

# 基于粗糙集 - 神经网络的矿山地质 环境影响评价模型及应用\*

蒋复量<sup>1,2</sup> 讲师 周科平<sup>1</sup> 教授 李书娜<sup>1</sup> 肖建清<sup>1</sup> 潘东<sup>1</sup> 李魁<sup>1</sup>  
(1 中南大学资源与安全工程学院,长沙 410083 2 南华大学核资源与安全工程学院,衡阳 421001)

学科分类与代码:620.5020 中图分类号:X820.3 文献标识码:A  
资助项目:“十一五”国家科技支撑计划项目(2006BAB02A02);  
湖南省安全生产科技发展计划项目(07-17,07-29,HN08-07);  
湖南省教育厅资助项目(07C652,08B068)。

**【摘要】**采用衡山白果地区石膏矿山的 11 个评价指标,综合运用粗糙集和神经网络理论,构建了基于粗糙集 - 神经网络(RS - ANN)的矿山地质环境影响评价模型,对 RSES 软件约简的数据和无约简的数据采用 EasyNN - plus 软件进行预测评价。神经网络模型的输入属性为 8 个,而粗糙集 - 神经网络模型的输入属性为 6 个,训练样本均为 13 个,预测样本均为 4 个,前者的平均预测精度为 1.85% ~ 24.86%,后者为 1.23% ~ 15.28%。研究发现,粗糙集在保留关键信息的前提下可有效地对数据表进行约简,约简后的神经网络预测结果与实际情况吻合,并比无约简时总体精度有较大幅度提高。

**【关键词】** 矿山地质环境; 评价模型; 粗糙集; BP 神经网络; 评价指标

## Study on the Model of Mines' Geological Environmental Impact Assessment Based on Rough Set and Artificial Neural Network and Its Application

JIANG Fu-làng<sup>1,2</sup>, Lecturer ZHOU Ke-ping<sup>1</sup>, Prof LI Shu-na<sup>1</sup>  
XIAO Jian-qing<sup>1</sup> PAN Dong<sup>1</sup> LI Kui<sup>1</sup>

(1 School of Resources & Safety Engineering, Central South University, Changsha 410083, China  
2 School of Nuclear Resource & Safety Engineering, University of South China, Hengyang 421001, China)

**Abstract:** Through referring to the 11 assessment indicators of gypsum mines in Baiguo region of Hengshan County, a model for mines' geological environmental impact assessment is set up based on rough set (RS) and artificial neural network (ANN). Then, through adopting EasyNN-plus software, a prediction evaluation is made on the raw data and the data reduced by RSES software. The input attributes of the ANN model are 8, the RS-ANN model input attributes are 6, both training samples are 13, both forecast samples are 4, the former average prediction accuracy is 1.85% - 24.86%, the latter is 1.23% - 15.28%. This study shows that rough set is effective in the data table reduction while retaining key information; the results predicted by RS - ANN model coincide with the actual situation, and the overall accuracy greatly rises

**Key words:** mining geological environment; evaluation model; rough set; BP neural network; assessment indicator

\* 文章编号:1003-3033(2009)08-0126-07; 收稿日期:2009-03-01; 修稿日期:2009-06-30

# 0 引言

我国矿山地质环境问题日趋严重,特别是由采矿活动引起的地质环境事故不断发生,例如:

2001年6月广西环江县连降暴雨,造成该县北山采矿点的尾砂坝发生缺口崩溃,环江下游上万亩农田受尾矿污水浸泡。洪水过后,受淹农田某些有害元素最高超标 246.23倍,有 60%的农田寸草不生,一直到 2004年仍有相当数量的农田寸草不生,成为荒漠<sup>[1]</sup>。

2004年6月5日,重庆市万盛区万东镇新华村胡家沟社发生山体滑坡事件,高逾百米的煤排土场突然垮塌,以排山倒海之势席卷而下,将沟底 14 户房屋全部掩埋<sup>[2]</sup>。

由于长期的滥采乱挖锰矿资源,湖南省东安县石期河流域生态环境遭到严重破坏,石期河每年接纳的洗矿废渣约 100 万吨,河水含砂量最高达 42 kg/m<sup>3</sup>,悬浮物严重超标,不能灌溉农田,总锰超标几倍,重金属严重超标,尾砂吞没的耕地达 120 公顷,每年造成粮食减产 500 万公斤以上<sup>[3]</sup>。

2005年11月6日,河北省邢台县会宁镇尚汪庄康立石膏矿发生坍塌事故,波及太行、林旺两个石膏矿,直接塌陷区直径约 60 m,600 m × 800 m 范围的地面不同程度出现裂缝。事故造成 3 个矿的井巷严重破坏,地面生活区部分房屋倒塌<sup>[4]</sup>。

由此可见,我国矿山地质环境问题主要表现在下列几个方面:采矿活动破坏了大量耕地和建设用地;采矿诱发地质灾害;采矿使矿区水均衡遭受破坏,产生各种水环境问题;矿山开采中废气、粉尘、废渣排放,产生大气污染和酸雨;采矿破坏自然地地貌景观,影响整个地区环境的完整性<sup>[5]</sup>。

矿山地质环境影响评价是在研究矿区地质构造特征基础上,查明矿山开采范围内矿层顶底板围岩工程地质条件、水文地质条件和矿山开发建设区地质环境现状,预测矿山开发建设诱发或加剧地质灾害以及周边地质环境的影响程度的可能性,对矿山工程建设的地质灾害及建设用地适宜性作出评价,为矿山地质环境保护与防治提供依据<sup>[6-7]</sup>。

我国矿山地质环境影响评价研究方面开展得较晚,而且我国地域辽阔,各地区矿山地质环境问题的差异性,未能形成一套系统、科学、可操作性强的矿山地质环境影响评价理论和方法。加之矿山地质环境的影响因素众多,各种因素对矿山地质环境影响的贡献较难确定,很难找到统一的数学模型,正确反映各个影响因素与矿山环境质量之间的复杂的非线性关系<sup>[8]</sup>。

目前,用于矿山地质环境影响评价的方法主要有模糊综合评判法、灰色综合评判法、集对分析法、神经网络法等<sup>[6-10]</sup>。上述评价方法在应用过程中都存在一定的局限性。如模糊综合评价存在隶属度、权重难确定等缺陷;灰色综合评判法需要专家打分,存在一定的主观性;集对分析法得出的是某一区间值,有时很难判断具体的影响程度和等级;在学习样本数量有限时,神经网络方法难以保证精度。

笔者根据粗糙集和神经网络理论,采用 RSES(粗糙集软件)和 EasyNN-plus(神经网络软件),构建基于粗糙集 - 神经网络的矿山地质环境影响评价模型,并通过实例验证和分析该方法的可行性和有效性,以期对矿山地质环境影响评价提供一条新途径。

## 1 基于粗糙集 - 神经网络的矿山地质环境影响评价模型构建

### 1.1 粗糙集

粗糙集 (Rough Set, RS)理论是一种研究不精确、不确定性知识的工具,由波兰科学家 Pawlak · Z 在 1982年首先提出。粗糙集作为一种处理不完备信息的有力工具,它可以不需要任何辅助信息,如统计学中的概率分布、模糊集理论中的隶属度等,仅根据数据本身所提供的信息就能在保留关键信息的前提下,对数据进行约简求得知识的最小表达,从而建立决策规则,发现给定数据集中隐含的信息<sup>[11-12]</sup>。采用粗糙集理论约简评价数据表的流程如图 1 所示。

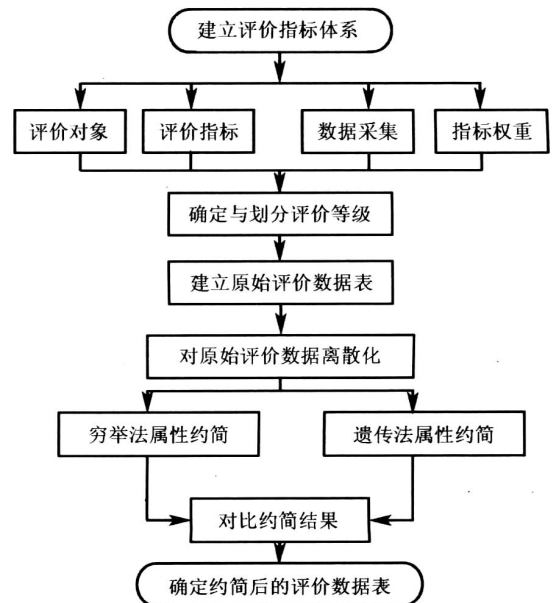


图 1 粗糙集约简评价数据表示意框图

### 1.2 神经网络

神经网络是人工神经网络 (ANN, Artificial Neural Network)的简称,是一类模拟生物神经系统结构,由大量的处理单元组成的非线性自适应动态系统,它具有学习能力、记忆能力、计算能力以及智能处理功能,在不同程度和层次上模仿大脑的信息处理机理。它具有非线性、非局域性、非正常性、非凸性等特点。目前比较典型的神经网络模型有 BP (Back Propagation, 反向传递)和 H (Hopfield 霍费尔)动态神经网络模型<sup>[13-14]</sup>。

BP神经网络模型是单向传播的多层前馈网络,包含输入层、隐含层和输出层,同层节点之间不相连。BP算法的学习过程由信号的正向传播与误差的逆向传播两个过程组成。正向传播时,模式作用于输入层,经隐层处理后,传向输出层。若输出层未能得到期望的输出,则转入误差的逆向传播阶段,将输出误差按某种形式,通过隐层向输入层逐层返回,并“分摊”给各层的所有单元,从而获得各层单元的参考误差 (或称误差信号),以作为修改各单元权值的依据。这种信号正向传播与误差逆向传播的各层权矩阵的修改过程,是周而复始的进行的。权值不断修改的过程,也就是网络的学习 (或称训练)过程。该过程一直进行到网络输出的误差逐渐减少到可接受的程度或达到设定的学习次数为止<sup>[15-16]</sup>。BP神经网络的学习算法流程,如图 2所示。

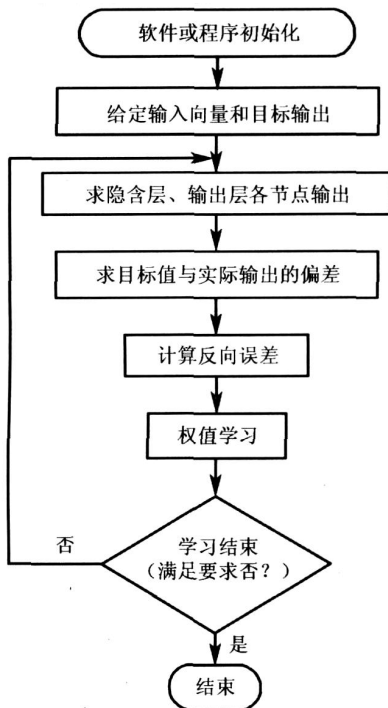


图 2 BP神经网络学习算法流程示意框图

### 1.3 基于粗糙集 - 神经网络的矿山地质环境影响评价模型

粗糙集理论最重要的优点是无需提供除问题所需处理的数据计划以外的任何先验信息,同时也是它与模糊集理论、证据理论的最主要区别。粗糙集理论无需对知识或数据的局部给予主观评价,即它对不确定性的描述相对客观。因此,粗糙集理论正好可以作为神经网络方法预处理数据的依据。在神经网络中使用粗糙集可以减少训练集的大小,同时又不损失原数据集中包含的有用信息,它一方面提高了数据的代表性,减少了噪声的干扰,使训练出来的神经网络不容易出现过配现象;另一方面减少了训练数据,使训练时间得以减少,提高了效率<sup>[17-18]</sup>。

影响矿山地质环境的因素有:矿层开采深度,顶板稳定性,采矿对地表人居环境的影响,老窿水及坑道充水,地表水等诸多因素。

首先,将搜集到的原始样本数据进行离散化并进行相容性检查,排除样本数据集中重复的信息;再用粗糙集理论对离散化后的数据进行属性约简操作;最后用约简后的样本集进行神经网络训练。基于粗糙集 - 神经网络的矿山地质环境影响评价模型如图 3所示。

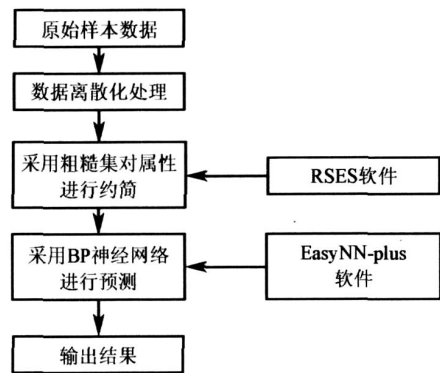


图 3 基于粗糙集 - 神经网络的矿山地质环境影响评价模型

## 2 实例分析

### 2.1 矿山地质环境概况

湖南省衡山县白果地区拥有丰富的石膏资源,石膏储量居全省第二,但是由于无序开采,导致存在较大的安全隐患。《衡阳市矿产资源总体规划 (2001—2010)》将衡山县白果地区石膏矿列为矿山生态环境恢复治理重点区的首位<sup>[6-7]</sup>。

白果地区石膏矿山地质环境综合评价指标体系分

3级 11个指标项,具体如文献 [6 - 7]所示,其中 11个指标项分别用 C1, C2, ..., C11表示,分别代表:矿层开采深度,顶板稳定性,采矿对地表人居环境的影响,老窿水及坑道充水,地表水,矿床充水条件,地形地貌,地质构造,采矿方式和强度,地震动峰值加速度,水土资

源及土石环境影响。D 表示地质环境影响程度评价值,用 3,2,1 分别表示:影响严重、影响中等和影响较轻。阿拉伯数字 1,2, ..., 20 表示白果地区的 20 个矿山(矿山某一区域)。原始评价数据如表 1 所示。

表 1 原始评价数据表

矿山序号	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	D
1	2.50	1.50	1.50	0.70	0.80	0.48	0.40	0.12	0.60	0.12	0.12	3
2	1.50	0.90	0.90	0.70	0.24	0.24	0.24	0.12	0.36	0.12	0.12	2
3	0.75	0.90	0.45	0.70	0.24	0.24	0.12	0.12	0.18	0.12	0.12	1
4	0.75	0.90	0.45	0.70	0.24	0.24	0.12	0.12	0.18	0.12	0.12	1
5	0.75	0.90	0.45	0.21	0.24	0.24	0.12	0.12	0.18	0.12	0.12	1
6	1.50	0.90	0.90	0.21	0.8	0.24	0.40	0.12	0.36	0.12	0.12	2
7	1.50	0.90	0.90	0.21	0.48	0.24	0.24	0.12	0.36	0.12	0.12	2
8	0.75	0.90	0.45	0.70	0.24	0.24	0.24	0.12	0.18	0.12	0.12	2
9	2.50	0.90	1.50	0.70	0.48	0.48	0.24	0.12	0.60	0.12	0.12	3
10	1.50	0.90	0.90	0.21	0.48	0.36	0.24	0.12	0.36	0.12	0.12	2
11	1.50	0.90	0.90	0.21	0.48	0.24	0.24	0.12	0.36	0.12	0.12	2
12	0.75	0.90	0.45	0.21	0.48	0.24	0.24	0.12	0.18	0.12	0.12	1
13	0.75	0.90	0.45	0.21	0.24	0.24	0.12	0.12	0.18	0.12	0.12	1
14	0.75	0.90	0.45	0.21	0.24	0.24	0.12	0.12	0.18	0.12	0.12	1
15	1.50	0.90	0.90	0.21	0.24	0.24	0.24	0.12	0.36	0.12	0.12	2
16	2.50	1.50	1.50	0.21	0.48	0.24	0.40	0.12	0.60	0.12	0.12	3
17	1.50	0.90	0.90	0.21	0.48	0.24	0.24	0.12	0.36	0.12	0.12	2
18	0.75	0.90	0.45	0.21	0.48	0.24	0.12	0.12	0.18	0.12	0.12	1
19	2.50	1.50	1.50	0.21	0.24	0.24	0.24	0.12	0.60	0.12	0.12	3
20	1.50	0.90	0.90	0.21	0.48	0.24	0.12	0.12	0.36	0.12	0.12	2

### 2.2 数据离散化

对上表中的原始数据,采用等距离法进行离散归一化处理,  $step = (max - min) / 3$ , max 表示每一列的最大值, min 表示每一列的最小值,把每一列的属性值分为 3 个等级,高 ( $min + 2 * step, max$ ) 用 2 表

示,中 ( $min + step, min + 2 * step$ ) 用 1 表示,低 ( $min, min + step$ ) 用 0 表示,从而得到各条件属性及其离散化值域。对数据进行离散化后,进行相容性检查,排除样本数据集中重复的信息。离散化后的评价数据如表 2 所示 [排除了属于重复信息的 4 号、11 号、14 号矿山(区域)数据]。

表 2 离散化后的评价数据表

矿山序号	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	D
1	2	2	2	2	2	2	2	1	2	1	1	3
2	1	0	1	2	0	0	1	1	1	1	1	2
3	0	0	0	2	0	0	0	1	0	1	1	1
5	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1
6	1	0	1	0	2	0	2	1	1	1	1	2
7	1	0	1	0	1	0	1	1	1	1	1	2
8	0	0	0	2	0	0	1	1	0	1	1	2
9	2	0	2	2	1	2	1	1	2	1	1	3
10	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	2
12	0	0	0	0	1	0	1	1	0	1	1	1
13	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1
15	1	0	1	0	0	0	1	1	1	1	1	2
16	2	2	2	0	1	0	2	1	2	1	1	3
17	1	0	1	0	1	0	1	1	1	1	1	2
18	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	1	1
19	2	2	2	0	0	0	1	1	2	1	1	3
20	1	0	1	0	1	0	0	1	1	1	1	2

### 2.3 属性约简

属性约简是粗糙集理论中一个重要的研究课题。一般来说,知识库中的知识(属性)并不是同等重要的,而且还存在冗余,这不利于作出正确而简洁的决策。属性约简要求在保证知识库的分类和决策能力不变的条件下,删除不相关或不重要的属性。RSES软件给出了两种计算属性约简的方法,即穷举算法和遗传算法。

#### 2.3.1 穷举算法进行属性约简

穷举法(Exhaustive Attack Method),又称为强力法(Brute-Force Method)就是通过把需要解决问题的所有可能情况逐一试验来找出符合条件的解的方法,对于许多毫无规律的问题而言,穷举法用时间上的牺牲换来解的全面性保证。运用穷举算法对表2进行约简的结果如表3所示。

表3 穷举法约简集数据表

(1-6)	Size	Pos.Reg.	SC	Reducts
1	3	1	1	{C1, C4, C7}
2	3	1	1	{C3, C4, C7}
3	3	1	1	{C1, C5, C7}
4	3	1	1	{C4, C7, C9}
5	3	1	1	{C3, C5, C7}
6	3	1	1	{C5, C7, C9}

由穷举法对表2进行属性约简得到的约简集有6个,分别如下:  $R_1 = \{C1, C4, C7\}$ ,  $R_2 = \{C3, C4, C7\}$ ,  $R_3 = \{C1, C5, C7\}$ ,  $R_4 = \{C4, C7, C9\}$ ,  $R_5 = \{C3, C5, C7\}$ ,  $R_6 = \{C5, C7, C9\}$ 。属性的重要性排序如下:  $C7 > C4 = C5 > C1 = C3 = C9$ 。

#### 2.3.2 遗传算法进行属性约简

遗传算法是模拟生物在自然环境中的遗传和进化过程而形成的一种自适应全局化概率搜索算法,

它具有鲁棒性、隐含并行性和全局搜索等特点,已经被广泛应用到很多领域。将遗传算法引入粗糙集属性约简中可减少计算的复杂性,求出最小相对约简或近似最小相对约简。运用遗传算法对表2进行约简的结果如表4所示。

表4 遗传算法约简数据表

(1-5)	Size	Pos.Reg.	SC	Reducts
1	3	1	1	{C5, C7, C9}
2	3	1	1	{C3, C5, C7}
3	3	1	1	{C1, C5, C7}
4	3	1	1	{C1, C4, C7}
5	3	1	1	{C4, C7, C9}

由遗传算法对表2进行属性约简得到的约简集有5个,分别为:  $R_1 = \{C5, C7, C9\}$ ,  $R_2 = \{C3, C5, C7\}$ ,  $R_3 = \{C1, C5, C7\}$ ,  $R_4 = \{C1, C4, C7\}$ ,  $R_5 = \{C4, C7, C9\}$ 。属性的重要性排序为:  $C7 > C5 > C1 = C4 = C9 > C3$ 。

从上面的约简结果可见,遗传算法比穷举算法对表2的约简结果更简洁,但约简后的属性集相同,即为  $\{C1, C3, C4, C5, C7, C9\}$ 。

### 2.4 对无约简的评价数据进行神经网络预测

按照 EasyNN-plus 软件的运算规则,去掉重复的4号、11号、14号矿山(区域)的数据,去掉20个矿山(区域)无差别的属性值,即  $C8, C10$  和  $C11$ ,则最后的训练样本为13个,17~20号矿山(区域)的数据为预测样本。采用3层BP网络结构,输入层为8个神经元,隐含层分别为2个、3个、4个神经元,输出层为一个神经元;学习率(learning rate)、惯性系数(momentum)和目标训练误差(target error)的取值分别为0.6,0.8和0.01。经过处理后得到的训练样本如表5所示,神经网络预测结果如表6所示。

表5 无约简的神经网络训练样本

样本编号	神经元输入值								网络输出值(D)
	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C9	
1	2.5	1.5	1.5	0.7	0.8	0.48	0.4	0.6	3
2	1.5	0.9	0.9	0.7	0.24	0.24	0.24	0.36	2
3	0.75	0.9	0.45	0.7	0.24	0.24	0.12	0.18	1
5	0.75	0.9	0.45	0.21	0.24	0.24	0.12	0.18	1
6	1.5	0.9	0.9	0.21	0.8	0.24	0.4	0.36	2
7	1.5	0.9	0.9	0.21	0.48	0.24	0.24	0.36	2
8	0.75	0.9	0.45	0.7	0.24	0.24	0.24	0.18	2
9	2.5	0.9	1.5	0.7	0.48	0.48	0.24	0.6	3
10	1.5	0.9	0.9	0.21	0.48	0.36	0.24	0.36	2
12	0.75	0.9	0.45	0.21	0.48	0.24	0.24	0.18	1
13	0.75	0.9	0.45	0.21	0.24	0.24	0.12	0.18	1
15	1.5	0.9	0.9	0.21	0.24	0.24	0.24	0.36	2
16	2.5	1.5	1.5	0.21	0.48	0.24	0.4	0.6	3

表 6 无约简的神经网络预测结果

预测 样本	神经元输入值								D	Y2	Y3	Y4	$\bar{Y}$	E(%)
	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C9						
17	1.5	0.9	0.9	0.21	0.48	0.24	0.24	0.36	2	1.8374	1.9344	1.8889	1.8869	5.56
18	0.75	0.9	0.45	0.21	0.48	0.24	0.12	0.18	1	1.0862	1.0941	1.0851	1.0885	8.85
19	2.5	1.5	1.5	0.21	0.24	0.24	0.24	0.6	3	2.9380	2.9701	2.9255	2.9445	1.85
20	1.5	0.9	0.9	0.21	0.48	0.24	0.12	0.36	2	1.4098	1.5650	1.5335	1.5028	24.86

注: D表示期望输出值, Y2, Y3, Y4分别表示采用 2, 3, 4个隐含层节点的预测值,  $\bar{Y}$ 表示 3次预测的平均值, E表示预测平均值与期望值的相对误差。

从表 6可以看出,对无约简的评价数据进行神经网络预测的相对误差范围为 1.85% ~ 24.86%, 17~20号矿山(区域)的地质环境影响预测值分别为 1.8869, 1.0885, 2.9445, 1.5028,依据四舍五入的原则,依然能够判断出 17~20号矿山(区域)的地质环境影响程度分别为中等、较轻、严重和中等。

和 C6列,便得到约简后的神经网络训练样本,由于篇幅所限,文中不再列出。同样采用 3层 BP网络结构,输入层为 6个神经元,隐含层分别为 2个、3个、4个神经元,输出层为一个神经元;学习率、惯性系数和目标训练误差与无约简神经网络取值一致。神经网络预测结果如表 7所示。

### 2.5 对约简后的评价数据进行神经网络预测

按照约简后的属性集,在表 5的基础上删除 C2

表 7 粗糙集约简后的神经网络预测结果

预测 样本	神经元输入值						D	Y2	Y3	Y4	$\bar{Y}$	E(%)
	C1	C3	C4	C5	C7	C9						
17	1.5	0.9	0.21	0.48	0.24	0.36	2	1.9946	1.9675	1.9645	1.9755	1.23
18	0.75	0.45	0.21	0.48	0.12	0.18	1	1.1114	1.0672	1.0594	1.0793	7.93
19	2.5	1.5	0.21	0.24	0.24	0.6	3	2.9829	2.9090	2.9015	2.9311	2.30
20	1.5	0.9	0.21	0.48	0.12	0.36	2	1.8673	1.6336	1.5823	1.6944	15.28

注: D, Y2, Y3, Y4,  $\bar{Y}$ , E的含义同表 6。

从表 7可以看出,对约简后的评价数据进行神经网络预测的相对误差范围为 1.23% ~ 15.28%, 17~20号矿山(区域)的地质环境影响预测值分别为 1.9755, 1.0793, 2.9311, 1.6944,能够判断出 17~20号矿山(区域)的地质环境影响程度分别为中等、较轻、严重和中等。

结果基本一致,但是遗传算法得到的约简结果更简单。

比较表 6和表 7,对约简后的评价数据进行神经网络预测时比无约简时精度有较大幅度提高。

3) 利用所建立的基于粗糙集 - 神经网络的矿山地质环境影响评价模型对衡阳白果地区的 20个石膏矿山(区域)进行了实证研究,预测结果与实际情况吻合。

## 3 结 论

4) 该方法将粗糙集作为 BP神经网络的前置系统,对 BP神经网络的初始结构进行简化,通过属性约简减少了矿山地质环境影响评价模型中的系统指标和样本数量,提高了工作效率;同时该方法比单纯采用 BP神经网络时预测精度有明显提高。

1) 矿山地质环境影响综合评价是一个比较复杂的研究课题,对矿山地质环境影响程度进行评估分区,可以为政府部门对进行矿山地质恢复治理工作及矿产资源合理开发利用规划提供科学依据,具有重要的理论意义和实用价值。

5) 基于粗糙集 - 神经网络的矿山地质环境影响评价模型,有效结合了粗糙集和神经网络两种智能方法的优点,是对矿山地质环境影响综合评价的一种新尝试;同时也为相似领域的研究提供了可借鉴的方法。

2) 利用粗糙集理论对已有的矿山地质环境影响评价指标进行约简,穷举算法和遗传算法约简的

## 参 考 文 献

- [1] 农工民主党广西区委会. 关于重视治理采矿污染保护耕地的建议 [EB]. <http://www.gxi.gov.cn/govsite/ngmzd/jyxc/200711/20071120-25158.htm>, 2007-11-20
- [2] 重庆万盛区发生泥石流造成24人被淹埋 [OL]. 中国广播网. <http://www.cnr.cn/news/200406060016.html>, 2004-06-06
- [3] 调查湖南个体小锰矿: 滥采乱挖毁了美好家园 [OL]. 南方网. <http://www.southcn.com/news/china/zgkx/200208150432.htm>, 2002-08-15
- [4] 国家安全生产监督管理总局. 关于河北省邢台县“11·6”石膏矿特别重大坍塌事故的通报 [EB]. <http://www.chinasafety.gov.cn/zhengvuxinxi/2005-11/12/content-145816.htm>, 2005-11-12
- [5] 何兴江. 地下采矿与地质环境互馈机理及矿山地质环境治理研究 [D]. 成都: 成都理工大学 [博士论文], 2008-5
- [6] 蒋复量, 周科平, 李长山等. 基于层次分析和灰色综合评判的石膏矿山地质环境影响评价 [J]. 中国安全科学学报, 2009, 19(3): 125-131
- [7] 蒋复量, 周科平, 李向阳等. 基于集对分析的矿山地质环境影响评价研究 [J]. 矿冶工程, 2009, 29(2): 1-4
- [8] 刘洪, 张宏斌. 基于MatLab的神经网络在江苏矿山地质环境评估中的应用 [J]. 江苏地质, 2007, 31(4): 348-353
- [9] 杨毅. 神木县矿山地质环境影响评价研究 [D]. 西安: 西安科技大学 [硕士论文], 2008-4
- [10] 杨梅忠, 刘亮, 高让礼. 模糊综合评判在矿山环境影响评价中的应用 [J]. 西安科技大学学报, 2006, 26(4): 439-442
- [11] Yongping Zhao, Jianguo Sun. Rough m-support vector regression [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(6): 9793-9798
- [12] Feng Jiang, Yuefei Sui, Cungen Cao. Some issues about outlier detection in rough set theory [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(3): 4680-4687
- [13] Yong Lu. Underground blast induced ground shock and its modeling using artificial neural network [J]. Computers and Geotechnics, 2005, 32(3): 164-178
- [14] Manoj Khandelwal, T. N. Singh. Prediction of blast induced ground vibrations and frequency in opencast mine: A neural network approach [J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 289(4-5): 711-725
- [15] 王志, 郭勇. 基于BP神经网络的非煤地下矿山安全评价模型 [J]. 中国安全科学学报, 2009, 19(2): 124-128
- [16] 景国勋, 王卫敏, 温宏民. 基于BP神经网络的河南省火灾风险评价 [J]. 中国安全科学学报, 2007, 17(8): 16-19
- [17] 马楠, 张立宁. 基于粗糙集-粒子群神经网络的建设项目安全预测研究 [J]. 中国安全科学学报, 2007, 17(4): 36-41
- [18] 王洪德, 闫善郁. 基于RS-ANN的通风系统可靠性预警系统 [J]. 中国安全科学学报, 2005, 15(5): 51-55