

文章编号:1001-1986(2002)06-0004-04

基于模糊神经网络的煤与瓦斯突出区域预测研究

吴财芳¹, 曾 勇¹, 张子戌², 袁崇孚²

(1. 中国矿业大学资源学院, 江苏 徐州 221008; 2. 焦作工学院资源与环境工程系, 河南 焦作 454000)

摘要:煤与瓦斯突出影响因素间复杂的非线性关系, 难以用经典的数学理论建立精确的预测模型。本文用自适应模糊神经网络技术建立煤与瓦斯突出预测系统, 以模糊数学作为表达与处理不精确数据、模糊信息条件的手段, 以自适应 BP 神经网络作为解决问题的途径。结果表明:方法可行, 预测精度高, 能够满足要求, 进一步充实了煤与瓦斯突出区域预测理论。

关键词:模糊数学;神经网络;模糊神经网络;煤与瓦斯突出;预测

中图分类号:TD712 **TP183** **文献标识码:**A

1 引言

开发和研制煤与瓦斯突出模糊神经网络预测系统, 将模糊理论与神经网络技术有机地结合起来并

运用到瓦斯地质中来, 一方面可继承前者对影响因素中不精确数据和模糊信息具有的较强表达与处理的优势; 另一方面还可以借鉴神经网络善于学习、善于“捕捉”隐藏规律的特长, 有利于快速、准确地确定

收稿日期:2002-06-25

作者简介:吴财芳(1976—), 男, 山东烟台人, 中国矿业大学博士研究生, 从事瓦斯地质、煤层气、人工智能等的教学与科研工作。

海水蒸发量大, 咸化程度高, 主要为以膏盐泻湖和膏云坪为主的蒸发盐台地环境。晚寒武世至早奥陶世, 研究区海平面逐渐上升^[4], 演变为局限台地云坪、灰云坪环境, 在巴东 4 井和巴东 2 井之间还发育了台地边缘滩为主的开阔台地环境。中奥陶世塔里木盆地的总体抬升使得研究区南部的和 4 井到巴东 2 井一带暴露成陆^[5], 遭受剥蚀, 因此这一带缺失整个中奥陶世以及晚奥陶世早期的沉积, 阿瓦提一带则继续接受以碳酸盐浅滩为主的开阔台地相沉积。晚奥陶世中期, 塔里木盆地总体沉降作用使研究区成为淹没的碳酸盐台地, 形成了以泥灰岩、粒屑灰岩、砂页岩等为主的台地边缘斜坡环境。此外, 柯坪露头区以典型的印干组页岩为特征, 说明研究区北侧可能有深水盆地发育。因此, 研究区在寒武纪和

奥陶纪总体上表现为从深—浅—深的沉积环境演化过程。

参考文献

- [1] 耿良玉, 张师本, 赵治信等. 塔里木盆地台盆区寒武—奥陶系碳酸盐岩生物地层精细对比[R]. 科研报告, 1999. 12.
- [2] 于炳松, 陈建强, 林畅松. 塔里木地台北部寒武纪—奥陶纪层序地层及其与扬子地台和华北地台的对比[J]. 中国科学(D 辑), 2001, 31(1): 17-26.
- [3] 屈迅. 新疆寒武纪古地理[J]. 新疆地质, 2000, 18(4): 305-308.
- [4] 陈国俊, 薛莲花, 王琪等. 新疆阿克苏—巴楚地区寒武—奥陶纪海平面变化与旋回层序的形成[J]. 沉积学报, 1999, 17(2): 192-197.
- [5] 张致民. 新疆奥陶纪古地理[J]. 新疆地质, 2000, 18(4): 309-314.

Sedimentology and palaeogeography of the Cambrian-Ordovician

in Bachu uplift and Awati depression, the Tarim Basin

HE Hong, PENG Su-ping, SHAO Long-yi, GAO Yun-feng, SHI Zong-bo

(China University of Mining and Technology, Beijing 100083, China)

Abstract: Based on outcrop observation and drilling data analysis, it is carried out that the research on the sedimentology and palaeogeography of the Cambrian and Ordovician in the east of Bachu uplift and southeast of Awati depression. During the period of Cambrian-Ordovician, the sedimentary environments developed from deep to shallow water, then to deep water again. The study area was a deep-sea trough in the early stage of early Cambrian, and then evolved to a restricted platform and evaporated platform from middle-late stage of early Cambrian to middle Cambrian. From late Cambrian to middle Ordovician, the sea level began to raise gradually, the area was dominated by an open platform, and evolved to a platform marginal slope in the middle stage of late Ordovician.

Key words: sedimentary facies; lithofacies and palaeogeography; Bachu uplift and Awati depression; Cambrian-Ordovician; Tarim Basin

不同的突出危险区域, 以采取针对性的防范措施, 改善防突效果, 对提高矿井生产能力和生产的安全性都具有重要的现实意义。

2 基于模糊神经网络的煤与瓦斯突出区域预测技术

一般研究的模糊神经网络多采用模糊理论与多层 BP 前向神经网络相结合, 将模糊逻辑和神经网络的优势结合起来, 既能处理模糊信息, 完成模糊推理功能, 又具有神经网络的一些特点。其学习算法多采用传统的 BP 误差反向传播训练算法^[1]。但是, 在实际应用中, BP 算法很难胜任, 因此出现了许多改进的 BP 算法。另外, 也由于模糊信息的特殊性而形成了独特算法, 不仅解决了训练速度慢的缺点, 而且降低了网络对于误差曲面局部细节的敏感性, 有效地抑制网络陷于局部最小。模糊神经网络可分为 5 种类型^[2] (表 1), 本文采用的是类型Ⅲ, 即首先对神经网络的输入数据进行模糊化预处理, 这些输入信息中包含定性知识和定量数据, 以此达到输入信息模糊化的目的, 然后运用自适应 BP 神经网络从已知模糊数据中提取模糊规则, 推理出预测结果。

2.1 输入数据的模糊化和输出数据的去模糊化

输入数据模糊化处理的主要目的是对输入数据的空间进行分割和获取模糊规则, 输入数据空间是由输入变量对应的隶属函数来决定分割的。一般常用的隶属函数有 3 种类型, 即梯形、三角形和高斯形函数。由于本文选用的实例影响突出因素的个数较少, 数据简单, 因此隶属函数选取三角形和梯形的混合隶属函数, 其函数关系如图 1 所示。(图中 a, b, c 表示将变量区间划分为模糊子集所依据的临界值, μ 表示隶属度, $\mu(x)$ 表示隶属函数。)

输入数据模糊化公式为:

$$\mu_{A_1}(x) = \begin{cases} 1 & x < a, \\ \frac{b-x}{b-a} & a \leq x < b, \\ 0 & x \geq b, \end{cases}$$
$$\mu_{A_2}(x) = \begin{cases} 0 & x < a \text{ 或 } x > c, \\ \frac{x-a}{b-a} & a \leq x \leq b, \\ \frac{c-x}{c-b} & b < x \leq c, \\ 0 & x > c. \end{cases}$$
$$\mu_{A_3}(x) = \begin{cases} 0 & x \leq b, \\ \frac{x-b}{c-b} & b < x \leq c, \\ 1 & x > c. \end{cases}$$

对于输出数据的去模糊化(精确化), 简单地采用最大隶属函数法, 即取所有模糊规则推理结果的

表 1 模糊神经网络(FNN)基本类型					
名称	类型 I (HNN)	类型 II (FNN ₁)	类型 III (FNN ₂)	类型 IV (FNN ₃)	类型 V (HFNN)
组成	以“与或”运算代替 S 型函数	权值为模糊量	输入值为模糊量	输入值模糊和均值为模糊量	在 FNN 基础上, 采用“与或”运算代替 S 型函数

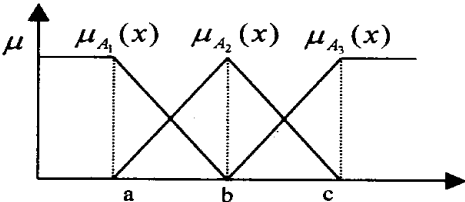


图 1 模糊变量的隶属函数

模糊集合中隶属度最大的元素作为输出值。此法的突出优点是计算简单。例如, 在实例分析时规定: 当模糊输出值小于 0.15 时, 其去模糊化值为 0; 当模糊输出值大于 0.85 时, 其去模糊化值为 1; 当模糊输出值介于 0.15 到 0.85 之间时, 则认为误差较大, 应该重新检查原始数据。由此可以确定网络的输出集合形式为: $\{0, 1\}$ 代表非突出危险区; $\{1, 0\}$ 代表突出威胁区; $\{1, 1\}$ 代表突出危险区。

2.2 自适应 BP 神经网络和模糊规则的提取

自适应 BP 神经网络采用改进的 BP 算法。BP 算法的改进主要有两种途径: 一是采用启发式学习方法, 一是采用更有效的优化算法。本文中神经网络采用动量法和学习率自适应调整以及隐含层神经元个数自调整的策略, 从而提高了学习速度并增加了算法的可靠性。算法改进如下:

a. 传统的 BP 算法实质上是一种简单的最速下降静态寻优算法^[3]。在修正 $W(k)$ 时, 只是按照 k 时刻的负梯度方式进行修正, 没有考虑到以前积累的经验, 从而常常使学习过程发生振荡, 收敛缓慢, 其改进算法为:

$$W(k+1) = W(k) + \alpha [(1-\eta) D(k) + \eta D(k-1)],$$

其中 $W(k)$ 既可表示单个的权值, 也可表示权值向量。 $D(k)$ 为 k 时刻的负梯度。 $D(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻的负梯度。 α 为学习率, η 为动量因子。

b. 传统 BP 算法收敛速度慢的一个重要原因是学习率选择不当。学习率太小, 收敛太慢; 学习率太大, 则有可能修正过头, 导致振荡甚至发散。其改进算法为:

$$W(k+1) = W(k) + \alpha(k) D(k),$$
$$\alpha(k) = 2^\lambda \alpha(k-1),$$
$$\lambda = \text{sign}[D(k) D(k-1)].$$

c. 隐含层神经元个数的自适应调整则相对简

单一些。可以初始化网络的隐含层, 给定一个初始值, 随着网络训练误差的变化而增加或减小隐含层的初始值, 同时使网络只对新引进的神经元的相应权值和阈值进行训练, 直到隐含层神经元数目不再变化为止。最后使网络训练误差最小, 收敛速度最快的数值即为隐含层神经元个数。

运用改进的 BP 算法建立网络模型后, 为了训练网络学习模糊关系并提取尽可能正确的模糊规则^[4], 需利用数值样本来表示输入输出的模糊子集。设两个输入变量 A 和 B , 一个输出变量 C , 均由如图 1 所示的模糊子集来定义。网络输入空间对应于 A 、 B 被划分为两个部分。由于网络的每一个单元都对应于输入变量的某一个模糊子集, 所以每一个输入变量都有 3 个输入单元与其 3 个模糊子集相对应。网络的输入信号模式为 $[\mu_{f_{k_1}}(A), \mu_{f_{k_2}}(A), \mu_{f_{k_3}}(A); \mu_{f_{k_1}}(B), \mu_{f_{k_2}}(B), \mu_{f_{k_3}}(B)]$, 而网络的每一个输出单元都对应着输出变量空间中的一个量化值。因此, 输出的模糊子集 Y 就可用量化值表示为 $[\mu_{f_{k_1}}(C), \mu_{f_{k_2}}(C), \mu_{f_{k_3}}(C)]$ 。对于控制规则“若 A 是 $f_{k_1}(x)$ 且 B 是 $f_{k_2}(x)$, 则 C 是 $f_{k_3}(x)$ ”的输入信号可表示为: $(1, 0, 0; 0, 1, 0) \rightarrow (0, 0, 1)$ 。由此可见, 所有控制规则都可用一系列输入输出数字信号来表示, 经过训练的网络就相当于一个模糊规则存储器。

3 模糊神经网络在煤与瓦斯突出预测中的应用(实例分析)

3.1 变量的选取^[5]

本文以平顶山十二矿己七采区为例。根据收集的资料, 通过对影响煤与瓦斯突出因素的分析, 考虑到矿区的实际情况及模糊神经网络预测系统的实用性, 决定利用己七采区的煤厚、煤层顶板 10 m 砂岩比、煤层顶板 20 m 砂岩比、煤层埋深以及构造复杂程度系数 $K_{\text{构}}$ ^[6]作为预测煤与瓦斯突出变量。

3.2 数据的模糊化处理

文中将煤与瓦斯突出分为 3 大类: 无突出危险区、突出威胁区和突出危险区。根据前面提到的数据模糊化原理, 可以将每个变量(表 2)在 3 个模糊区间上进行模糊化(表 3)。网络训练的教师值定为 0 和 1。当输出为(0, 1)时, 代表无突出危险区; 当输出为(1, 0)时, 代表突出威胁区; 当输出为(1, 1)时, 代表突出危险区。表 2 为各影响因素原始数据样本集(“1”表示无突出危险区; “2”表示突出威胁区; “3”

表 2 原始数据样本集

序号	埋深/m	煤厚/m	10 m 砂岩比/%	20 m 砂岩比/%	$K_{\text{构}}$	突出情况
1	-320	3.4	52	60	0	2
2	-380	3.35	52	70	0	3
3	-420	4	47	73	0	3
4	-520	3.5	44	55	0	3
5	-270	3	47	60	0	2
6	-320	3	30	65	0	2
7	-370	3.3	25	65	0	3
8	-470	3.4	38	50	0	3
9	-210	3	30	40	0	1
10	-220	3	20	45	0	1
11	-310	3.3	17	50	0	2
12	-360	3.4	28	45	0	3
13	-420	3.4	34	45	0	3
14	-220	7	18	15	0	1
15	-200	3.6	5	25	0.2	1
16	-190	3	7	30	0	1
17	-210	3	20	35	0	2
18	-250	3.2	25	35	0	2
19	-300	3.5	27	35	0	3
20	-410	3.7	8	45	0	1
21	-200	3.3	20	30	0	1
22	-250	3.4	22	40	0	2
23	-570	3.8	46	52	0	3
24	-420	3.4	27	55	0	3
25	-240	3.6	50	55	0	2
26	-260	3.3	10	52	0	2
27	-170	3.2	8	15	0	1
28	-180	3.5	8	20	0	1

表示突出危险区), 表 3 数据为样本集中的 1~22 组模糊化后的数据, 作为训练数据, 表 4 数据为样本集中的 23~28 组模糊化后的数据, 是网络性能的检验数据。

3.3 突出预测模糊神经网络的建立 训练和检验

突出预测模糊神经网络模型基本结构为: 网络共分为 5 层。第 1 层为数据模糊化层, 与输入变量数目相对应, 有 5 个神经元; 第 2 层为输入层, 与输入向量数目相对应, 有 15 个神经元; 第 3 层为隐含层, 有 34 个神经元; 第 4 层为输出层, 与输出变量数目相对应, 有两个神经元; 第 5 层为去模糊化层, 有两个神经元。所以模糊神经网络的结构为(6, 15, 34, 2, 2)。训练样本数目为 22 个, 自适应确定的训练步长和动量项分别为 0.5、0.3, 最小训练误差为 0.000 05, 训练次数为 24 100。建立的模糊神经网络预测模型如图 2 所示, 网络的训练误差变化趋势如图 3 所示。

检验结果(表 4)表明, 所建立的煤与瓦斯突出模糊神经网络预测系统具有很高的预测精度, 而且预测结果正确可靠, 能够满足实际要求。

表 3 模糊神经网络训练样本集

样本	埋深	煤厚	10 m 砂岩比	20 m 砂岩比	$K_{\text{梅}}$	突出情况	教师值	训练值
1	1,0,0	0,0.13,0.87	1,0,0	1,0,0	1,0,0	2	1,0	0.999 873,0.009 385
2	0,0.8,0.2	0,0.2,0.8	1,0,0	1,0,0	1,0,0	3	1,1	0.999 990,0.993 808
3	0,0,1	0,0,1	1,0,0	1,0,0	1,0,0	3	1,1	0.999 989,0.984 511
4	0,0,1	0,0,1	1,0,0	1,0,0	1,0,0	3	1,1	0.997 412,0.993 349
5	1,0,0	0,0.07,0.93	1,0,0	1,0,0	1,0,0	2	1,0	0.999 873,0.009 446
6	1,0,0	0,0.07,0.93	1,0,0	0,1,0	1,0,0	2	1,0	0.999 999,0.016 875
7	0,0.8,0.2	0,0.27,0.73	0,0.5,0.5	1,0,0	1,0,0	3	1,1	0.999 956,0.986 184
8	0,0,1	0,0.13,0.87	0,0.2,0.8	1,0,0	1,0,0	3	1,1	0.996 629,0.992 159
9	1,0,0	0,0,1	0,1,0	0,0,1	1,0,0	1	0,1	0.000 929,0.992 586
10	1,0,0	0,0.07,0.93	0,0,1	1,0,0	1,0,0	1	0,1	0.000 683,0.968 816
11	1,0,0	0,0.27,0.73	0,0,1	1,0,0	1,0,0	2	1,0	0.999 410,0.026 671
12	0,0.67,0.33	0,0.13,0.87	1,0.8,0.2	1,0,0	1,0,0	3	1,1	0.999 988,0.990 950
13	0,0,1	0,0.13,0.87	0,0.6,0.4	1,0,0	1,0,0	3	1,1	0.999 961,0.991 674
14	1,0,0	1,0,0	0,0,1	0,0,1	1,0,0	1	0,1	0.000 058,0.992 815
15	1,0,0	1,0,0	0,0,1	0,0.5,0.5	1,0,0	1	0,1	0.000 950,0.987 716
16	1,0,0	0,0.07,0.93	0,0,1	0,1,0	1,0,0	1	0,1	0.002 585,0.989 066
17	1,0,0	0,0.07,0.93	0,0,1	1,0,0	1,0,0	2	1,0	0.997 818,0.132 703
18	1,0,0	0,0.4,0.6	0,0.5,0.5	0,0.5,0.5	1,0,0	2	1,0	1.000 000,0.021 391
19	1,0,0	0,0,1	0,0.7,0.3	0,0.5,0.5	1,0,0	3	1,1	0.998 936,0.992 123
20	0,0,1	0,0,1	0,0,1	1,0,0	1,0,0	1	0,1	0.003 583,0.992 975
21	1,0,0	0,0.27,0.73	0,0,1	0,0,1	1,0,0	1	0,1	0.000 229,0.992 396
22	1,0,0	0,0.13,0.87	0,0.2,0.8	0,0,1	1,0,0	2	1,0	0.976 457,0.001 542

表 4 模糊神经网络检验样本集

样本	埋深	煤厚	10 m 砂岩比	20 m 砂岩比	$K_{\text{梅}}$	突出情况	实值	检验值
23	0,0.8,0.2	0,0,1	0,0,1	0,0.5,0.5	1,0,0	3	1,1	0.999 989,0.984 511
24	0,0,1	0,0,1	0,0,1	0,0.5,0.5	0,0.923,0.077	3	1,1	0.999 333,0.992 030
25	1,0,0	0,0.8,0.2	0,1,0	0,1,0	1,0,0	2	1,0	0.999 864,0.009 604
26	1,0,0	0,0,1	1,0,0	1,0,0	0,0,1	2	1,0	0.999 410,0.026 671
27	1,0,0	0,0.4,0.6	0,0,1	0,0,1	1,0,0	1	0,1	0.001 681,0.984 360
28	1,0,0	0,0,1	0,0,1	0,0,1	1,0,0	1	0,1	0.000 694,0.993 255

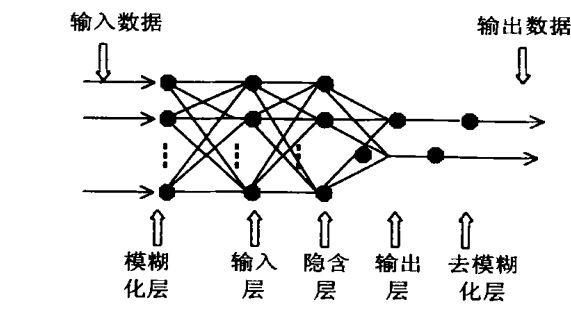


图 2 模糊神经网络预测模型图

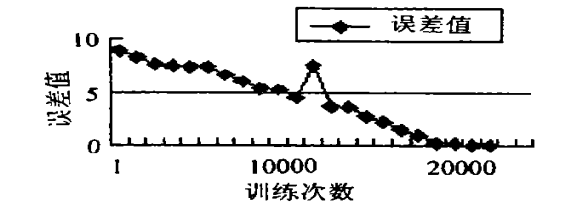


图 3 网络误差变化趋势图

4 结论

a. 将模糊数学应用于瓦斯地质数据处理, 确定影响突出因素的隶属函数, 从数据样本提取模糊

规则, 是建立模糊神经网络预测系统的基础工作。

b. 煤与瓦斯突出危险性与各影响突出指标之间是非常复杂的非线性关系, 模糊神经网络能够很容易地提取、捕捉隐藏在大量历史数据中的规律, 尤其是那些没有被人类认识和揭露的规律。将模糊数学与自适应神经网络紧密地结合起来, 建立模糊神经网络预测系统, 为煤与瓦斯突出区域危险性预测提供了一种新的思路和方法。

参考文献

[1] 何新贵. 人工智能新进展[M]. 北京: 清华大学出版社, 1994.
[2] 何新贵. 模糊技术及其在仿真中的应用[J]. 北京: 国防科工委科技委员会, 1992 年报. 138-148.
[3] 程相君, 王春宁, 陈生潭. 神经网络原理及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1995.
[4] 王士同. 模糊系统、模糊神经网络及应用程序设计[M]. 上海: 上海科学技术文献出版社, 1997.
[5] 张子戊, 袁崇孚. 瓦斯地质数学模型法预测矿井瓦斯涌出量研究[J]. 煤炭学报, 1999, 24(4): 368-372.
[6] 张子戊. 瓦斯地质单元构造复杂程度的定量评价[J]. 焦作矿业学院报, 1995, 14(1): 10-13.

文章编号:1001-1986(2002)06-0008-03

澄合矿区奥陶系灰岩固硫效果初探

王水利¹, 李青海²

(1. 西安科技学院材料工程系, 陕西 西安 710054; 2. 陕西省轻工业研究设计院, 陕西 西安 710054)

摘要:对澄合矿区 3 个奥陶系灰岩剖面的取样分析及固硫试验表明, 位于大峪河剖面的 D₉ 样品具有较高的固硫率。在不加任何助剂的情况下, 经 800℃ 煅烧 2 h, 破碎至 0.12~0.15 mm 后与煤粉以 2.3 的 Ca/S 摩尔比混合, 1 000℃ 时的最高固硫率可达 60.08%。

关键词:石灰石; 煅烧; 煤; 固硫

中图分类号:TD98 **文献标识码:**A

1 引言

石灰石及其煅烧产物作为钙基固硫剂, 广泛用于煤的燃烧中固硫及燃烧后脱硫^[1]。然而, 影响石灰石固硫效果的因素比较多, 如石灰石的类型、物质组成、结晶及加工粒度, 石灰石的煅烧温度、煅烧时间、烧结度, 煅烧产物的表面积及孔隙率以及固硫剂用量, 燃烧设备、燃烧方式、燃烧反应温度及时间、氧气浓度及气氛, 添加剂的类型、用量等。本文仅对澄合矿区奥陶系灰岩自身的固硫特性进行讨论。

2 样品

2.1 石灰石

澄合矿区奥陶系灰岩主要分布于县西河(澄县)、大峪河、洛河下游等河谷地带, 地层以奥陶系峰峰组二段(O₂²)为主, 大峪河河口及三眼桥附近分别见有一段(O₂¹)和三段(O₂³)地层出露^[2]。研究样品分别采自大峪河(样品编号 D₁~D₁₂)、三眼桥(S₁~S₃)及县西河(X₁~X₆)³条剖面。

微观分析表明, 大峪河剖面的石灰石主要由细晶~微晶方解石组成, 含 5%~20% (最多可达 40%) 的白云石。白云石晶粒较粗, 在岩石中分布不

均匀。三眼桥剖面的石灰石具有与大峪河剖面的石灰石类似的特征, 但白云石含量相对较少。县西河剖面上部为较纯的石灰石, 白云石含量 0%~5%, 且分布不均匀; 剖面中、下部白云石含量较多(约 10%~20%), 且自上而下含量有增多趋势, 白云石分布亦不均匀。分别选择 X₁、X₃、X₅、S₁、S₃、D₅、D₉、D₁₂ 等 8 个样品进行了化学成分分析, 分析结果见表 1。从表中可见, CaO 含量以 X₅ 最高, S₃、X₃、S₁、X₁、D₅、D₁₂ 逐渐降低, D₉ 最低; MgO 含量的顺序则基本相反。

2.2 煤

采用澄合矿区 10[#] 高硫煤, 其煤质分析结果见表 2。

3 固硫试验

固硫试验在自动测硫仪上进行, 测试温度 1 000℃。试验内容包括:

3.1 石灰石固硫率的测定

将研究样品破碎至 <0.15 mm, 然后以相同的灰(石灰石)/煤比, (最好使 Ca/S 摩尔比落在 2 附近) 分别与 0.15~0.18 mm 煤粉(下同)均匀混合, 并进行含硫量测试。

收稿日期:2002-03-08

作者简介:王水利(1955—), 男, 陕西西安人, 西安科技学院副教授, 从事煤系伴生矿产开发及其加工利用的教学与研究。

The fuzzy neural networks and theory of forecasting the coal-gas-outburst

WU Cai-fang¹, ZENG Yong¹, ZHANG Zi-xu², YUAN Chong-fu²

(1. Resource Engineer College, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008;

2. Jiaozuo Institute of Technology, Jiaozuo 454000, China)

Abstract: Because the complicated non-linear relation between the coal-gas-outburst and its affecting factors, it is difficult to established model with traditional mathematical method. The authors set up the forecasting system with fuzzy neural network theory, by means of fuzzy mathematics to express and deal with the imprecise data and fuzzy information, and utilized self-adaptive neural networks system to solve the problems. The results of actual application indicate that the model is reliable and precise and has large practical value, which enriches the theory of forecasting coal-gas-outburst.

Key words: fuzzy mathematics; neural networks; fuzzy neural networks; coal-gas-outburst; forecast