

文章编号:0253-9985(2010)05-0685-04

基于粒子群优化的BP网络在地震属性融合技术中的应用

曹琳昱¹,朱仕军¹,周强²

(1. 西南石油大学 资源与环境学院,四川 成都 610500;

2. 中国石油天然气集团公司 川庆钻探工程有限公司 测井分公司,重庆 400000)

摘要:受地震资料品质、岩性、构造等诸多因素的影响,单一地震属性只能在一定程度上提供预测储层的方向,并存在多解性。地震属性融合技术用井孔资料对地震属性进行标定,建立储层含油气性与地震属性之间的关系,采取数学手段融合多种地震属性进行储层含油气性判别,避免了单一地震属性解释储层的多解性问题。BP网络具有良好的非线性拟合能力,但是易陷入局部极小值,不收敛,影响预测精度。针对该问题,采用粒子群优化其网络权值和阈值,再用BP网络对储层、非储层进行模式识别,取得较好成效。

关键词:粒子群优化;BP网络;地震属性融合技术;储层预测

中图分类号:TE132.1 **文献标识码:**A

Application of particle swarm optimization-based BP neural network to multi-attribute fusion techniques

Cao Linyu¹, Zhu Shijun¹ and Zhou Qiang²

(1. School of Resources and Environment, Southwest Petroleum University, Chengdu, Sichuan 610500, China;

2. Logging Branch Company, CNPC Chuankong Drilling Engineering Company, Chongqing 400000, China)

Abstract: Constrained by factors such as quality of seismic data, lithology and structures, single seismic attribute can only be used to predict reservoirs to a certain extent and there are multiple possibilities. Through calibrating seismic attributes with well data, seismic attribute fusion techniques can correlate oil/gas potential with seismic attributes. For oil/gas potential prediction of reservoirs, mathematics-based multi-attribute fusion can avoid the ambiguity of single-attribute reservoir interpretation. Back propagation (BP) neural network is very good at non-linear fitting, but it is easy to get a local minimum without convergence, influencing the accuracy of prediction. To solve this problem, particle swarm is adopted first to optimize the network weight and threshold, and BP neural network is then used to differentiate reservoirs and non-reservoirs. The results are satisfactory.

Keywords: particle swarm optimization, BP neural network, seismic attribute fusion technique, reservoir prediction

地震属性与储层参数不存在一一对应关系,是构造、岩性与含油气等综合因素的响应。单一属性解释储层不可避免的存在多解性^[1~4],对此,有学者^[5~7]提供了解决思路或进行精细标定,或采用多地震属性分析,或进行模式聚类,都取得了较好效果。地震属性融合技术^[8],应用井孔资料对地震属性进行标定,建立油藏(储层)特征与地震属性之间的关系,融合多地震属性进行模式识别。BP网络具有良好的非线性拟合能力,可很好

的融合多地震属性,预测储层参数^[9]。但是BP网络基于梯度下降算法,容易陷入局部收敛的问题。笔者采用粒子群优化其网络权值和阈值,以达到寻找全局最小值的目的,提高地震属性融合技术的可靠性。

1 基于PSO优化的BP网络融合技术

BP网络误差逆向传播。其学习思想:对网络

权值(w_{ij})与阈值(θ)的修正,使得误差函数(E)沿负梯度方向下降,公式(1)所示,从某一起始点开始的斜面逐渐达到误差的最小值。在其训练过程中,可能陷入一个局部极小值。

$$W_{ij}(k+1) = W_{ij}(k) - \eta \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \tag{1}$$

$$E = \frac{1}{2} \sum_l (t_l - o_l) \quad (l \text{ 为自然数}) \tag{2}$$

式中: W_{ij} ——输入节点与隐节点间的网络权值; k ——神经网络的第 k 次计算; η ——学习率; E ——误差; o_l ——实际输出; t_l ——预期输出。

为解决 BP 神经网络法对初始权值敏感、易陷入局部极小值的问题,采用基于全局随机优化思想的粒子群优化 (PSO) 算法,对 BP 神经网络的初始权值和阈值进行了优化^[10]。式(2)为粒子群的适度函数。PSO 算法中的粒子寻优基本公式如下:

$$v_i^{n+1} = wv_i^n + c_{1i}r_1(P_i^n - W_i^n) + c_{2i}r_2(G^n - W_i^n) \tag{3}$$

$$W_i^{n+1} = W_i^n + v_i^{n+1} \tag{4}$$

式中: w ——惯性因子; r_1, r_2 ——(0,1) 区间服从均匀分布的随机数; c_{1i}, c_{2i} ——学习因子; n ——迭代次数; W_i^n ——迭代 n 次时粒子 i 的空间位置; v_i^{n+1} ——迭代 $n+1$ 次时粒子 i 的速度; v_i^n ——迭代 n 次时粒子 i 的速度; P_i^n, G^n ——微粒从初始到当前迭代次数搜索产生的个体极值和全局极值。

基于粒子群优化的 BP 网络计算步骤如下:

第一步,根据神经网络的输入、输出样本集,建立神经网络的拓扑结构,将神经元之间所有的连接权值和阈值编码成实数向量,表示种群中的个体粒子。

第二步,初始化粒子群规模,粒子的初始位置、速度、惯性因子 ω ,学习因子 c_1 和 c_2 ,最大迭代次数;初始化每一个粒子的个体极值和全局最优值等。比较适应度,确定每个粒子的个体极值点和全局最优。

第三步,更新每个粒子的位置和速度计算出算法的误差。

第四步,判断误差是否满足预设精度或迭代是否达到最大次数。若误差满足预设精度,算法收敛,最后一次迭代的全局最优值 G^n 中每一维的权值和阈值就是所求的最优解;若迭代次数未达到最

大,返回第三步,算法继续迭代,否则算法终止。

2 单一属性分析

研究截取 X 地区为一侏罗系地层。该区有钻井 1 井,2 井,3 井,4 井钻穿目的层,均有油气显示,尤其是 4 号井产量最高。对目的层提取 20,

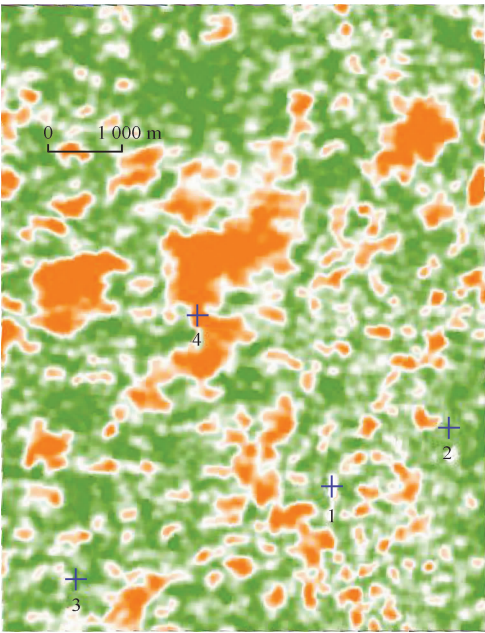


图 1 频率为 20 Hz 的能量切片

Fig. 1 Energy slice with the frequency of 20 Hz

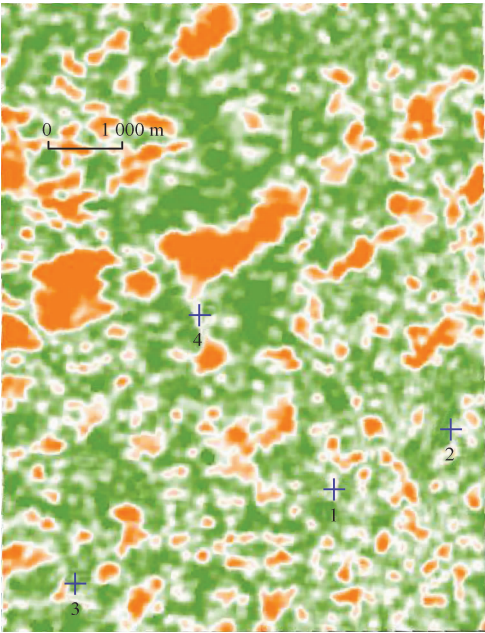


图 2 频率为 30 Hz 的能量切片

Fig. 2 Energy slice with the frequency of 30 Hz

30,35 Hz 频率能量体、反射强度、相对波阻抗属性,进行单一属性分析。

20,30,35 Hz 频率能量体^[11~13]是对地震道进行连续时频分析生成的一系列相应离散频率能量体,沿目的层切片所得。理论研究表明,与致密的单相地质体相比,当地质体中含流体如油、气或水时,会引起地震波能量的衰减。在低频 20 Hz 能量切片(图 1)上,4 井,2 井处于高值区域,3 井值相对 4 井,2 井较低。在 30 Hz 能量切片(图 2)上,4 口井均处于低值,尤其是相比图 1,4 井能量衰减最大,从高值直接衰减为低值。在 35 Hz 能量切片(图 3)上,4 井处于绝对低值。所以证实各单一频率的数据进行对比、分析和解释,利用谱衰减来预测储层含油气性有一定可行性。

地震波的振幅是很多地震属性的源数据,所以其中包含了很多储层的信息。油气层的反射振幅特征取决于储层和盖层的速度关系。X 区是砂泥岩互层,含气砂岩与不含气砂岩相比,反射强度相对较弱。从反射强度切片(图 2)上可见 4 口井均处于低值区域。联合试油情况,可初步得出,储层处于反射强度低值区的结论。

相对波阻抗属性是通过道积分方法求取的,有明确的物理意义。相对波阻抗切片(图 3)显示,1 井,2 井,4 井都落入了低相对波阻抗区域,这决定了笔者对于相对波阻抗属性的预测模式是寻找高值中的相对低值异常区域,它反映了砂岩含气后的相对波阻抗值向低值方向移动,可以作为储层预测的因素之一。

通过以上单一属性分析,根据钻井资料和属性切片,初步认定低频高值,高频低值,较弱反射强度,强背景下的相对弱波阻抗为有利储层区域。但是地震属性与储层参数不存在一一对应关系,受制于地震资料品质好坏的影响,是构造、岩性与含油气等综合因素的响应。单一属性解释储层不可避免的存在多解性,比如,3 井是干井,但反射强度较弱,相对波阻抗值较高,与另外 3 口气井相同。地震属性融合技术很好的解决了这个问题,应用井孔资料对地震属性进行标定,建立油藏(储层)特征与地震属性之间的关系,融合多地震属性进行模式识别。

3 多属性融合分析

在 4 井所处区域,提取 20,30,35 Hz 频率能

量、反射强度,相对波阻抗的储层样本 10 个,在干井 3 井区域提取非储层样本 10 个。为避免神经网络权值计算过程中大数吃小数的状况,对其进行归一化。建立一个 3 层 BP 神经网络,用粒子群优化其神经网络权值和阈值。设定其输出 1 对应储层,输出 0 对应非储层。编程实现其算法,得出该区属性融合图(图 4)。用未参与计算的 1 井,2

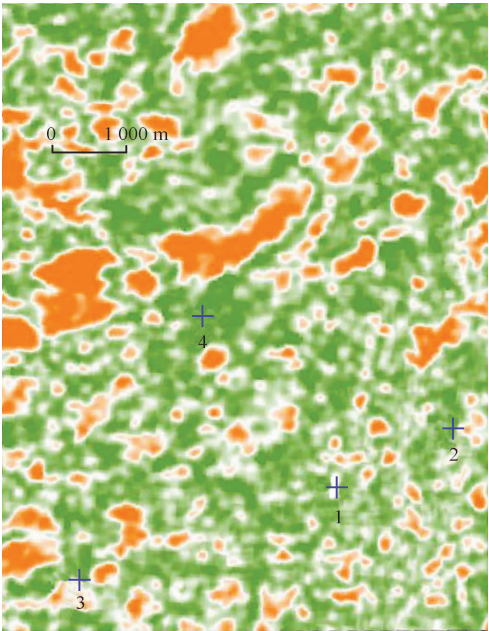


图 3 频率为 35 Hz 的能量切片
Fig. 3 Energy slice with the frequency of 35 Hz

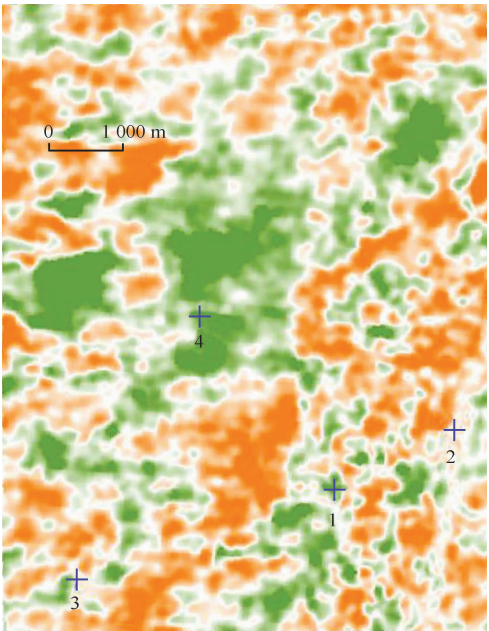


图 4 反射强度切片
Fig. 4 Slice of reflection strength

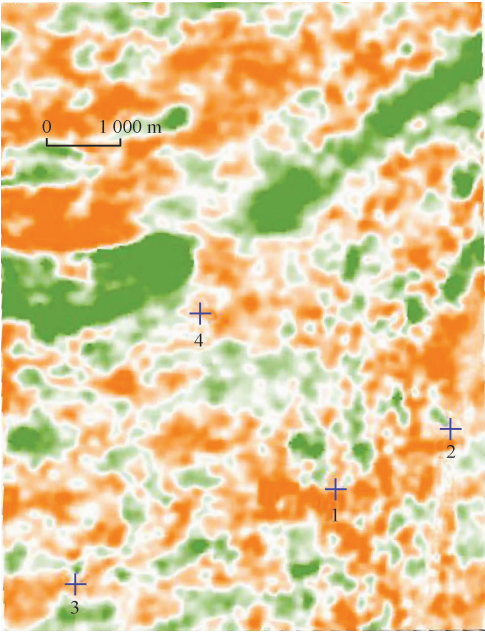


图 5 相对波阻抗切片

Fig. 5 Slice of relative wave impedance

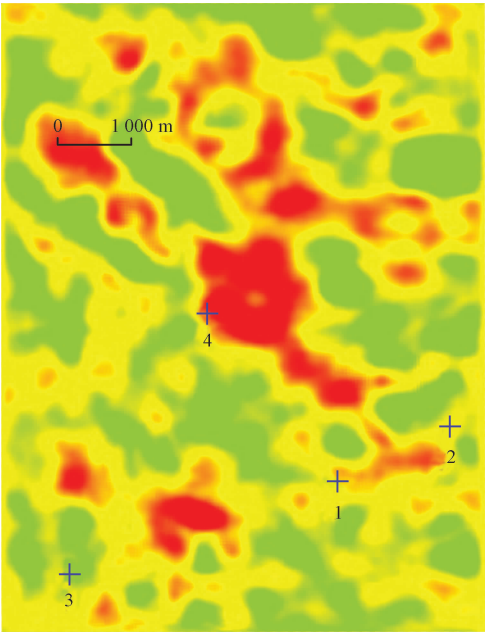


图 6 属性融合图

Fig. 6 Map showing fusion of attributes

井作为蕴藏井来验证属性融合效果,1 井,2 井均位于有效储层区域(黄色,介于红色和黄色之间),与这两口井有产量,但是产量不高的情况相吻合。

BP 神经网络具有较强的模式识别能力,能很

好的划分储层(红色)与非储层(绿色)。根据属性融合图,可看出 4 井储层集中区,与 4 井是高产井的实际情况相吻合。除了得出已钻 4 井与属性融合图吻合外,可预测出另外几个有利储层区域,为下一步定井位提供有力凭据。

4 结论

1) X 区的单一地震属性可以在一定程度上为储层预测提供依据。X 区目的层有利储层区域 20 Hz 能量大,30,35 Hz 能量小,反射强度相较弱,相对波阻抗为高值背景下的低值。

2) 基于粒子群 BP 网络的地震属性融合技术是可行的,为储层预测提供了一个较为可靠的方法,有较强的实用价值。

参 考 文 献

1 曹辉. 关于地震属性应用的几点认识[J]. 勘探地球物理进展, 2002, 25(5): 18 ~ 22

2 杜世通. 地震属性分析[J]. 油气地球物理, 2004, 2(4): 19 ~ 31

3 侯伯刚, 杨池银, 武站国, 等. 地震属性及其在储层预测中的影响因素[J]. 石油地球物理勘探, 2004, 39(5): 553 ~ 558

4 唐建明, 杨军, 张哨楠. 川西坳陷中、浅层气藏储层识别技术[J]. 石油与天然气地质, 2006, 27(6): 879 ~ 893

5 石万忠, 陈开远, 陈新军, 等. 地震属性参数在胜坨油田气藏预测中的应用[J]. 石油与天然气地质, 2003, 24(2): 196 ~ 198

6 孙万军. 多种地震属性参数在储层横向预测中的应用[J]. 石油地球物理勘探, 2004, 39(5): 586 ~ 588

7 陈波, 胡少华, 毕建军. 地震属性模式聚类预测储层物性参数[J]. 石油地球物理勘探, 2005, 40(2): 204 ~ 208

8 赵虎, 尹成, 朱仕军. 多属性融合技术研究[J]. 勘探地球物理进展, 2009, 32(2): 119 ~ 121

9 王永刚, 曹丹平, 朱兆林. 神经网络方法烃类预测中的问题探讨[J]. 石油物探, 2004, 43(1): 94 ~ 98

10 崔吉峰, 乞建勋, 杨尚东. 基于粒子群改进 BP 神经网络的组合预测模型及其应用[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2009, 40(1): 190 ~ 194

11 毕研斌, 龙胜祥, 郭彤楼, 等. 应用频率衰减属性预测 TNB 地区储层含气性[J]. 石油与天然气地质, 2007, 28(1): 116 ~ 121

12 Partyka G, Gridley J, Lopez J. Interpretational application of spectral decomposition in reservoir characterization [J]. The Leading Edge, 1999, 18(3): 353 ~ 360

13 瞿子易, 周文, 罗鑫, 等. 基于粒子群和支持向量机的裂缝识别[J]. 石油与天然气地质, 2009, 30(6): 350 ~ 356

(编辑 高 岩)