

J2-54

P618.660.8  
TP18

# 锡矿山硅化灰岩识别的人工神经网络模型

卢新卫

(南京大学·南京·210093)

胡明星

(中国矿业大学·徐州·221008)

硅化/硅化岩石是锡矿山锡矿的一种很有效的找矿标志。因此,如何正确地识别硅化岩石与原岩,以及硅化的强弱对于找矿有着重要意义。将人工神经网络模型引入锡矿山硅化灰岩识别的研究中,识别成功率达到 93.3%。结果表明,该方法简便实用,性能良好,可望成为岩石、矿物识别的一种有效的辅助手段。

关键词 硅化灰岩识别, 人工神经网络, BP 训练算法, 锡矿山

递到

人工神经网络 ANN(Artificial Neural Network)是受生物大脑的启发而建立的一种信息处理系统或计算系统,它以大脑的生理研究成果为基础,模拟大脑皮层的层状结构建立起一套并行结构。神经网络的特征,即有连续时间非线性动力学特征:网络的全局作用,大规模并行分布处理,高度的鲁棒性和学习联想能力;又有一般非线性动力学的共性:不可预测性、吸引性、耗散性、非平衡性、不可逆性、高维性、广义联结和自适应性,故神经网络是一个大规模非线性连续时间自适应信息处理系统<sup>[2]</sup>。人工神经网络从拓扑上可以看成是以处理单元 PE(Processing Element)为节点,用加权有向弧连结而成的有向图。其特点主要表现为:固有的并行结构和并行处理;知识的分布存储;容错性;自适应性;模式识别能力。正因为以上特点,目前 ANN 主要应用于模式识别、图像压缩、优化问题、图形联想记忆,以及地学中的环境质量评价<sup>[3]</sup>、成矿预测<sup>[4]</sup>等。许多蚀变岩石、蚀变现象能作为找矿的一种标志,因此若对蚀变岩石自动地进行分类识别,其意义相当重大。

## 1 BP 人工神经网络模型

人工神经网络有许多类型各有各的主要应用领域。本文所用的是多层前馈式网络,学习算法是反向传播法。该网络模型由输入层、若干中间层(也称隐层)、输出层组成(图 1)。由于节点采用 Sigmoid 激活函数,整个网络可看成是输入到输出的高度非线性映射,BP 网络主要是利用已知的学习样本集,用误差反传训练算法(Error Back Propagation Algorithm)训练和建成网络。前向多层神经的反传学习理论是由 Werbos(1974)提出的,Rumelhart 等人<sup>[5]</sup>发展了反传网络学习算法。目前,BP 网络已成功地用

于图识别、贷款、评估、预测、文本及语言变换和数据压缩等领域,成为目前广泛使用的网络模型之一。

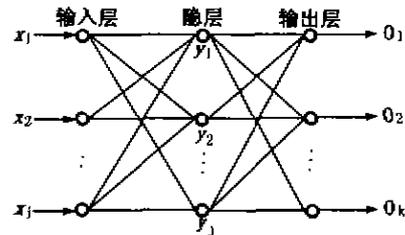


图 1 3 层 BP 网络结构

用于硅化灰岩识别的 BP 人工神经网络(以下简称 BP 网络)可采用一个输入层,一个隐层和一个输出层的 3 层网络结构。各层具有多个节点,每相邻两层节点之间单方向互连,如图 2 所示。

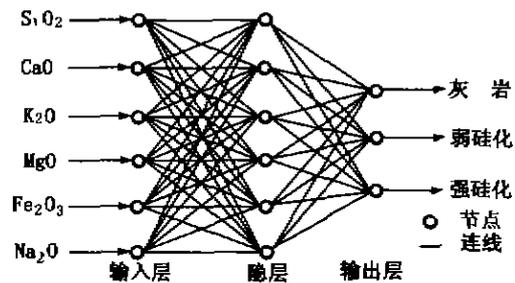


图 2 硅化灰岩识别的 BP 网络结构

BP 网络包括正向和反向两种学习过程,其步骤如下:在正向学习过程中,

1) 分别赋予 BP 网络相邻各层节点之间的连接权值  $w_{ji}$ ,  $w_{jk}$  和隐层、输出层节点的阈值  $\theta_j$ ,  $\theta_k$ , 以随机小量作为初始值。

2) 从网络输入节点输入学习样本因子信息,并向前传播。

3) 在隐节点和输出节点处,传播信号都经过 S 型激活函数

$$f(x) = 1/(1 + e^{-x}) \quad (1)$$

作用,在隐节点和输出节点的输出结果分别为

$$Y_j = f \left[ \sum_{i=1}^M W_{ji} X_i + \theta_j \right] \quad (2)$$

$$O_R = f \left[ \sum_{j=1}^H W_{Rj} Y_j + \theta_R \right] \quad (3)$$

在反向传播过程中,

4)若第  $l$  个学习样本的期望输出为  $T_R(l)$ , 定义输出节点输出的误差信号为

$$D_R(l) = [O_R(l) - T_R(l)] O_R(l) [1 - O_R(l)] \quad (4)$$

5)将  $D_R(l)$  反向传播,并按下式计算在隐节点产生的误差

$$\delta_j = \sum D_R W_{Rj} Y_j (1 - Y_j) \quad (5)$$

6)由  $D_R$  计算输出节点调整后的阈值  $\theta_R^l$  和权值  $W_{Rj}^l$

$$\theta_R^l = \theta_R^l + \alpha D_R \quad (6)$$

$$W_{Rj}^l = W_{Rj}^l + \beta D_R Y_j \quad (7)$$

7)由  $\delta_j$  计算隐节点调整后的阈值  $\theta_j$  和权值  $W_{ji}$

$$\theta_j = \theta_j + \alpha \delta_j \quad (8)$$

$$W_{ji} = W_{ji} + \beta \delta_j X_i \quad (9)$$

以上诸式中,  $\alpha$ 、 $\beta$  均为学习参数,取值范围 0.1 ~ 0.5。按上述(1)~(9)式的正向和反向学习过程,将  $N$  个学习样本依次输入 BP 网络学习,待全部  $N$  个样本学完  $l$  遍后,计算其均方误差

$$E = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N (O_R(l) - T_R(l))^2$$

取定某一精度  $\epsilon$ ,  $E < \epsilon$ , 则学习结束,并输出调整后的权值和阈值。否则,更新学习次数,返回 3),重复上述学习过程,直到满足  $E < \epsilon$  为止。

## 2 锡矿山硅化灰岩的 BP 网络识别

锡矿山锑矿床硅化与矿化的关系是成矿理论研究的重要内容。硅化是最重要的围岩蚀变,其范围大于锑矿体分布区,锑矿化必定伴随容矿主岩的硅化,锑矿体无例外地分布于硅化岩中。同时,锑矿体的规模、形态和空间展布均受硅化岩石控制。然而,硅化岩中却不一定有锑矿化。锑矿化的形成,与赋矿围岩是否蚀变,以及蚀变强弱程度密切相关<sup>[1]</sup>。

锡矿山硅化灰岩主要产于上泥盆统余田桥组,是由灰岩经热液蚀变改造而形成。刘焕品<sup>[6]</sup>对硅化岩石的形成机制作了研究;刘汉元等<sup>[7]</sup>论述了硅化岩的地球化学特征、交代机制及与矿化之关系;湖南省有色地质研究所<sup>①</sup>根据岩石化学分析  $\text{SiO}_2$ 、 $\text{CaO}$ 、 $\text{K}_2\text{O}$ 、 $\text{MgO}$ 、 $\text{TiO}_2$ 、 $\text{Al}_2\text{O}_3$ 、 $\text{Fe}_2\text{O}_3$ 、 $\text{MnO}$ 、 $\text{Na}_2\text{O}$  含量,将余田桥组的碳酸盐岩划分为灰岩(未硅化原岩)、

弱硅化灰岩和强硅化灰岩。蚀变岩石中物质迁移量研究表明<sup>[1]</sup>,在硅化作用中  $\text{TiO}_2$ 、 $\text{Al}_2\text{O}_3$  和  $\text{MnO}$  为不行活动组分。因此,在硅化灰岩识别的 BP 网络模型研究中,只取  $\text{SiO}_2$ 、 $\text{CaO}$ 、 $\text{K}_2\text{O}$ 、 $\text{MgO}$ 、 $\text{Fe}_2\text{O}_3$ 、 $\text{Na}_2\text{O}$  的分析数据作为网络输入值。本文采用湖南省有色地质研究所<sup>①</sup>提供的化学分析数据,从中抽取其特征作为学习样本集(表 1)训练神经网络,并以 15 个样本的主要化学成分作为网络输入值,其判断结果与实际期望值相比较,正确率达 93.3%,图 2 为所采用的 BP 网络结构图。

表 1 学习样本集

输入值 (%)						期望值		
$\text{SiO}_2$	$\text{CaO}$	$\text{K}_2\text{O}$	$\text{MgO}$	$\text{Fe}_2\text{O}_3$	$\text{Na}_2\text{O}$	灰岩	弱硅化	强硅化
10.52	48.23	0.15	1.8	0.25	0.02	1	0	0
52.13	19.75	0.42	1.18	2.92	0.04	0	1	0
85.36	2.24	0.50	0.29	1.68	0.05	0	0	1

表 2 中 ANN 判别结果说明:ANN 判别结果是 3 个输出值的最大值,例如对 2 号判别结果分别为灰岩 = 0.89,弱硅化 = 0.01,强硅化 = 0,显然,2 号标本属于灰岩的可能性最大,可以认为 2 号标本属于未蚀变的原岩。

由于 8 号标本  $\text{CaO}$  及  $\text{MgO}$  的含量与学习样本值的偏差较大,超出了 ANN 容错性的范围,ANN 判断错误。另外,也可能是所选取的学习样本集的局限性导致了 ANN 判断的失误。

由硅化灰岩 BP 网络识别结果(表 2)可以看出, BP 网络分类很好,其功能十分稳定。通过实验过程发现,学习样本集的选取对网络的分类效果起着至关重要的作用,所使用的学习样本集必须具有代表性并且线性独立,这里存在着经验的因素。一般来说,若学习样本取得好,3 层 BP 网络可以对任意维数据空间进行分类,数据空间维数等于输入层的结点数。由于采用 Sigmoid 型压缩函数,实现了高度非线性,可以拟合出任意复杂的输入输出关系,例如岩石化学成分与其岩石分类关系,测井资料与地层岩性关系等。

## 3 讨论与结论

锡矿山硅化灰岩识别的 BP 网络模型研究表明, BP 网络其原理简单明了,可以很好地解决分类和模式识别问题,但网络实现起来其训练过程存在一些不确定性,下面提出一些影响因素。

① 湖南省有色地质研究所. 湖南省锡矿山锑矿田矿床特征, 1993

表2 BP网络识别硅化灰岩结果

样品号	ANN 判别结果						输入值			期望值		
	SiO <sub>2</sub>	CaO	K <sub>2</sub> O	MgO	Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	N <sub>2</sub> O	灰岩	弱硅化	强硅化	灰岩	弱硅化	强硅化
1	3.19	51.23	0.18	1.8	0.52	0.04	1	0	0	0.92	0	0
2	4.31	50.09	0.32	1.07	0.48	0.03	1	0	0	0.89	0.01	0
3	9.86	49.46	0.30	0.87	0.79	0.06	1	0	0	0.78	0.02	0
4	13.56	41.76	0.23	0.82	0.84	0.09	1	0	0	0.69	0.15	0.06
5	12.37	41.96	0.25	0.96	0.65	0.07	1	0	0	0.72	0.13	0.04
6	12.98	46.37	0.04	0.37	0.58	0.04	1	0	0	0.70	0.14	0.04
7	8.74	48.84	0.27	0.94	0.82	0.05	1	0	0	0.81	0.01	0
8	15.24	0.60	0.98	0.12	1.43	0.01	1	0	0	0.45	0.86	0
9	50.13	19.95	0.60	1.28	2.32	0.04	0	1	0	0	0.83	0.12
10	47.49	20.36	0.56	1.06	1.67	0.05	0	1	0	0.04	0.79	0.09
11	49.50	21.46	0.57	1.13	2.36	0.04	0	1	0	0.05	0.81	0.08
12	51.36	18.64	0.41	0.97	2.48	0.04	0	1	0	0	0.85	0.13
13	84.27	0.38	0.28	0.06	2.87	0.05	0	0	1	0	0.09	0.94
14	81.45	0.57	0.90	0.31	1.84	0.10	0	0	1	0	0.10	0.93
15	93.28	0.64	0.50	0.11	0.30	0.14	0	0	1	0	0	0.97

### 3.1 数据规范性

一般说来,数据格式、单位或数据范围对网络本身无影响,但在实际应用中,数据表示方式对成功地解决问题至关重要,即学习样本集中的输入数据及所要求的输出应当是正交或非线性独立的。对输入向量的某一分量来说,其变化范围不可过大,最好规范成同等数量级,否则对权重的调节会引起过调或震荡。

### 3.2 局部最小

BP算法实际上是采用梯度下降法,即训练过程从某一起始点沿误差函数的斜面逐渐达到最小点  $E \rightarrow 0$ ,而某一区域的最小点称局部最小。若初始随机加权太大,可能一开始就使网络处于饱和区,那么系统有可能陷入局部最小,为此可使各权值取 0~1 之间的随机数。

### 3.3 阶距大小

阶距大小取决于学习参数  $\alpha$ 、 $\beta$ ,二者取值一般根据实验经验确定,取得太大,可能出现麻痹现象或连续不稳定;取得太小,收敛太慢。本文  $\alpha$ 、 $\beta$  皆取 0.3

综上所述,BP人工神经网络以其高度的分类、识别及其处理非线性问题能力,比较适合解决岩石、矿物识别这一类多因子、多目标的非线性模式识别问题。同一般多因子判别法相比该方法简单易行,容错能力强,识别速度快,效果良好。BP人工神经网络不仅在岩石类型识别方面有效,而且还用于矿物的识别、古生物种属的鉴定、成矿预测等多方面,为岩石学等地学研究开辟了一个新领域。

#### 参考文献

- 1 解庆林,马东升,刘英俊.蚀变岩石物质迁移的定量计算.地质论评,1997,43(1):106~112
- 2 胡守仁.神经网络应用技术.长沙:国防科技大学出版社,1993
- 3 李祚咏.城市综合环境质量评价的 B-P 网络模型.系统工程,1995,13(2):9~13
- 4 蔡煜东,杨兵,孙虹.自组织人工神经网络在多金属成矿预测中的应用.矿床地质,1994,13(2):181~185
- 5 Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning representation by back-propagation errors. Nature, 1986, (329):533~536
- 6 刘焕品.锡矿山铋矿床的硅化作用及其形成机制.湖南地质,1986,5(3):27~36
- 7 刘汉元,刘立钧.华南地洼阶段低温地球化学作用与硅化岩—交代石英岩.中南矿冶学院学报,1991,22(3):232~241

## ARTIFICIAL NEURAL NETWORK MODEL OF XIKUANGSHAN SILICIFIED LIMESTONE RECOGNITION

Lu Xinwei, Hu Mingxing

Silicify or silicified rock is one more efficacious sign for exploring mine in Xikuangshan antimony deposit. So it has more important significance that how to recognize silicified rock from host rock and the extent of silicify. The paper firstly applied artificial neural network to recognize the pattern of silicified limestone, with the rate of success reaching 93.3%. The results show that artificial neural network approach is objective, quite satisfactory and tendency might serve as an effective technique for recognition of rocks and minerals.

**Key words** silicified limestones artificial neural network; back propagation algorithm; Xikuangshan

#### 第一作者简介:

卢新卫 男,1969年生。1993年毕业于西安矿业学院地质系地质勘探专业,1999年于南京大学获地球化学专业博士学位。现为中国科学院地理研究所博士后,主要从事地球化学、环境与健康方面科研工作。

通讯地址:北京市安外917大楼 中国科学院地理研究所医学地理室 邮政编码:100101

