

文章编号:0258-7106 (2004) 01-0123-06

人工神经网络方法及其在遥感地质找矿中的应用*

——以滇西红山子区为例

王海平¹ 张 彤²

(1 中国地质科学院矿产资源研究所, 北京 100037; 2 中国石油天然气总公司遥感中心, 北京 100083)

摘 要 文章探讨了三层神经网络结构及其误差逆传播学习算法在遥感图像分类中的应用, 并利用其技术优势对滇西红山试验区进行了研究实践, 结果表明人工神经网络识别在遥感地质找矿研究中具有广泛的应用前景。

关键词 地质学 人工神经网络 遥感数值图像 图像识别 红山 滇西

中图分类号: P627

文献标识码: A

人工神经网络(Artificial neural network, 即 ANN, 简称神经网络)是以模拟人体神经系统的结构和功能为基础而建立的一种信息处理系统。ANN 技术的基本出发点, 就是通过简单函数(如 Sigmoid 函数、分段线性函数、域值函数及概率函数等)的多次迭代, 实现对网络所表达映射的拟合和逼近(包约翰, 1992)。这种特性, 使得神经网络能够实现一对一或一对多的映射关系。因此, 在解决复杂的、非线性问题时, 具有独到的功效。

随着遥感数据及其高分辨率信息的不断扩展, 由于很多情况下离散的地物类别数据(多源遥感图像及地面实测数据)不具严格的统计意义, 多源、多维遥感数据可能不具正态分布特征以及高维遥感数据难以求得协方差矩阵(王野乔, 1997)等原因, 传统的遥感数据信息处理方法在处理高维遥感数据时往往暴露出一些明显的弱点而难以得心应手。近年来, 随着人工神经网络系统理论的发展, 人工神经网络技术日益成为遥感数字图像处理的崭新手段之一(Liu et al., 1991; Solaiman, 1994)。本次研究利用人工神经网络模型对滇西中甸岛弧的红山子区(即以红山铜矿为中心的 512×512 个像素区)进行了遥感矿化信息提取与识别研究, 取得了较好的应用效果。

1 神经网络结构

随着人工神经网络理论和网络系统的迅速发展, 目前形成了应用于不同领域的诸多神经网络, 如前馈(BP, ADALINE)、自组织(SOM, CPN, ART)及反馈(DNN, CHNN, BAM)等神经网络。本次研究采用的是较常用的前馈型 BP

神经网络(Back-Propagation)。BP 神经网络对非线性遥感信息具有较强的识别能力, 是遥感图像分类处理中较理想的人工神经网络结构(Gopal et al., 1996)。本次设计的 BP 神经网络为三层结构(图 1), 即网络由输入层、隐含层和输出层构成, 各层结点数分别为 4 8 4。

该 BP 神经网络, 输入向量 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)^T$, 其中 T 为转置矩阵符; 隐含层输出向量 $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_m)^T$; 输出层输出向量 $O = (O_1, O_2, \dots, O_l)^T$; 期望输出向量 $d = (d_1, d_2, \dots, d_n)^T$ 。输入层到隐含层之间的权向量 $V = (V_1,$

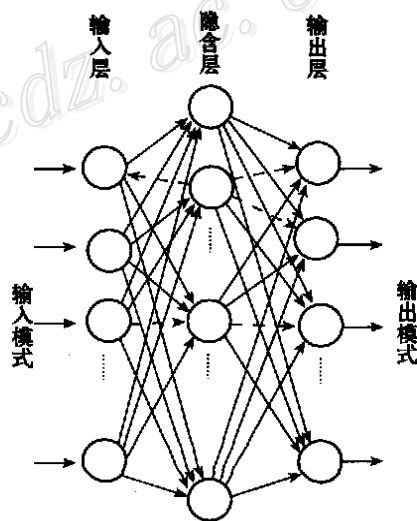


图 1 三层网络结构示意图

“○”为神经元(结点), “→”为结点间链接

Fig. 1 Schematic diagram of 3-layer network composition

“○”—Neural Pixel (Neuron); “→”—Link between neurons

* 本文得到国家基础研究规划 973 项目“印度—亚洲大陆主碰撞带成矿作用”(编号:2002CB412600)的资助

第一作者简介 王海平,男,1949 年生,研究员,主要从事遥感地质研究。

收稿日期 2003-07-04; 改回日期 2003-11-11。李 岩编辑。

$\omega_2, \dots, \omega_l$; 隐含层到输出层之间的权向量 $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_j)$ 。

BP 神经网络结构确定后,便可利用输入、输出样本集对该网络进行训练,对网络的权值和阈值进行学习和调整,使网络实现给定的输入输出映射关系。该网络对样本集的训练包括正向传播和反向传播两个过程。在正向传播过程中,输入信息从输入层经隐含层逐层处理,并传向输出层。如果输出层不能得到期望的输出,则转入逆向传播,将误差信息沿原来的路径返回,并通过调整各层神经元的权值,使误差最小(Pao, 1989)。

2 神经网络模型及其误差学习算法

2.1 神经网络模型

样本集的波谱信息进入网络后,传到隐含层结点,经过响应传递函数再传到输出结点。网络输入为:

$$net_j = \sum_{i=0}^n \nu_{ij} X_i \quad j=1, 2, \dots, m \quad (1)$$

式中 ν_{ij} 为输入层结点 i 与隐含层结点 j 的权值; X_i 为输入层结点输出信息; j, i 分别为隐含层和输入层结点数; net_j 为输入层结点输入。隐含层的输出为

$$Y_j = f(net_j) \quad j=1, 2, \dots, m \quad (2)$$

输出层输入为: $net_k = \sum_{j=0}^m \omega_{jk} Y_j \quad k=1, 2, \dots, l$ (3)

输出层输出为: $O_k = f(net_k) \quad k=1, 2, \dots, l$ (4)

(2) 和 (4) 中, $f(x)$ 为响应(传递)函数,一般将 BP 神经网络的响应函数设置为 Sigmoid 函数: $f(x) = [1 + \exp(-x)]^{-1}$, $f(x)$ 具有连续、可导的特点。以上(1)~(4)式,共同构成 BP 神经网络的数学模型。

2.2 误差学习算法与网络训练

首先按随机给定的初始权值,由(2)、(4)式计算输出值,然后计算模型输出值与理想输出值之间的误差,如不符合要求,则沿误差最大的方向反传回去,对各层权值进行调整,直至误差小于预定值(Eberhart et al., 1990)。为了使权值调整方向是误差减少方向,可先构造一个输出误差函数 E ,当网络输出与期望输出不等时,存在输出误差 E :

$$E = \frac{1}{2} (d - O)^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l (d_k - O_k)^2 \quad (5)$$

隐含层的误差为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l [d_k - f(net_k)]^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l [d_k - f(\sum_{j=0}^m \omega_{jk} Y_j)]^2 \quad (6)$$

输入层的误差为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l \left[d_k - f\left(\sum_{j=0}^m \omega_{jk} f\left(\sum_{i=0}^n \nu_{ij} X_i\right)\right) \right]^2$$

$$= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l \left[d_k - f\left(\sum_{j=0}^m \omega_{jk} f\left(\sum_{i=0}^n \nu_{ij} X_i\right)\right) \right]^2 \quad (7)$$

只要权值按误差函数梯度方向修正,就能保证误差不会向增大方向调整。BP 神经网络采用的权值调整公式为:

$$\omega(k+1) = \omega(k) + \Delta \omega$$

$\omega(k+1)$ 、 $\omega(k)$ 分别为第 $k+1$ 和 k 次训练的权值; $\Delta \omega$ 为两层之间权值的调整量。输入层到隐含层权值(ν_{jk})的调整量应为:

$$\Delta \omega_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{jk}} \quad j=0, 1, 2, \dots, m; k=1, 2, \dots, l \quad (8)$$

隐含层到输出层之间权值(ω_{jk})的调整量应为:

$$\Delta \nu_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \nu_{ij}} \quad i=0, 1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m \quad (9)$$

因为

$$\Delta \omega_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{jk}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial \omega_{jk}}$$

$$\Delta \nu_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \nu_{ij}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial net_j} \frac{\partial net_j}{\partial \nu_{ij}}$$

令输出层、隐含层的误差信号为: $\delta_k^O = -\frac{\partial E}{\partial net_k}$, $\delta_j^Y = -\frac{\partial E}{\partial net_j}$

据(1)式: $\frac{\partial net_j}{\partial \nu_{ij}} = X_i$, 据(3)式: $\frac{\partial net_k}{\partial \omega_{jk}} = Y_j$

(8)、(9)两式可分别整理成: $\Delta \omega_{jk} = \eta \delta_k^O Y_j$ (10)

$$\Delta \nu_{ij} = \eta \delta_j^Y X_i \quad (11)$$

δ_k^O 可展开为: $\delta_k^O = -\frac{\partial E}{\partial net_k} = -\frac{\partial E}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial net_k} = -\frac{\partial E}{\partial O_k} f'(net_k)$ (12)

δ_j^Y 可展开为: $\delta_j^Y = -\frac{\partial E}{\partial net_j} = -\frac{\partial E}{\partial Y_j} \frac{\partial Y_j}{\partial net_j} = -\frac{\partial E}{\partial Y_j} f'(net_j)$ (13)

对(5)式求偏导: $\frac{\partial E}{\partial O_k} = -(d_k - O_k)$ (14)

对(6)式求偏导: $\frac{\partial E}{\partial Y_j} = -\sum_{k=1}^l (d_k - O_k) f'(net_k) \omega_{jk}$ (15)

将(14)、(15)式分别代入(12)、(13)得:

$$\delta_k^O = (d_k - O_k) O_k (1 - O_k) \quad (16)$$

$$\delta_j^Y = \left[\sum_{k=1}^l \delta_k^O \omega_{jk} \right] Y_j (1 - Y_j) \quad (17)$$

将(16)、(17)式分别代入(10)、(11)得:

$$\Delta \omega_{jk} = \eta \delta_k^O Y_j = \eta (d_k - O_k) O_k (1 - O_k) Y_j \quad (18)$$

$$\Delta \nu_{ij} = \eta \delta_j^Y X_i = \eta \left[\sum_{k=1}^l \delta_k^O \omega_{jk} \right] Y_j (1 - Y_j) X_i \quad (19)$$

(18)、(19)两式中, η 为输入层到隐含层和隐含层到输出层的学习率。自适应学习率算法为

$$\eta(k) = 2^{-1} \eta(k-1)$$

由自适应学习率算法不难看出,当连续 2 次迭代误差函数梯度方向相同时,表明权值下降速度慢, λ 取 1 可使 η 步长加倍;当连续 2 次迭代梯度方向相反时,表明权值下降速度快,则 λ 取 -1 使 η 步长减半。连续迭代训练过程,一直到权值稳定或输入向量误差降到满足条件(均方根误差小于 0.01),便可停止训练,表明此时 BP 人工神经网络已收敛。

3 试验子区地质概况及波谱数据采集

滇西中甸岛弧区位于特提斯构造域的东段,属于义敦岛

弧的南端。中甸岛弧区是一以铜多金属矿化为主,有多期强烈成矿作用发生的矿产资源富集区。现已发现雪鸡坪斑岩铜矿床、红山夕卡岩-斑岩铜矿床、普朗斑岩铜矿床、郎都夕卡岩铜矿床及热林钼矿点等 30 余处矿床(点),区内成矿时代主要为印支期到喜马拉雅期,铜多金属的矿化类型齐全,是滇西北重要的铜多金属矿化集中区之一。

本次研究的试验区为红山子区,该区位于中甸岛弧区东端,翁上断裂东侧。区内出露地层主要为上三叠统曲嘎寺组、图姆沟组和拉纳山组(图 2)。图姆沟组地层在区内分布最广,该组由 5 个岩性段构成,系一套砂板岩、灰岩、大理岩及火山岩地层,火山岩主要为以安山岩为主的钙碱系列玄武岩-安山岩组合。曲嘎寺组主要为砂板岩夹灰岩及中基性火山岩,呈条带状分布于那浪和热绒南部,与上覆图姆沟组为整合接触。拉纳山组主要为砂板岩、粉砂岩及泥灰岩,呈北西向条带状分布在比都南部地区,该组地层与下伏的图姆沟组呈整合接触。

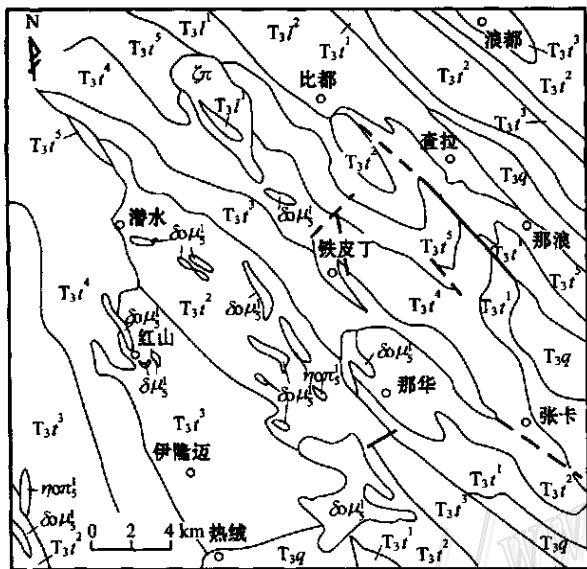


图 2 中甸红山子区地质略图(据 1/20 万地质图修编)
1~2—上二叠统拉纳山组一、二段;3~7—上二叠统图姆沟组一至五段;8—上二叠统曲嘎寺组;9—印支期石英闪长玢岩;10—印支期闪长玢岩;11—印支期石英二长斑岩;12—英安斑岩;13—断裂;14—地质界线

Fig. 2 Schematic geological map of Hongsham area in Zhongdian County

(Modified from the 1:200000 Regional Geological Map of Zhongdian)

1~2—Triassic Lanashan Formation;3~7—Triassic Tumugou Formation;8—Triassic Qugashi Formation;9—Indo-Chinese quartz diorite porphyrite;10—Indo-Chinese diorite porphyrite;11—Indo-Chinese quartz monzonite porphyrite;12—boundary Dacite porphyrite;
13—Fault;14—Geological boundary

红山子区岩浆岩发育,主要为石英闪长玢岩、石英二长斑岩、正长斑岩和英安斑岩,系区内喷出岩同源异相的印支期-燕山早期中性-中酸性浅成-超浅成斑(玢)岩。与铜多金属矿化关系密切的岩浆岩为石英闪长玢岩、石英二长斑岩,如现已查明控矿的红山岩体、松诺岩体及那华岩体等,各岩体均有不同程度的矿化。

此次研究所输入的训练样本数据,包括样本(地物)的地面波谱与 ETM 图像亮度数据两部分。ETM 数据系美国宇航局(NASA)发射的七号资源卫星(Landsat-VII)获得的对地观测数据。ETM 有 8 个波段,即 ETM1-7(各波段波长与 TM 一致)和一个全色波段(0.45~2.35 μm)。与 TM(Landsat-V 传感器)数据相比较,其对地观测波段和地面分辨率分别得到了充分的扩展与提高。研究区的训练样本(包括典型矿床、地层及岩体等)地面波谱数据系笔者用 RS-II 谱仪在野外实测的,并用 IRIS-III 谱仪对采集的波谱反射率作了稳定性检查;样本的 ETM 图像数据采集则在图像处理系统上完成,为减少计算误差,以与样本相邻的 4 个像元数据的加权平均值为样本的亮度值。表 1 内数据即本次研究过程中所采集的红山子区部分训练样本的 ETM 图像亮度值-地面波谱数据对。据中甸岛弧区内典型铜多金属矿床的地面波谱计算研究,还建立了 5 类矿床的地面波谱识别模型,即:斑岩型铜多金属矿床波谱模型(雪鸡坪式)、夕卡岩-斑岩型铜多金属矿床波谱模型(红山式)、热液脉型银多金属矿床波谱模型(夏塞式)、石英脉型钼多金属矿床(休瓦促式)和夕卡岩型锡多金属矿床波谱模型(连隆式)。利用上述 5 类矿床地面波谱识别模型,结合地空波谱反演图像分析,可以对人工神经网络分类图像的矿化异常进行属性甄别。

4 网络训练

利用滇西红山子区 ETM 图像亮度值及其地面光谱采样点的实测波谱数据,选取其中的 60 个 ETM 图像亮度值-地面波谱数据对作为训练样本,对该人工神经网络模型进行学习、训练,进而对 ETM 图像实施分类识别。具体步骤为:

- (1) 随机产生一组初始权值 ω 和 ν ;
- (2) 输入训练样本对,并按(2)、(4)式计算隐含层和输出层的输出;
- (3) 按(5)、(6)式计算误差 E 及其均方根;
- (4) 按(16)、(17)式计算各层误差信号;
- (5) 按(18)、(19)式调整权值;
- (6) 若 E 满足要求(或均方根小于 0.01),训练结束;否则返回步骤(2)。如此反复,直至获得满意的预测精度为止;
- (7) 采用训练好的 BP 网络模型对 ETM 图像进行分类识别。

5 图像分类识别效果

笔者以红山子区 ETM 图像数据为基本资料,用训练后

表 1 红山子区部分训练样本的 ETM 图像亮度值-地面波谱数据
Table 1 ETM image brightness and ground-spectral reflectivity of some training samples from Hongshan area

目标及岩性	ETM1(0.45~0.52 μm)			ETM2(0.52~0.60 μm)			ETM3(0.63~0.69 μm)			ETM4(0.76~0.90 μm)			ETM5(1.55~1.75 μm)			ETM7(2.08~2.35 μm)		
	ρ	σ^2	DN	ρ	σ^2	DN	ρ	σ^2	DN	ρ	σ^2	DN	ρ	σ^2	DN	ρ	σ^2	DN
拉纳山组																		
板岩	20.4	0.05	69	22.1	0.18	71	22.7	0.01	71	23.3	0.00	73	23.7	0.02	74	21.3	0.52	71
砂岩	19.5	0.37	66	28.2	8.18	76	32.5	0.23	84	33.5	2.10	85	44.1	0.08	153	35.9	8.18	94
图姆沟组																		
板岩	22.9	0.35	70	21.7	0.08	69	20.7	0.01	66	19.4	0.06	66	17.5	0.02	57	16.0	0.18	55
砂岩	29.6	0.34	74	32.0	0.26	88	32.5	0.00	83	33.0	0.03	84	40.0	0.24	149	35.2	10.64	128
玄武岩	22.9	0.09	69	22.0	0.06	70	21.0	0.16	69	21.2	0.07	67	31.7	1.59	121	32.0	16.08	123
安山岩	19.1	0.05	67	18.1	0.13	64	17.1	0.02	65	16.1	0.12	62	23.2	0.67	73	22.1	8.71	71
曲嘎寺组																		
灰岩	24.1	0.05	71	25.8	0.67	77	27.0	0.24	81	27.3	0.18	77	32.6	10.69	85	31.1	0.46	99
板岩	12.2	0.00	48	13.0	0.00	40	13.1	1.42	50	13.5	1.59	53	14.5	0.16	53	15.1	0.23	56
砂板岩	15.3	0.02	61	17.7	10.12	64	22.6	0.23	67	21.7	0.67	64	26.3	5.02	71	24.0	0.59	71
砂岩	24.7	0.05	75	23.2	0.27	75	22.9	0.14	69	22.6	0.09	65	18.3	0.56	62	17.4	8.52	57
岩体																		
闪长岩	36.5	2.53	97	48.1	6.5	153	50.3	0.03	159	50.7	0.72	155	52.6	0.15	152	42.7	0.11	150
闪长玢岩	13.3	0.09	44	15.4	0.18	55	16.1	0.05	57	17.0	0.01	56	24.2	0.28	69	22.1	5.86	70
花岗岩	40.1	0.72	112	43.4	0.45	149	45.2	0.12	150	46.3	0.18	149	42.5	0.74	140	38.2	3.84	131
花岗岩斑岩	38.5	0.31	106	41.6	0.35	142	41.8	0.01	144	42.2	0.26	143	42.7	0.03	140	37.5	7.17	130
红山铜矿																		
角闪岩	17.5	0.31	63	21.8	1.32	68	24.7	0.26	71	25.7	0.22	74	30.6	0.13	83	23.3	2.46	72
大理岩	16.5	0.24	62	15.7	0.01	57	15.1	0.01	54	14.1	0.05	51	12.4	0.02	41	11.2	0.29	39
风化矿体	22.2	0.53	70	27.8	1.39	78	26.5	0.14	75	23.9	0.56	75	47.2	0.51	173	44.9	4.43	167
矿体①	11.8	0.02	41	12.6	0.19	49	13.0	0.00	46	13.1	0.00	46	16.9	0.00	65	16.2	0.23	60
矿体②	12.9	0.17	43	15.7	0.81	55	17.8	0.07	66	18.4	0.12	69	22.1	0.05	71	20.9	0.62	70
矿体③	13.3	0.25	46	17.3	1.16	65	19.5	0.08	70	22.0	0.00	70	38.5	0.26	149	32.5	3.80	128
雪鸡坪铜矿																		
板岩	14.3	0.05	51	14.2	0.00	50	13.9	0.00	46	13.2	0.04	43	11.4	0.02	40	9.9	0.14	38
褐色板岩	20.9	0.67	70	24.2	0.13	76	23.0	0.07	71	20.5	0.28	69	16.3	0.04	60	14.5	0.26	53
石英闪长玢岩	23.4	1.90	72	33.8	7.89	96	38.9	0.31	130	40.2	0.74	152	49.6	0.20	173	40.1	8.70	151
蚀变石英闪长玢岩	38.6	0.39	107	39.9	0.02	131	39.5	0.00	133	38.4	0.48	133	39.9	0.08	89	28.0	9.06	80
矿体	37.1	0.50	98	37.9	0.16	98	36.3	0.06	96	33.7	1.49	94	38.1	0.64	136	25.3	7.40	78

注: ρ 为训练样本的野外实测平均反射率; σ^2 为训练样本反射率的方差; DN 为 ETM 图像平均亮度值; ① 钙铁榴石夕卡岩矿体; ② 透辉石夕卡岩矿体; ③ 硫化物石英脉夕卡岩矿体。

的人工神经网络对该区图像进行了分类识别处理。为了获得更好的矿化信息分类识别效果,先用地面波谱叠合法^①和 OIF 系数法(Anuta, 1977) 选定 ETM3、5、7 为最佳图像处理波段;然后以该 3 个最佳波段图像为基本数据,利用 60 个样本的 ETM 图像亮度值-地面波谱数据对,对 BP 人工神经网络进行逆向传播算法训练,直至获得满意的预测精度;采用收敛后的 BP 人工神经网络分别对 3 个最佳波段进行图像分类,并分别用 R、G 和 B 三色编码后合成彩色人工神经网络分类图像进一步分类。

经人工神经网络分类处理后的图像(包括单波段人工神经网络分类和彩色合成人工神经网络分类图像),不仅增强了铜多金属矿化异常信息,还可结合子区地空波谱反演图像识别不同波谱特征的铜多金属矿化异常。此次在红山子区的人工神经网络分类图像上,共识别出 10 个图像异常(图 3)。其中:HA-3(丹迈杂南坡)、HA-7(铁皮丁南)、HA-8(那华西北)和 HA-10(普朗西北)等 4 个图像异常,经地空波谱反演图像进一步采样分析,其波谱特征表现为中等偏低反射背景上出现高反射双峰,其峰间反射高台上有 CO_3^{2-} 基团和羟基团叠置谱,该 4 个矿化异常属于区内典型的斑岩型铜多金属矿床的波谱识别模型,为雪鸡坪式矿化异常。模型中双反射峰系

铜矿体西侧弱蚀变石英闪长玢岩所形成,双峰间反射谷则由铜矿体和强蚀变产生,反射谷上 CO_3^{2-} 、羟基团的叠置是矿体内碳酸盐化、绢云母化蚀变的显示。HA-1(辛略东北)、HA-4(潜水东南)和 HA-5(迈伊格)3 个图像异常,在地空波谱反演图像上,其波谱特征在 VNIR 区呈单谷式波谱分布特征, NIR 区则显示为单峰式波谱分布特征,属区内夕卡岩-斑岩型铜多金属矿床的波谱识别模型,为红山式矿化异常。模型中反射单峰由铜矿体及其地表风化壳产生,反射峰两侧吸收间带则系矿体两侧夕卡岩所形成,据低反射背景上出现的单峰波谱识别模型推测,其下可能有较大的隐伏岩体存在。HA-2(潜水东北)和 HA-9(纳玻牛场东南)两图像异常为夏塞式矿化异常,在地空波谱反演图像上,其波谱特征表现为中等反射背景上的单谷式分布,属区内热液脉型银多金属矿床的波谱识别模型。模型中的反射谷由多金属矿体中硫化物的不透明波谱行为形成,反射谷西侧的反射台地则系蚀变纹层状砂板岩的波谱特征反映。HA-6(烂泥塘)图像异常的情况较特殊,经地空波谱反演图像识别,该异常的波谱特征既有红山式特征值成分,又有夏塞式特征值成分,其是否属于过渡型异常尚待进一步验证。为检验 BP 人工神经网络识别方法的可靠性,笔者还在红山试验区进行了多种图像识别方法的对比研究。研究表明,采用 BP 人工神经网络方法的矿化信息识别效果,优于 KL 变换、光谱角分类及最大似然率分类效果。

6 结 语

BP 人工神经网络用于遥感地质找矿信息分类,需要有一定数量的图像亮度值-地面波谱数据对作为训练样本。人工神经网络的训练过程较长,但只要神经网络一旦训练好,就很容易对遥感图像进行分类识别,还可有效地确定网络结构中的神经元数,提高神经网络收敛速度和遥感图像分类精度。自适应学习率算法,在高寒山区宜采用调整学习率和训练样本的均方根误差为控制神经网络收敛的标准,这样可有效地调节学习率的变化速度,防止学习率过大导致神经网络振荡或发散,或学习率不足又使得神经网络收敛速度太慢。BP 人工神经网络具有自组织、自学习、自适应和高容错性功能,对多维、离散性的遥感图像数据具有独到的分类识别效果。

References

- Anuta P E. 1977. Computer assisted analysis techniques for remote sensing data interpretation [J]. Geophysics, 42: 191 ~ 217.
- Baujohn S M. 1992. Discrimination of self-adaptable mode and neural network [M]. Beijing: Sci. Press. 102 ~ 104 (in Chinese).
- Eberhart R C and Dobbins R W. 1990. Network PC tools [M]. San Diego: Academic Press. 35 ~ 58.

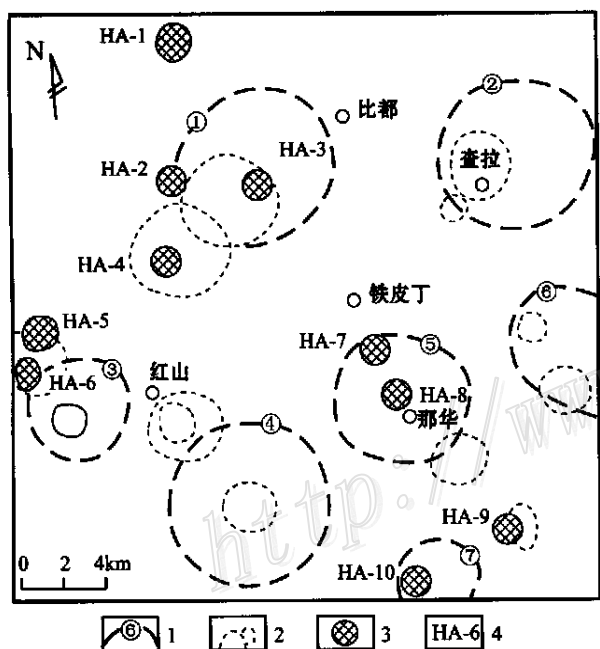


图 3 红山地区神经网络分类图像提取的矿化异常
1—环形构造及编号;2—小环形体;3—与成矿作用有关的图像异常;4—图像异常编号

Fig.3 Mineralization anomalies extracted by ANN classification image of Hongshan area

- 1—Circular structure and its serial number; 2—Small circular structure; 3—Image anomaly related to mineralization; 4—Serial number of image anomaly

① 王海平. 2000. 义敦岛弧及邻区内生多金属矿产的遥感应用研究(九五国家重点攻关项目课题报告).

- Gopal S and Woodcock C. 1996. Remote sensing of forest change using artificial neural networks [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 34(2) : 398 ~ 404 .
- Liu Z K and Xiao J Y. 1991. Classification of remotely sensed image data using artificial neural networks [J]. In. J. Remote Sensing, 12 (11) : 2433 ~ 2438 .
- Pao Y. 1989. Adaptive pattern recognition and neural networks [M]. New York: Addison and Wesley. 429 ~ 473 .
- Solaiman B. 1994. A comparative study of conventional and neural network classification of multispectral data [A]. Proceeding of IGARSS' 94, 3[C]. California: Hamilton Publishing Com. 1413 ~ 1415 .
- Wang Y Q. 1997. ANN mode for classification of remote sensing date and geographical data [J]. Geographical Science, 17(2) : 35 ~ 58 (in Chinese with English abstract) .
- 附中文参考文献
- 包约翰. 1992. 自适应模式识别与神经网络[M]. 北京:科学出版社. 102 ~ 104 .
- 王野乔. 1997. 遥感及多元地理数据分类中的人工神经网络模型[J]. 地理科学, 17(2) : 105 ~ 111 .

Discrimination of Artificial Neural Network and Its Application to Remote Sensing for Mineral Exploration: Case Study of Hongshan Area in Western Yunnan

Wang Haiping¹ and Zhang Tong²

(1 Institute of Mineral Resources, CAGS, Beijing 100037, China; 2 Remote Sensing Center of Chinese Petroleum- Gas Industry Corporation, Beijing 100083, China)

Abstract

With the development of the ANN system theory, the Artificial Neural Network (ANN) technology is becoming an increasingly effective discrimination-classification method for remote sensing image-processing. This paper deals with basic principles, technical advantages and means of ANN, and presents a case study carried out by the authors. Some basic problems on the practical application of the discrimination-classification method of ANN for remote sensing have been discussed in the paper. The authors hold that the discrimination-classification method of ANN is one of the most effective methods for detecting copper-poly metallic mineralization image-anomalies in remote sensing for mineral exploration.

Key words: Geology, artificial neural network, data image of remote sensing, image discrimination, Hongshan, western Yunnan Province