

doi:10.3969/j.issn.1001-8352.2021.04.008

基于灰色关联分析及 GA-BP 模型的 岩体爆破块度预测*

关富儒^{①②} 吴发名^③ 罗志^④ 姚强^{①②} 廖亚斌^④ 李洪涛^{①②}

①四川大学水利水电学院(四川成都,610065)

②四川大学水力学与山区河流开发保护国家重点实验室(四川成都,610065)

③中国三峡建设管理有限公司(四川成都,610000)

④中国水利水电第七工程局有限公司(四川成都,610034)

[摘 要] 在土石坝筑坝材料的爆破开采过程中,准确预测岩体爆破块度并进行块度控制,可保证土石坝的填筑质量。结合长河坝工程的过渡料现场爆破试验,采用灰色关联分析法分析影响爆破块度的主要因素,以此选取孔距、不均匀系数等分别作为预测模型的输入、输出参数,并采用遗传算法(GA)优化反向传播(BP)神经网络,建立了预测爆破块度的 GA-BP 模型。该模型的工程应用结果显示,不均匀系数 C_u 、曲率系数 C_c 、分形维数 D 预测值的平均相对误差分别为 5.918%、8.862%、2.867%,且预测级配曲线的线形及走向均与实际结果较为接近,表明预测效果良好。对比 GA-BP 模型与 BP 网络的预测结果发现,GA-BP 模型预测值的平均相对误差更小,表明总体上 GA-BP 模型优于 BP 网络。

[关键词] 块度预测;灰色关联分析;BP 网络;遗传算法;GA-BP 模型

[分类号] TV542;TD235

Prediction of Rock Blasting Fragmentation Based on Grey Correlation Analysis and GA-BP Model

GUAN Fusu^{①②}, WU Faming^③, LUO Zhi^④, YAO Qiang^{①②}, LIAO Yabin^④, LI Hongtao^{①②}

①College of Water Resource and Hydropower, Sichuan University (Sichuan Chengdu, 610065)

②State Key Laboratory of Hydraulics and Mountain River Engineering, Sichuan University (Sichuan Chengdu, 610065)

③China Three Gorges Construction Management Co., Ltd. (Sichuan Chengdu, 610000)

④7th Co., Ltd., Sinohydro Bureau (Sichuan Chengdu, 610034)

[ABSTRACT] In the process of blasting mining of rock-fill dam materials, accurately predicting and controlling the blasting fragmentation of rock mass can guarantee the filling quality of rock-fill dam. Combined with the field blasting test of the transition material in Changheba Project, the main influencing factors of blasting fragmentation were analyzed by using grey correlation analysis method, and then hole spacing and non-uniformity coefficient were selected as the input and output parameters of the prediction model respectively. GA-BP model of blasting fragmentation prediction was established by using genetic algorithm (GA) to optimize BP network. Application results of this model show that the average relative errors between the predicted values of the non-uniformity coefficient C_u , curvature coefficient C_c and fractal dimension D and the actual values are 5.918%, 8.862% and 2.867%, respectively, and the line shape and trend of the predicted grading curve are close to the actual results, indicating that the prediction effect of grading is good. By comparing the predicted results of GA-BP model with those of BP network, the average relative error of GA-BP model is smaller, and the results show that GA-BP model is superior to BP network on the whole.

[KEYWORDS] prediction of rock fragmentation; grey correlation analysis; BP network; genetic algorithm; GA-BP model

* 收稿日期:2020-12-10
基金项目:国家重点研发计划项目(2018YFC1508501, 2018YFC1505402, 2018YFC0406800);国家自然科学基金项目(51809188)
第一作者:关富儒(1996-),男,硕士研究生,主要从事工程爆破研究。E-mail: guanfs1996@163.com
通信作者:李洪涛(1979-),男,教授,主要从事水利水电施工和工程爆破研究。E-mail: hlt@scu.edu.cn

引言

岩石爆破工程中,爆破参数与爆破块度之间是一种多因素与多指标的对应关系^[1-3]。准确描述这种对应关系,实现对爆破块度的预测,可较较好地进行筑坝材料的块度控制,从而保证土石坝的填筑质量^[4-5]。而传统的块度分布函数模型、爆堆摄影法、大块率统计法等存在一定的局限性,均难以准确反映这种对应关系并实现对爆破块度的精准预测。

近年来,随着人工神经网络在岩体爆破块度预测方面的成功应用,这种多因素与多指标之间的非线性映射关系有了可靠的描述方式^[6-7]。祝文化等^[5]结合工程实践,建立了堆石料爆破开采级配预测的反向传播(back propagation, BP)神经网络模型,并与传统的 R-R、G-G-S 等经验函数分布模型进行比较;结果表明,采用 BP 网络模型可以达到较好的级配预测效果。黄志辉^[8]综合应用拍摄、图像识别和分形理论建立了求算爆堆级配组成的分形测试方法,并通过 BP 网络来预测岩块的级配组成。Bahrami 等^[9]基于人工神经网络算法建立了岩体爆破块度的预测模型,并分析了其主要影响因素。Kulatilake 等^[10]提出了采用人工神经网络预测岩体爆破平均块度,但存在结构复杂、训练样本参数较多等不足。Mohammad 等^[11]提出自适应神经网络系统,对岩体爆破粒径进行了预测,与 Kuz-Ram 模型进行对比,并在工程实例中验证了其准确性。王仁超等^[12]将基于 Levenberg-Marquardt(LM)算法的神经网络模型用于预测爆破块度,并对比了 BP 模型的预测结果,验证了该模型的优越性。但传统的神经

网络算法仍存在收敛速度慢和易收敛于局部极小点等缺陷。

针对传统方法的不足,结合长河坝工程的过渡料现场爆破试验,综合灰色关联分析法、遗传算法(genetic algorithm, GA)和神经网络理论,建立了预测岩体爆破块度的 GA-BP 模型,并通过实例验证了模型的可靠性。

1 工程概况

长河坝水电站的拦河坝为心墙堆石坝,最大坝高 240.0 m。筑坝材料主要来源于上游的响水沟石料场和下游的江咀石料场,岩石分别为花岗岩和闪长岩,饱和湿抗压强度分别高达 120、190 MPa,天然密度 2.61~2.99 g/cm³,软化系数 0.74~0.78。两个料场共进行 17 组过渡料爆破试验,起爆方式、装药结构、炸药类型有所差异,爆破试验数据见表 1~表 3。表 2 中,小于 5~400 mm 的 10 个粒径的累积质量分数反映了岩体爆破后的级配,可据此绘制级配曲线来直观地展示爆破块度分布情况。表 3 中, C_u 为不均匀系数; C_c 为曲率系数; D 为分形维数。

2 爆破块度影响因素的灰色关联分析

预测模型的建立首先需选取适当的输入、输出参数,用来分别反映爆破块度的影响因素及最终的爆破块度分布。由于爆破块度影响因素众多,可将岩体的爆破看作灰色系统,运用灰色关联分析法对各影响因素的主次关系进行分析^[13-14],从而为爆破块度预测模型的输入、输出参数的选择提供依据。

表 1 爆破试验参数
Tab. 1 Blasting test parameters

参数	试验编号																
	1 [#]	2 [#]	3 [#]	4 [#]	5 [#]	6 [#]	7 [#]	8 [#]	9 [#]	10 [#]	11 [#]	12 [#]	13 [#]	14 [#]	15 [#]	16 [#]	17 [#]
孔径/mm	120	120	120	120	120	120	120	120	120	90	90	95	95	90	90	90	90
孔距/m	4.0	3.5	3.3	3.0	2.9	3.0	4.4	4.0	4.2	3.0	3.0	1.6	1.7	2.0	1.7	1.5	1.3
排距/m	2.7	3.1	2.5	2.4	2.1	2.2	3.0	2.6	2.8	2.3	2.1	1.4	1.7	1.9	1.7	1.5	1.0
炮孔密集系数	1.48	1.13	1.32	1.25	1.38	1.36	1.47	1.54	1.50	1.30	1.43	1.16	0.99	1.05	1.00	1.00	1.30
堵塞长度 L_d /m	2.5	2.5	2.5	2.5	2.5	2.2	2.5	2.5	2.5	2.5	2.5	1.5	1.5	1.2	3.0	1.2	1.0
装药长度 L_e /m	13.5	13.5	14.0	14.0	14.0	14.3	14.0	14.0	14.0	14.0	14.0	9.5	9.5	9.8	8.0	8.0	10.0
$\frac{L_d}{L_e}$	0.19	0.19	0.18	0.18	0.18	0.15	0.18	0.18	0.18	0.18	0.18	0.16	0.16	0.12	0.38	0.15	0.10
炸药单耗/ ($\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$)	0.58	0.58	0.80	0.90	1.10	1.00	0.84	1.00	0.90	0.80	0.90	2.46	1.84	1.42	1.80	2.31	2.50
弹性模量/GPa	34	34	34	34	34	34	36	36	36	36	36	103	103	103	103	103	103

表 2 小于某一粒径的岩体的累积质量分数

Tab. 2 Cumulative mass fraction of rock mass smaller than a certain particle size %

粒 径/ mm	试验编号																
	1 [#]	2 [#]	3 [#]	4 [#]	5 [#]	6 [#]	7 [#]	8 [#]	9 [#]	10 [#]	11 [#]	12 [#]	13 [#]	14 [#]	15 [#]	16 [#]	17 [#]
400	100.0	100.0	100.0	100.0	88.1	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
300	95.1	98.2	99.0	98.3	77.4	100.0	96.8	94.3	96.5	98.4	97.5	100.0	100.0	93.6	96.9	98.0	98.9
200	66.1	87.2	89.7	87.6	58.6	88.4	74.4	85.0	92.2	88.7	84.1	100.0	96.4	78.0	85.7	92.3	94.8
100	46.8	58.9	60.7	63.8	31.6	63.5	59.4	58.2	75.6	57.3	58.8	74.9	78.8	54.0	59.5	67.2	69.8
80	37.7	51.1	52.3	57.1	27.9	57.0	53.7	50.2	69.4	46.9	51.6	66.7	72.9	46.7	51.0	59.5	62.2
60	29.0	43.7	42.8	49.2	23.1	49.9	44.5	41.9	61.7	37.2	42.7	58.0	62.9	39.2	42.3	49.4	51.8
40	16.8	31.8	32.3	34.4	15.9	39.1	33.3	30.9	48.8	27.0	30.7	42.7	48.0	28.8	30.6	38.1	39.7
20	10.3	19.7	20.4	20.0	9.0	27.0	21.5	20.4	33.8	18.1	20.6	27.2	29.0	18.4	18.9	24.2	24.3
10	5.8	13.0	13.1	11.5	5.1	17.5	13.8	14.6	23.3	12.4	12.4	17.1	19.8	13.3	13.4	16.8	17.8
5	3.3	9.0	7.6	6.7	3.0	10.5	8.6	11.5	16.1	7.6	6.6	13.7	13.9	9.4	9.5	11.6	12.7

表 3 级配表征参数

Tab. 3 Gradation characterization parameters

参 数	试验编号																
	1 [#]	2 [#]	3 [#]	4 [#]	5 [#]	6 [#]	7 [#]	8 [#]	9 [#]	10 [#]	11 [#]	12 [#]	13 [#]	14 [#]	15 [#]	16 [#]	17 [#]
C_u	8.35	16.67	15.00	10.63	9.09	22.50	18.00	30.86	23.20	14.00	12.67	26.00	23.91	21.82	20.00	22.86	26.79
C_c	1.08	2.16	1.67	1.51	1.84	1.74	1.58	3.82	1.77	2.57	2.25	3.54	3.49	2.67	3.20	2.41	3.22
D	2.26	2.39	2.39	2.38	2.36	2.52	2.43	2.46	2.43	2.42	2.38	2.50	2.48	2.44	2.44	2.49	2.52

2.1 系统特征变量和相关因素变量

在灰色关联分析中,将反映爆破块度分布的指标设为系统的特征变量,计为 Y_i ;将各影响因素设为相关因素变量,计为 X_j 。则 n 次爆破试验所形成的系统特征变量序列和相关因素变量序列如下^[15]:

$$\begin{cases} Y_i = [y_i(1), y_i(2), \cdots, y_i(k), \cdots, y_i(n)]; \\ X_j = [x_j(1), x_j(2), \cdots, x_j(k), \cdots, x_j(n)]. \end{cases} \quad (1)$$

式中: $y_i(k)$ 、 $x_j(k)$ 分别表示进行第 k 次爆破试验时,序号为 i 的系统特征变量和序号为 j 的相关因素变量的试验数据。

2.2 灰色关联度及计算方法

灰色关联分析法的主要原理是通过判别系统特征变量和相关因素变量序列曲线几何形状的相似程度来分析序列曲线的关联程度,曲线越相似,则灰色关联度越大,两序列曲线之间的关联性就越紧密^[16-17]。灰色关联度的计算步骤如下^[18]。

1) 将序列数据无量纲化。利用均值化算子 D_1 对式(1)去量纲化,可求得序列的均值象:

$$\begin{cases} Y_i^1 = Y_i D_1 = [y_i^1(1), y_i^1(2), \cdots, y_i^1(k), \cdots, y_i^1(n)]; \\ X_j^1 = X_j D_1 = [x_j^1(1), x_j^1(2), \cdots, x_j^1(k), \cdots, x_j^1(n)]. \end{cases} \quad (2)$$

式中: $y_i^1(k) = y_i(k) / \bar{y}_i$, $\bar{y}_i = [\sum_{k=1}^n y_i(k)] / n$; $x_i^1(k) =$

$$x_j(k) / \bar{x}_j, \bar{x}_j = [\sum_{k=1}^n x_j(k)] / n。$$

2) 将序列数据始点零象化。运用始点零象化算子 D_0 可求得式(2)的始点零化象:

$$\begin{cases} Y_i^0 = Y_i D_0 = [y_i^0(1), y_i^0(2), \cdots, y_i^0(k), \cdots, y_i^0(n)]; \\ X_j^0 = X_j D_0 = [x_j^0(1), x_j^0(2), \cdots, x_j^0(k), \cdots, x_j^0(n)]. \end{cases} \quad (3)$$

式中: $y_i^0(k) = y_i^1(k) - y_i^1(1)$; $x_j^0(k) = x_j^1(k) - x_j^1(1)$ 。

3) 计算灰色关联度。采用灰色绝对关联度来分析爆破效果的主要影响因素,即

$$\varepsilon_{ij} = \frac{1 + |YS_i| + |XS_j|}{1 + |YS_i| + |XS_j| + |XS_j - YS_i|}。 \quad (4)$$

式中: ε_{ij} 为第 i 个系统特征变量与第 j 个相关因素变量的灰色绝对关联度。

$$\begin{aligned} & |YS_i|, |XS_j|, |XS_j - YS_i| \text{ 为:} \\ & \begin{cases} |YS_i| = \left| \sum_{k=2}^{n-1} y_i^0(k) + \frac{1}{2} y_i^0(n) \right|; \\ |XS_j| = \left| \sum_{k=2}^{n-1} x_j^0(k) + \frac{1}{2} x_j^0(n) \right|; \\ |XS_j - YS_i| = \left| \sum_{k=2}^{n-1} [x_j^0(k) - y_i^0(k)] + \frac{1}{2} [x_j^0(n) - y_i^0(n)] \right|。 \end{cases} \end{aligned} \quad (5)$$

2.3 优势分析原则

综合式(4)、式(5)可得灰色绝对关联矩阵:

$$A = (\varepsilon_{ij}) = \begin{bmatrix} \varepsilon_{11} & \varepsilon_{12} & \cdots & \varepsilon_{1m} \\ \varepsilon_{21} & \varepsilon_{22} & \cdots & \varepsilon_{2m} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \varepsilon_{s1} & \varepsilon_{s2} & \cdots & \varepsilon_{sm} \end{bmatrix} \quad (6)$$

若 $\varepsilon_{il} \geq \varepsilon_{ij}$, 则因素 X_l 优于 X_j 。其中: $l, j \in \{1, 2, \cdots, m\}; i = 1, 2, \cdots, s$ 。

若 $\sum_{i=1}^s \varepsilon_{il} \geq \sum_{i=1}^s \varepsilon_{ij}$, 则因素 X_l 准优于 X_j 。其中, $l, j \in \{1, 2, \cdots, m\}$ 。

2.4 影响因素分析

为确定影响爆破块度的主要因素,以孔距、排距、炮孔密集系数、 L_d/L_e (堵塞长度/装药长度)、炸药单耗 5 个爆破参数作为相关因变量 $X_1 \sim X_5$, 以 3 个级配表征参数 $C_u、C_c、D$ 作为系统特征变量 $Y_1 \sim Y_3$, 分别对各料场的爆破试验进行灰色关联分析。

2.4.1 响水沟料场第一场爆破试验 (试验 I)

试验共 6 组,均采用梯形起爆方式,装药结构为连续、偶合装药,炸药类型为硝铵炸药。岩石为花岗岩,钻孔直径 120 mm,钻孔角度 90°。由式(1)~式(6)可求得灰色绝对关联矩阵,如表 4 所示。

表 4 试验 I 的灰色绝对关联矩阵

Tab. 4 Grey absolute correlation matrix of Test I

ε_{ij}	ε_{i1}	ε_{i2}	ε_{i3}	ε_{i4}	ε_{i5}
ε_{1j}	0.572	0.592	0.583	0.596	0.937
ε_{2j}	0.570	0.590	0.581	0.593	0.922
ε_{3j}	0.630	0.718	0.673	0.739	0.688
$\sum_{i=1}^3 \varepsilon_{ij}$	1.772	1.900	1.836	1.927	2.547

由表 4 可知,5 个爆破参数对级配表征参数的影响由大到小为:炸药单耗、 L_d/L_e 、排距、炮孔密集系数、孔距。其中,对 C_u 和 C_c 起主要影响作用的是炸药单耗,对 D 起主要影响作用的是 L_d/L_e 。

2.4.2 响水沟料场第二场爆破试验 (试验 II)

爆破试验共 5 组,均采用梯形起爆方式,装药结构为连续、不偶合装药,炸药类型为 2# 岩石乳化炸药。岩石为花岗岩,钻孔直径 120 mm,钻孔角度 90°。计算所得的灰色绝对关联矩阵如表 5 所示。

由表 5 可知,5 个爆破参数对级配表征参数的影响由大到小为:炸药单耗、 L_d/L_e 、炮孔密集系数、排距、孔距。其中,对 $C_u、C_c$ 和 D 起主要影响作用的仍是炸药单耗与 L_d/L_e 。可见,同一种岩石条件下,炸药单耗较小时的爆破效果与炸药类型、装药结构和起爆方式的变化关系并不明显。

表 5 试验 II 的灰色绝对关联矩阵

Tab. 5 Grey absolute correlation matrix of Test II

ε_{ij}	ε_{i1}	ε_{i2}	ε_{i3}	ε_{i4}	ε_{i5}
ε_{1j}	0.639	0.642	0.719	0.732	0.842
ε_{2j}	0.590	0.591	0.618	0.621	0.678
ε_{3j}	0.705	0.712	0.946	0.998	0.839
$\sum_{i=1}^3 \varepsilon_{ij}$	1.934	1.945	2.283	2.351	2.359

2.4.3 江咀料场爆破试验 (试验 III)

试验共 6 组,均采用 V 形起爆网络和连续、不偶合装药结构,炸药类型为乳化炸药。岩石为闪长岩,钻孔直径 90 mm,钻孔角度 90°。计算所得的灰色绝对关联矩阵如表 6 所示。

表 6 试验 III 的灰色绝对关联矩阵

Tab. 6 Grey absolute correlation matrix of Test III

ε_{ij}	ε_{i1}	ε_{i2}	ε_{i3}	ε_{i4}	ε_{i5}
ε_{1j}	0.698	0.640	0.935	0.630	0.836
ε_{2j}	0.672	0.626	0.873	0.618	0.892
ε_{3j}	0.872	0.709	0.777	0.688	0.662
$\sum_{i=1}^3 \varepsilon_{ij}$	2.242	1.975	2.585	1.936	2.390

由表 6 可知,5 个爆破参数对级配表征参数的影响由大到小为:炮孔密集系数、炸药单耗、孔距、排距、 L_d/L_e 。其中,对 $C_u、C_c、D$ 起主要影响作用的分别是炮孔密集系数、炸药单耗、孔距。可见,改变岩石类型、起爆方式和钻孔直径等条件时,对爆破效果起主要影响作用的爆破参数及其排列次序也会随之发生改变。

综合对比两个料场的过渡料爆破试验的计算结果可知:岩体的爆破块度是诸多影响因素共同作用的结果;但对于单场爆破或是单个级配指标而言,这些影响因素中存在一个起主导作用的最优因素。改变岩石类型和爆破条件,会导致影响因素的主次关系发生改变,即每个爆破参数在不同的爆破试验中对爆破块度的影响程度存在差异,说明各影响因素的主次关系是相对的。所以,在实际工程分析中,仍需综合考虑各影响因素。

综上,根据灰色关联分析结果以及实际工程中的现场爆破试验特性,选取孔径、孔距、排距、炮孔密集系数、堵塞长度 L_d 、装药长度 $L_e、L_d/L_e$ 、炸药单耗和反映岩石物理力学性质的岩石弹性模量^[4]作为爆破块度预测模型的输入参数;选取可反映岩体爆破块度分布的不均匀系数 C_u 、曲率系数 C_c 、分形维数 D 和小于 5~400 mm 等 10 个粒径的岩石累积质

量分数作为模型的输出参数。

3 GA-BP 遗传神经网络模型

岩体爆破块度分布具有一定的模糊性和不确定性,且爆破参数与爆破块度分布之间表现出很强的非线性相关性。GA 和 BP 神经网络均采用非线性映射方式,具有良好的调整性和容错性,可用于岩体爆破块度的预测。同时,由于 BP 神经网络具有一定缺陷,利用 GA 可优化 BP 神经网络,从而建立爆破块度预测的 GA-BP 模型,以此实现对岩体爆破块度的精准预测。模型的运行流程如图 1 所示。

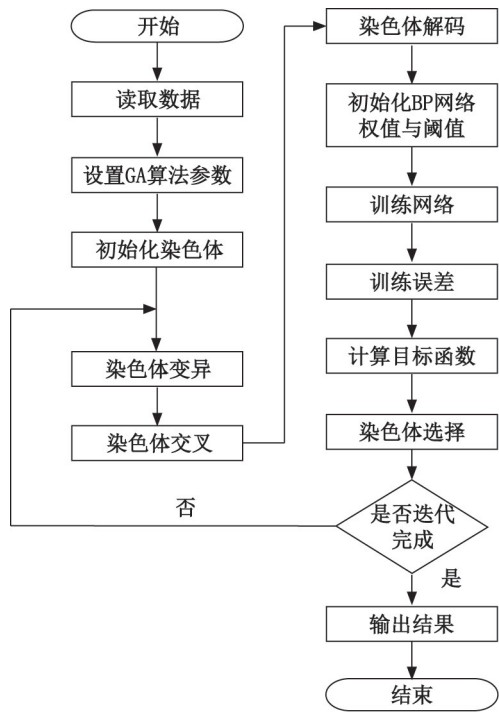


图 1 GA-BP 模型的运行流程

Fig. 1 Running process of GA-BP model

3.1 数据读取

由于样本数据存在数量级差别,需对各数据进行归一化处理,将其化归至[0,1]。得出预测值后,也应对预测值进行还原处理。

3.2 BP 网络构建

BP 网络是目前应用最广的一种神经网络,基于最陡坡降法来实现误差函数的最小化,通过误差的反向传递实现对算法结果的逐步修正^[19],其典型拓扑结构如图 2 所示。

BP 网络的构建主要包括:

1)确定输入与输出参数。根据灰色关联分析的结果,选取孔径、孔距等 9 个爆破块度影响因素作为模型的输入参数,选取各不均匀系数 C_u 、曲率系

数 C_c 等 13 个指标作为模型的输出参数。

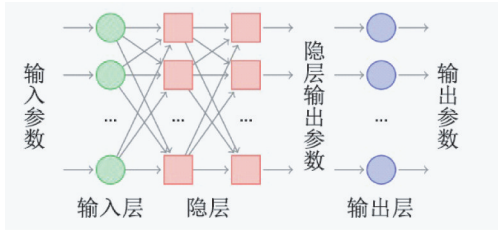


图 2 BP 网络的拓扑结构

Fig. 2 Topology structure of BP network

2)确定网络层数。采用 3 层网络形式,即输入层、隐层和输出层均为 1 层。

3)确定神经网络隐层节点数目。隐层节点数目一般采用经验公式计算:

$$L_2 = \sqrt{L_1 + L_3} + a. \tag{7}$$

式中: L_2 为隐层节点数; L_1 为输入层节点数; L_3 为输出层节点数; a 为 0~10 的常数。

由输入、输出参数的数量可确定输入层和输出层节点数分别为 9 与 13。利用经验公式确定隐层节点数的取值范围后,通过不断的训练、对比和选择,最终确定隐层节点数为 13。

3.2 GA 优化 BP 网络

通过 GA 优化 BP 网络的权值与阈值来建立 GA-BP 模型,可克服 BP 网络收敛速度慢和易陷入局部极值等缺点,并发挥 GA 的全局搜索能力。其主要要素如下:

1)编码。染色体的编码采用实数编码,根据 BP 网络的拓扑结构可计算编码长度 L :

$$L = L_1 \times L_2 + L_2 + L_2 \times L_3 + L_3. \tag{8}$$

根据式(8),可求得编码长度 $L=312$ 。

2)设定初始种群。模型中,初始值的分布域定为[-1,1],在此范围内随机生成初始种群。

3)适应度评价。采用误差平方和的倒数作为个体的适应度函数

$$F_n = \frac{1}{S_e}. \tag{9}$$

式中: S_e 为 BP 网络的输出值的误差平方和; F_n 为个体的适应度。

4)GA 终止条件。GA 的终止条件设定为达到最大迭代次数,并规定最大迭代次数为 200。满足终止条件后,利用 BP 网络对 GA 找到的近似解进行修正和调整,直至求得最优解。

5)遗传操作设计。

①选择。采用比例法选择种群中的个体:

$$P_s = \frac{F_n}{\sum_{n=1}^N F_n}. \tag{10}$$

式中: P_s 为个体 n 被选中并将其基因遗传至下一代的概率; N 为种群规模。

②交叉。采用两点交叉法,随机抽选两个染色体作为父代进行杂交,经过基因片段的交换,产生新的染色体子代。

③变异。采用单点变异法,对原有的基因信息进行单点随机扰动,产生新的基因序列,并将其遗传至下一代。

6)控制参数。对 GA-BP 模型进行不断调试,最终确定种群规模 $N=100$ 、交叉概率 $P_c=0.7$ 、变异概率 $P_m=0.1$ 。

4 工程应用及分析

根据图 1 所示的 GA-BP 模型结构编写 Matlab 程序,并以 17 组爆破试验数据为样本数据库,随机抽取 13 组试验数据作为训练样本,用其对网络进行训练,训练后的适应度曲线如图 3 所示。由图 3 可知,经 GA 优化的 BP 网络迭代至 200 次时,目标函数已趋于收敛。

网络训练完成后,以剩余 4 组数据作为模型的预测样本,通过计算预测值的误差来验证 GA-BP 模型的可靠性。同时,也将 GA-BP 模型与 BP 网络的预测值进行对比分析,用以验证 GA-BP 模型的优越性。计算结果如表 7~表 8 及图 4 所示。

从表 7 中可以看出,在 C_u 、 C_c 和 D 的预测中,GA-BP 模型和 BP 网络的预测值大多与实际值较为接近,仅有个别样本的预测结果相对误差稍大;其中,GA-BP 模型 C_u 、 C_c 、 D 预测值的平均相对误差依

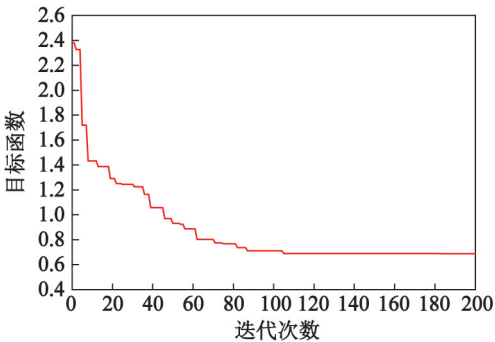


图 3 GA 优化 BP 网络的收敛曲线

Fig.3 Convergence curve of BP network optimized by genetic algorithm

次为 5.918%、8.862%、2.867%。同时,在这 3 个级配表征参数的预测中,GA-BP 模型与 BP 网络的预测结果并不存在一直占优的情况,二者的预测值的相对误差均有着一定程度的波动。这主要是因为岩体爆破块度受到多种因素的共同影响,存在着一定的随机性,而且检验样本和预测网络模型本身也不可避免地存在着一定误差。

同时,如表 8 所示,对于 C_u 、 C_c 和 D ,GA-BP 模型预测值的均方误差、平均相对误差、平均绝对误差均小于 BP 网络的相应结果。

由图 4 可知:在级配曲线的预测上,GA-BP 模型与 BP 网络的预测结果均较为接近实际情况;但仍可看出,GA-BP 模型预测的级配曲线变化趋势与走向更接近实际曲线。

综上,在岩体爆破块度预测中,GA-BP 模型优于 BP 网络。此外,受爆破试验成本的影响,在实际工程中能够搜集到的爆破试验参数与级配筛分参数

表 7 预测结果及误差
Tab.7 Prediction results and errors

预测指标	预测样本编号	实际值	GA-BP 预测模型			BP 预测模型		
			预测值	绝对误差	相对误差/%	预测值	绝对误差	相对误差/%
C_u	1 [#]	23.91	22.48	-1.43	-5.97	25.15	1.24	5.20
	2 [#]	12.67	13.37	0.70	5.51	13.84	0.97	7.63
	3 [#]	22.86	21.97	-1.09	-4.77	22.25	-0.61	-2.68
	4 [#]	8.35	9.04	0.69	8.31	9.25	0.90	10.73
C_c	1 [#]	3.49	3.77	0.28	7.89	3.24	-0.25	-7.13
	2 [#]	2.25	2.47	0.22	9.68	2.58	0.33	14.85
	3 [#]	2.41	2.54	0.13	5.53	2.63	0.22	9.32
	4 [#]	1.08	1.21	0.13	12.35	1.18	0.10	9.57
D	1 [#]	2.48	2.55	0.07	2.68	2.39	-0.09	-3.71
	2 [#]	2.38	2.48	0.10	4.08	2.31	0.10	4.36
	3 [#]	2.49	2.55	0.06	2.60	2.45	-0.06	-2.31
	4 [#]	2.26	2.21	-0.05	-2.11	2.36	0.10	4.52

表 8 预测结果的各项指标
Tab. 8 Indicators of predicted results

分析指标	C_u		C_c		D	
	GA-BP	BP	GA-BP	BP	GA-BP	BP
均方误差	3.795	4.083	0.159	0.235	0.020	0.025
平均绝对误差	0.927	0.980	0.190	0.228	0.069	0.074
平均相对误差/%	5.918	6.954	8.862	10.220	2.867	3.110

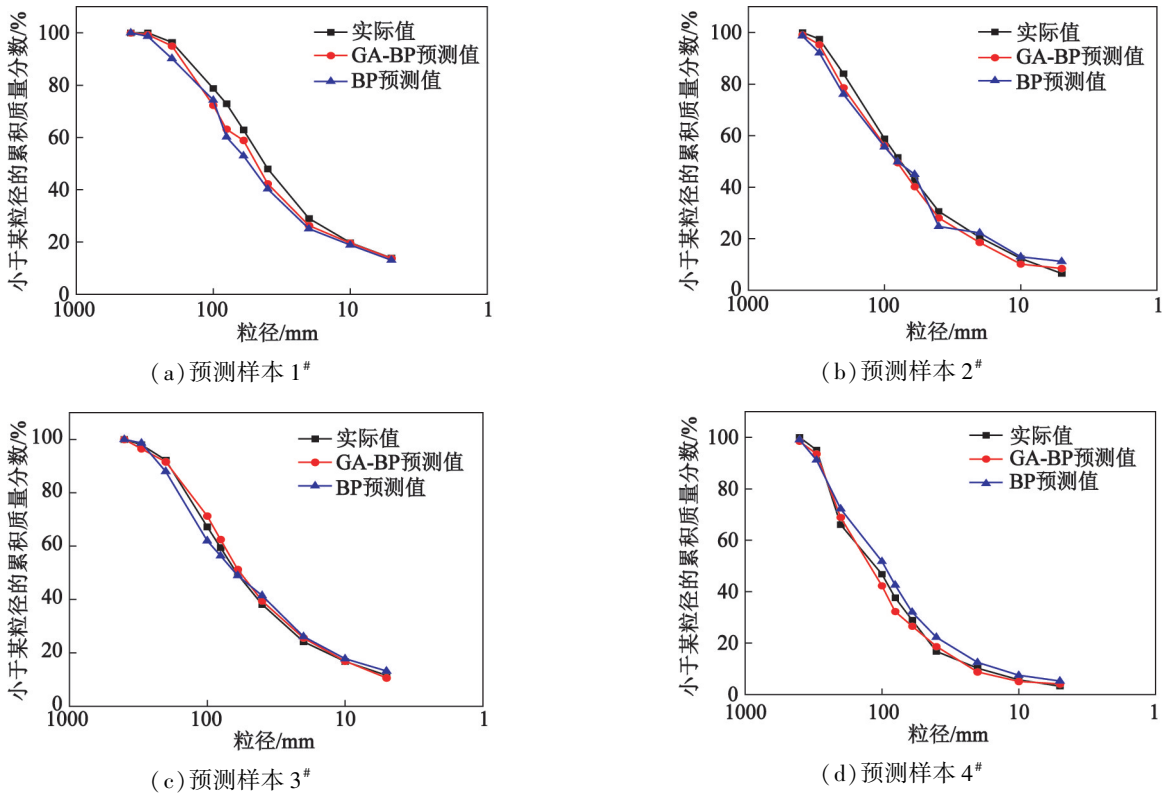


图 4 预测级配曲线与实际级配曲线对比
Fig. 4 Comparison of predicted grading curves and actual grading curves

非常有限,训练样本的数量较少也会影响模型最终的级配预测精度。在增加训练样本后,个别样本预测结果误差偏大的现象会有所减少,模型预测结果会更为准确。

5 结语

- 1)以长河坝工程的 17 组过渡料爆破试验为依据,采用灰色关联分析法分析爆破块度的影响因素。结果表明,在不同爆破条件下,影响爆破块度的主要因素会有所差异。此外,根据分析结果,选取了爆破块度预测模型的输入、输出参数。
- 2)采用 GA 优化 BP 网络建立了 GA-BP 模型用于预测岩体爆破块度。预测结果显示,不均匀系数 C_u 、曲率系数 C_c 、分形维数 D 预测值的平均相对误

- 差依次为 5.918%、8.862%、2.867%,预测级配曲线的线形以及走向均与实际试验结果较为接近。
- 3)对比 GA-BP 模型与 BP 网络的 C_u 、 C_c 、 D 的预测结果,GA-BP 模型预测值的均方误差、平均相对误差、平均绝对误差等参数均小于 BP 网络的相应值,表明 GA-BP 模型优于 BP 网络。
- 4)GA-BP 模型可以达到较好的岩体爆破块度预测效果,可为实际爆破工程提供一定参考。

参 考 文 献

[1] 郭明. 爆破块度主要影响因素的灰色关联分析[J]. 矿业研究与开发, 2000,20(6): 41-43.
GUO M. Grey correlation analysis of main influence factors on blasting fragmentation[J]. Mining Research and

- Development, 2000,20(6): 41-43.
- [2] 汪学清, 单仁亮. 人工神经网络在爆破块度预测中的应用研究[J]. 岩土力学, 2008,29(增刊): 529-532.
WANG X Q, SHAN R L. Application of on artificial neural networks to blasting fragment prediction[J]. Rock and Soil Mechanics, 2008,29(Supp.): 529-532.
- [3] 尹岳降, 李瑞泽, 陈明, 等. 基于正交试验法的爆破块度分布影响因素敏感性分析[J]. 爆破, 2019,36(4): 37-42.
YIN Y J, LI R Z, CHEN M, et al. Sensitivity analysis of influencing factors of blasting fragmentation distribution based on orthogonal experiment method [J]. Blasting, 2019,36(4): 37-42.
- [4] 王仁超, 朱品光. 基于随机森林回归方法的爆破块度预测模型研究[J]. 水力发电学报, 2020,39(1): 89-101.
WANG R C, ZHU P G. Study on blasting fragmentation prediction model based on random forest regression method[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2020,39(1): 89-101.
- [5] 祝文化, 朱瑞赓, 夏元友. 爆破块度预测的神经网络方法研究[J]. 武汉理工大学学报, 2001,23(1): 60-62.
ZHU W H, ZHU R G, XIA Y Y. Researches on the neural network method of rock fragmentation prediction by blasting[J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2001,23(1): 60-62.
- [6] 单仁亮, 汪学清, 高文蛟, 等. 人工神经网络在巷道爆破中的应用研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2007,26(增1): 3322-3328.
SHAN R L, WANG X Q, GAO W J, et al. Application research of artificial neural networks to tunnel blasting [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2007,26(Supp.1): 3322-3328.
- [7] 周先平, 李彦坡, 吴新霞, 等. 岩体爆破块度控制技术新进展[J]. 水利水电技术, 2018,49(增1): 7-13.
ZHOU X P, LI Y P, WU X X, et al. New advance of control technique for blasting fragment-size of rock mass [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2018,49(Supp.1): 7-13.
- [8] 黄志辉. 台阶爆破块度分布测定及其优化研究[D]. 厦门: 华侨大学, 2005.
HUANG Z H. Study on determination and optimization of the beach blasting fragmentation distribution [D]. Xiamen: Huaqiao University, 2005.
- [9] BAHRAMI A, MONJEZI M, GOSHTASBI K, et al. Prediction of rock fragmentation due to blasting using artificial neural network [J]. Engineering with Computers, 2011,27: 177-181.
- [10] KULATILAKE P H S W, QIONG W, HUDAVERDI T, et al. Mean particle size prediction in rock blast fragmentation using neural networks[J]. Engineering Geology, 2010,114(314): 298-311.
- [11] ESMAEILI M, SALIMI A, DREBENSTEDT C, et al. Application of PCA, SVR, and ANFIS for modeling of rock fragmentation [J]. Arabian Journal of Geosciences, 2015,8: 6881-6893.
- [12] 王仁超, 吴松. 基于 LM 算法的神经网络模型预测爆破块度[J]. 水力发电学报, 2019,38(7): 100-109.
WANG R C, WU S. Neural network model based prediction of fragmentation of blasting using the Levenberg-Marquardt Algorithm[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2019,38(7): 100-109.
- [13] 刘光辉, 余德运. 中深孔台阶爆破块度影响因素的灰关联分析[J]. 爆破, 2008,25(3): 39-41, 46.
LIU G H, YU D Y. Grey correlation analysis of influence factors on blasting fragmentation for length hole bench blasting[J]. Blasting, 2008,25(3): 39-41, 46.
- [14] 罗毅超, 刘德儿, 马大喜. 基于 GRA-BA-RBFNN 模型的露天矿台阶爆破岩石位移预测[J]. 矿业研究与开发, 2019,39(11): 47-52.
LUO Y C, LIU D E, MA D X. Prediction of rock displacement for step blasting in open-pit mine based on GRA-BA-RBFNN Model [J]. Mining Research and Development, 2019,39(11): 47-52.
- [15] 王平, 程贵海, 邓春海, 等. 基于灰色关联分析法探析隧道中深孔楔形掏槽爆破[J]. 中国矿业, 2020,29(11): 165-171.
WANG P, CHENG G H, DENG C H, et al. Exploration of wedge cutting blasting in tunnel based on grey relational analysis[J]. China Mining Magazine, 2020,29(11): 165-171.
- [16] 刘亚群, 李海波, 裴启涛, 等. 基于灰色关联分析的遗传神经网络在水下爆破中质点峰值振动速度预测研究[J]. 岩土力学, 2013,34(增1): 259-264.
LIU Y Q, LI H B, PEI Q T, et al. Prediction of peak particle velocity induced by underwater blasting based on the combination of grey relational analysis and genetic neural network[J]. Rock and Soil Mechanics, 2013,34(Supp.1): 259-264.
- [17] 施建俊, 张琪, 李庆亚, 等. 基于灰色分析和神经网络的爆破振速峰值预测[J]. 中国矿业, 2016,25(增1): 410-415.
SHI J J, ZHANG Q, LI Q Y, et al. Prediction of peak velocity of blasting vibration based on pray analysis and neural network [J]. China Mining Magazine, 2016,25(Supp.1): 410-415.

[5] XU Y, LUO M Z, LI T, et al. ECG signal de-noising and baseline wander correction based on CEEMDAN and wavelet threshold[J]. Sensors, 2017, 17(12):2754.

[6] 郑近德,程军圣,杨宇. 改进的 EEMD 算法及其应用研究[J]. 振动与冲击,2013,32(21):21-26,46.
ZHENG J D, CHENG J S, YANG Y. Modified EEMD algorithm and its applications [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013,32(21):21-26,46.

[7] 边杰,郑锦妮,陈亚农,等. 弹性支承振动应力信号降噪方法及其性能对比[J]. 航空发动机,2020,46(5):71-77.
BIAN J, ZHENG J N, CHEN Y N, et al. Elastic support vibration stress signal de-noising methods and performance contrast[J]. Aeroengine, 2020,46(5):71-77.

[8] 王伟,李兴华,陈作彬,等. 基于小波包变换的爆破振动信号能量熵特征分析[J]. 爆破器材,2019,48(6):19-23.
WANG W, LI X H, CHEN Z B, et al. Characteristic analysis of energy entropy of blasting vibration signal based on wavelet packet transform[J]. Explosive Materials, 2019,48(6):19-23.

[9] 胡显能,蔡改贫,罗小燕,等. 基于 CEEMDAN 和多尺度排列熵的球磨机负荷识别方法[J]. 噪声与振动控制,2018,38(3):146-151.
HU X N, CAI G P, LUO X Y, et al. Load identification method for ball mills based on CEEMDAN and multi-scale permutation entropy [J]. Noise and Vibration Control, 2018,38(3):146-151.

[10] 王海龙,赵岩,王海军,等. 基于 CEEMDAN-小波包分析的隧道爆破信号去噪方法[J]. 爆炸与冲击,2021,41(5):055202.

[11] WANG H L, ZHAO Y, WANG H J, et al. De-noising method of tunnel blasting signal based on CEEMDAN decomposition-wavelet packet analysis [J]. Explosion and Shock Waves, 2021,41(5):055202.

[12] 周建,向北平,倪磊,等. 基于排列熵的振动信号小波包阈值去噪研究[J]. 测控技术,2017,36(12):5-9.
ZHOU J, XIANG B P, NI L, et al. Research on wavelet packet threshold denoising of vibration signal based on permutation entropy [J]. Measurement & Control Technology, 2017,36(12):5-9.

[13] 苟倩倩,赵明生,张光熊,等. 基于 MEEMD 分解的楔形掏槽爆破振动信号分析[J]. 矿业研究与开发,2019,39(10):11-15.
GOU Q Q, ZHAO M S, ZHANG G X, et al. Analysis on blasting vibration signal in wedge-shaped cut based on MEEMD decomposition [J]. Mining Research and Development, 2019,39(10):11-15.

[14] 位秀雷,刘树勇. 多级奇异值分解和 SG 的通信雷达信号降噪方法[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2020,44(4):658-662.
WEI X L, LIU S Y. Noise reduction method of communication radar signal based on multilevel singular value decomposition and Savitzky-Golay[J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering), 2020,44(4):658-662.

[15] 陈作彬,李兴华,范磊,等. 基于小波包变换的爆破地震反应谱分析[J]. 爆破器材,2018,47(5):59-64.
CHEN Z B, LI X H, FAN L, et al. Analysis of blasting seismic response spectrum based on wavelet packet transform[J]. Explosive Materials, 2018,47(5):59-64.

(上接第 47 页)

[18] 杜祥扩. 某矿爆破质量影响因素的灰色关联分析[J]. 现代矿业, 2020(1): 113-116.
DU X K. Grey correlation analysis of factors affecting blasting quality in a mine [J]. Modern Mining, 2020 (1): 113-116.

[19] 胡晓冰,陈志远,魏格平,等. 基于 BP 神经网络的爆破振动预测系统[J]. 矿业研究与开发, 2020,40(9): 154-158.
HU X B, CHEN Z Y, WEI G P, et al. Blasting vibration prediction system based on BP neural network[J]. Mining Research and Development, 2020,40(9): 154-158.