

文章编号: 1001-1455(2009)04-0401-07

# 基于粗糙集模糊神经网络的爆破振动危害预测\*

史秀志<sup>1</sup>, 林大能<sup>2</sup>, 陈寿如<sup>1</sup>

(1. 中南大学资源与安全工程学院, 湖南 长沙 410083;

2. 湖南科技大学能源与安全工程学院, 湖南 湘潭 411201)

**摘要:** 为了探索一种能克服单因素预测的局限性、提高爆破振动危害预测精度的方法, 基于粗糙集模糊神经网络理论, 建立了综合考虑爆破振动幅值、主频率、主频率持续时间及结构动力特性等 10 个因素的民房破坏程度预测模型; 用铜绿山矿爆破振动和民房破坏情况观测数据, 对该模型进行了训练和测试, 测试结果与现场观测结果具有良好的一致性。研究表明: 粗糙集理论可将现场数据进行属性约简, 简化输入变量, 缩小神经网络的搜索空间, 改善爆破振动的预测性能; 基于粗糙集模糊神经网络理论的爆破振动危害预测模型, 能更好地考虑各种因素对危害程度的综合影响, 避免了单因素预测的局限性。

**关键词:** 爆炸力学; 危害预测; 粗糙集; 爆破振动; 模糊神经网络

**中图分类号:** O382; TD235.1

**国标学科代码:** 130 · 3520

**文献标志码:** A

## 1 引 言

爆破振动产生的负面效应是工程爆破不可避免的问题。在爆破前, 对振动可能造成的危害程度进行预报, 采取措施对目标进行保护, 是非常重要的。爆破振动危害情况的预报分 2 种情况, 第 1 种首先是对爆破振动特征参量(幅值、主频率和持续时间)进行预报, 根据爆破振动安全判据来判断被保护建(构)筑物的安全状况, 再采取措施对爆破振动进行控制, 这是目前绝大多数研究人员采用的研究方法; 第 2 种做法是根据爆破参数、场地条件和被保护建(构)筑物特征以及专家知识, 直接对被保护建(构)筑物的安全状况进行预测<sup>[1]</sup>。这 2 种预测方法均需要大量的测试数据。在我国, 第 1 种研究方法采用的振动强度预报经验公式为萨道夫斯基公式及其变形。通过监测, 采用回归分析方法可以得出系数  $K$  和  $\alpha$  值, 并以此来预报爆破地震峰值质点振动速度<sup>[2-3]</sup>。由于影响爆破振动危害程度的因素很多, 该方法预测精度较低。第 2 种研究方法除考虑爆破条件外, 还涉及被保护对象, 影响因素更多, 并且包含很多不确定因素, 专家知识的主观性比较强。现有振动破坏判据主要考虑峰值振动速度和频率, 未能同时考虑其他众多因素的影响。因此, 探索一种既有较高预测精度、又可反映爆破振动受多因素影响的事实更为有效的方法, 提高预测精度, 是一个值得深入研究的问题。

神经网络是对生物神经网络结果的模拟, 基本结构是神经元。神经元是多输入、单输出的神经处理单元, 各输入值有一定的权值, 当各输入值的加权和大于神经元的作用阈值时, 神经元才会按某种响应函数输出一个数值。BP 神经网络在处理非线性数据方面功能性很强。神经网络适用于多变量非线性系统的分析, 而且在训练范围内对未出现过的输入数据具有稳定的输出能力, 神经网络已被成功用于爆破地震波形预报。D. Lilly<sup>[4]</sup>首次提出了预报爆破地震波峰值的神经网络模型, 徐全军等<sup>[5-6]</sup>利用 BP 神经网络模型实现了对秦山等工程爆破振动峰值的预测。模糊神经网络是模糊推理与神经网络的结合, 借助于模糊数学的隶属度来约简输入参量, 其处理输入参量具有模糊特性的非线性问题能力, 比神经网络更强。ZHONG Dong-wan<sup>[7]</sup>采用模糊神经网络进行了峰值质点速度预测, 并指出预测值和实测值只有 5.58% 的误差。使用模糊神经网络也存在一个弊端, 初始模糊规则是在对每一维输入变量进行模糊划分的基础上随机组合产生的, 没有充分利用样本数据的特征。粗糙集理论是研究不精确数据的分析和推理, 挖掘数据间的关系、发现潜在知识的行之有效的工具<sup>[8-9]</sup>。利用粗糙集将测试数据进行属性约简, 剔除与决策信息不相关的属性, 简化输入变量从而缩小模糊神经网络的搜索空间, 可改善其预测性能。粗糙集模糊神经网络可充分利用粗糙集合提取规则的能力, 同时也可进行模糊推理。本文中将以铜绿山矿的基本条件和测试数据为基础, 基于粗糙集模糊神经网络理论, 建立该矿条件下爆破振动对民房破坏程度的粗糙集模糊神经网络预测模型。

\* 收稿日期: 2008-01-28; 修回日期: 2008-06-04

基金项目: 国家十一五重点科研项目(2006AB02B05-01-02-01)

作者简介: 史秀志(1966—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师。

## 2 粗糙集模糊神经网络

### 2.1 粗糙集理论

粗糙集理论是波兰学者 Z. Pawlak 于 1982 年提出的<sup>[8]</sup>,粗糙集理论的主要思想是:在保持信息系统分类能力不变的前提下,利用已知的知识库,将不精确或不确定的知识,用知识库中已知的知识来近似刻画,通过知识的补充、约简,导出问题的决策或分类规则。粗糙集理论无需提供问题所需处理的数据集合之外的任何先验信息,对问题的不确定性的描述或处理比较客观<sup>[8]</sup>。

#### 2.1.1 粗糙集理论简介

粗糙集理论的基本观点和特点可归纳为以下几点<sup>[10]</sup>:

(1) 粒度和不可分辨关系。认为知识具有基本属性单位,定义为粒度。不能用粒度区分的知识称为不可分辨关系。

(2) 上下近似逼近。有些知识可用粒度集合确定表示,不能确定表示的知识用可确定表示的知识近似得到。方便处理数据的不精确性和模棱两可,包括确定性和非确定性。

(3) 不需要先验知识。粗糙集理论是通过决策表的形式来处理信息系统的。决策表是 1 个二维表格,纵轴代表对象,横轴代表对象属性,横轴和纵轴的交点代表某对象的属性值。知识的获取是通过决策表的约简获得的。设  $Q \subseteq P$ , 如  $Q$  与  $P$  的分类一致,并且  $Q$  为最小条件属性集,则称  $Q$  是  $P$  的约简。集合  $P$  的所有约简的交集定义为核,记作  $\text{core}(P)$ 。约简的方法主要采用区分矩阵法<sup>[7]</sup>。信息系统  $I = (U, A, V_P, f_P)_{P \subseteq A}$ , 区分矩阵  $D$  为  $n$  阶矩阵,  $d_{ij} = \{a \in A : a(u_i) \neq a(u_j), u_i, u_j \in U, i, j = 1, \dots, n\}$  成立。每个区分矩阵  $D$  可以定义它的区分函数  $f$ ,  $f$  是区分矩阵每一项的和,代表了能区分开所有对象的属性组合。 $f$  的最小简化的析取范式对应于  $I$  的全部约简。

#### 2.1.2 粗糙集系统极属性指标权重

**定义 1**, 设  $\bar{A}$  为约简后的属性集,  $\bar{V} = \bigcup_{\bar{a} \in \bar{A}} V_{\bar{a}}$ ,  $V_{\bar{a}}$  是属性  $\bar{a}$  的值域,  $\bar{f}$  表示  $U \times \bar{A} \rightarrow \bar{V}$  的信息函数, 称  $\bar{S} = (U, \bar{A}, \bar{V}, \bar{f})$  为粗糙集系统, 即知识  $\bar{A}$ 。**定义 2**, 设  $\bar{a} \in \bar{A}$ ,  $\bar{a}$  在  $\bar{A}$  中的重要性定义为  $S_{\bar{a}} = |I(\bar{A}) - I(\bar{A} - \{\bar{a}\})|$ 。**定义 3**, 设  $\bar{A} = \{\bar{a}_1, \bar{a}_2, \dots, \bar{a}_m\}$ ,  $\bar{a}_i (i = 1, 2, \dots, m)$  的权重定义为

$$\omega = \left| \frac{I(\bar{A}) - I(\bar{A} - \{\bar{a}_i\})}{mI(\bar{A}) - \sum_{j=1}^m I(\bar{A} - \{\bar{a}_j\})} \right| \quad (1)$$

## 2.2 粗糙集模糊神经网络

用粗糙集理论及其规则对各条件属性的指标进行约简,再用模糊数学的方法刻画各条件属性的指标,然后和神经网络结合形成粗糙集模糊神经网络分析方法。模糊神经网络是神经网络中的一种代表形式,其基本组成可分 5 层结构:输入层、模糊化层、正规化层、规则化层和反模糊化输出层。正规化模糊神经网络的特点是在确定的输入输出模式和模糊化层隶属函数的个数情形下,模糊化层、正规化层和规则化层的节点数是可以确定的。通过神经网络训练得到修改模糊化中心、方差和规则化层以及反模糊化输出层连接权重。

第 1 层为输入层,该层的输入向量可以是精确的数值向量,也可以是模糊量。第 2 层是模糊化层,该层使用高斯函数作为隶属函数,和  $x_i$  相关的第  $j$  个节点为

$$\mu_{ij}(x_i) = \exp[-(x_i - m_{ij})^2 / \sigma_{ij}^2] \quad (2)$$

第 3 层是正规化层,假定  $x_i$  具有  $n_i$  个用于模糊划分的项顶点,则  $\mu_{ij}(x_i)$  的正规化输出为

$$\mu'_{ij}(x_i) = \mu_{ij}(x_i) / \sum_{k=1}^{n_i} \mu_{ik}(x_i) \quad (3)$$

第 4 层是规则化层,将前件(正规化节点)和节点(输出节点)连接起来,在逻辑上实现两者之间的关联。连接的准则是对每个语言变量,每个规则节点只和 1 个正规化节点相连。第  $j$  个规则节点的输出为

$$z_j = \prod_{i=1}^n \mu'_{ij}(x_i) \quad (4)$$

第 5 层是反模糊化层,所有规则节点都通过结论连接线连入到输出节点上,并被直接解释成输出强度。该层完成中心平均反模糊化操作,以得到数值型输出

$$y = \sum_{j=1}^m G^j \prod_{i=1}^n \mu'_{ij}(x_i) \quad (5)$$

根据以上知识,利用 MATLAB 提供的工具箱,结合爆破振动危害预测模型,编写基于粗糙集模糊神经网络的爆破振动危害预测软件。

## 2.3 基于粗糙集模糊神经网络的爆破振动危害预测模型建立的步骤

- (1)由不同爆破条件下实测爆破振动特征参量及民房的结构特征参量建立初始信息表;
- (2)对原始数据离散化处理,建立实数值型决策表;
- (3)对建立的决策表作属性约简,得到与预测爆破振动破坏程度相关的最佳条件属性集和核,并建立决策规则集;
- (4)由决策规则集建立模糊神经网络模型,确定模糊神经网络初始权值;
- (5)对模糊神经网络进行训练;
- (6)若模糊神经网络拟合误差满足要求,则结束。

## 3 爆破振动对民房的破坏程度及影响因素

### 3.1 爆破振动对民房的破坏程度

根据爆破振动对民房的破坏特征,结合铜绿山矿露天采场爆破振动特性和周围民房情况,将民房的破坏程度分为3个等级:基本完好、轻微损伤和破坏。不同破坏等级划分标准见表1<sup>[1]</sup>。

表1 民房破坏等级划分标准

Table 1 Standards of farmers' house damage degree

破坏等级	破坏特征
基本完好	民房仅产生弹性变形,门、窗、墙体、屋盖没有裂纹
轻微损伤	门、窗、墙角等局部应力集中点出现非张开型细微裂纹,粉刷层出现细微裂纹,墙体、屋盖没有任何裂纹
破坏	出现不可恢复张开型裂缝,墙体、屋盖出现裂纹

### 3.2 爆破振动对民房的破坏程度的影响因素

影响民房破坏程度的因素既包括爆破振动特征参量(峰值振动速度、主频率和主频率持续时间),还包括民房自身强度和结构特性以及民房所处的场地条件。

#### 3.2.1 强度特征

反映民房的强度特征的因素主要是混凝土梁柱强度、砖强度和灰缝强度。由于灰缝强度往往最低,爆破振动对民房的破坏基本上都是沿灰缝开裂,因此,把灰缝强度作为民房强度特征的主要指标。

#### 3.2.2 阻尼

影响民房阻尼的因素主要有结构类型、施工质量和场地条件等。

(1)结构类型。反映民房结构类型的主要指标为屋盖形式、圈梁构造柱、结构的规则性和砖墙面积率等。屋盖的结构形式主要有:钢筋混凝土现浇屋盖,预制屋盖和木屋盖;圈梁构造柱主要形式有:无圈梁又无立柱、有圈梁无立柱和有圈梁有立柱;砖墙面积率是一个综合指标,反映了房屋的刚度、强度、空旷程度等特征。砖墙面积率大的房屋抗震性能也较好。砖墙面积率=砖墙净面积/建筑面积。

(2)施工质量。在对现有房屋损害预测中,如果没有施工验收说明,施工质量结合房屋现状来估计。同时还要考虑建筑年代的影响。施工质量的划分可用模糊语言变量“好、一般、差”等来表示。

(3)场地条件。场地条件主要是指场地类别。场地的划分可用模糊语言变量“好、一般、差”等来表示。对于Ⅰ类土设为好;Ⅱ类土设为一般;Ⅲ类土和Ⅳ类土设为差。

#### 3.2.3 自振频率

中国科学院工程力学研究所有关人员按等截面悬臂梁的推导以及多层砖房动力特性的测定,认为自振周期与房屋高度关系最为密切。因此,房屋高度也是影响民房破坏程度的一个重要因素。

通过以上分析可以确定影响民房破坏程度的主要因素有:爆破振动幅值,爆破振动主频率,主频率持续时间,灰缝强度,屋盖形式,圈梁构造柱,砖墙面积率,房屋高度,施工质量,场地条件。

## 4 基于粗糙集模糊神经网络的爆破振动危害预测

### 4.1 铜绿山矿露天采场爆破振动特征参量的获取

频谱图中最大谱值所对应的频率称为主频率。主频率持续时间为测点从开始振动到地震波振幅减小到其最大值的1/3时刻为止的时间<sup>[1]</sup>。在铜绿山矿露天采场生产爆破中,采用IDTS3850爆破振动信号记录仪和CD-1速度传感器对各测点的垂直振动信号进行监测,测点分别设置在6套民房的顶部,用石膏固定速度传感器。将记录下的爆破振动信号数据导出,根据峰值振动速度、主频率及主频率持续时间的定义,用MATLAB软件编程,读取相应的峰值振动速度、主

频率及主频率持续时间等。

### 4.2 实测数据决策表及约简

根据建筑物的类型,选择了 6 套民房进行观测和测试,其中一层平房 2 套,二层楼房 3 套,三层楼房 1 套。所选择的民房特征指标见表 2。由于民房的结构都比较规则,表中没有房屋结构的规则性指标。

条件属性 = {幅值, 主频率, 主频率持续时间, 灰缝强度, 砖墙面积率, 房屋高度, 屋盖形式, 圈梁构造柱, 施工质量, 场地条件}。决策表的决策属性为: 决策属性 = {民房破坏等级}。设定幅值 < 1.0 cm/s 为 0; 2.0 cm/s > 幅值 ≥ 1.0 cm/s 为 1; 3.0 cm/s > 幅值 ≥ 2.0 cm/s 为 2; 4.0 cm/s > 幅值 ≥ 3.0 cm/s 为 3; 幅值 ≥ 4.0 cm/s 为 4。设定主频率 < 20 Hz 为 0; 25 Hz > 主频率 ≥ 20 Hz 为 1; 主频率 ≥ 25 Hz 为 2。设定持续时间 < 500 ms 为 0; 1 000 ms > 持续时间 ≥ 500 ms 为 1; 持续时间 ≥ 1 000 ms 为 2。设定灰缝强度 < 20 为 0; 30 > 灰缝强度 ≥ 20 为 1; 灰缝强度 ≥ 30 为 2。设定砖墙面积率 < 2.5% 为 0; 3.0% > 砖墙面积率 ≥ 2.5% 为 1; 砖墙面积率 ≥ 3.0% 为 2。设定房屋高度 < 4.0 m 为 0; 7.0 m > 房屋高度 ≥ 4.0 m 为 1; 房屋高度 ≥ 7.0 m 为 2。对屋盖形式、圈梁构造柱、施工质量、场地条件和输出参量破坏等级等 5 个输入输出参量,根据表 3 作数量化处理。将实测数据按以上原则进行约简,并将规则相同的合并,最后得到 76 条规则。

表 2 观测测试民房的特征指标

Table 2 Characteristic indexes of farmers' houses observed in the study

民房	灰缝强度	屋盖形式	圈梁立柱	砖墙面积率 /%	房屋高度 /m	施工质量	场地条件
1	15	木制	无梁无柱	3.28	2.8	一般	一般
2	10	木制	无梁无柱	2.16	3.5	差	一般
3	25	预制板	有梁无柱	2.87	6.5	一般	好
4	50	现浇砼	有梁有柱	3.11	6.5	好	差
5	25	预制板	无梁无柱	3.53	6.5	差	一般
6	50	现浇砼	有梁有柱	2.58	10.5	好	好

表 3 状态参量数量化表

Table 3 Quantitative transformation of state variable parameters

屋盖形式			圈梁构造柱			施工质量			场地条件			破坏等级		
木制	预制板	现浇砼	无梁 无柱	有梁 无柱	有梁 有柱	差	一般	好	差	一般	好	基本 完好	轻微 损伤	破坏
1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0
0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1

### 4.3 输入输出参量与网络的拓扑结构

如图 1 所示,网络的第 1 层为输入层,节点分别是爆破振动幅值、爆破振动主频率、主频率持续时间、灰缝强度、砖墙面积率、房屋高度、屋盖形式、圈梁构造柱、施工质量和场地条件(依次记为指标 1~10), $M_1 = 10$ 。第 2 层为网络的正规化层,爆破振动幅值、爆破振动主频率、主频率持续时间、灰缝强度、砖墙面积率和房屋高度这 6 个节点分别对应 1 个模糊节点,连接强度(连接权值)为 1。屋盖形式、圈梁构造柱、施工质量和场地条件各对应 3 个模糊节点, $M_2 = 18$ 。第 3 层为神经网络的隐含层,采用 BP 误差反传训练方法,根据 Kolmogorov 定理,隐含层应有 37 个神经元,即  $M_3 = 37$ ;如果采用径向基函数神经元,则隐含层的个数在网络训练过程中确定。第 4 层为去模糊化层, $M_4 = 3$ 。第 5 层为输出层, $M_5 = 1$ 。

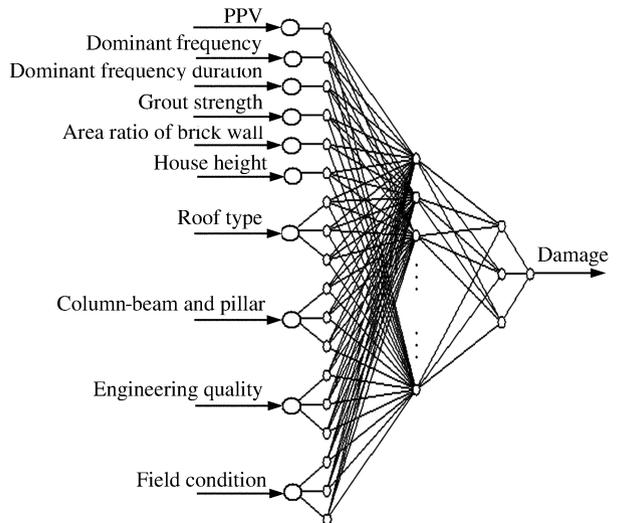


图 1 爆破振动对民房破坏预测神经网络的拓扑结构

Fig. 1 Topological structure of network for the prediction of houses damage induced by blasting vibration

### 4.4 神经网络性能分析

将实测数据约简合并后得到的 76 组数据用于分析,表 4 为部分训练样本,其中民房 7 作参考用。表 5 为 6 栋民房各取 2 组数据组成的测试样本。网络的第 2 层、第 3 层和第 4 层组成了一个 3 层 BP 神经网络,网络的输入层神经元有 18 个。中间层个数取 39 个;输入神经元有 3 个。网络中间层的神经元传递函数仍采用 S 型正切函数  $tansig$ ,输入层神经元传递函数采用 S 型对数函数  $logsig$ 。创建网络的程序为

```
threshold=[0 1;0 1;0 1;0 1;0 1;0 1;0 1;0 1;0 1;0 1;0 1;0 1;0 1;0 1;0 1;0 1;0 1;0 1]
net=newff(threshold,[39,3],{'tansig','logsig'},'trainlm')
```

表 4 模糊神经网络训练样本

Table 4 Training specimen parameters of fuzzy-neural network

民房	指标 1 /(cm/s)	指标 2 /Hz	指标 3 /ms	指标 4	指标 5 /%	指标 6 /m	指标 7	指标 8	指标 9	指标 10	破坏等级
1	1.753	31.2	870	15	3.28	2.8	木制	无梁无柱	一般	一般	轻微损伤
2	2.714	18.6	1 090	15	3.28	2.8	木制	无梁无柱	一般	一般	破坏
3	1.395	23.2	765	10	2.16	3.5	木制	无梁无柱	差	一般	轻微损伤
4	1.495	21.2	740	25	2.87	6.5	预制板	有梁无柱	一般	好	基本完好
5	1.345	25.7	760	25	2.87	6.5	预制板	有梁无柱	一般	好	轻微损伤
6	1.412	14.3	690	25	3.53	6.5	预制板	无梁无柱	差	一般	轻微损伤
7	3.577	38.6	1 115	25	3.53	6.5	预制板	无梁无柱	差	一般	破坏

表 5 模糊神经网络测试样本

Table 5 Testing specimen parameters of fuzzy-neural network

序号	指标 1 /(cm/s)	指标 2 /Hz	指标 3 /ms	指标 4	指标 5 /%	指标 6 /m	指标 7	指标 8	指标 9	指标 10	破坏等级
1	0.604	26.6	215	15	3.28	2.8	木制	无梁无柱	一般	一般	基本完好
2	2.979	39.7	785	15	3.28	2.8	木制	无梁无柱	一般	一般	破坏
3	1.497	17.1	655	10	2.16	3.5	木制	无梁无柱	差	一般	轻微损伤
4	4.923	16.3	385	10	2.16	3.5	木制	无梁无柱	差	一般	破坏
5	1.543	17.3	780	25	2.87	6.5	预制板	有梁无柱	一般	好	基本完好
6	4.193	29.3	825	25	2.87	6.5	预制板	有梁无柱	一般	好	破坏
7	3.536	39.6	1 100	50	3.11	6.5	现浇砼	有梁有柱	好	差	轻微损伤
8	1.697	30.9	880	50	3.11	6.5	现浇砼	有梁有柱	好	差	基本完好
9	3.608	24.3	805	25	3.53	6.5	预制板	无梁无柱	差	一般	破坏
10	1.589	23.3	850	25	3.53	6.5	预制板	无梁无柱	差	一般	轻微损伤
11	4.106	26.3	865	50	2.58	10.5	现浇砼	有梁有柱	好	好	轻微损伤
12	0.783	24.6	310	50	2.58	10.5	现浇砼	有梁有柱	好	好	基本完好

采用 Levenberg-Marquardt 算法进行网络学习。设定训练次数为 1 000 次,训练目标为 0.001,学习速率为 0.1。经过 32 次训练后,网络误差达到要求。训练结果见图 2,  $n$  为训练次数,  $E$  为训练结果。利用  $Y = sim(net, P\_test)$  程序( $P\_test$  为表 5 对应的条件数据组成的向量),可计算输入数据为表 5 对应条件下网络的输出结果,见表 6。第 10 组检测样本预测值虽然有较大误差,但其预测结果与观测结果是一致的,其余 11 组样本的预测结果都非常理想。说明粗糙集模糊神经网络方法可用于预测爆破振动对民房的破坏程度。

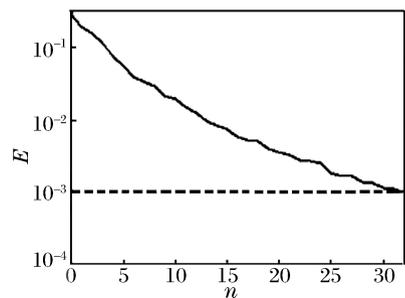


图 2 训练结果

Fig. 2 The results of training

表6 样本测试运行结果  
Table 6 The results of specimen testing

序号	观测值			预测值		
1	0	0	1	0	0.009 0	0.999 6
2	1	0	0	0.984 3	0.004 5	0.000 1
3	0	1	0	0.008 5	0.999 3	0.000 4
4	1	0	0	1.000 0	0.000 9	0
5	0	0	1	0.002 4	0.026 0	0.954 1
6	1	0	0	0.999 5	0.000 3	0
7	0	1	0	0.004 3	1.000 0	0
8	0	0	1	0	0.001 1	0.998 2
9	1	0	0	1.000 0	0	0
10	0	1	0	0.006 0	0.804 1	0.076 4
11	0	1	0	0	0.994 8	0.006 1
12	0	0	1	0	0	1.000 0

## 5 结 论

影响爆破振动破坏程度的因素繁多,影响因素与破坏程度之间呈非线性的关系。基于粗糙集模糊神经网络理论,建立了综合考虑爆破振动幅值、主频率、主频率持续时间以及结构动力特性等10个因素的民房破坏程度预测模型。将该模型用于铜绿山矿露天采场爆破振动对周围民房影响情况的预测,测试结果与观测结果吻合较好。粗糙集理论可以将现场数据进行属性约简,剔除那些不相关的属性,简化输入变量,从而缩小神经网络的搜索空间,改善爆破振动的预测性能。基于粗糙集模糊神经网络理论的爆破振动危害预测能更好地考虑各种因素对危害程度的综合影响,避免了单因素评价的局限性。

## 参考文献:

- [1] 李夕兵,张义平,刘志祥,等. 爆破震动信号的小波分析与HHT变换[J]. 爆炸与冲击, 2005, 25(6): 528-534.  
LI Xi-bing, ZHANG Yi-ping, LIU Zhi-xiang, et al. Wavelet analysis and Hilbert-Huang transform of blasting vibration signal[J]. Explosion and Shock Waves, 2005, 25(6): 528-534.
- [2] 闫鸿浩,李晓杰,曲艳东,等. 爆破振动速度测试精细分析[J]. 岩土力学, 2007, 28(10): 2091-2094.  
YAN Hong-hao, LI Xiao-jie, QU Yan-dong, et al. Fine analysis of blasting vibration velocity testing[J]. Rock and Soil Mechanics, 2007, 28(10): 2091-2094.
- [3] 凌同华,李夕兵,王桂尧. 爆破震动灾害主动控制方法研究[J]. 岩土力学, 2007, 28(7): 1439-1452.  
LING Tong-hua, LI Xi-bing, WANG Gui-yao. A study on initiative control of blast vibration damages[J]. Rock and Soil Mechanics, 2007, 28(7): 1439-1452.
- [4] Lilly D. Neural network simulation: Charting the future of blast process control[J]. Pit & Quarry, 1995, 13(2): 34-37.
- [5] 徐全军,刘强,聂渝军. 爆破地震峰值预报神经网络研究[J]. 爆炸与冲击, 1999, 19(2): 133-138.  
XU Quan-jun, LIU Qiang, NIE Yu-jun, et al. Study of neural network prediction on peak particle amplitude of blasting ground vibration[J]. Explosion and Shock Waves, 1999, 19(2): 133-138.
- [6] XU Quan-jun. Ground vibration model testing of bench blasting and BP neural network analysis[C]// The 7th International Symposium on Rock Fragmentation by Blasting. Beijing, China, 2002: 591-594.
- [7] ZHONG Dong-wan. Study on the forecast of blasting vibration peak value based on the fuzzy neural network[C]// The 7th International Symposium on Rock Fragmentation by Blasting. Beijing, China, 2002: 263-266.
- [8] 史忠植. 知识发现[M]. 北京:清华大学出版社, 2002: 58-67.
- [9] 刘同明. 数据挖掘技术及其应用[M]. 北京:国防工业出版社, 2001: 124-131.
- [10] 张燕秦,徐向东. 用于热力系统建模的基于粗糙集的模糊神经网络[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2004, 44(8): 1083-1086.

ZHANG Yan-qin, XU Xiang-dong. Rough set-based fuzzy-neural network model design for thermodynamic systems[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2004, 44(8): 1083-1086.

[11] 史秀志. 爆破振动信号时频分析与爆破振动特征参量和危害预测研究[D]. 湖南长沙: 中南大学, 2007.

## Blasting-vibration-induced damage prediction by rough set-based fuzzy-neural network

SHI Xiu-zhi<sup>1\*</sup>, LIN Da-neng<sup>2</sup>, CHEN Shou-ru<sup>1</sup>

(1. School of Resources and Safety Engineering, Central South University,  
Changsha 410083, Hunan, China;

2. School of Mining and Safety Engineering, Hunan University of Science and Technology,  
Xiangtan 411201, Hunan, China)

**Abstract:** According to the nonlinear links between blasting-vibration-induced damage degree and its influencing factors, a rough set-based fuzzy-neural network model is proposed to seek a method that can overcome the limitations in the single-factor case and improve the damage prediction precision. In the proposed prediction model, there are 10 factors to be taken into account, which include particle vibration velocity (PPV), dominant frequency, dominant frequency duration and dynamic characteristics of structures. The prediction model is trained and tested by a series of data from the observations of blasting vibration and damage degree of houses in Tonglùshan Copper Mine. The training results are in agreement with the field observations. The rough set-based fuzzy-neural network can reduce data indexes and simplify input variables, and minimize the decision table size and accelerate the approach to the minimal rules. The proposed method considering the manifold factors can improve the prediction precision of damage degree induced by blasting vibration.

**Key words:** mechanics of explosion; prediction model of damage degree; rough set; blast vibration; fuzzy-neural network

---

\* Corresponding author: SHI Xiu-zhi  
Telephone: 86-731-8879612

E-mail address: sxzcsu@sina.com