

自组织人工神经网络在多金属 成矿预测中的应用

蔡煜东 杨兵 孙虹

(中国科学院冶金研究所, 上海)

提 要: 本文运用T Kohonen自组织人工神经网络,对鄂东南地区44个铁帽进行了计算机识别,识别成功率达100%。结果表明,该方法性能良好,可望成为多金属成矿预测的一种有效的辅助手段。

主题词: 多金属成矿预测 人工神经网络 T Kohonen自组织模型

1 人工神经网络——T Kohonen 自组织模型

人工神经网络(ANN)是80年代中期迅速兴起的一门非线性科学,它力图模拟人脑的一些基本特性,如自适应性、自组织性、容错性等,已在模拟识别、数据处理及自动性控制等领域得到了初步的应用,取得了相当好的效果^[1]。

1984年,T Kohonen提出了著名的自组织特征映射人工神经网络,它是一个简单的双层网络(见图1),每个输入节点与所有输出节点通过权 W 相联系,实现对输入信号的非线性降维映射。映射中保持拓扑不变性,即把拓扑意义下相似的输入映射到相近的输出节点上。Kohonen网络目前被广泛应用于模式识别、联想存储、组合优化和机器人控制等问题中^[2,3]。

自组织网络在能被用来进行正确分类之前需要经过一个网络学习过程,这是一个无教师指导的学习,网络权根据输入的训练样本进行自适应,自组织,逐渐收敛到样本空间内需划分的子集的中心。经过多次训练后,网络具有了对学习样本的记忆、联想的能力。

网络学习算法如下:

设样本特征数(输入节点)为 N ,训练样本数(输出节点)为 K 。

第一步:随机给定网络初始权

$$0 < W_{ij} < 1, \quad i = 0, 1, \dots, N-1; \quad j = 0, 1, \dots, K-1$$

第二步:输入一个新样本

$$x = [x_0, x_1, \dots, x_{N-1}]^T$$

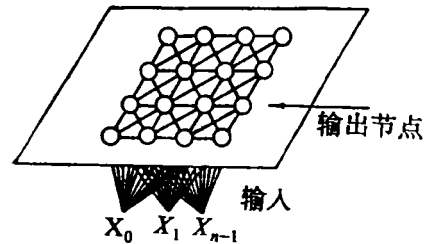


图1 T Kohonen的自组织网络结构
(图中 X_0, X_1, X_{n-1} 应为小写 x_0, x_1, x_{N-1})

Fig. 1. T Kohonen's self-organizing network structure.

计算 x 到所有输出节点的“距离”

$$d_j^2(t) = \sum_{i=0}^{N-1} [x_i - W_{ij}(t)]^2, \quad j=0, 1, \dots, K-1$$

第三步：选择与 x 产出距离最近的节点 j^*

$$d_{j^*}^2(t) = \min_{0 \leq j \leq N-1} \{d_j(t)^2\}$$

第四步：调整网络权

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \alpha(t)[x_i - W_{ij}(t)], \quad j \in N E j^*(t)$$

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t), \quad j \notin N E j^*(t)$$

其中 $i = 0, 1, \dots, N-1$; $0 < \alpha(t) < 1$, 增益函数, 随时间递减; $N E j^*(t)$, 节点 j^* 的邻域, 随时间递增。

第五步：转第二步

当所有样本输入一遍后, 满足 $0 \leq i \leq N-1 \left\{ \begin{array}{l} \max \\ 0 \leq j \leq K-1 \end{array} \right\} |W_{ij}(t+1) - W_{ij}(t)| < \epsilon$ 或达到预先取

定的叠代次数后, 学习结束。否则进入下一轮学习。

2 T Kohonen 网络应用于铁帽识别——鄂东南地区 44 个铁帽的计算机识别

2.1 资料来源

据文献报道的鄂东南地区 44 个铁帽 (包括铁矿和铜矿) 的 8 种化学元素和成矿的有关数据, 本文以此作为研究对象, 尝试了神经网络方法的效果。

2.2 神经网络识别模型的建立

首先, 随机选取其中 39 个样本 (第 1 类: 铁矿, 第 2 类: 铜矿) 作为神经网络的“学习”教材, 以其特征变量 (Cu, Pb, Zn, Ag, Mo, W, Bi, Sr) 作神经网络的输入, 两类样本的输出节点构成 13×3 点阵, 训练集的收敛度达 10^{-4} 。经过学习, 神经网络能正确地划分这些样本, 建立了化学元素含量与成矿专属性之间的复杂对应关系, 见表 1 和图 2。

②	②	②	②	②	①	②	②	②	②	②	②	②
26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38
①	①	②	②	②	②	②	②	②	②	①	①	①
13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
②	①	①	①	①	②	②	②	②	②	①	②	①
0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12

图 2 分类结果

注: ②—→类别; 38—→节点

Fig. 2. Result of classification.

②—Class; 38—Nodal point.

表 1 33 个学习样本
Table 1. 33 learning samples

Cu	Pb	Zn	Ag	Mo	W	Bi	Sn	节点位置	类别
0.11	0.08	0.13	0.05	0.17	0.13	0.30	0.3	2	1
0.03	0.03	0.06	0.03	0.09	0.10	0.30	0.3	24	1
0.11	0.05	0.09	0.03	0.09	0.10	0.25	0.3	13	1
0.05	0.14	0.32	0.09	0.08	0.10	0.25	0.3	1	1
0.3	0.11	0.28	0.18	0.20	0.10	0.25	0.3	23	1
0.42	0.01	0.06	0.08	0.39	0.28	0.25	0.9	31	1
0.75	0.03	0.07	0.05	0.04	0.10	0.25	0.4	4	1
0.01	0.01	0.14	0.03	0.08	0.10	0.25	0.3	12	1
0.23	0.01	0.26	0.03	0.04	0.10	0.25	0.3	25	1
0.44	0.07	0.14	0.06	0.17	0.11	0.30	0.3	3	1
0.19	0.07	0.12	0.02	0.08	0.10	0.25	0.3	14	1
0.16	1	0.3	1	0.13	0.21	1	0.4	10	1
1	0.03	0.1	0.10	0.03	0.10	0.25	0.3	5	2
0.4	0.02	0.01	0.03	0.04	0.16	0.25	0.4	15	2
1	0.06	0.3	0.20	0.22	0.15	0.25	0.3	16	2
1	0.66	0.24	0.82	1	0.13	0.25	0.3	7	2
1	0.16	0.21	0.32	1	0.33	0.30	0.8	19	2
1	0.03	0.28	0.36	0.52	0.22	0.30	0.8	30	2
0.07	0.17	1	0.09	0.07	0.10	0.30	0.3	0	2
0.25	1	1	1	0.38	0.25	0.30	0.5	22	2
0.67	0.04	0.07	0.18	0.04	0.11	0.35	0.4	26	2
1	0.03	0.15	0.65	1	1	0.45	1	29	2
1	0.01	0.31	1	0.05	0.10	0.70	0.5	27	2
0.81	0.43	0.53	0.16	0.11	0.11	0.30	0.3	6	2
0.07	1	1	1	0.32	0.11	0.25	0.4	21	2
0.47	0.13	0.44	0.06	0.49	0.47	0.25	0.3	17	2
1	0.1	0.38	0.20	0.44	1	1	1	28	2
1	0.05	0.25	1	0.38	0.25	0.60	1	8	2
0.45	1	1	0.87	0.60	0.13	1	0.5	9	2
0.24	1	1	0.35	0.36	0.13	0.50	1	32	2
0.67	0.09	0.55	0.09	0.36	0.18	0.35	0.3	11	2
1	0.11	0.29	1	0.51	1	0.70	0.4	18	2
0.39	0.01	0.04	0.10	0.05	0.10	0.30	1	20	2

2.3 识别成功率

为了考验所建立的模型,将来参加训练10个样本,作为“未知”样本,已掌握了知识信息的神经网络对其进行识别,按其最近输出节点(对应内积最大值点,即最大相似点)的类别决定其类别,由表2可见,识别结果与实际情况完全一致。

表 2 10 个待判样本
Table 2. 10 Samples to be identified

Cu	Pb	Zn	Ag	Mo	W	Bi	Sn	最近输出 节点位置	类别
0.16	0.14	0.12	0.13	0.17	0.11	0.25	0.3	23	1
0.02	0.04	0.09	0.03	0.05	0.10	0.25	0.3	24	1
0.10	0.02	0.11	0.03	0.31	0.10	0.25	0.3	23	1
0.02	0.01	0.08	0.03	0.20	0.12	0.25	0.3	23	1
0.21	0.02	0.21	0.03	0.05	0.14	0.25	0.3	13	1
1	0.03	0.23	0.59	0.53	1	0.50	0.7	29	2
1	0.10	0.22	0.29	0.77	0.35	0.45	1	30	2
1	0.05	0.24	0.30	0.69	1	0.25	0.5	29	2
1	0.17	1	0.99	0.83	0.20	1	0.9	9	2
1	0.05	0.36	0.11	0.13	0.12	0.25	0.4	5	2

3 讨论与结论

人工神经网络以其高度的分类, 识别以其处理非线性问题的能力, 比较适合于解决铁帽识别这一类多因子、多目标的非线性模式识别问题。该方法同一般多因子判别法相比, 有以下优点:

3.1 容错能力强

神经网络模型中, 知识信息分布存储于各个单元中, 个别输入信号误差较大不会引起识别错误, 即用一个不完整的或模糊的信息, 神经网络可联想出存储在记忆中的某个完整、清晰的图像来。因此, 不失一般性, 本研究中将每个未知样本的第 1 个输入信号增加 0.1, 作为“构造样本”, 进行了识别, 它们与原来样本的识别结果比较见表 3。

表 3 个别输入信号误差变大对网络性能的影响
Table 3. The effects of the aggravation of errors in a few input signals upon the performance of network

最近输出节点位置①	预测类别①	最近输出节点位置	预测类别
23	1	23	1
24	1	24	1
23	1	23	1
2	1	23	1
25	1	13	1
29	2	29	2
30	2	30	2
29	2	29	2
9	2	9	2
5	2	5	2

① 为“构造样本”

3.2 识别速度快

训练好的神经网络在进行模式识别时仅需作少量的加法和乘法, 因此识别速度快。

有鉴于此, 可以预料, 随着人工神经网络理论的进一步发展, 可望开辟地质体识别的新途径。

THE APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK TO THE PROGNOSIS OF POLYMETALLIC DEPOSITS

Cai Yudong, Yang Bin and Shun Hong

(Shanghai Institute of Metallurgy, Academia Sinica, Shanghai 200050)

Key words: prognosis of polymetallic deposit, self-organizing artificial neural network, T. Kohonen model

Abstract

The T. Kohonen model, one of the typical artificial neural network, was applied to the prognosis of 44 gossans in southeastern Hubei, with the rate of success reaching 100%. The results show that the neural network approach is quite satisfactory and hence might serve as an effective technique for prognosis of polymetallic deposits.

(上接第154页 Continued from p. 154)

gliding and thrusting served as driving forces for such mineralizations as copper, lead, and zinc in the red bed. The combination of the ore-hosting high-porosity olistostrome-alluvium capping bed with the nonpermeable allochthon constituted an important factor for the formation of Jinding type supergiant lead-zinc deposits. The normal faults formed at the stretching stage, the anticlines formed at the napping stage, the top parts of the arc structures convex eastward, and the reversed faults are all positions favorable for mineralization. The superimposed structures were formed by superimposition of the Pliocene structures thrusting from south to north upon the Eocene thrusting ones, and the Jinding dome was formed by cross superimposition of anticlines of these two stages.

The preservation of the ore deposits has been mainly conditioned by both the Jinding dome and the plateau uplifting. In future, attention should be paid to the possibility of seeking for Jinding type supergiant deposits in the superimposed basin and the saddle structure.