

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2012.07.015

基于 BP 神经网络的掌子面前方围岩自稳能力评估

李宁, 殷宏, 许继恒, 邱国庆, 解文彬
(解放军理工大学工程兵工程学院, 南京 210007)

摘要: 地下工程依托地质体的岩石类型条件(围岩)直接关系到工程的精确口部选址、工程主体建设轮廓、工程施工手段和工程跨度, 并且影响对工程的防护性能评估。为了精确评估围岩的稳定性, 在 BP 神经网络的模型的基础上对其进行优化, 建立了作业工程掌子面前方围岩稳定性评估模型。主要通过加入动量因子、采用自适应调节率这两种方法对传递函数进行优化, 提高神经网络收敛速度; 对于一些非线性、多模型、多目标的函数优化问题具有内在的隐并行性和更好的全局寻优能力; 采用概率化的寻优方法, 能自动获取和指导优化的搜索空间, 自适应地调整搜索方向, 不需要确定的规则。通过对 BP 神经网络的初始权值和阈值进行优化, 跟围岩的受力特性进行比较, 能精准快速评估围岩的稳定性, 节约大量人力资源, 提高工作效率。

关键词: BP 神经网络; 遗传算法; 围岩自稳能力评估

中图分类号: TP389.1 **文献标志码:** A

Self-Stability of Tunnel Face in Front of Rock Evaluation Based on BP Neural Network

Li Ning, Yin Hong, Xu Jiheng, Qiu Guoqing, Xie Wenbin

(Engineering College of Engineering Corps, PLA University of Science & Technology, Nanjing 210007, China)

Abstract: Underground works relying on the geological conditions of the rock types (wall rock) is directly related to project precise mouth site, project main building outline, means of construction and engineering span, and affect the protective performance evaluation on the project. In order to accurately assess the stability of surrounding rock, based on the BP neural network model, optimize the operations engineering in front of face surrounding rock stability assessment model. By adding the momentum factor, use these two methods of adaptive adjustment of the transfer function to be optimized to improve the neural network convergence speed. For some non-linear, multi-model, multi-objective function, optimization problem is inherently implicit parallelism and better ability of global optimization. Use a probability-based optimization method that can automatically access and guidance to optimize the search space and adaptively adjust the search direction do not need to determine the rules. Optimize the initial weights and thresholds of BP neural network, compare them with the characteristics of the surrounding rock by the force, it can make accurate rapid assessment of the stability of surrounding rock, save human resources, and improve work efficiency.

Key words: BP neural network; genetic algorithm; self-stability assessment of rock

0 引言

BP 学习算法是由 Rober Hecht-Nielsen 在 1986 年提出, 证明了对于任何在封闭区间内的一个连续函数都可以用一个隐层的 BP 网络来逼近^[1-2]。BP 网络是前向网络的核心部分, 要使 BP 神经网络达到一个较好的求值效果, 必须建立优秀的网络拓扑结构, 包括对隐含层数、神经元的节点数和初始权重和阈值设计, 以及对传递函数、学习函数、训练函数、性能函数等的选择^[3]。笔者基于 Matlab 平台进行网络设计, 利用优化的 BP 网络模型精准快速评估围岩的稳定性, 以节约大量人力资源, 提高工作效率。

1 围岩稳定性评估 BP 网络建立

1.1 模型的隐含层数设计

笔者从实际问题出发, 将 BP 神经网络作为分类器, 应用到地下工程围岩稳定性评估当中。只含有一个隐层的前馈网络是一个通用的函数逼近器和分类器, 已能满足实际需要。

1.2 输入层节点设计(n)

围岩本身特性决定了评估采用的指标要素, 与论证、作业阶段无关。各阶段获取指标值的手段、指标值的精度、指标值表达方式(定性分类或定量值)不同, 但稳定性分级标准是相同的, 这样才能保证评估的一致性。通过对综合分级方法的分析, 提取

收稿日期: 2012-02-03; 修回日期: 2012-02-29

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(70971137)

作者简介: 李宁(1986—), 男, 山东人, 在读硕士, 从事军用数据及知识工程研究。

重要分级指标^[4], 如表 1。

表 1 重要分级指标

分级方法	主要指标							指标计算方法	分级数量
	R_c	K_v	RQD	K_0	ρ	f	V_p		
普氏分类	√							单因素	X
K.Terzaghi				√				单因素	IX
Deere		√						单因素	V
弹性波分类	√	√	√				√	和差法	VII
RMR	√	√	√		√	√		和差法	V
Q	√	√	√	√	√	√		乘积法	IX
RSR	√	√	√		√			和差法	VII
Z 系法	√	√		√		√		和差法	IX
BQ	√	√	√	√	√	√		和差+乘积	V
HC	√	√	√		√	√		和差+乘积	V
铁路隧道围岩分级	√	√	√			√	√	和差+乘积	VI
指标采用百分比	82	82	64	36	45	54	18		

其中： R_c 为围岩单轴饱和抗压强度，能反应岩石的坚硬程度； K_v 为围岩完整性指标； RQD 值为围岩质量因子； K_0 为围岩弹性抗力强度； f 为围岩结构面摩擦系数； V_p 为纵波波速。地下工程的围岩稳定性评估应考虑工程防护性能，对防护性能的要求伴随工程的运行一直持续存在。受地质灾害影响的围岩受损程度和侵彻深度除与以上 6 种指标有关外，还与岩体的密度 ρ 有密切关系，也应作为作业阶段稳定性评估的指标之一。因此，输入层节点共有 7 个，分别代表各指标。

1.3 输出层节点设计(1)

围岩稳定性评估采用了综合工程岩体分级方法，将地下工程围岩分为 I、II、III、IV、V 5 个自稳能力级别^[5-6]。BP 神经网络作为稳定性评估分类器，输出层节点数目根据实际要求，能反映出围岩自稳能力，因此设 5 个节点。可设(1, a, 0, 0, 0)为 I 级，(b, 1, a, 0, 0)为 II 级，(0, b, 1, a, 0)为 III 级，(0, 0, b, 1, a)为 IV 级，(0, 0, 0, b, 1)为 V 级，a 和 b 为围岩稳定性倾向程度值，可以按照 $|K_i(p) - \tilde{j}|$ 的值来确定， $0 < a < 1, 0 < b < 1$ 。

1.4 隐层的节点设计(m)

隐层的神经元数目直接关系到围岩分级的精度，笔者根据经典公式 $m = \sqrt{n+1} + a, a \in [1, 10]$ 、 $m = \log_2 n$ 和 $\sum_{i=0}^n C_m^i > Q$ ，Q 为样本数量，控制隐层神经元节点取值范围。若样本数量 Q 值为 50，n=7 为输入层节点数，l=5 为输出层节点数，则可知隐层节点 m 数目为 4~13 个。采用可变节点方式，分别

对 4~13 个节点测试，以最小误差值确定节点数。

由上文各个节点的设计可知，在围岩稳定性评估的三层前馈网中，要引入隐层神经元的阈值，可在输入向量 $X = (x_1, x_2, L, x_l, L, x_n)^T, n = 7$ 中加入 $x_0 = -1$ ；要引入输出层神经元阈值，可在输出向量 $Y = (y_1, y_2, L, y_j, L, y_m)^T$ 中加入 $y_0 = -1$ ；输出层可以使输出值为 $O = (o_1, o_2, L, o_k, L, o_l), l = 5$ 。V 表示输入层到隐层之间的权值矩阵， $V = (v_1, v_2, L, v_j, L, v_m)$ ，其中列向量 v_j 为隐层第 j 个神经元对应的权向量， $j = 1, 2, L, m$ 。隐层到输出层之间的权值矩阵用 W 表示， $W = (w_1, w_2, L, w_k, L, w_l), k = 1, 2, L, m$ 其中列向量 w_k 为输出层第 k 个神经元对应的权向量。

对于输出层有：

$$o_k = f(\text{net}_k), k = 1, 2, \dots, 5 \quad (1)$$

$$\text{net}_k = \sum_{j=0}^m w_{jk} y_j, k = 1, 2, \dots, 5 \quad (2)$$

对于隐含层有：

$$y_j = f(\text{net}_j), j = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

$$\text{net}_j = \sum_{i=0}^n v_{ij} x_i, j = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

其中 $f(x)$ 为模型的传递函数，传递函数是 BP 网络的重要组成部分，传递函数又称为激活函数，必须是连续可导的。式 (1)~式 (4) 构成了 BP 神经网络的理论数学模型。

2 BP 网络模型的改进

2.1 对围岩稳定性评估 BP 网络模型的改进

含有一个隐层的稳定性评估 BP 网络模型，理论上能够以任意误差精度建立围岩物理指标值与稳定属性之间的映射关系，是完全符合问题求解的需求。改进方法有以下几点：1) 增加动量项， $\Delta W(t) = \eta \delta X + \alpha \Delta W(t-1)$ ， α 为动量因子 $\alpha \in (0, 1)$ 。动量项反映了以前调整的经验，与网络的记忆功能相辅，起到阻尼作用，减小震荡幅度，提高收敛速度。2) 采取自适应调节学习率。若经过一批次权值调整后总误差 E 上升， $\eta = \beta \eta (\beta > 0)$ ，若经过一批次权值调整后总误差 E 下降， $\eta = \theta \eta (\theta < 0)$ 。可以根据误差的波动改变调整的方向，加速调整过程。3) 引入陡度因子跳出局部最小值，当误差曲面进入平坦区域时 ΔE 值较小，设 $o = 1 / (1 + \exp(-\text{net} / \lambda))$ ，改变输

出量, λ 为陡度因子, 在平坦区时 $\lambda > 1$, 退出平坦区后 $\lambda = 1$ 。4) 组合智能优化算法对 BP 神经网络的初始权重和阈值进行优化, 采用遗传算法优化初始权重和阈值, 快速找到理想的初始解, 缩小神经网络搜索范围, 避免陷入局部最小区域。5) 采取可变隐层节点的办法, 进行纵向比较总误差 E 的均方差, 选取最优隐层节点数。6) 采用不同训练函数, 横向比较网络训练结果精度和速度, 选取最优训练函数。

2.2 初始权值和阈值的优化

遗传算法特点是直接对结构对象进行操作, 不存在求导和函数连续性的限定; 对于一些非线性、多模型、多目标的函数优化问题具有内在的隐并行性和更好的全局寻优能力; 采用概率化的寻优方法, 能自动获取和指导优化的搜索空间, 自适应地调整搜索方向, 不需要确定规则。能简单、高效、自适应地寻找到最优的 BP 评估网络初始权值和阈值^[7-8]。

遗传算法根据神经网络的节点数目和隐层数目, 选择对应的码串长度, 采取实数形式编码, 随机生成初始种群。经过 G 代遗传操作后, 适应度最大的个体, 能够反映出最优的网络非线性映射关系和初始权值阈值分布, 将最优的初始权值阈值赋给神经网络, 避免网络陷入局部最优解, 减小网络的搜索范围, 缩短搜索时间。遗传算法优化 BP 评估网络的实现:

1) 染色体表示: 遗传算法一个个体的染色体表示对应的一个解, 即对应于神经网络的一种权值和阈值。先将神经网络权阈值矩阵变形成一维矩阵, 按单隐层围岩稳定性评估 BP 神经网络计算, 其输入节点为 n , 输出为 l , 隐层节点为 m , 则形成遗传算法实数编码的染色体长度为 $n \times m + m \times l + m + l$, 前 $n \times m$ 为评估网络输入到隐层权值矩阵 V , 后续 $m \times l$ 为隐层到输出层的权值矩阵 W , 后续 m 为输入到隐层阈值向量 b_1 , l 为隐层到输出的阈值向量 b_2 。

2) 产生初始种群: 典型 BP 学习算法初权阈值为均匀分布在 $(-1, 1)$ 之间的随机数, 种群大小可根据评估围岩的参数多少确定, 设种群为 50, 即初始种群由 50 个初始权值阈值个体组成。

3) 适应度函数: 设网络训练样本输入为矩阵 P , 输出 T , 根据输入到隐层的传递函数 F_1 , 以 V 和 b_1 为变量, 以 P 为系数计算隐层输出矩阵 A_1 , 根据隐层到输出传递函数 F_2 , 以 W 和 b_2 为变量, 以 A_1 为系数计算输出结果 A_2 。设 SE 为 T 和 A_2 的均方差, 则 $1/SE$ 为适应函数值。评估网络的初始权值和阈

值, 达到优化权值和阈值的目的。

3 应用实例

3.1 数据的准备

设某地下工程 K-189 至 K-301 段围岩自稳能力数据有 50 组, 自稳能力级别评估结果和稳定性倾向如图 1 所示。“1”为“真”表示评估属于此级别, “0”为“假”表示评估结果不属于此级别。小数表示评估结果倾向方向和大小, 取值 0~1 之间。

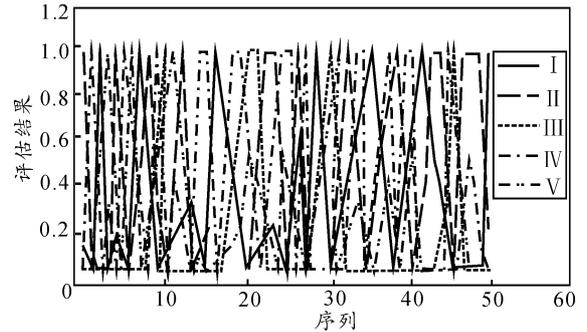


图 1 50 组围岩自稳能力级别评估结果和稳定性倾向

表 2 为典型岩石自稳能力分级指标量化值, 按表 2 提取指标量值, 得图 2~图 4。

表 2 典型围岩自稳能力分级指标量化值

分级方法	RMR	Q	HC	BQ	铁路隧道围岩分级	
量化指标值	RMR 值	Q 值	T 值	[BQ] 值	R_c 值	K_v 值
稳定	80~100	100~1000	85~100	550~750	60~120	0.75~1
自稳能力 基本稳定	60~80	4~100	65~85	450~550	30~60	0.55~0.75
局部稳定	40~60	0.1~4	45~65	350~450	15~30	0.35~0.55
不稳定	20~40	0.01~0.1	25~45	250~350	5~15	0.15~0.35
极不稳定	<20	<0.01	<25	<250	<5	<0.15

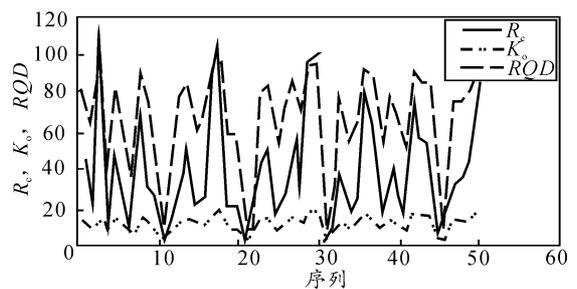


图 2 围岩主要物理属性 R_c 、 RQD 、 K_v 指标量值

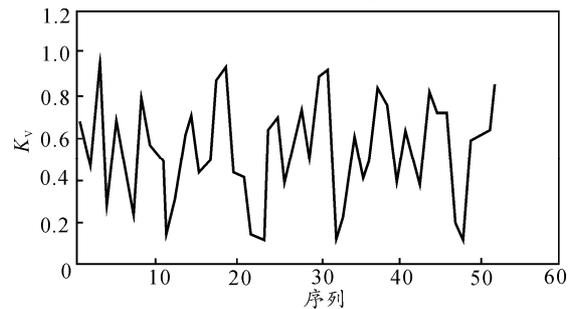


图 3 围岩主要物理属性 K_v 指标量值

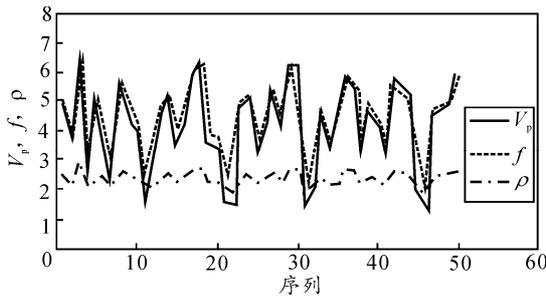


图 4 围岩主要物理属性 V_p, ρ, f 指标量值

其中 ρ 为岩体密度，与地质灾害的侵彻深度关联较大，一般工程围岩稳定性评估考虑比重不足，地下工程应着重考虑，特将其作为网络的输入指标项^[9]。将 50 组数据统一采用 mapminmax 函数归一化处理，以便网络训练和检验的一致性。围岩稳定性评估网络以前 40 组数据为训练样本，后 10 组为检验数据，在未被遗传算法优化的网络中，以 Matlab 中 for 语句控制循环，分别设网络隐层数目为 4~13，当节点数为 8 时，网络有很大概率是收敛速度最快，检验误差最小。因此隐层节点数设为 8，即 $m=8$ 。

3.2 遗传算法优化权值、阈值

采用遗传算法优化网络初始权值和阈值，初始种群数量为 50，遗传代数为 100。按照 2.3 小节进行染色体编码，构造适应度函数。优化后的初始权重和阈值为：

$$V = \begin{bmatrix} 0.1376 & -0.5202 & 0.0170 & -0.0228 & 0.9574 & 0.0957 & -0.1495 \\ 0.3507 & 0.6839 & -0.5144 & -0.6206 & -0.1282 & -0.0659 & 0.0075 \\ -0.8542 & 0.3895 & 0.1156 & -0.5757 & 0.9018 & -0.9400 & -0.5645 \\ -0.7249 & -0.7228 & 0.1649 & 0.3369 & -0.0703 & -0.6184 & 0.1992 \\ 0.6667 & -0.2583 & -0.3055 & -0.4083 & 0.8233 & 0.6045 & -0.2618 \\ -0.9016 & 0.3706 & 0.6482 & -0.1711 & -0.5516 & 0.2874 & 0.9571 \\ 0.1622 & 0.3793 & 0.5777 & 0.8416 & -0.2571 & 0.3661 & 0.5540 \\ -0.0250 & 0.9442 & -0.3205 & -0.0463 & 0.7506 & 0.3905 & -0.3466 \end{bmatrix}^T$$

$$W = \begin{bmatrix} 0.2687 & -0.2795 & -0.5915 & -0.7633 & -0.3605 & -0.2748 & -0.1037 & -0.0058 \\ 0.5005 & -0.0663 & 0.6676 & -0.0755 & 0.6685 & -0.3992 & 0.8309 & 0.8976 \\ 0.0016 & 0.2750 & 0.5768 & -0.4050 & -0.9348 & 0.2168 & -0.6829 & 0.1259 \\ 0.2331 & 0.5561 & 0.0833 & 0.5720 & 0.7741 & 0.8014 & -0.9677 & 0.3906 \\ -0.0564 & 0.5570 & -0.1295 & -0.1807 & -0.6572 & -0.7321 & -0.6756 & -0.4821 \end{bmatrix}^T$$

$$b_1 = [-0.7586 \ 0.0480 \ 0.2805 \ 0.1977 \ -0.5490 \ -0.1462 \ 0.6875 \ -0.1440]^T$$

$$b_2 = [0.6677 \ 0.0844 \ 0.0186 \ -0.5410 \ -0.7949]^T$$

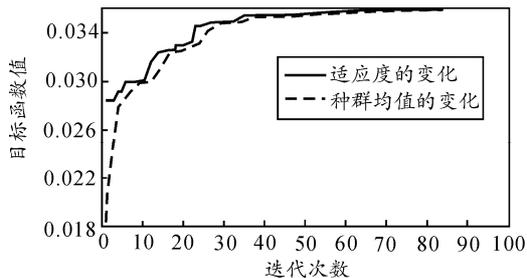


图 5 最大适应度值和种群平均适应度变化曲线

遗传操作中每代最大适应度值和种群平均适应度变化如图 5 所示。

由图 6 可见，当迭代 80 次之后，目标函数值与种群均值之间的误差值非常接近 0，即遗传算法收敛，因此找到了最优的网络初始权重和阈值。

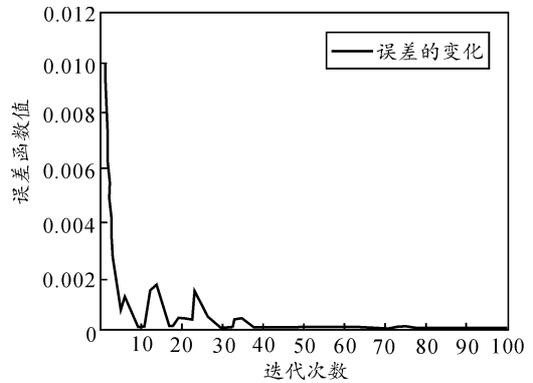


图 6 适应度差值变化曲线

4 结语

实验结果证明：稳定性评估网络找到了各指标量值与自稳能力级别之间的关系，能够快速评估围岩的稳定性，且精度较高。当样本数据准确获得后，评估网络的效率就会很高，能够节约大量人力资源。

参考文献：

- [1] Jorgensen TD, Haynes BP, Norlund CC. Pruning artificial neural networks using neural complexity measures, *Int J Neural Syst*, 2008, 18(5): 389-403.
- [2] Brion G M, Lingireddy S. Artificial neural network modeling: a summary of successful applications relative to microbial water quality, *Water Science and Technology* 2003, 47: 235-240.
- [3] Chen J, Adams B J. Integration of artificial neural networks with conceptual models in rainfall-runoff modeling. *Journal of Hydrology*, 2006, 318: 232-249.
- [4] 刘启千, 徐光黎. 工程岩体质量分级的模糊综合评判[J]. *地球科学——中国地质大学学报*, 1989, 14(3): 291-296.
- [5] 蔡广奎. 围岩稳定性分类的 BP 网络模型研究[D]. 河海大学, 2001.
- [6] 周翠英, 张亮, 黄显艺. 基于改进 BP 网络算法的隧洞围岩分类[J]. *中国地质大学学报*, 2005, 30(4): 480-485.
- [7] Bode J. Neural networks for cost estimation: simulations and pilot application, *International Journal of Production Research*, 2000, 38(6): 1231-1254.
- [8] Harmel R D, Smith P K. Consideration of measurement uncertainty in the evaluation of goodness-of-fit in hydrologic and water quality modeling, *Journal of Hydrology*, 2007, 337: 326-336.
- [9] 邹志鹏. 基于围岩模糊分类的地下工程稳定性可靠度分析[D]. 湖南大学, 2007.