

文章编号: 1000-7598-(2013) 增 1-0259-06

# 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

刘亚群, 李海波, 裴启涛, 张 伟

(中国科学院武汉岩土力学研究所 岩土力学与工程国家重点实验室, 武汉 430071)

**摘 要:** 水下爆破是一个复杂的、非线性的动态能量释放过程, 其涉及到的影响因素众多。为了充分利用少量的实测数据, 较准确地预测水下爆破质点峰值振动速度, 引入灰色关联分析理论, 并结合遗传神经网络较强的非线性映射优势和全局化的搜索能力, 建立基于灰色关联分析的遗传神经网络模型(GRA-GA-BP)。该模型利用灰色关联分析理论, 充分挖掘小样本潜在信息特征, 较合理地确定了影响爆破振动速度的主要因素, 解决了神经网络在多变量复杂系统中输入变量无法自动寻优的难题, 从而增强了神经网络的适应能力和稳定性。采用该模型对广东台山核电站一期工程大襟岛水下爆破开挖质点峰值振动速度进行预测, 并与传统的遗传神经网络及萨道夫斯基公式预测结果进行对比, 发现GRA-GA-BP模型的预测值与实测值吻合更好, 预测误差更稳定。研究方法可为小样本、多因素影响下类似工程质点峰值振动速度预测提供借鉴。

**关 键 词:** 灰色关联分析; 遗传神经网络; 水下爆破; 质点峰值振动速度; 预测

中图分类号: TV 64

文献标识码: A

## Prediction of peak particle velocity induced by underwater blasting based on the combination of grey relational analysis and genetic neural network

LIU Ya-qun, LI Hai-bo, PEI Qi-tao, ZHANG Wei

(State Key Laboratory of Geomechanics and Geotechnical Engineering, Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430071, China)

**Abstract:** Underwater blasting is a complicated, nonlinear, and dynamic process of energy release. It is affected by many factors, and its process has not been fully investigated at present. In order to accurately predict the peak particle velocity induced by underwater blasting based on a small amount of field measurements, the GRA-GA-BP model is established based on the grey relational analysis theory combining with the genetic neural network which has the nonlinear mapping and global searching capabilities. In the model, the potential information of the small sample is fully discovered, and the main factors affecting the vibration velocity are reasonably determined based on the grey relational analysis theory. Moreover, the problems of the neural network unable to automatically select and optimize input variables in complicated and multivariate systems are solved, which enhances the adaptability and stability of the genetic neural network. Finally, the GRA-GA-BP model is adopted to predict the peak particle velocity induced by underwater blasting at Dajin Island in the first phase of Taishan nuclear power station. Compared with the results obtained by traditional genetic neural network and the Sadaovsk formula, the prediction error of the GRA-GA-BP model is smaller and more stable. Therefore, the proposed procedure provides an appropriate way to predict the peak particle velocity induced by underwater blasting.

**Key words:** grey relational analysis; genetic neural network; underwater blasting; peak particle velocity; prediction

## 1 引 言

水下爆破是水利水电、港口码头、桥梁建造以及大坝修建等工程水下土石方开挖时常用的一种施工方法。与陆地爆破相比, 水下工程爆破不仅施工

难度大、技术要求高, 而且对周围环境的影响也更为突出<sup>[1-3]</sup>。目前, 工程实践中主要以质点峰值振动速度作为主要判据来衡量爆破产生的地震波对周围建(构)筑物的影响, 并采用萨道夫斯基公式来预测爆破振动速度的大小。但是萨道夫斯基公式依

收稿日期: 2013-04-24

基金项目: 国家 973 国家重点基础研究发展计划(No. 2010CB732001); 国家杰出青年基金(No. 51025935); 国家自然科学基金面上项目(No. 51174190)。第一作者简介: 刘亚群, 男, 1974 年生, 博士, 副研究员, 主要从事岩石动力学方面的研究工作。E-mail: yqliu@whrsm.ac.cn

赖于大量的现场实测样本数据,且在回归分析中仅考虑装药量及爆源距两个参数,无法反映水下爆破复杂的场地条件、水压力及爆破孔网参数等因素的影响,通常情况下其预测精度不高。因此,如何利用有限的实测数据较准确地预测水下爆破引起的质点峰值振动速度,对于在确保水下爆破作业的安全实施和周边建(构)筑物的安全前提下提高生产效率具有较高的工程应用价值。

鉴于爆破产生的地震波强度受众多因素的影响,且这些因素与质点振动速度的关系尚不十分清楚,许多学者从不同角度采用神经网络等方法进行了有益的探讨。Singh等<sup>[4]</sup>把炮孔直径、炮孔数、爆源水平距离和爆源垂直距离等作为输入变量,建立BP神经网络模型预测矿井地面质点振动速度,结果表明神经网络预测振动速度比传统的回归统计分析精度高;夏梦会等<sup>[5]</sup>把段药量、爆源距和高程作为输入变量,建立模糊神经网络模型,对黑山铁矿生产爆破振动进行了预测,其结果与实际值吻合较好;赵华兵等<sup>[6]</sup>分别采用地振动经验公式法、基函数回归法及BP算法对某核电站地面爆破振动进行了预测,发现神经网络法考虑的影响因素较全面,预测值误差最小;林从谋等<sup>[7]</sup>建立了基于BP神经网络隧道掘进爆破振动速度峰值的预报模型,对质点震动速度进行了预测,并与最小二乘法回归结果做了比较,结果表明BP神经网络预测误差小,精度高。类似的还有文献[8-11]的研究成果。

上述研究中,有的考虑了影响爆破地震波强度的爆源变量因素,如最大段药量、总药量、爆破孔网参数等,有的考虑了传播介质与途径变量因素,如爆源距、地形和地质条件等因素,但缺乏对这些因素的综合协调考虑。值得注意的是,对于某一特定爆破对象,这些因素有的是次要因素,若在模型中不加以甄别,会对质点振动速度预测精度带来负面影响。此外,由于水下大规模爆破试验成本较高,现场监测数据比较有限。鉴于此,为充分利用少量实测数据准确地预测水下爆破质点峰值振动速度,本文采用灰色关联分析理论充分挖掘小样本潜在信息特征,较合理地确定了影响爆破振动速度的主要因素。在此基础上,结合遗传神经网络较强的非线性映射优势和全局化的搜索能力,建立了基于灰色关联分析原理的遗传神经网络模型(GRA-GA-BP模型)。采用该模型对广东台山核电站1期工程大襟岛水下爆破开挖质点峰值振动速度进行了预测,并与传统的遗传神经网络以及萨道夫斯基公式预测结果

进行对比来验证该模型的合理性与可行性。

## 2 水下爆破预测的 GRA-GA-BP 模型

### 2.1 灰色关联分析(GRA)原理

对于任一离散的、随机的复杂系统而言,灰色关联理论主要用来确定系统的行为特征量(系统特征行为序列及相关因素行为序列)之间的关联程度。其基本思想是根据序列的曲线几何形状的相似程度来判断其联系是否紧密。曲线形状越接近,变化趋势就越相近,相应序列之间的关联度就越大。该方法可以较好地揭示事物之间关联的特征与程度,且具有样本需求少、不要求典型的分布规律、计算量小、量化结果与定性分析一致性好等优势<sup>[9]</sup>。由此可见,灰色关联分析理论可以较合理地确定水下爆破振动的主要影响因素。

设  $y_i(k)$ 、 $x_j(k)$  分别对应  $Y_i$  (速度峰值序列) 和  $X_j$  (可能的影响因素序列) 在第  $k$  次爆破时的监测数据,若某区域进行了  $n$  次爆破开挖试验,则该系统速度峰值序列和可能的影响因素序列表示为

$$Y_i = \{y_i(1), y_i(2), \dots, y_i(k), \dots, y_i(n)\} \quad i=1, 2, \dots, m \quad (1)$$

$$X_j = \{x_j(1), x_j(2), \dots, x_j(k), \dots, x_j(n)\} \quad j=1, 2, \dots, s \quad (2)$$

采用均值化算子求得式(1)、(2)各变量序列的均值象,然后利用始点零像化算子求得相应的始点零像,则系统速度峰值序列  $Y_i$  和可能的影响因素序列  $X_j$  的灰色绝对关联度为

$$\varepsilon_{ij} = (1 + |S_i| + |S_j|) / (1 + |S_i| + |S_j| + |S_j - S_i|) \quad (3)$$

式中:  $\varepsilon_{ij}$  表示第  $i$  个系统速度峰值变量与第  $j$  个可能影响因素的灰色绝对关联度,其中:

$$\left. \begin{aligned} y_i^0(k) &= [y_i(k) - y_i(1)] / \bar{y}_i, \bar{y}_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y_i(k) \\ x_j^0(k) &= [x_j(k) - x_j(1)] / \bar{x}_j, \bar{x}_j = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_j(k) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

$$\left. \begin{aligned} |S_i| &= \left| \sum_{k=2}^{n-1} y_i^0(k) + \frac{1}{2} y_i^0(n) \right| \\ |S_j| &= \left| \sum_{k=2}^{n-1} x_j^0(k) + \frac{1}{2} x_j^0(n) \right| \\ |S_j - S_i| &= \left| \sum_{k=2}^{n-1} [x_j^0(k) - y_i^0(k)] + \frac{1}{2} [x_j^0(n) - y_i^0(n)] \right| \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

根据式(3)计算出灰色绝对关联度  $\varepsilon_{ij}$  得到灰色绝对关联矩阵:

$$[\varepsilon_{ij}] = \begin{bmatrix} \varepsilon_{11} & \varepsilon_{12} & \cdots & \varepsilon_{1s} \\ \varepsilon_{21} & \varepsilon_{22} & \cdots & \varepsilon_{2s} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varepsilon_{m1} & \varepsilon_{m2} & \cdots & \varepsilon_{ms} \end{bmatrix} \quad (6)$$

当  $l, j \in \{1, 2, \dots, s\}$  满足  $\varepsilon_{il} \geq \varepsilon_{ij}$  ( $i=1, 2, \dots, m$ ) 时, 则称因素  $X_l$  优于  $X_j$ 。若  $\forall j=1, 2, \dots, s, j \neq l$ , 恒有  $X_l > X_j$ , 则称  $X_l$  为最优因素。

## 2.2 遗传神经网络方法(GA-BP 方法)

### 2.2.1 BP 神经网络简介及参数确定

BP神经网络是目前应用较广泛的一种神经网络, 具有较强的非线性映射优势及复杂的逻辑操作能力。现有理论已证明: 给定任意  $\varepsilon > 0$  和任意一个从  $n$  维空间到  $m$  维空间的函数  $f: [0, 1]^n \rightarrow R^m$ , 存在一个 3 层 BP 网络, 可在任意  $\varepsilon$  平方误差精度内逼近  $f^{[12]}$ 。基于此, 可将其应用于水下爆破振动速度预测。

采用 BP 神经网络进行水下爆破速度峰值预测时, 样本输入向量由每次爆破时的监测速度峰值组成; 期望输出向量由对应炮次下的可能影响因素代表值组成。结合本问题的特征, 网络输入层节点数为  $m$ , 输出层节点数为  $n$ , 隐含层 (本文取隐含层数目为 1 层) 节点数为  $q$ 。隐含层节点数目对神经网络的预测精度有较大的影响, 根据 Kolomogorow 定律, 对一个多层前馈人工神经网络, 则隐含层神经元个数为  $q=2m+1$ 。

### 2.2.2 遗传神经网络的实现过程

单一 BP 神经网络大多基于梯度下降算法, 常常会出现局部极值问题; 此外, 梯度下降算法与初值的选取关系很大, 若初值选取不当, 将会导致网络收敛速度较慢, 甚至出现发散和振荡现象。

遗传算法(GA)具有较好的全局搜索能力、易于并行化和初值无关性, 不要求其目标函数连续、可微, 且具有较快的收敛速度, 尤其适用于处理传统算法难于解决的复杂和非线性问题。基于此, 本文采用遗传算法来优化 BP 神经网络, 以期获得较快的收敛速度和较高的计算精度, 计算过程如下:

(1) 确定神经网络的结构, 输入层节点数为  $m$ , 输出层节点数为  $n$ , 取一个隐含层, 其节点数为  $q$ ; 确定遗传算法基本算子及其相关运算参数, 种群规模为  $P$ , 交叉概率为  $P_c$ , 变异概率为  $P_m$ 。

(2) 确定网络的权值及阈值长度, 并将其组成用一向量  $\mathbf{x}$  表示, 则有:

$$\mathbf{x} = \{v_1, v_2, \dots, v_s, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_t\}^T \quad (7)$$

式中:  $v_i$  为网络的第  $i$  个连接权值;  $s$  为连接权值的总数;  $\theta_j$  为第  $j$  个神经元的阈值;  $t$  为隐含层及输出层神经元的总数。

定义网络的总误差  $E$  为

$$E(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^n (y_i(k) - o_i(k))^2 \quad (8)$$

式中:  $y_i(k)$ 、 $o_i(k)$  分别对应第  $k$  组样本下输出层第  $i$  个神经元的实际输出和期望输出;  $N$  为样本组数。

根据遗传算法(GA)的优化目标, 即寻找网络的最优权值、阈值向量  $\mathbf{x}$ , 使得网络的总误差最小, 则 GA 目标函数定义为

$$\min E(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^n (y_i(k) - o_i(k))^2 \quad (9)$$

相应地, GA 的适应度函数定义为

$$F(\mathbf{x}) = 1/(1 + c + E(\mathbf{x})) \quad (10)$$

式中:  $c$  为非负数, 且满足  $c + E(\mathbf{x}) \geq 0$ 。

(3) 确定编码方式及编码长度。考虑到参数较多, 为了提高运算效率及精度, 采用实数进行编码, 每个实数串个体  $\mathbf{x}$  都包含了一个网络的所有连接权值和阈值,  $\mathbf{x}$  的维数即为编码的长度。

(4) 种群初始化, 并计算个体适应度值。

(5) 依据个体适应度评价检测, 执行 GA 选择操作。保留群体中适应度最高的个体, 直接将其复制到下一代; 对于其他个体, 执行 GA 选择操作。

(6) 执行 GA 交叉、变异操作, 生成新一代种群。

(7) 重复 GA 操作, 直至进化到  $K$  代 (总的进化代数), 将第  $K$  代适应度最高的个体解码得到网络权值及阈值, 计算网络总误差  $E(\mathbf{x}')$  及其适应度值  $F(\mathbf{x}')$ 。

(8) 执行收敛标准, 对结果进行评价。采用的收敛标准为

$$\min E < \varepsilon \quad (11)$$

式中:  $\varepsilon$  为网络的容许总输出误差。若满足收敛准则, 与适应度值  $F(\mathbf{x}')$  相对应的一组解即为所求问题的解, 可利用网络进行仿真预测; 否则, 在 GA 空间中执行选择操作, 并跳转至步骤 (6)。

## 2.3 基于灰色关联分析的 GRA-GA-BP 模型

根据上述分析过程, 结合灰色关联理论与遗传神经网络建立 GRA-GA-BP 模型, 计算流程见图 1。

## 3 工程实例

广东台山核电站 1 期工程大襟岛取水明渠 0+90~0+200 m 里程段渠内挖泥需进行水下炸礁施工, 施工方量约 203 407.1 m<sup>3</sup>。该区域基岩以砂岩和泥岩为主, 节理裂隙较发育, 覆盖物有碎石、鹅卵石及淤泥等, 现场地质条件较复杂。为了确保爆破开挖过程中取水隧洞 1<sup>#</sup>~4<sup>#</sup> 竖井的振动速度不超过安全阈值, 必须对水下岩体爆破开挖进行准确预测。

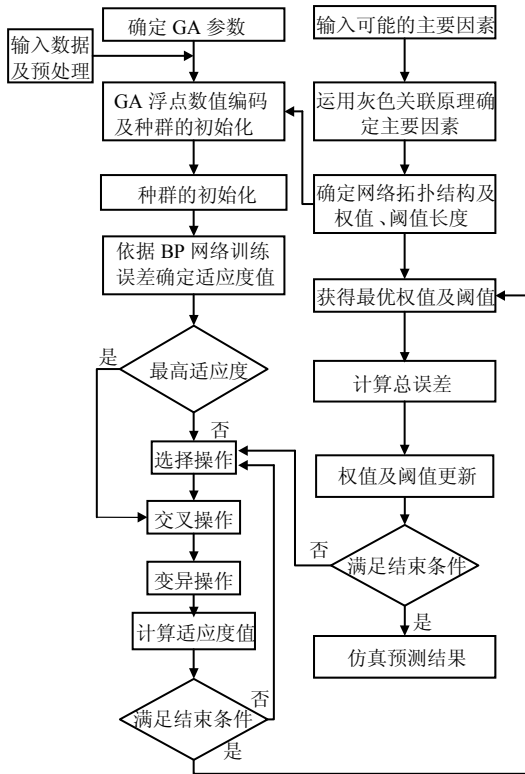


图 1 GRA-GA-BP 模型计算流程图  
Fig.1 Calculation flow chart of GRA-GA-BP model

在水下大规模爆破开挖之前进行了 30 次爆破试验，炮孔直径为 115 mm，装药分段起爆模式基本相同，采用同型号乳化炸药，水下爆破装药结构及现场振动监测点布置如图 2 所示。中国科学院武汉岩土力学研究所对爆破试验进行了跟踪监测，监测结果见表 1。值得注意的是，由于水下爆破区域凹凸不平，地形地貌对爆破振动强弱产生一定的影响；此外，与陆地爆破明显不同的是，炮孔位于水下，上覆海水吸收了部分爆炸能量，该因素也影响着爆破振动速度大小。经过分析，初步选择以下 12 个变量作为可能影响爆破振动速度的主要因素：孔深  $L$ 、孔距  $a$ 、排距  $b$ 、最小抵抗线  $w$ 、堵塞长度  $s$ 、爆源距  $R$ 、高差  $H$ 、海水压力  $P$ 、单耗  $q$ 、最大单孔药量  $d$ 、最大段药量  $Q$  和总药量  $TQ$ 。

3.1 GRA-GA-BP 模型预测结果

(1) 优势因素的选取

对上述可能影响爆破振动速度的 12 个因素进行灰色关联分析，灰色关联度行阵的计算结果如下：

$$\epsilon_{1 \times 12} = [0.956 \ 0.571 \ 0.544 \ 0.549 \ 0.610 \ 0.660 \ 0.903 \ 0.977 \ 0.515 \ 0.538 \ 0.948 \ 0.524]$$

(12)

由此可知，影响水下爆破振动速度大小的各因素重要程度为

$$P > L > Q > H > R > s > a > w > b > d > TQ > q$$

(13)

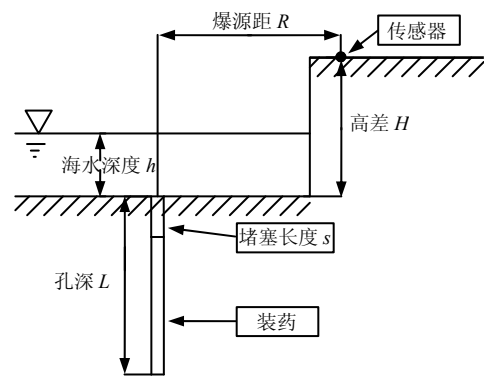


图 2 水下爆破装药及振动测点的布置  
Fig.2 Layout of the blasting charge and site monitoring of underwater blasting

一般情况下，关联度不小于 0.8 时，子序列与母序列关联性很好；当关联度介于 0.6~0.8 之间时，关联度好；关联度小于 0.5 时，子序列与母序列基本上不相关<sup>[13]</sup>。此处，取关联度大于 0.6 作为标准，则影响爆破振动的主要因素分别为海水压力、孔深、最大段药量、高差、爆源距及堵塞长度。

(2) 预测结果

根据爆破振动速度的主要影响因素及研究目标，确定网络输入节点数为 6，输出节点数为 1，则 GRA-GA-BP 模型的网络拓扑结构为 6-13-1。网络中采用 Sigmoid 函数作为隐含层传递函数，Purelin 函数作为输出函数，网络期望误差设为 0.000 01，学习速率为 0.08，种群规模为 30，进化次数为 50 次，交叉概率为 0.5，变异概率为 0.03。

选取爆破试验前 24 组实测数据作为学习样本，后 6 组数据作为检验样本，预测结果见表 2。

3.2 GA-BP 模型的预测结果

为便于比较分析，建立一个 12-25-1 的 3 层 GA-BP 模型，网络参数与 GRA-GA-BP 模型相同。同样，选取前 24 组实测数据作为学习样本，后 6 组数据作为检验样本，GA-BP 模型预测结果见表 2。

3.3 萨道夫斯基公式预测结果

采用萨道夫斯基公式对现场 30 次水下爆破振动速度监测值进行回归分析，得到爆破振动速度的预测公式如下：

$$V_{\text{垂直}} = 130.84(Q^{1/3}/R)^{1.4360} \tag{14}$$

$$V_{\text{水平}} = 199.84(Q^{1/3}/R)^{1.5159} \tag{15}$$

式中： $V_{\text{垂直}}$ 、 $V_{\text{水平}}$  分别为质点的垂直向、水平向速度峰值(cm/s)。

根据式 (14)、(15) 分别计算检验样本的质点峰值振动速度，取二者较大值作为预测值如表 2 所示。

表 1 水下爆破试验实测结果  
Table 1 Site monitoring results on underwater blasting

序号	L/m	a/m	b/m	w/m	s/m	R/m	H/m	P/(10 kPa)	q/kg	d/kg	Q/kg	TQ/kg	峰值振动速度/(cm/s)
1	7.8	3.0	3.0	4.0	1.9	97.4	35.7	7.7	1.2	54.0	80	960	2.010
2	7.9	3.0	3.0	4.0	1.9	136.7	35.4	7.4	1.3	50.0	78	1200	1.150
3	8.3	3.0	3.0	4.0	2.0	167.6	34.9	7.0	1.1	40.0	62	960	0.714
4	5.0	3.5	3.0	4.5	1.8	191.7	38.8	10.7	1.2	16.8	52	312	0.631
5	9.5	3.0	3.0	4.0	2.0	108.1	34.3	6.4	1.2	40.0	80	960	2.350
6	7.8	3.5	3.0	4.5	1.8	194.6	37.4	9.3	1.3	27.0	54	648	0.610
7	9.5	3.5	3.5	4.5	2.2	161.5	34.1	6.4	1.1	40.0	160	960	1.170
8	8.3	3.5	3.5	4.0	2.0	140.7	34.1	6.2	1.1	37.0	150	888	1.330
9	8.2	3.5	3.5	4.0	2.0	130.9	34.2	6.3	1.1	30.0	130	792	0.491
10	9.1	3.0	3.0	4.0	2.0	132.0	34.2	6.3	1.3	62.0	50	1200	0.553
11	10.3	3.0	3.0	4.0	2.4	153.9	32.6	5.1	1.2	49.0	80	960	0.783
12	8.6	3.0	3.0	4.0	2.0	155.5	34.5	6.6	1.2	40.0	80	960	0.694
13	9.1	3.0	3.0	4.0	2.0	116.4	34.0	6.1	1.2	38.0	65	960	0.670
14	10.4	3.0	3.0	4.0	2.5	110.8	32.8	5.4	1.2	37.0	50	960	0.444
15	10.1	3.0	3.0	4.0	2.4	199.6	32.8	5.3	1.1	40.0	55	960	0.843
16	10.7	3.0	3.0	4.0	2.5	103.2	32.7	5.3	1.2	51.0	78	960	1.080
17	10.6	3.0	3.0	4.0	2.5	97.8	32.6	5.2	1.2	40.0	80	960	1.930
18	9.5	3.0	3.0	4.0	2.2	173.4	33.7	6.0	1.2	39.0	78	960	1.150
19	9.3	3.0	3.0	4.0	2.2	158.2	33.7	6.0	1.2	35.0	70	960	0.699
20	6.5	3.0	3.0	4.0	1.6	135.2	36.9	8.6	1.3	67.0	75	1200	1.030
21	7.9	3.0	3.0	4.0	1.9	132.2	35.4	7.4	1.1	40.0	80	960	1.130
22	8.9	3.0	3.0	4.0	2.0	98.7	34.8	6.9	1.2	40.0	80	960	2.200
23	11.1	3.0	3.0	4.0	2.5	158.6	32.0	4.6	1.2	39.0	68	960	1.020
24	7.0	3.5	3.0	4.5	1.8	195.3	38.9	10.8	1.2	25.0	50	600	0.357
25	9.8	3.0	3.0	4.0	2.2	106.5	33.3	5.6	1.2	40.0	70	960	1.156
26	8.1	3.0	3.0	4.0	1.9	130.6	35.1	7.1	1.1	53.0	48	960	0.588
27	10.5	3.0	3.0	4.0	2.4	162.2	32.6	5.1	1.2	54.0	80	960	1.560
28	11.1	3.0	3.0	4.0	2.5	182.5	31.9	4.5	1.1	48.0	53	960	0.724
29	6.2	3.0	3.0	4.0	1.6	135.8	37.2	8.9	1.3	48.0	75	1200	0.821
30	6.0	3.5	3.5	4.0	1.6	191.7	39.4	11.2	1.2	48.0	120	720	0.476

注：海水压力  $P = \gamma h$ ， $\gamma$  为海水重度， $h$  为炮孔上覆海水深度。

表 2 水下爆破振动速度实测值与预测值对比  
Table 2 Comparison of peak particle velocities induced by underwater blasting between site monitoring and prediction

序号	实测速度 /(cm/s)	萨道夫斯基公式		GA-BP 网络模型		GRA-GA-BP 网络模型	
		预测/(cm/s)	误差/%	预测/(cm/s)	误差/%	预测/(cm/s)	误差/%
25	1.156	1.445	25.00	1.162	0.52	1.261	9.08
26	0.588	0.876	48.98	0.762	29.59	0.657	11.73
27	1.560	0.816	47.69	1.097	29.68	1.705	9.29
28	0.724	0.555	23.34	0.624	13.81	0.611	15.61
29	0.821	1.034	25.94	0.761	7.31	0.872	6.21
30	0.476	0.778	63.45	0.589	23.74	0.417	12.39

注：经计算，萨道夫斯基公式、GA-BP 网络模型、GRA-GA-BP 网络模型振动速度平均误差分别为 39.07%、17.44%、10.72%。

### 3.4 预测结果对比分析

由表 2 可知，基于 GRA-GA-BP 模型得到的质点峰值振动速度预测值与实测值的最大误差为 15.61%，平均误差为 10.72%；采用传统的遗传神经网络 (GA-BP 模型) 预测的最大误差为 29.68%，平均误差为 17.44%；而采用萨道夫斯基公式预测的最大误差为 63.45%，平均误差为 39.07%。可见，在样本较少的情况下，两种遗传神经网络模型的预测值均比萨道夫斯基公式的预测结果更准确。

此外，对比两种遗传神经网络模型的预测效果，发现采用 GRA-GA-BP 模型的预测精度高，误差相对更平稳。由此可见，在样本较少、映射关系尚不确定的情况下并非输入的影响因素越多越好，

次要因素可能会导致网络出现“过拟合”现象，降低网络的预测效果。通过采用灰色关联分析理论，剔除了影响水下爆破振动的次要因素，遗传神经网络的泛化能力及预测效果得到了显著提高。

## 4 结 论

本文建立了基于灰色关联分析的遗传神经网络 (GRA-GA-BP) 模型，将其应用于广东台山核电站 1 期工程大襟岛水下爆破开挖质点峰值振动速度预测，并与传统的遗传神经网络及萨道夫斯基公式预测结果进行对比，初步得出以下结论：

(1) 较之于萨道夫斯基公式，两种遗传神经网络模型较全面地考虑了影响爆破振动的主要因素，

其预测结果反映了多种影响因素的综合, 具有误差小、精度高等特性。

(2) GRA-GA-BP 模型采用灰色关联理论对小样本数据进行筛选, 获取了影响水下爆破振动的主要因素 (依次为海水压力、孔深、最大段药量、高差、爆源距、堵塞长度), 同时剔除了次要因素的影响, 显著增强了遗传神经网络的泛化能力, 提高了预测精度, 其效果要优于传统的遗传神经网络。

(3) 采用遗传神经网络预测水下爆破振动速度时, 网络模型的预测精度与样本容量关系较大。若样本资料较少, 神经网络的预测效果会降低; 在这种情况下, 从大量影响因素中优选出主要因素显得非常必要。可见, GRA-GA-BP 模型为小样本、多因素影响下的水下爆破振动速度预测提供了一种新的、切实可行的途径。

### 参 考 文 献

- [1] 李海波, 蒋会军, 赵坚, 等. 动荷载作用下岩体工程安全的几个问题[J]. 岩石力学与工程学报, 2003, 22(11): 1887—1891.  
LI Hai-bo, JIANG Hui-jun, ZHAO Jian, et al. Some problems about safety analysis of rock engineering under dynamic load[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2003, 22(11): 1887—1891.
- [2] 佟锦嶽, 石教往, 熊长汉, 等. 水下工程爆破对环境的影响规律研究(上)[J]. 爆破, 2000, 17(3): 6—12.  
TONG Jin-yue, SHI Jiao-wang, XIONG Chang-han, et al. Study on the law of influence of underwater engineering blasting on environment[J]. **Blasting**, 2000, 17(3): 6—12.
- [3] RAJENDRAN R. Linear elastic shock response of plane plates subjected to underwater explosion[J]. **International Journal of Impact Engineering**, 2001, 25(5): 493—506.
- [4] SINGH T N, SINGH V. An intelligent approach to prediction and control ground vibration in mines[J]. **Geotechnical and Geological Engineering**, 2005, 23(3): 249—262.
- [5] 夏梦会, 董香山, 张力民, 等. 神经网络模型在爆破振动强度预测中的应用研究[J]. 有色金属(矿山部分), 2004, 56(3): 25—27.  
XIA Meng-hui, DONG Xiang-shan, ZHANG Li-min, et al. Application research of neural network model for forecasting the intension of blasting vibration[J]. **Non-ferrous Metal**, 2004, 56(3): 25—27.
- [6] 赵华兵, 龙源, 宋克健, 等. 爆破振动速度预测方法及其影响因素[J]. 工程爆破, 2012, 18(1): 24—27.  
ZHAO Hua-bing, LONG Yuan, SONG Ke-jian, et al. Predictive methods and influence factors of blasting vibration velocity[J]. **Engineering Blasting**, 2012, 18(1): 24—27.
- [7] 林从谋, 逢焕东, 王其升, 等. 隧道掘进爆破地震峰值神经网络预报研究[J]. 岩土力学, 2004, 25(增刊): 125—126.  
LIN Cong-mou, PANG Huan-dong, WANG Qi-sheng, et al. Study on neural network prediction of peak amplitude of blasting ground vibration for tunneling[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2004, 25(Supp.): 125—126.
- [8] 苏国韶, 宋咏春, 燕柳斌. 岩体爆破效应预测的一种新方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2007, 26(增刊 1): 3509—3514.  
SU Guo-shao, SONG Yong-chun, YAN Liu-bin. A new method for forecasting of blasting effect in rock mass[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2007, 26(Supp.1): 3509—3514.
- [9] 史秀志, 董凯程, 邱贤阳, 等. 基于支持向量机回归爆破振动速度预测分析[J]. 工程爆破, 2009, 15(3): 28—30.  
SHI Xiu-zhi, DONG Kai-cheng, QIU Xian-yang, et al. Analysis of the PPV prediction of blasting vibration based on support vector machine regression[J]. **Engineering Blasting**, 2009, 15(3): 28—30.
- [10] 范孝锋, 周传波, 陈国平. 爆破震动影响因素的灰关联分析[J]. 爆破, 2005, 22(2): 100—102  
FAN Xiao-feng, ZHOU Chuan-bo, CHEN Guo-ping. The influential factors of blasting vibration by grey correlation analysis[J]. **Blasting**, 2005, 22(2): 100—102.
- [11] 刘红岩, 刘国振, 杨军, 等. 基于有限元数值计算的爆破震动强度分析[J]. 岩土力学, 2006, 27(6): 977—980.  
LIU Hong-yan, LIU Guo-zhen, YANG Jun. Analysis of blasting vibration intensity based on finite element numerical calculation[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2006, 27(6): 977—980.
- [12] 王道平, 张义忠. 故障智能诊断系统的理论与方法[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2001.
- [13] 郝彬彬, 李冲, 王春红. 灰色关联度在矿井突水水源判别中的应用[J]. 中国煤炭, 2010, 36(6): 20—22.  
HAO Bin-bin, LI Chong, WANG Chun-hong. Application of grey correlation degree in the identification of sources of mine water bursting[J]. **China Coal**, 2010, 36(6): 20—22.