出矢量 $V_k = [V_1^k, V_2^k, \dots, V_m^k]$

ART1 模型具体工作步骤如下:

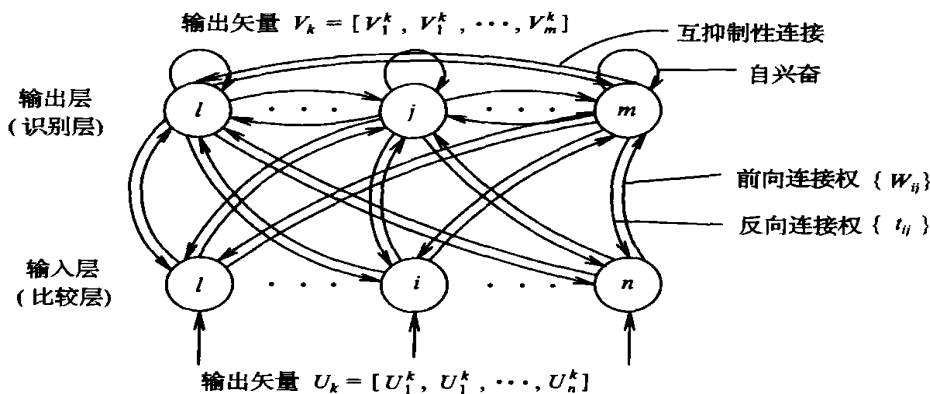


图 1 自适应共振理论神经网络结构图

The structure figure of self adaptive resonance theory neural network

(1) 初始化权值

取前向连接权的初值为:

$$W_{ij}(t) = 1/(n+1)$$

取反向连接权的初值为:

$$t_{ij}(0) = 1 \quad (i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m)$$

设定警戒参数 ρ ($0 < \rho \leq 1$)(2) 将输入模式 $U_k = [U_1^k, U_2^k, \dots, U_n^k]$ 提供给输入层。

(3) 计算激活值:

$$S_j = \sum_{i=1}^n W_{ij} U_i^k \quad (j = 1, 2, \dots, m)$$

(4) 选出 S_j 中的最大值 S_g :

$$S_g = \max_{j=1}^m [S_j]$$

如果出现 $S_i = S_j$ ($i \neq j$), 则取左侧的神经元获胜。(5) 比较反向连接权矢量 $T_g = (t_{1g}, \dots, t_{ng})$ 与输入模式矢量 U_k 的相似程度是否大于预先设定的警戒参数 ρ :

$$|U_k| = \sum_{i=1}^n U_i^k \quad |T_g U_k| = \sum_{i=1}^n t_{ig} U_i^k$$

如果

$$\frac{|T_g U_k|}{|U_k|} > \rho$$

则转入第(7)步, 否则接第(6)步。

(6) 取消识别结果, 将神经元 g 排除在下次识别范围之外, 返回第(4)步。当所有已记忆过的神经元都不满足式 $|T_g U_k|/|U_k| > \rho$ 时, 则选择一个新的输出层神经元作为输入模式的分类结果, 并令这个神经元为神经元 g , 进入第(7)步。

(7) 按下式调整连接权:

$$W_{ig}(t+1) = \frac{t_{ig}(t) U_i^k}{0.5 + \sum_{i=1}^n t_{ig}(t) U_i^k}$$

$$t_{ig}(t+1) = t_{ig}(t) \cdot U_i^k \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$

(8) 返回第(2)步, 对下一个输入模式进行识别。

由上可看出, 对任何一种输入模式, ART1 首先试图将其归入网络已记忆的模式中的某一类别里, 当这一努力无法实现时, 则将其划入一个新的类别。也就是说, 无论输入模式分类是否已记忆在网络中, 只要有剩余输出单元, 总可以对其进行正确分类。这个过程使网络边学习、边回想, 实现了在线学习功能。这种将网络学习与网络工作融为一体的算法, 在其它类型的网络中是不多见的。

2 ART1 神经网络模型的改进

ART1 网络存在以下几点不足:

(1) 不同的警戒参数对分类结果的影响很大。警戒参数越小, 网络的分类精度较低, 把差别较大的模式分为一类; 而警戒参数越大, 则将稍有差别的模式归为不同类别, 使网络抗干扰能力下降。

(2) ART1 网络是无教师示教的自组织型网络, 只是将输入模式进行一次聚类, 我们仍无法知道该类模式属于哪一类围岩。

(3) 在网络的比较阶段, $|T_g U_k|$ 表示向量 T_g 与输入模式 U_k 的逻辑“与”, 实际上就是两个向量对应元素同时为 1 的个数总和; $|U_k|$ 表示输入向量中元素为 1 的个数, $|T_g U_k|/|U_k|$ 值则表示向量 T_g 与输入模式 U_k 的拟合度。 $|T_g U_k|$ 值越大, T_g 与 U_k 的拟合度越高。而 $|T_g U_k|$ 的逻辑

“与”的具体意义是:只有当考虑的某一分类因素完全一致时,才认为二者相等;只要该因素稍有偏差,不管偏差多少,一律认为不相等。这种方法太过绝对。

针对以上缺陷,这里将 ART1 作以下改进:

(1)引入学习样本,变无教师示教学习为有教师示教学习。设置动态警戒参数对学习样本进行试算,先给警戒参数一个较小的初值,若网络分类错误,则不接受这次分类;然后适当增大警戒参数,再进行分类,直到分类正确为止。以这时的警戒参数作为未知样本分类时警戒参数的固定值。

(2)对未知样本分类时,将学习样本和未知样本一起输入网络。这时学习样本将作为分类标志,如:和 I 类围岩学习样本分在同一个输出单元的模式,即为 I 类。

(3)在网络的比较阶段,考虑因素的模糊影响。若某一因素的因素值相差一级时,如(0, 0, 1, 0)和(0, 1, 0, 0),认为该因素具有一定的相似程度。设共有 d 个因素的因素值相差一级,则将 $|T_g U_k|$ 改为 $|T_g U_k| + d \times 0.3$,以增大模式之间的拟合度。

根据改进后的工作步骤,使用 Microsoft Visual Basic 6.0 编写了 ART1 神经网络模型的计算程序。

3 应用实例

下面以已建的川藏公路二郎山隧道围岩分类为例,说明 ART1 神经网络的具体建模与应用。

3.1 模型的建立

根据原《公路隧道设计规范》,并结合二郎山隧道具体地质情况,选用岩石饱和单轴抗压强度(α_c)、岩体结构类型、岩层厚度、岩石质量指标、体积节理数(J_v)、节理组数、节理间距、构造影响程度、地下水 9 个参数作为评判因子。各评判因子分为若干等级,各因子所分等级不一定相同(表 1)。

根据表 1 所确定的评判因子和因子等级,确定网络输入层神经元为 43 个,各因子的每一个等级对应一个输入神经单元 $U_{ik}(k, i)$,如表 1。ART1 为二值输入模型,因此,若某一模式的因子属于某一等级,则该等级对应的 $U_{ik}(k, i) = 1$,否则 $U_{ik}(k, i) = 0$ 。由于二郎山隧道围岩只有 II, III IV, V 类,因此,确定输出层单元数为 5 个。第 5 个单元作为剩余输出单元,其作用有两个:(1)在学习样本学习阶段作为确定合适警戒参数的判断标志,即如果分类结果出现了 5 类,则说明分类发生错误,需要调整警戒参数;(2)在未知样本判别阶段,如果分类结果出现了第 5 类,则说明该样本为特殊情况,需要特殊考虑。

表 1 围岩分类因子及其等级
Table 1 The factors of surrounding rock classification and their rates

编号	评 判 因 子						
1	α /MPa	> 100	60 ~100	30 ~60	5 ~30	< 5	
	输入单元变量	$U_{ik}(k, 1)$	$U_{ik}(k, 2)$	$U_{ik}(k, 3)$	$U_{ik}(k, 4)$	$U_{ik}(k, 5)$	
2	岩体结构	巨块整体结构	大块砌体结构	层状镶嵌结构	碎裂压碎结构	散体松动结构	
	输入单元变量	$U_{ik}(k, 6)$	$U_{ik}(k, 7)$	$U_{ik}(k, 8)$	$U_{ik}(k, 9)$	$U_{ik}(k, 10)$	
3	层厚	厚层	中层	薄层	松散		
	输入单元变量	$U_{ik}(k, 11)$	$U_{ik}(k, 12)$	$U_{ik}(k, 13)$	$U_{ik}(k, 14)$		
4	岩石质量指标	> 95 %	85 % ~95 %	75 % ~85 %	50 % ~75 %	25 % ~50 %	< 25 %
	输入单元变量	$U_{ik}(k, 15)$	$U_{ik}(k, 16)$	$U_{ik}(k, 17)$	$U_{ik}(k, 18)$	$U_{ik}(k, 19)$	$U_{ik}(k, 20)$
5	J_v /m ⁻³	< 1	1 ~3	3 ~10	10 ~30	> 30	
	输入单元变量	$U_{ik}(k, 21)$	$U_{ik}(k, 22)$	$U_{ik}(k, 23)$	$U_{ik}(k, 24)$	$U_{ik}(k, 25)$	
6	节理组数	0	1	2	3	4	> 4
	输入单元变量	$U_{ik}(k, 26)$	$U_{ik}(k, 27)$	$U_{ik}(k, 28)$	$U_{ik}(k, 29)$	$U_{ik}(k, 30)$	$U_{ik}(k, 31)$
7	节理间距/m	< 0.2	0.2 ~0.4	0.4 ~1	> 1		
	输入单元变量	$U_{ik}(k, 32)$	$U_{ik}(k, 33)$	$U_{ik}(k, 34)$	$U_{ik}(k, 35)$		
8	构造影响程度	轻微	较严重	严重	很严重		
	输入单元变量	$U_{ik}(k, 36)$	$U_{ik}(k, 37)$	$U_{ik}(k, 38)$	$U_{ik}(k, 39)$		
9	地下水	干燥	滴水	线状	股状		
	输入单元变量	$U_{ik}(k, 40)$	$U_{ik}(k, 41)$	$U_{ik}(k, 42)$	$U_{ik}(k, 43)$		

3.2 模型的学习与判别

选用二郎山隧道 K259+041 ~ K262+535 里程段的围岩资料作为学习样本(表 2)。通过对 21 个学习样本的试算,当警戒参数为 0.65 时,网络模型刚好将学习样本分为正确类别。取 0.65 为警戒参数,对该隧道 K262+535 ~ K263+202

里程段围岩类别进行判别。将学习样本和待判别样本一起输入网络,判别结果如表 3 所示。

由表 3 可以看出,ART1 对 13 个未知样本的分类结果除第 7 个外其余都与实际施工围岩类别完全一致,说明 ART1 神经网络模型分类精度高。第 7 个样本被分到剩余单元(即第 5 个输出

表 2 神经网络模型的学习样本(据王兰生等,2000)
Table 2 The studying samples for neural network model

样本编号	桩号	α/MPa	岩体结构类型	岩层平均厚度 $\bar{\delta}_m$	节理组数	节理平均间距 d/m	岩石质量指标	J_v/m^{-3}	构造影响程度	地下水	输出单元编号	样本类别
1	K259+041 ~ 076	22.94	D	0.05	5	0.22	28.6%	31.1	很严重	股状	1	II
2	K259+116 ~ 172	29.18	D	0.05	5	0.1	30.8%	32.8	很严重	股状		
3	K259+576 ~ 652	36.98	D	0.05	5	0.1	31.5%	33.5	很严重	股状		
4	K261+255 ~ 428	38.17	D	0.2	4	0.2	70.2%	14.1	很严重	线状	2	III
5	K262+635 ~ 690	47.81	D	0.05	5	0.1	62.3%	13.8	很严重	线状		
6	K262+794 ~ 894	52.21	D	0.05	5	0.1	70.6%	12.2	很严重	线状		
7	K260+850 ~ 895	60.58	C	0.35	3	0.3	83.7%	4	较严重	滴水	3	IV
8	K261+585 ~ 610	58.62	C	0.3	4	0.3	76.7%	9	严重	干燥		
9	K261+720 ~ 965	63.94	C	0.3	3	0.3	84.1%	3.8	较严重	干燥		
10	K261+980 ~ K262+000	57.88	C	0.35	3	0.3	83.6%	3.9	较严重	干燥		
11	K262+010 ~ 020	52.8	C	0.3	3	0.3	80.9%	7.8	较严重	干燥		
12	K262+286 ~ 335	58.6	C	0.35	4	0.3	78.7%	8.6	严重	线状		
13	K262+535 ~ 575	56.7	C	0.3	4	0.3	78.2%	8.9	严重	线状		
14	K262+590 ~ 635	57.25	C	0.35	4	0.3	82.1%	4.4	严重	滴水	4	V
15	K259+795 ~ K260+155	86.02	B	0.65	2	0.7	93.8%	2.2	较严重	干燥		
16	K260+340 ~ 450	113.3	B	0.75	2	0.65	90.4%	2.3	较严重	干燥		
17	K260+464 ~ 547	109.34	B	0.65	2	0.6	90.6%	2.3	较严重	干燥		
18	K260+670 ~ 850	87.62	B	0.6	3	0.55	86.3%	2.6	较严重	干燥		
19	K260+895 ~ K261+255	107.92	B	0.6	2	0.5	86.1%	2.1	较严重	干燥		
20	K261+428 ~ 585	46.86	B	0.5	3	0.5	85.4%	2.9	较严重	干燥		
21	K261+965 ~ 980	58.39	B	0.6	2	0.55	94.5%	2.1	较严重	干燥		

A. 巨块整体结构; B. 大块砌体结构; C. 层状镶嵌结构; D. 碎裂压碎结构; E. 散体松动结构。

表 3 未知样本判别结果及实际施工围岩类别
Table 3 The classified results of unknow samples and the classification of actual construction

样本编号	桩号	α/MPa	岩体结构类型	岩层厚度 $\bar{\delta}_m$	节理组数	节理间距 d/m	岩石质量指标	J_v/m^{-3}	构造影响程度	地下水	输出单元编号	ART1 判别结果	BP 网判别结果	实际施工类别
1	K262+535 ~ 575	56.7	C	0.3	4	0.3	78.2%	8.9	严重	线状	3	IV	IV	IV
2	K262+590 ~ 590	58.4	B	0.7	3	0.65	86.6%	2.4	较严重	滴水	4	V	V	V
3	K262+590 ~ 635	57.25	C	0.35	4	0.3	82.1%	4.4	严重	滴水	3	IV	IV	IV
4	K262+635 ~ 690	47.81	D	0.05	5	0.1	62.3%	13.8	很严重	线状	2	III	III	III
5	K262+690 ~ 794	56.76	C	0.35	4	0.35	75.8%	9.3	严重	滴水	3	IV	IV	IV
6	K262+794 ~ 894	52.21	D	0.05	5	0.1	70.6%	12.2	很严重	线状	2	III	III	III
7	K262+894 ~ 926	34.06	C	0.28	4	0.23	53.2%	18.1	很严重	股状	5	-	III	II
8	K262+926 ~ 980	39.38	D	0.05	5	0.1	61.2%	12.6	很严重	线状	2	III	II	III
9	K262+980 ~ K263+025	58.78	C	0.35	4	0.3	76.7%	9.1	严重	滴水	3	IV	IV	IV
10	K263+025 ~ 050	55.54	D	0.05	4	0.1	53.1%	18.6	很严重	线状	2	III	II	III
11	K263+050 ~ 077	58	C	0.35	4	0.3	78.3%	8.1	严重	线状	3	IV	IV	IV
12	K263+077 ~ 113	32.5	D	0.05	5	0.1	51.2%	20.1	很严重	线状	2	III	III	III
13	K263+113 ~ 202	28.7	D	0.05	6	0.1	26.2%	33.4	很严重	线状	1	II	II	II

单元)上,说明该里程段(K262+894~926)不属于样本中其他任何一种情况。而该里程段恰恰是隧道中出现的唯一岩溶暗河段,是作为特殊情况按Ⅱ类施工的。表3同时列出了BP神经网络的分类结果,其中7,8和10三个样本的分类结果与实际施工不同,分类效果比ART1神经网络差;尤其是将第7个样本分成了Ⅲ类,无法突出该样本的特殊性。

4 结论

(1)本文对ART1神经网络模型进行改进,建立了隧道围岩分类的ART1神经网络方法,通过二郎山隧道围岩分类资料的验证,证明该方法分类精度高,能较好地满足工程应用的需求。因此,ART1神经网络模型为隧道围岩分类提供了一种新的途径。

(2)ART1神经网络的主要优点是:可以完成实时的学习,并适应非平稳的环境;对已记忆的输入模式具有稳定快速的识别能力;在识别的同时,又能记忆未曾学习过的新模式;容量可以扩展到很大,对输入模式也没有什么限制;计算过程简单,易于操作实现。

(3)引入学习样本后的ART1神经网络模型有效地解决了警戒参数的取值问题,改进后的拟

合度计算公式也更符合客观实际情况。

[参考文献]

- [1] 王思敬,杨志法,刘竹华.地下工程岩体稳定性分析[M].北京:科学出版社,1996.
- [2] 冯夏庭,刁心宏.智能岩石力学(1)[J].岩石力学与工程学报,1999,18(2):222-226.
- [3] 冯夏庭,杨成祥.智能岩石力学(2)[J].岩石力学与工程学报,1999,18(3):350-353.
- [4] 冯夏庭.智能岩石力学(3)[J].岩石力学与工程学报,1999,18(4):475-478.
- [5] 王伟.人工神经网络原理——入门与应用[M].北京:北京航空航天大学出版社,1995.
- [6] 焦李成.神经网络的应用与实现[M].西安:西安电子科技大学出版社,1993.
- [7] 陈海军,郇能惠,聂德新,等.岩爆预测的人工神经网络模型[J].岩土工程学报,2002,24(2):229-232.
- [8] 孟陆波,李天斌,王震宇.基于MATLAB神经网络工具箱的岩爆预测模型[J].中国地质灾害与防治学报,2003,14(4):81-85.
- [9] 王士同.神经网络模糊系统及其应用[M].北京:北京航空航天大学出版社,1998.
- [10] 周翠英,张亮,黄显艺,等.基于改进BP网络算法的隧洞围岩分类[J].地球科学——中国地质大学学报,2005,30(4):480-486.

The application of ART1 neural network to the classification of surrounding rocks in tunnels

LI Tian bin^{1,2}, WANG Rui³

1. College of Environment and Civil Engineering, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China;

2. National Lab. of Geological Hazard Prevention, Chengdu 610059, China;

3. Southwest Branch of China Airport Construction Company, Chengdu 610202, China

Abstract: In this paper, the neural network model based on adaptive resonance theory (ART) is used for the classification of surrounding rocks in tunnels. The work process of ART1 neural network is ameliorated. The classification model for surrounding rock is built on it. As the classified samples, the data of surrounding rocks of Erlang Mountain tunnel on Sichuan Tibet road are used to test the model. The result shows that ART1 neural network is good on function, and the results of surrounding rock classification are very accurate.

Key words: ART1 neural network; surrounding rock classification; tunnel