

• 煤田物探 •

Kohonen 网络在奥灰岩溶发育带 横向预测中的应用

董守华 刘兆国 杨文强 (中国矿业大学 徐州 221008)
倪新辉 (煤田水文物测队 邯郸 056001)

摘要 自组织 Kohonen 网络是一种学习速度很快的神经网络, 可以用于分类、聚类、解释等问题。本文依据奥灰岩地震波运动学和动力学特征, 提取时间域最大互相关系数、分形关联维、频率域主频、频带宽度和主频带能量共 5 个参数, 利用自组织 (Self-Organizing) Kohonen 人工神经网络横向预测含水裂隙发育带。试算结果表明, 方法可行, 可望成为预测奥灰岩岩溶裂隙发育带的一种有效方法。

关键词 岩溶 预测 地震勘探 参数 Kohonen 网络

中国图书资料分类法分类号 P631.44

作者简介 董守华 男 34岁 讲师 应用地球物理

1 引言

我国许多煤矿的煤系基底为奥陶系灰岩。奥陶系灰岩具有富水性强、水压高、压盖隔水层薄、张性和张剪性断裂较发育的特点。奥灰水常通过断层突水, 直接影响煤矿的安全。又有许多煤矿因受岩溶水的威胁积压了大量的煤炭资源, 如峰峰、邯郸等十几个矿区, 在进入下组煤开采时, 受奥灰岩溶水的威胁不能开采, 浪费了大量的煤炭资源, 并使已建基础设施不能很好发挥作用。因此煤矿设计、建设和生产部门迫切需要了解奥灰水赋存情况、裂隙发育程度、压盖隔水层厚度等, 对可能突水点进行预报。当前, 利用地震方法对奥灰岩岩溶裂隙发育带解释在很大程度上取决于专家的知识, 由于知识获取的困难, 参数单一, 以及专家对多维数据认识的局限性, 资料未被充分利用, 多解性强。奥灰岩岩溶裂隙发育带地震响应特征虽然很复杂, 但仍可以引起地震波运动学和动力学特征的变化。如果把岩石运动学和动力学的特征加以综合, 提取反映奥灰岩岩溶裂隙发育带的特征参数, 利用自组织 Kohonen 人工神经网络所具有的自组织学习能力及其强大的分类计算能力^[1], 可提高奥灰岩岩溶裂隙发育带的解释精度和可信

度。

自组织具有独特的优点, 它不必给定应有的输出, 只靠输入网络模式本身的特征, 自行修改单独连接权。由于在学习阶段对多参数数据的容错性强, 自组织 Kohonen 网络在勘探地球物理中的应用主要有煤层对比^[2]、油气预测^[3,4]、碳酸盐岩溶裂隙规模预测^[5]等方面。本文利用自组织 Kohonen 网络将地震多参数网络训练到有裂隙和无裂隙的两个网络中心分开, 横向预测奥灰岩岩溶裂隙发育带。

2 自组织人工神经网络及其基本算法

1984 年, T Kohonen 提出了著名的自组织特征映射的人工神经网络, 它是最简单网络, 即 Kohonen 网络, 如图 1 所示。它由简单两层网络组成, 一层是输入层, 另一层是输出层 (Kohonen), 每个输入节点 x_i ($i = 1, 2, \dots, N$; $j = 1, 2, \dots, K$) 与所有输出节点通过权 W_{ij} ($i = 1, 2, \dots, N$; $j = 1, 2, \dots, K$) 相联系, 实现对输入信号的非线性映射。映射中保持拓扑不变性, 即把拓扑意义上相似的输入映射到相近的输出节点上。

自组织在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

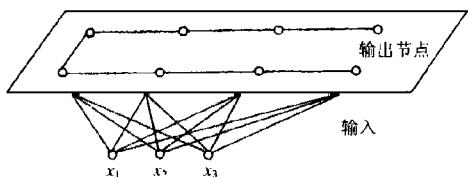


图 1 Kohonen 网络基本结构图

的权根据输入的学习样本进行自适应、自组织,逐渐收敛到样本空间内需划分的子集中心。经过多次学习后,网络具有对样本的记忆、联想能力。

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

$$0 < W_{ij} < 1 \quad (i=1, 2, \dots, N; \quad j=1, 2, \dots, K).$$

第二步:输入一个新样本

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_N),$$

并计算 x 到所有输出节点的“距离”

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

第三步:选择与 x 距离最近的节点 j^*

$$d_{j^*}(t) = \min \{d_j(t)\} \quad 0 \leq t \leq M.$$

第四步:调整网络权

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

式中 $\alpha_t = 0.1(1 - t/10000.0)$ ($0 < \alpha_t < 1$);

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) \quad j \notin NE_{j^*}(t).$$

增益函数 α_t 随时间递减 $NE_{j^*}(t)$, 节点 j^* 的函数随时间递减 Kohonen 网络算法要求的一个邻域,如图 2。

邻域定义为环绕每个输出节点的区域,邻域的范围随时间(迭代次数)增加逐渐缩小。在图2中, $0 < t_1 < t_2$, $NE_{j^*}(t)$ 表示在时刻 t , 节点 j^* 邻域的节点集,邻域的形状可以是多边形或线状。

第五步:转第二步。

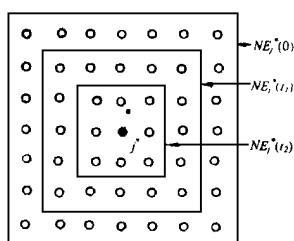


图 2 邻域示意图

当所有样本输入一遍后,满足 $1 \leq i \leq N \quad \{ |W_{ij}^{max} - W_{ij}(t)| < \epsilon \}$ 或达到预先取定的迭代次数 M 后,学习结束。否则进入下一轮学习。

3 预测实例

3.1 奥灰岩地震特征参数提取

根据奥灰岩顶部地震反映特征,沿奥灰岩反射波开一定宽度的时窗,在时窗内提取以下特征参数:

- a. 相邻道互相关系数;
- b. 分形关联维;
- c. 主频;
- d. 频宽;
- e. 主频带能量。

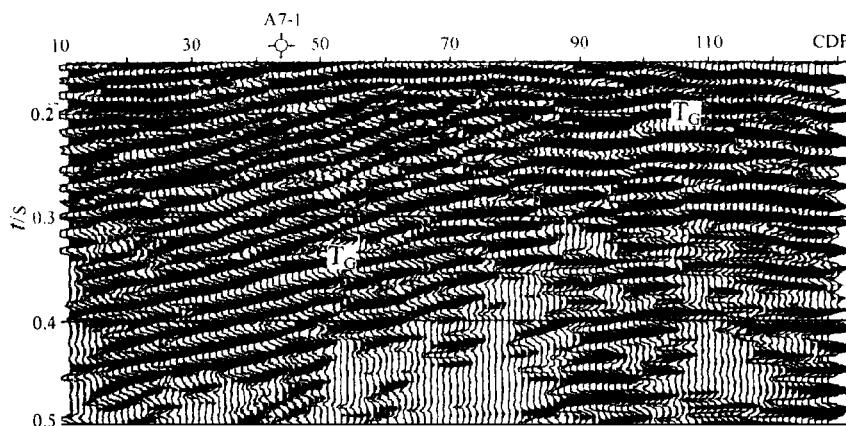
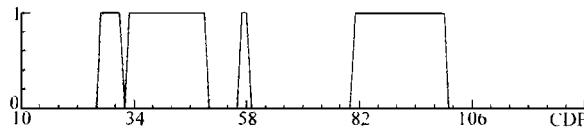
由于地震特征参数的量纲各不相同,互相之间不易对比和防止计算过程溢出,因此在 Kohonen 网络学习前,对参数做归一化处理。另一方面又因为奥灰岩顶界面地层风化程度不同,界面不是一个光滑的反射界面,提取的特征参数是跳变的,不能直接用于解释,必须对它进行平滑处理。

3.2 学习过程

如某勘探区 S₁₃线(图 3),沿 T_C 波(奥灰岩顶界面的反射波)开一定宽度的时窗,在时窗中每道提取相邻道互相关系数、分形关联维、主频、频宽和主频带能量 5 个参数,共选取了 16 组学习样本。这 16 组样本的选取是依据该区水文钻孔资料与钻孔处的地震资料,建立起奥灰岩地震响应特征与奥灰岩岩溶裂隙发育程度的复杂的对应关系,用来对未知测线进行识别。

3.3 奥灰岩岩溶裂隙发育带横向预测

S₁₃线在第 44 号 CDP 处有 A 7-1 水文钻孔,钻孔揭露奥灰岩岩溶裂隙发育,并垂直于层理,抽水试验单位涌水量为 $0.2226 \text{L}/(\text{s} \cdot \text{m})$;在 78~94 CDP 处有一条倾角约 70°、落差 80~130 m 的支 1 断层,富含水,是良好导水通道。利用自组织 Kohonen 网络建立奥灰岩地震响应特征与奥灰岩岩溶裂隙发育程度的对应关系识别结果如图 4 所示,曲线值为 1 表示奥灰岩岩溶裂隙发育,并含水;曲线值为 0 表示奥灰岩没有岩溶,或有岩溶,但岩溶裂隙被方解石充填。Kohonen 网络分别将 CDP 27~31、33~49、57~58 和 81~99 分为一类,解释为含水奥灰岩溶发育带,其他为没有岩溶。这一结果与 A 7-1 水文孔、支 1

图3 S₁₃线地震叠加偏移剖面图图4 S₁₃奥灰岩岩溶 Kohonen 网络识别结果图

断层的实际情况基本吻合, 证明 Kohonen 网络横向预测方法可行。

4 结论

a. 根据奥灰岩地震特征参数, 借助 Kohonen 自组织神经网络方法横向预测奥灰岩岩溶裂隙发育带是一种有效的解释方法。它容错性强, 预测速度快。

b. 在提取的地震特征参数中有些是相关的, 要通过相关分析或主成分分析等选择不相关而且明显反映奥灰岩地震特征的参数。

c. 由于奥灰岩埋藏较深, 多次波干扰严重, 在提取有关地震运动学和动力学特征参数时, 要根据

合成记录追踪奥灰岩的反射波。

d. 提取的奥灰岩地震特征参数和样本不能太少。

e. 不同的勘探区要采用该区学习样本, 训练适合该区的小断层 Kohonen 自组织神经网络。

参考文献

- 1 张际先, 宏霞. 神经网络及其在工程中的应用. 北京: 机械工业出版社, 1996; 84~91
- 2 蔡煜东, 杨兵, 汤军彪. 自组织人工神经网络在煤层对比判别中的应用. 物探化探计算技术, 1995; 17(4): 81~87
- 3 刘铃, 黄铃, 张晓东等. 用自组织映射方法进行油气检测. 石油物探, 1994, 33(4): 56~64
- 4 陈遵德, 朱广生. Kohonen 网络在油气横向预测中的应用. 石油物探, 1995; 34(2): 53~56
- 5 蔡煜东, 杨兵, 汤军彪. 自组织人工神经网络预测碳酸岩中岩溶洞穴规模. 物探化探计算技术, 1995; 17(2): 40~44

(收稿日期 1997-08-01)

APPLICATION OF KOHONEN NETWORK TO THE LATERAL PREDICTION OF KARST FRACTURE ZONE IN ORDOVICIAN LIMESTONE

Dong Shouhua Liu Zhaoguo Yang Wenqiang (China University of mining and Technology)
Ni Xinhui (Coal Hydrologic Geophysical Exploration and Survey Party)

Abstract Self-organization Kohonen network is a fast learning neural network used to deal with problems of classification, clustering, interpretation and so on. This paper derived five parameters such as maximum crosscorrelation coefficient, fractal associative dimension in time domain, and dominant frequency, bandwidth and dominant energy in frequency domain according to the seismic kinematics and dynamic characteristics of Ordovician limestone. It made use of the self-organization Kohonen artificial neural network to predicate laterally the aqueous fractured zone. Experiments on real seismic data have showed that the technique was feasible. It can become an effective method to predicate the karst fractured zone in Ordovician limestone.

Keywords karst; prediction; seismic sounding; parameters; Kohonen network