



SR-BP 神经网络融合的 坡态控制参数优化模型

方庆红¹, 胡 斌^{1,2}, 李 京¹, 崔 凯¹, 祝 鑫¹

(1. 武汉科技大学 资源与环境工程学院, 武汉 430081;
2. 冶金矿产资源高效利用与造块湖北省重点实验室, 武汉 430081)

摘 要: 为建立边坡坡态控制参数优化与边坡稳定性系数之间的非线性关系, 提出 SR-BP 神经网络坡态控制参数优化模型, 预测不同坡态控制参数优化方案下的边坡稳定性。以黄山某石灰石露天矿高边坡为例, 采用强度折减法, 计算不同坡态控制参数方案矩阵下的边坡稳定性系数, 获得样本数据, 提出改进的隐含层节点数求解经验公式, 构建 SR-BP 神经网络坡态控制参数优化模型, 并将平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)以及相关系数(R)作为性能评价指标, 分析实际样本值与模型预测值的相对误差。结果表明: 改进的隐含层节点数求解经验公式充分考虑了输入层和输出层节点数对隐含层节点数的影响; SR-BP 神经网络坡态控制参数优化模型表达了坡态控制参数优化与边坡稳定性系数之间的非线性关系, 其实际样本值与模型预测值相对误差均在 6%以内, 且 MAE 为 0.013, RMSE 为 0.026, R 接近于 1, 证明模型拟合较好, 预测精度较高。研究成果可为矿山坡态控制参数初步设计及优化提供一定的指导意义及理论基础。

关键词: 安全工程; 坡态控制参数; 稳定性系数; 强度折减法(SR); BP 神经网络

文章编号: 1004-0609(2021)-09-2573-10

中图分类号: X936; TD216

文献标志码: A

引文格式: 方庆红, 胡 斌, 李 京, 等. SR-BP 神经网络融合的坡态控制参数优化模型[J]. 中国有色金属学报, 2021, 31(9): 2573–2582. DOI: 10.11817/j.ysxb.1004.0609.2021-40112

FANG Qing-hong, HU Bin, LI Jing, et al. Optimization model of slope control parameters based on SR-BP neural network[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2021, 31(9): 2573–2582. DOI: 10.11817/j.ysxb.1004.0609.2021-40112

边坡坡态控制参数决定着露天矿山边坡形态, 不仅直接影响着边坡稳定性, 也直接决定着矿山开采经济效益, 其主要包含露天矿山边坡台阶宽度、台阶坡面角及台阶高度。一般地, 边坡坡态控制参数优化为保持台阶高度不变, 优化台阶宽度和台阶坡面角两个关键因素^[1]。其本质是使边坡稳定性系数满足安全系数的情况下, 开采更多的矿石, 使边坡安全又使矿山经济效益达到最大化。如以高程 500 m 的边坡为例, 将 40°的边坡角增大 1°, 剥离量将减少 517.5 万 m³, 节省费用 10350 万元。因此

建立边坡坡态控制参数优化与边坡稳定性系数之间的非线性映射关系, 减少专家主观判断和经验带来的误差, 提高不同坡态控制参数优化方案下的边坡稳定性预测精度是十分有必要的。

目前, 关于边坡稳定性的研究方法主要有定性分析法和定量分析法两类: 定性分析法主要是根据影响边坡稳定的各种因素, 结合原有的工程经验, 快速地对边坡的稳定性情况进行预测评估; 定量分析方法主要包括确定性分析和不确定性分析^[2]。随着计算机和智能算法的快速发展, 极限平衡法、强

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(41672317, U1802243); 湖北省技术创新重大专项(2017ACA184); 武科大重大科技项目培育类创新团队项目(2018TDX01)

收稿日期: 2020-12-26; **修订日期:** 2021-03-25

通信作者: 胡 斌, 教授, 博士; 电话: 13971330172; E-mail: hbin74@wust.edu.cn

度折减法(SR)、Back Propagation(BP)神经网络、模糊数学、小波分析、灰色理论、混沌动力学等方法在边坡稳定性分析研究中应用越发普遍^[3-4]。强度折减法考虑了边坡体的应力,能对边坡进行变形稳定性分析,揭示边坡的变形破坏机制,其不用预先定义滑动面,而是通过相关计算结果云图得到边坡的潜在滑动面,预测边坡变形的关键部位。1999年,美国学者 GRIFFITHS 等^[5]、DAWSON 等^[6]首次对比分析了有限元强度折减法和传统方法的计算结果,得出这两种方法的计算结果比较接近。伍礼杰等^[7]提出了基于强度折减法的自适应安全系数算法和计算流程,提高了安全系数的计算效率;张智宇等^[8]运用强度折减法折减边坡岩体的黏聚力和内摩擦角,建立了考虑重力载荷作用的高边坡体稳定性分析数值模型;王东勇等^[9]提出二阶锥规划理论的有限元强度折减法,得出该方法结果可靠,计算效率更高。BP 神经网络是一种新兴的、信息处理功能强大的隐式模型高级算法,具有自学习、自组织、自适应能力的处理能力和高度的非线性。因此,强度折减法和 BP 神经网络在大量工程和研究中得以广泛应用。2000年,冯夏庭等^[10]首次将 BP 神经网络应用于边坡稳定性评价,提出了边坡稳定性的神经网络估计方法;袁颖等^[11]建立了 BP 神经网络岩

质边坡模型,得出样本数据处理方法不同,模型预测效果及精度也不同;高文华等^[12]提出将主成分分析(PCA)和 BP 神经网络结合起来进行边坡稳定性评价的方法,提高了 BP 神经网络预测精度;胡军等^[13]建立了边坡稳定性协调粒子群算法(CPSO)-BP 预测模型,很好地描述边坡稳定性与其影响因素之间复杂的非线性关系。

综上所述,强度折减法(SR)和 BP 神经网络在边坡稳定性研究中的应用非常广泛,但 BP 神经网络模型的样本数据多来源于工程经验或地质地形资料整理,缺乏经严谨计算得到的样本而构建的模型研究, BP 神经网络大多用于安全评价或预测,将其与 SR 融合在一起对边坡坡态控制参数优化方面的研究也相对较少, SR 和 BP 神经网络融合在一起不仅仅减少了客观因素所带来的误差,同时还可准确预测不同坡态控制参数方案组合下的边坡稳定性,因此,本文拟采用强度折减法和 BP 神经网络融合方法,构建 SR-BP 神经网络坡态控制参数优化模型,并对其隐含层节点数求解经验公式做出改进,分析 SR-BP 神经网络坡态控制参数优化模型预测性能及精度问题,确立边坡坡态控制参数优化与边坡稳定性系数之间的非线性关系。图 1 所示为本文拟解决关键问题示意图。

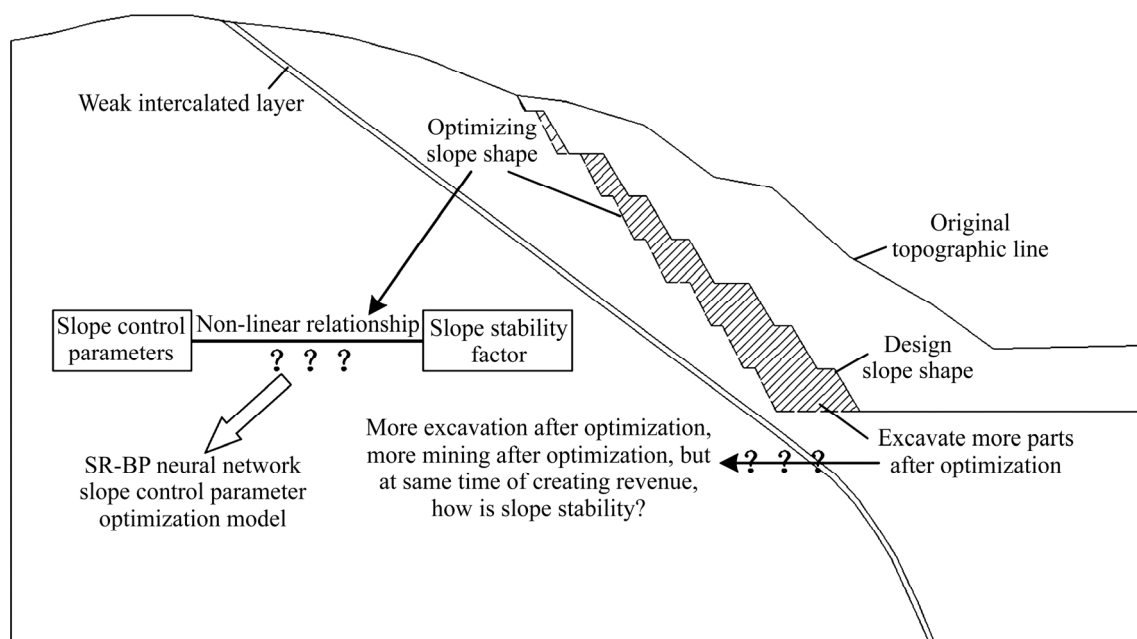


图 1 拟解决关键问题示意图

Fig. 1 Schematic diagram to solve key problem

1 SR-BP 神经网络模型

BP(Back Propagation)神经网络又称为误差反向传播神经网络,是一种按误差反向传播算法训练的多层前馈神经网络,其学习过程包括误差正向传播过程和误差反向传播过程^[13-14]。其使用梯度下降法,通过反向传播不断调整神经网络的权值和阈值,使网络的误差平方和最小。BP神经网络结构包含输入层、隐含层和输出层,图2所示为3层SR-BP神经网络结构图。根据矿山地质地形资料,结合矿山实际开采情况,建立SR-BP神经网络坡态控制参数优化模型流程图如图3所示。

1.1 获取样本数据及归一化处理

强度折减法和极限平衡法是常见的两种边坡稳定性系数计算方法,由两者所得到的稳定性系数物理意义不相同,但均能反映边坡的稳定状态^[6]。有关学者研究表明:强度折减法考虑了边坡体的应力,能对边坡进行变形稳定性分析,揭示边坡的变形破坏机制^[8],相对于极限平衡法,其主要优势是不用预先定义滑动面,而是通过相关计算结果云图得到边坡的潜在滑动面,预测边坡变形关键部位^[7]。

强度折减法是通过有限元、有限差分等数值模拟软件对岩体参数 c 、 φ 进行不断折减,改变其强度参数,直至边坡达到“濒临极限破坏状态”,该状态下的折减系数即为边坡稳定性系数 F_s 。对Mohr-Coulomb强度参数,其强度折减法公式表示为

$$c_F = \frac{c}{F_{\text{trial}}} \quad (1)$$

$$\tan \varphi_F = \frac{\tan \varphi}{F_{\text{trial}}} \quad (2)$$

式中: c 、 c_F 为折减前后的黏聚力; φ 、 φ_F 为折减前后的内摩擦角; F_{trial} 为折减系数。

根据矿山开采实际情况及初步设计,采用强度折减法计算各个边坡优化方案对应的边坡稳定性系数,即在边坡坡态控制参数中,台阶高度保持原设计不变,优化设计不同台阶宽度和台阶坡面角的方案组合矩阵 $[C_{ij}](i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, n)$,基于数值模拟软件FLAC^{3D},采用强度折减法计算 $[C_{ij}]$ 相应的边坡稳定性系数 F_s 。其中台阶宽度分为安全平台宽度和清扫平台宽度,一般地,每隔2个安全平台设置1个清扫平台。记录数据作为BP神经网络模型的样本数据。

由于台阶坡面角、安全平台宽度、清扫平台宽度及边坡稳定性系数的单位和量纲不同,且其绝对值相差较大,需对输入层样本数据进行归一化处理,使样本数据归一到区间 $[0, 1]$ 。归一化公式如下:

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (3)$$

式中: x 为原始样本数据; $x_{\min}$ 和 $x_{\max}$ 为样本中最小值和最大值; x' 为归一化后的样本数据。

1.2 确定神经元数目

1) 确定输入层和输出层节点数

输入层的个数由影响求解问题的变量个数来确定,它等于训练样本矢量的维数。坡态控制参数优化主要是台阶坡面角、安全平台宽度和清扫平台宽度的优化,因此确定网络输入层为3层,对应的

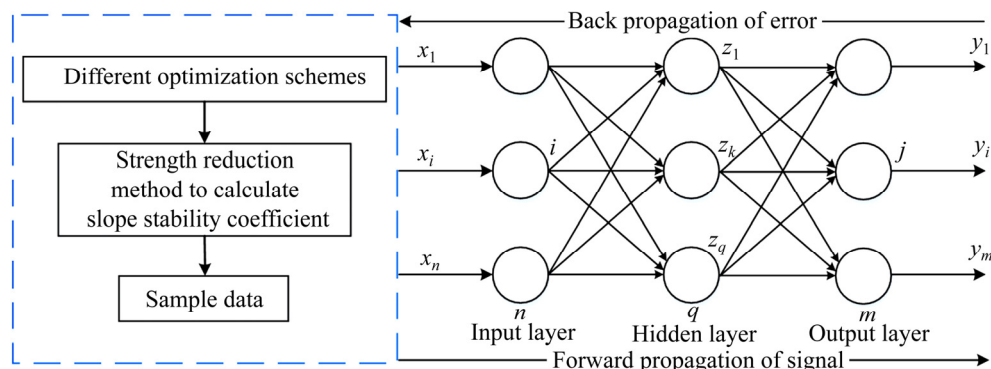


图2 三层SR-BP神经网络结构图

Fig. 2 Structure diagram of three-layer SR-BP neural network

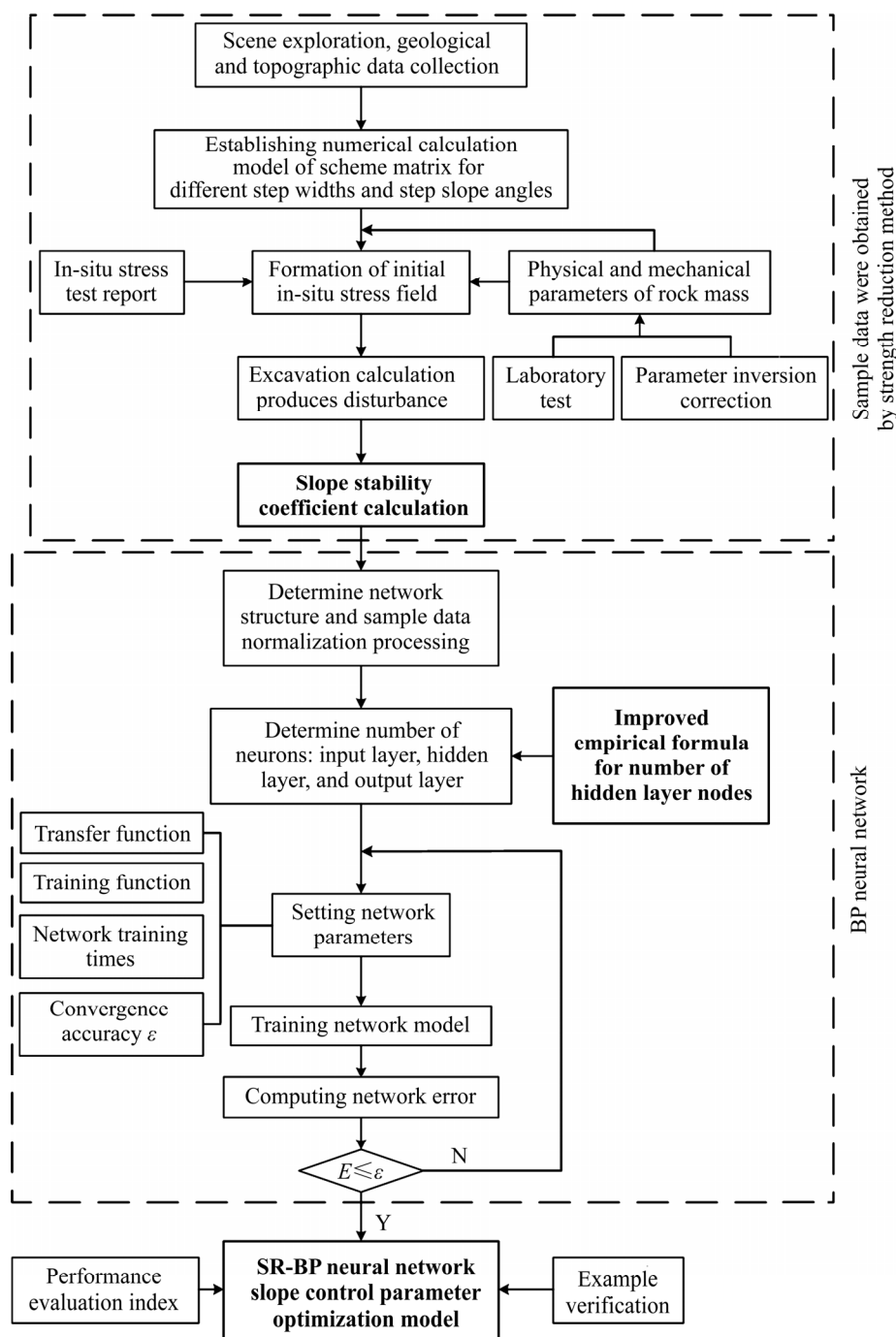


图3 SR-BP神经网络坡态控制参数优化模型流程图

Fig. 3 Flow chart of SR-BP slope state control parameter optimization model

输入层节点数 $m=3$ 。输出层节点数根据要求由多少个输出来确定,坡态控制参数优化将边坡稳定性系数作为惟一的输出层,则输出层节点数 $n=1$ 。

2) 确定隐含层节点数

BP神经网络建模的关键在于隐含层节点数的确定,隐含层节点数过多,会导致网络训练时间长,网络的泛化能力降低;隐含层节点数过少,会导致容错性较差,识别能力低^[15]。关于隐含层节点数,

到目前为止,依然没有一种确定性的理论指导,大多都是依据所研究的特定问题,结合经验公式,大致确定隐含层的节点数^[16]。常见的经验公式^[11, 15-18]如下所示:

$$L = \sqrt{m + n} + \alpha \quad (4)$$

$$L = \sqrt{mn} \quad (5)$$

$$L = \text{lb}m \quad (6)$$

式中: m 为输入层节点数; n 为输出层节点数; α 为常数, $\alpha \in (1, 10)$ 。

根据 Kolmogorov 定理及上述常用的经验公式, 针对 SR-BP 神经网络坡态控制参数优化模型中, 输入层三个因素对输出层因素影响巨大的特点, 充分考虑输入层和输出层节点数对隐含层节点数的影响, 提出以下改进的经验公式:

$$L = 2\sqrt{m + n + mn} + \alpha \quad (7)$$

根据式(7)计算得出隐含层节点数 L 的取值为 (5, 16)。

1.3 参数设定及训练

确定 SR-BP 神经网络坡态控制参数优化模型的参数设定为: 隐含层的传递函数为 “tansig”, 输出层的传递函数为 purelin, 网络训练函数采用 trainlm, 权值和阈值的学习函数采用 learnngdm, 即梯度下降动量学习函数。

1.4 性能评价指标

假定归一化样本个数为 n , SR-BP 神经网络模型实际输出为 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, 样本实际输出为 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$, 采用平均绝对误差(MAE, E_{MA})、均方根误差(RMSE, E_{RMS})以及相关系数(R)作为 SR-BP 神经网络模型的性能评价指标, 则有:

$$E_{MA} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |t_i - y_i| \quad (8)$$

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - y_i)^2} \quad (9)$$

$$R = \sqrt{1 - \frac{\sum_{i=1}^n (t_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (t_i - \bar{t})^2}} \quad (10)$$

式中: $\bar{t}_i$ 表示样本实际输出的平均值; E_{MA} 反映计算值与预测值之间的差异程度; E_{RMS} 反映计算值与预测值之间的离散程度; R 反映计算值与预测值之间的拟合效果。

2 算例分析

本文以黄山某石灰石露天矿高边坡为工程实例, 根据上述步骤与原理, 逐一构建 SR-BP 神经网络

融合的坡态控制参数优化模型。以 1° 为步长, 逐步增陡台阶坡面角, 将台阶坡面角划分为 11 个角度值, 用 i, j 分别表示台阶坡面角的 11 个不同取值和台阶宽度优化设计方案 1~7。则优化方案矩阵为 (C_{ixj}) ($i=1, 2, \dots, 11; j=1, 2, \dots, 7$)。采用强度折减法, 计算不同坡态控制参数优化方案矩阵的边坡稳定性系数, 计算结果如表 1 所示。表中方案 1(6, 6, 12)代表方案 1 为两安全平台宽度 6 m, 一清扫平台宽度 12 m。后续计算根据式(3)进行归一化处理。由于部分方案(如 $(C_{9 \times 7})$)已形成剪出口, 必然导致滑坡, 应舍弃这部分方案数据, 例如图 4 所示为 $(C_{9 \times 7})$ 方案设计图, 因此最终获得 68 组样本数据。图 5 所示为方案矩阵 $(C_{1 \times 1})$ 强度折减法计算边坡稳定性系数结果图。

设定网络训练次数为 2000, 学习速率为 0.01, 收敛精度 ε 为 0.0005, 对每个节点数测试 10 次, 选择达到精度最少平均训练次数的隐含层节点数作为模型的隐含层节点数。结果对比如表 2 所示: 当隐含层节点数为 15 时, 网络训练次数最少, 所以模型隐含层节点数确定为 15, 形成了 3-15-1 型网络结构模型, 如图 6 所示。

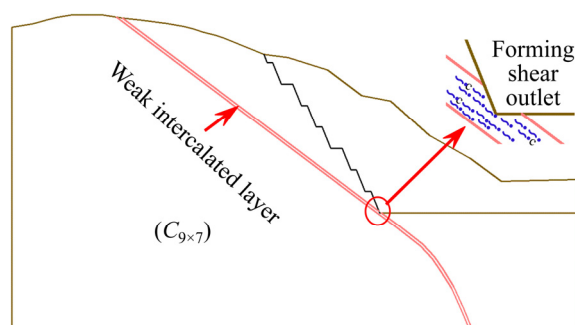


图 4 $(C_{9 \times 7})$ 方案设计图

Fig. 4 Design drawing of $(C_{9 \times 7})$ scheme

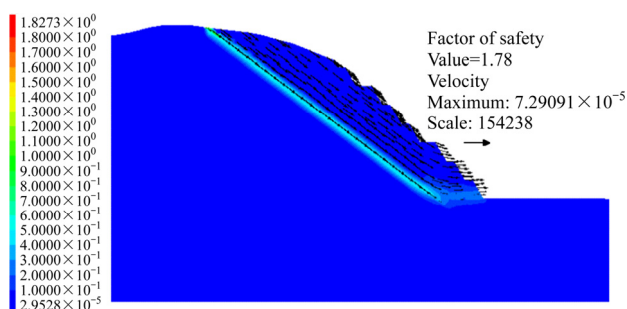


图 5 $(C_{1 \times 1})$ 稳定性系数、剪切应变增量和速度矢量结果图

Fig. 5 Stability coefficient, shear strain increment and velocity vector of $(C_{1 \times 1})$

表 1 优化方案矩阵及边坡稳定性系数计算结果

Table 1 Calculation results of optimization scheme matrix and slope stability coefficient

Bench angle/(°)	Plan 1 (6, 6, 12)	Plan 2 (5, 5, 12)	Plan 3 (5, 5, 11)	Plan 4 (5, 5, 10)	Plan 5 (4, 4, 10)	Plan 6 (4, 4, 9)	Plan 7 (4, 4, 8)
60	1.78	1.68	1.70	1.62	1.54	1.55	1.45
61	1.77	1.69	1.64	1.60	1.51	1.46	1.42
62	1.73	1.64	1.61	1.51	1.39	1.45	1.31
63	1.68	1.59	1.57	1.53	1.41	1.38	1.29
64	1.64	1.57	1.50	1.48	1.38	1.32	1.25
65	1.61	1.50	1.46	1.43	1.29	1.25	1.16
66	1.57	1.49	1.43	1.37	1.24	1.16	1.10
67	1.51	1.41	1.39	1.31	1.16	1.08	—
68	1.49	1.39	1.29	1.25	1.07	—	—
69	1.41	1.28	1.25	1.15	—	—	—
70	1.39	1.25	1.15	1.11	—	—	—

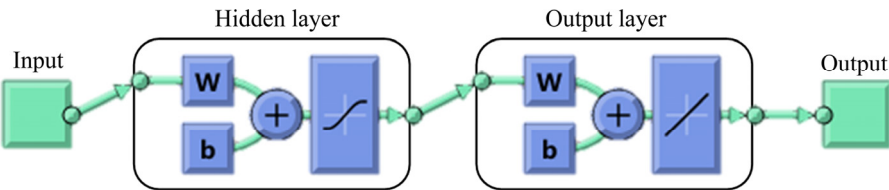


图 6 3-15-1 型网络结构模型
Fig. 6 3-15-1 Network structure model

表 2 不同隐含层节点数的平均训练次数

Table 2 Average training times of different hidden layer nodes

Class	Training result					
Number of hidden layer nodes	5	6	7	8	9	10
Average training times	18.1	12.8	13.3	11.8	12.0	13.2
Number of hidden layer nodes	11	12	13	14	15	16
Average training times	11.3	12.3	10.2	10.1	9.5	12.2

为了避免发生“过拟合”现象，采用提前终止法将 68 个样本数据分为 3 组，其中训练样本 48 组，验证样本 10 组，预测样本 10 组，图 7 所示为模型网络训练性能图。图 7(a)所示为未采用提前终止法的训练性能图，图 7(b)所示为采用提前终止法的训练性能图。

由图 7 可以看出，采用提前终止法可大大降低训练次数，且验证样本与检测样本相差不大，表明可按上述划分样本数据来提高了网络模型的泛化能力和训练精度。由图 7(b)可知，网络在 11 次训练

迭代时，训练样本误差达到目标误差，且由于验证误差在 6~11 次迭代过程中均处于上升状态，为避免“过拟合现象”，训练停止。

本文构建的 SR-BP 神经网络融合的坡态控制参数优化模型拟合相关性如图 8 所示，预测值(V_P)与实际样本数据结果(V_A)对比图见图 9，表 3 为部分预测值与实际样本数据结果对比表，其中设定相对误差公式为：

$$\Delta = \left| \frac{V_A - V_P}{V_A} \right| \times 100\% \tag{11}$$

由图 8 可以看出, 各个数据集输入和输出的相关系数 R 均接近于 1, 且根据式(8)~(10)计算得出 $E_{MA}=0.013$, $E_{RMS}=0.026$, $R=0.994$ (接近于 1), 证明输入和输出关联程度较高, 拟合效果较好。综合图 8~9 和表 3 可以看出, SR-BP 神经网络坡态控制参数优化模型预测值与实际值趋势相同, 相对误差均控制在 6%以内, 拟合程度较好。

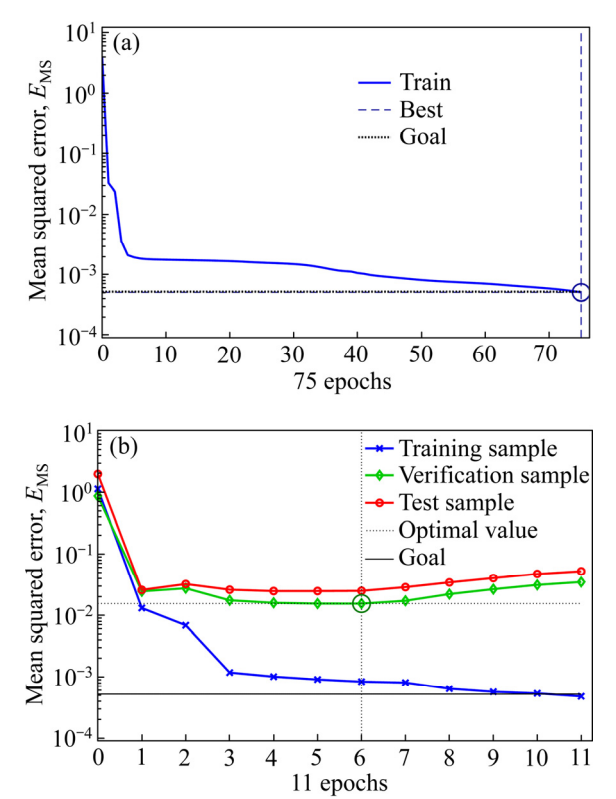


图 7 训练性能图

Fig. 7 Training performance chart: (a) Best training performance of 0.00050738 at epoch 75; (b) Best training performance of 0.01538 at epoch 6

表 3 部分预测值与实际值对比表

Table 3 Comparison of predicted values and actual values

Sample number	Actual value, V_A	Predicted value, V_P	Relative error/%	Sample number	Actual value, V_A	Predicted value, V_P	Relative error/%
49	1.38	1.37	0.72	61	1.08	1.13	4.63
50	1.29	1.30	0.78	62	1.45	1.48	2.07
51	1.24	1.23	0.81	63	1.42	1.41	0.70
52	1.16	1.15	0.86	64	1.31	1.32	0.76
53	1.07	1.08	0.93	65	1.31	1.24	5.34
54	1.55	1.56	0.65	66	1.25	1.19	4.80

Performance evaluation index: $E_{MA}=0.013$, $E_{RMS}=0.026$, $R=0.994$

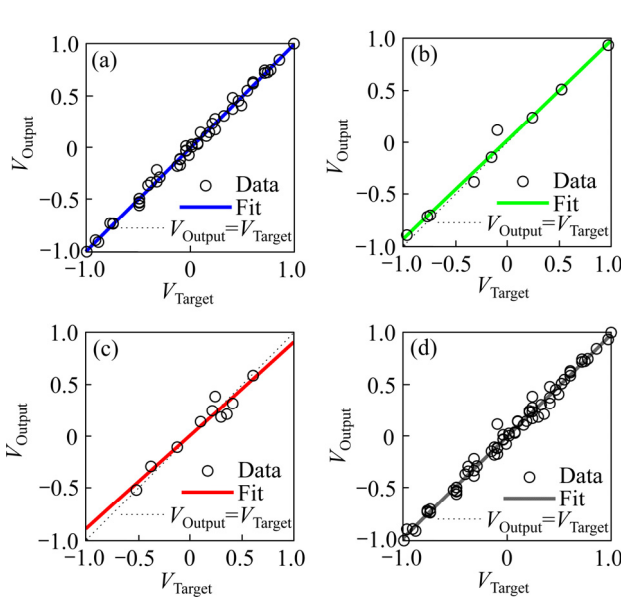


图 8 模型拟合相关性图

Fig. 8 Model fitting process diagram: (a) $V_{Output} \approx 1 \times V_{Target} + (-0.0046)$, $R=0.99708$; (b) $V_{Output} \approx 0.96 \times V_{Target} + 0.024$, $R=0.99319$; (c) $V_{Output} \approx 0.9 \times V_{Target} + 0.011$, $R=0.96899$; (d) $V_{Output} \approx 0.98 \times V_{Target} + 0.00072$, $R=0.99408$

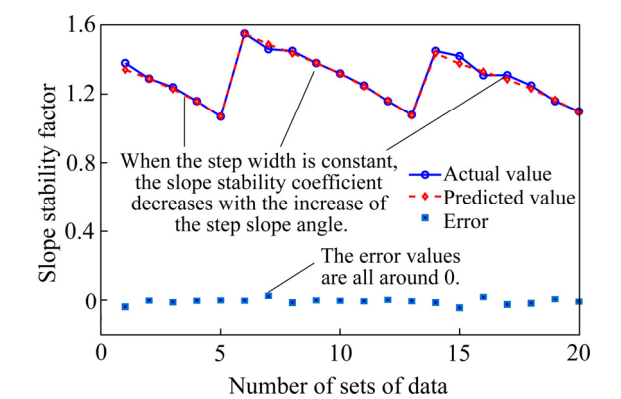


图 9 预测值与实际值对比图

Fig. 9 Comparison of predicted value and actual value

3 结论

1) 相对于工程经验而获得的样本数据, SR 计算而获取的 BP 神经网络样本数据更加客观严谨, SR-BP 神经网络坡态控制参数优化模型可准确表达边坡坡态控制参数优化与边坡稳定性系数之间的非线性关系。

2) 提出了改进的隐含层节点数求解经验公式, 其充分考虑了输入层和输出层节点数对隐含层节点数的影响, 且采用提前终止法, 有效防止了网络模型“过拟合”现象的发生, 保证了 SR-BP 神经网络坡态控制参数优化模型的训练精度, 也大大提高了网络模型的泛化能力。

3) SR-BP 神经网络坡态控制参数优化模型预测值和实际值趋势一致, 相对误差均控制在 6% 以内, MAE 为 0.013, RMSE 为 0.026, R 为 0.994, 吻合度较高。表明所建立的 SR-BP 神经网络坡态控制参数优化模型合理、可靠, 可为矿山坡态控制参数初步设计及优化提供一定的理论价值和方法支撑。

REFERENCES

- [1] 熊爽, 胡斌, 姚文敏. 露天石灰石矿山岩质边坡坡角优化设计研究[J]. 矿冶工程, 2018, 38(4): 32–35.
XIONG Shuang, HU Bin, YAO Wen-min. Optimization design for rock slope angle in open-pit limestone mine[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2018, 38(4): 32–35.
- [2] 钱建国, 高晨. 露天矿边坡变形监测中 BP 神经网络模型优化设计[J]. 测绘与空间地理信息, 2017, 40(4): 4–6, 11.
QIAN Jian-guo, GAO Chen. Optimal design of BP neural network model in deformation monitoring for open pit mine slope[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2017, 40(4): 4–6, 11.
- [3] 杜时贵, 雍睿, 陈皓轩, 等. 大型露天矿山边坡岩体稳定性分级分析方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2017, 36(11): 2601–2611.
DU Shi-gui, YONG Rui, CHEN Ji-qian, et al. Graded analysis for slope stability assessment of large open-pit mines[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2017, 36(11): 2601–2611.
- [4] 陈国庆, 黄润秋, 石豫川, 等. 基于动态和整体强度折减法的边坡稳定性分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2014, 33(2): 243–256.
CHEN Guo-qing, HUANG Run-qiu, SHI Yu-chuan, et al. Stability analysis of slope based on dynamic and whole strength reduction methods[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2014, 33(2): 243–256.
- [5] GRIFFITHS D V, LANE P A. Slope stability analysis by finite elements[J]. Geo-technique, 1999, 49(3): 387–403.
- [6] DAWSON E M, ROTH W H, DRESCHER A. Slope stability analysis by strength reduction[J]. Geo-technique, 1999, 49(6): 835–840.
- [7] 伍礼杰, 邓红卫, 张亚南. 一种基于强度折减法的自适应安全系数算法研究[J]. 矿冶工程, 2020, 40(1): 27–32.
WU Li-jie, DENG Hong-wei, ZHANG Ya-nan. An adaptive method for solving factor of safety based on strength reduction method[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2020, 40(1): 27–32.
- [8] 张智宇, 刘殿柱, 马军. 基于有限元强度折减法的露天磷矿高边坡稳定性分析[J]. 安全与环境学报, 2017, 17(3): 864–867.
ZHANG Zhi-yu, LIU Dian-zhu, MA Jun. High slope stability analysis for the phosphorus open-pit mine based on the finite element strength gradual reduction method[J]. Journal of Safety and Environment, 2017, 17(3): 864–867.
- [9] 王冬勇, 陈曦, 吕彦楠, 等. 基于二阶锥规划理论的有限元强度折减法及应用[J]. 岩土工程学报, 2019, 41(3): 457–465.
WANG Dong-yong, CHEN Xi, Lü Yan-nan, et al. Shear strength reduction finite element method based on second-order cone programming theory and its application[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2019, 41(3): 457–465.
- [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(4): 54–61.
FENG Xia-ting, WANG Yong-jia, LU Shi-zong. Neural network estimation of slope stability[J]. Journal of Engineering Geology, 1995(4): 54–61.
- [11] 袁颖, 宁志杰, 周爱红, 等. 岩质边坡稳定性预测模型的评价指标处理方法研究[J]. 自然灾害学报, 2020, 29(5): 150–160.
YUAN Ying, NING Zhi-jie, ZHOU Ai-hong, et al. Study on evaluation index treatment method of rock slope stability

- prediction model[J]. Journal of Natural Disasters, 2020, 29(5): 150–160.
- [12] 高文华, 罗新辉, 胡泽涛. 基于 PCA-BP 融合的边坡稳定性评价模型[J]. 安全与环境学报, 2016, 16(2): 6–10.
- GAO Wen-hua, LUO Xin-hui, HU Ze-tao. Evaluation model for slope-mining stability based on the PCA-BP integration[J]. Journal of Safety and Environment, 2016, 16(2): 6–10.
- [13] 胡 军, 董建华, 王凯凯, 等. 边坡稳定性的 CPSO-BP 模型研究[J]. 岩土力学, 2016, 37(S1): 577–582, 590.
- HU Jun, DONG Jian-hua, WANG Kai-kai, et al. Research on CPSO-BP model of slope stability[J]. Rock and Soil Mechanics, 2016, 37(S1): 577–582, 590.
- [14] 白润才, 王东旭, 王 珍. 扎哈淖尔露天矿北帮边坡形态优化设计[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2018, 29(5): 142–146.
- BAI Run-cai, WANG Dong-xu, WANG Zhen. Optimum design on the slope shape in the Zhahanao'er open-pit mine[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2018, 29(5): 142–146.
- [15] 徐 锋, 王崇倡, 张 飞. 粒子群-BP 神经网络模型在大坝变形监测中的应用[J]. 测绘科学, 2012, 37(4): 181–183.
- XU Feng, WANG Chong-chang, ZHANG Fei. Application of particle swarm optimization-BP neural network in dam displacement prediction[J]. Science of Surveying and Mapping, 2012, 37(4): 181–183.
- [16] 田庆华, 洪建邦, 辛云涛, 等. 基于人工神经网络模型的含锑硫化矿氧化浸出行为预测[J]. 中国有色金属学报, 2018, 28(10): 2103–2111.
- TIAN Qing-hua, HONG Jian-bang, XIN Yun-tao, et al. Prediction for oxidation leaching behavior of antimony containing sulfide ore based on artificial neural network model[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2018, 28(10): 2103–2111.
- [17] 任助理, 王李管, 贾明涛. 基于粒子群优化算法和 ANFIS 的矿体品位插值[J]. 中国有色金属学报, 2019, 29(1): 194–202.
- REN Zhu-li, WANG Li-guan, JIA Ming-tao. Grade interpolation of orebody based on particle swarm optimization algorithm and ANFIS[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2019, 29(1): 194–202.
- [18] 胡广义, 张秋文, 张勇传. 基于 BP 人工神经网络的分布式降雨量插值估算[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2009, 37(4): 107–110.
- HU Guang-yi, ZHANG Qiu-we, ZHANG Yong-chuan. Distributed rainfall interpolation using BPANN[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition), 2009, 37(4): 107–110.
- [19] 刘 博, 史秀志, 黄宣东, 等. 基于拟牛顿法的 QN-BP 预测爆破振动峰值速度[J]. 中国有色金属学报, 2013, 23(5): 1427–1433.
- LIU Bo, SHI Xiu-zhi, HUANG Xuan-dong, et al. Prediction of blasting-vibration-peak-speed by QN-BP based on Quasi-Newton method[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2013, 23(5): 1427–1433.

Optimization model of slope control parameters based on SR-BP neural network

FANG Qing-hong¹, HU Bin^{1,2}, LI Jing¹, CUI Kai¹, ZHU Xin¹

(1. School of Resources and Environmental Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China;

2. Hubei Key Laboratory for Efficient Utilization and Agglomeration of Metallurgic Mineral Resources, Wuhan 430081, China)

Abstract: In order to establish the nonlinear relationship between the optimization of slope state control parameters and the slope stability coefficient, a strength reduction(SR)-BP neural network optimization model for slope state control parameters was proposed to predict the slope stability under different slope state control parameters optimization schemes. Taking the high slope of a limestone open-pit mine in Huangshan as an example, the strength reduction method was used to calculate the slope stability coefficient under the scheme matrix of different slope state control parameters, and the sample data are obtained. An improved empirical formula of hidden layer node number was proposed to construct the parameter optimization model of BP neural network for slope state control. And then mean absolute error (MAE), root mean square error (RMSE) and correlation coefficient (R) were used as performance evaluation indexes to analyze the relative error between actual sample value and model prediction value. The results show that, the influence of the number of nodes in input layer and output layer on the number of nodes in hidden layer is fully considered in the improved empirical formula; and the model of SR-BP neural network for slope state control parameter optimization expresses the nonlinear relationship between the optimization of slope state control parameters and the slope stability coefficient. The relative error between the actual sample value and the model prediction value is less than 6%, and MAE is 0.013, RMSE is 0.026, R is close to 1, which proves that the model fits well and the prediction accuracy is high. The research results can provide a certain guiding significance and theoretical basis for the preliminary design and optimization of mine slope control parameters.

Key words: safety engineering; slope control parameters; stability coefficient; strength reduction method(SR); BP neural network

Foundation item: Projects(41672317, U1802243) supported by the National Natural Science Foundation of China; Project(2017ACA184) supported by the Major Special Project of Technological Innovation in Hubei Province, China; Project(2018TDX01) supported by the Innovation Team for Cultivating Major Science and Technology Projects of Wuhan University of Science and Technology, China

Received date: 2020-12-26; **Accepted date:** 2021-03-25

Corresponding author: HU Bin; Tel: +86-13971330172; E-mail: hbin74@wust.edu.cn

(编辑 何学锋)