

文章编号: 0253-9985(2009)06-0786-06

基于粒子群和支持向量机的裂缝识别

瞿子易, 周 文, 罗 鑫, 戴建文

(成都理工大学 油气藏地质及开发工程国家重点实验室, 四川 成都 610059)

摘要: 裂缝识别是裂缝性储层勘探和开发研究中所面临的关键问题和难点之一。基于常规测井资料对裂缝的响应特征, 提出粒子群优化算法(PSO)和支持向量机(SVM)相结合的裂缝识别方法(PSO-SVM)。以麻黄山西区块延安组和延长组储层为例, 应用交会图技术分析能较好响应裂缝的常规测井参数, 用粒子群优化算法对模型参数进行全局优化选取, 从而建立起研究区裂缝识别模型。用建立起的模型对研究区单井进行裂缝识别研究, 将识别结果与取心照片和测井曲线进行对比, 绘制出综合柱状图。实际分析表明, 基于粒子群优化算法和支持向量机的裂缝识别方法的识别结果与实际地质情况相符, 能较好地反应裂缝发育情况。

关键词: 裂缝识别; 常规测井; 支持向量机; 粒子群算法; 延安组; 延长组; 鄂尔多斯盆地

中图分类号: TE132.1 **文献标识码:** A

PSO-SVM-based fracture identification method

Qu Zi yi, Zhou Wen, Luo Xin, Dai Jianwen

(State Key Laboratory of Oil & Gas Reservoir Geology and Exploitation, Chengdu University of Technology, Chengdu, Sichuan 610059, China)

Abstract: Fracture identification is one of the key issues and difficulties in exploration and development of fractured reservoirs. Based on response characteristics of conventional logging data to fractures, we proposed an identification method called PSO-SVM that integrates the Particle Swarm Optimization (PSO) with the Support Vector Machine (SVM). By taking the reservoirs in the Yan'an and Yanchang formations in the western Mahuangshan block for examples, we identified conventional logging parameters that can respond well to fractures through a crossplot analysis and performed an overall optimal selection of model parameters by using the PSO. Based on these works, we built a model for identification of fractures in the study area. The model was applied to single well in the study area for identification of fractures and a synthetic column map was produced by comparing the model outputs with core photos and logging curves. The application of the method shows that the modeling result matches well with the geological reality and can truthfully reflect the growth of fractures.

Key words: fracture identification; conventional logging; Support Vector Machine; Particle Swarm Optimization; Yan'an Formation; Yanchang Formation; Ordos Basin

对于裂缝发育的低孔低渗储层来说, 裂缝既是油气储集的空间, 也是油气运移的通道, 在油气藏的勘探开发中具有非常重要的地位^[1]。正确认识裂缝是裂缝性储层勘探开发的关键, 对裂缝性储层的综合评价具有举足轻重的作用。目前, 用于裂缝预测识别的方法很多, 比如岩心观察法、判别分析、小波分析、BP神经网络等, 岩心观察法有

很大上局限性, 也不能定量地研究裂缝识别^[2~7]; 判别分析、小波分析和 BP神经网络识别的正确率不够高。因此寻找一种正确率比较高的裂缝识别方法, 对裂缝性低孔低渗储层的认识和研究具有十分重要的意义。

本文提出了一种基于粒子群算法和支持向量机相结合的裂缝识别方法, 利用常规测井资料对

麻黄山西区块延长组和延安组储层进行了裂缝识别研究, 识别结果与实际情况吻合度高。

1 支持向量机和微粒群算法基本原理

1.1 支持向量机基本原理

支持向量机 (Support Vector Machine, 简称 SVM) 是 20 世纪 90 年代中期在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小化原则的基础上提出的一种新型学习机器^[8-9]。本文使用 C—支持向量分类机 (非线性软间隔分类机), 这种支持向量分类机分类效果较好, 是最常使用的方法。C—支持向量分类机算法如下。

1) 设已知训练集 $T = \{ (x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l) \} \in (X \times Y)^l$, 其中 $x_i \in X = R^d$, $y_i \in Y = \{1, -1\}$, $i = 1, \dots, l$; T 为整个数据样本集; 为样本总数; $(X \times Y)^l$ 为 X 和 Y 组成的 l 维样本空间; X 为属性样本数据集; R^d 为 X 所在的 d 维空间; x_i 为第 i 个属性样本向量数据; Y 为分类样本数据集; y_i 为第 i 个分类样本数据。

2) 选择适当的核函数 $K(x, x')$ (x 和 x' 分别为核函数中的不同模式) 和适当的参数 C (惩罚因子, 无量纲), 构造并求解最优化问题:

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) - \sum_{j=1}^l \alpha_j \quad (1)$$

$$s.t. \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0 \quad (2)$$

$$(0 \leq \alpha_i \leq C \quad i = 1, \dots, l)$$

解得最优解

$$\alpha^* = (\alpha_1^*, \dots, \alpha_l^*)^T \quad (3)$$

式中: α_i 为 $[0, C]$ 区间内的第 i 个常量, α^* 为一组 α_i 的最优解向量。

3) 选择 α^* 的一个正分量 $0 < \alpha_j^* < C$ 并根据此计算阈值

$$b^* = y_j - \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i K(x_i, x_j) \quad (4)$$

4) 构造决策函数

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* K(x, x_i) + b^* \right] \quad (5)$$

式中: sgn 为符号函数。

1.2 微粒群优化算法

粒子群优化算法是源于对鸟群捕食行为的研

究而发明的一种具有全局进化求优算法^[10-11]。算法中把每个优化问题的解当作搜索空间中的一个粒子, 每个粒子在搜索空间中以一定的速度飞行, 每个粒子的速度根据它本身的飞行经验和同伴的飞行经验来动态调整, 然后由目标函数来衡量每个粒子解的优越程度。这样, 每个粒子就可以根据自己和其他粒子的“飞行经验”来达到从全空间搜索最优解的目的。算法需要初始化一群随机粒子 (随机解), 然后通过迭代找到最优解, 在每一次迭代中, 粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己。第一个就是粒子本身所找到的最优解 p_{best} , 称为个体极值。另一个是整个种群目前找到的最优解, 这个解称为全局极值 g_{best} 。

假设在一个 D 维的目标搜索空间中, 有 m 个粒子组成一个群落, 将第 i 个粒子表示为一个 D 维的向量 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, 其速度为 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ ($i = 1, 2, \dots, m$), 将 X_i 带入目标函数可计算出适应值, 根据适应值的大小衡量 X_i 的优劣。记第 i 个粒子迄今搜索到的最优位置为 $p_{best} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$, 其中 $p_{ij} \in D$ 表示第 i 个粒子群迄今搜索到的最优位置向量中的第 j 个位置分量。整个粒子群迄今搜索到的最优位置为 $g_{best} = (g_{b1}, g_{b2}, \dots, g_{bD})$, 其中 $g_{bj} \in D$ 表示整个粒子群迄今搜索到的最优位置向量中的第 j 个位置分量。

基本粒子群优化算法的迭代公式如下:

$$v_{id} = \omega v_{id} + \zeta_1 r_1 (p_{id} - x_{id}) + \zeta_2 r_2 (g_{bd} - x_{id}) \quad (6)$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id} \quad (7)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, m$; $d = 1, 2, \dots, D$; ζ_1 和 ζ_2 是正常数, 又称加速因子 (无量纲); r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 上服从均匀分布的随机数; ω 称为惯性权重因子 (无量纲); g 为核函数参数。

1.3 PSO—SVM 预测模型实现步骤

粒子群和支持向量机模型 (PSO—SVM) 就是首先将支持向量机的各种未知参数设为相应粒子的位置向量 X 将均方误差能量函数设为用于优化的目标函数, 通过粒子群优化算法的基本公式 (6 和 (7) 进行迭代, 寻求最优解。

粒子群和支持向量机训练算法如下:

1) 初始化模型结构, 确定模型未知参数个数 D

2) 根据模型结构, 采用 Libsvm 软件自带的交叉验证法、网格搜索法进行未知参数初始化操作。

3) 确定微粒个数 m , 将用 Libsvm 软件初始化的未知数作为微粒的位置方向, 并设定相关的其他粒群算法参数。

4) 将粒子的位置向量和速度向量带入算法迭代公式进行更新, 以误差能量函数作为目标函数进行优化计算。记录下每个粒子迄今搜索到最优位置 p_{best} 和整个粒子群迄今搜索到最优位置 $g_{best} = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$ 。

5) 将最终优化的位置参数带入 Libsvm 软件进行训练, 建立预测模型, 进行预测。

2 应用实例与分析

本文以麻黄山西区块延安组和延长组储层为例。研究区西部处于断裂发育区, 东部地区断裂不发育, 其中延安组、延长组属于低孔低渗储层, 裂缝的发育是影响产能的一个重要因素。油气勘探结果证实, 研究区探井产能相差较大, 裂缝性层段容易获得工业性油气流。因此, 对研究区裂缝的正确识别是高效开发的前提。

根据野外裂缝和岩心裂缝调查显示, 研究区发育的裂缝主要以构造变形裂缝为主, 非构造变形裂缝次之; 各点所能观察到的裂缝纵向延伸长度从 0.1 m 到 3 m 不等, 以切穿发育层段、贯穿上下邻层甚至数层的裂缝较多; 以垂直裂缝和斜交裂缝 (高角度) 为主, 部分垂直缝有充填特征。

2.1 模型建立

将研究区裂缝类型分为有效裂缝 (包括未充填裂缝和半充填裂缝) 和非裂缝 (充填裂缝和无裂缝) 两类。选取麻黄山西区块 18 口井的 32 个数据, 对 32 个岩心上所观察到的裂缝样品通过岩心归位对应到测井上去, 然后根据所处的层段对各测井电信号进行分析, 将因裂缝而造成测井有所响应的样品抽取出来共计 30 个样品。另外还从所观察的岩心中对未见任何裂缝的层段对应的测井响应进行分析比较, 抽取出 12 个样品。

根据调查情况, 采用测井响应值的交会图分析研究区的测井响应特征^[2, 12~14], 发现有效裂缝层段的深浅电阻率差有明显的正负异常, 井径差

有较明显的差异, 密度略有减小, 中子孔隙度和声波略有增大。表明密度、声波、中子、深浅电阻率差、井径差 5 个测井参数能较好响应裂缝。因此, 本文采用上述的 5 个参数作为模型的输入参数。将裂缝类型的赋值 (非裂缝赋和有效裂缝分别赋值为 0 和 1) 作为模型的输出。支持向量机的核函数采用 Gauss 径向基核函数 $K(x, x') = \exp\left\{-\frac{\|x - x'\|^2}{g}\right\}$ 。从而建立起裂缝识别模型 (图 1)。

2.2 输入数据格式处理

测井数据具有级差, 为了防止因数据级差过大带来的额外误差, 在用支持向量机对数据处理之前, 首先数据进行极差正规化处理。设原始数据 $x_{ij} (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m)$, 极差变换公式为:

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - x_{1minj}}{x_{1maxj} - x_{1minj}} \tag{8}$$

式中: n 为样品个数; m 为变量个数; x_{1minj} 为 n 个样品中第 j 个变量的最小值; x_{1maxj} 为 n 个样品中第 j 个变量的最大值, 这样变化后的新数据在 0~1 之间。极差正规化处理后的样本数据见表 1。

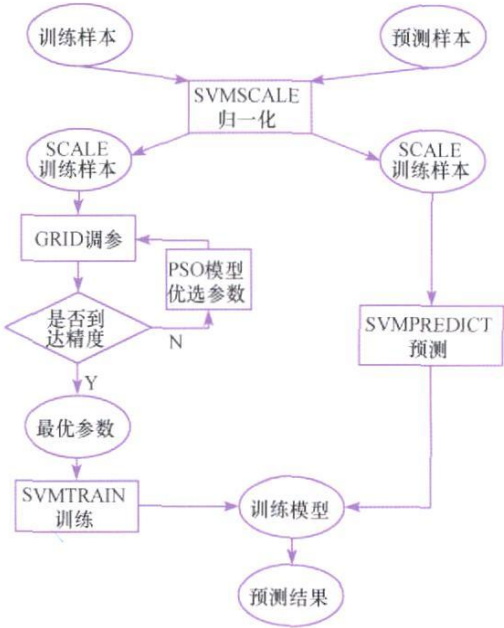


图 1 POS-SVM 模型流程图
Fig 1 Flow chart for POS-SVM model

表 1 训练样本数据
Table 1 Training sample data

样本序号	声波时差 / ($\mu\text{ s} \cdot \text{m}^{-1}$)	井径差 / cm	补偿中子, %	补偿密度 / ($\text{g} \cdot \text{cm}^{-3}$)	深、浅电阻率差 / ($\Omega \cdot \text{m}$)	赋值
1	0.20	0.03	0.11	0.86	0.18	0
2	0.14	0.04	0.02	0.74	0.40	0
3	0.27	0.02	0.13	0.62	0.81	1
4	0.29	0.09	0.10	0.61	0.97	1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
39	0.77	0.02	0.62	0.05	0.16	1
40	0.17	0.09	0	0.84	0.45	1
41	0.44	0.37	0.42	0.55	0.34	1
42	0.46	0.13	0.39	0.55	0.47	0

2.3 模型参数的优选

核函数参数 g 和惩罚因子 C 的选取直接影响到模型的稳定性和泛化能力的强弱。对 g 和 C 的选取主要有交叉验证法、留一法和网格搜索法^[15]，本研究采用交叉验证法、网格搜索法和 PSO 优化算法。交叉验证法主要防止过拟合情况发生，网格搜索法是通过调整搜索区间和搜索步长来寻找最优的参数值。网格搜索法中人为的搜索区间的变化，具有很强的主观性，并且只能从局部区间来进行参数优化。因此，仅用交叉验证法和网格搜索法会对参数的优化选取带来一定的局限性。本文提出了粒子群优化算法来对整个有效区间进行搜索，进入小区间搜索结果都跟比其大的区间的搜索结果进行比较，能够全局优化搜索，对参数达到最优选取。

将训练数据输入 Libsvm 软件，通过交叉验证和网格搜索法进行得到图 2 图中横坐标 $\log_2 C$ 表示惩罚因子 C 以 2 为底的对数坐标，纵坐标 $\log_2 g$ 表示核函数参数 g 以 2 为底的对数坐标，图 2 中达到的验证精度为 93.939 4%，此时惩罚因子（无量纲） $C=1.31$ ，核函数参数（无量纲） $g=0.125$ ，如果要求更高精度，那么缩小参数 C 的空间，再进行搜索， $C=1.109$ $g=0.177$ ，验证精度没有提高；这种方法就丢掉了剩余空间的搜索，很可能最优解就在剩余空间；而粒子群优化算法将前面搜索的结果存在历史搜索结果中，每次缩小空间后的搜索结果都要与历史搜索结果进行比较，提高了参数选取的精度，粒子群优化算法的验证精度达到 96.969 7%（图 3）， $C=1.402$ $g=0.108$ 。显然，后者的效果优于前者。

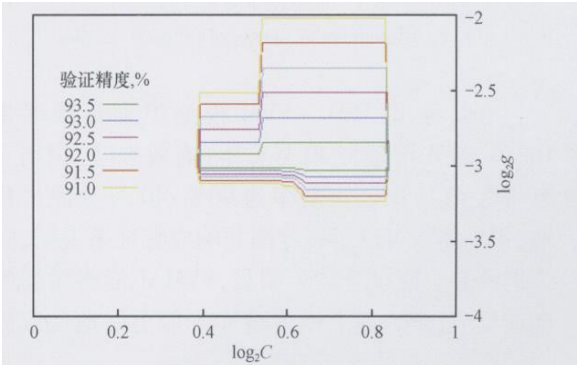


图 2 网格搜索 C 和 g 的最优值
Fig. 2 Optimal values of C and g through grid search

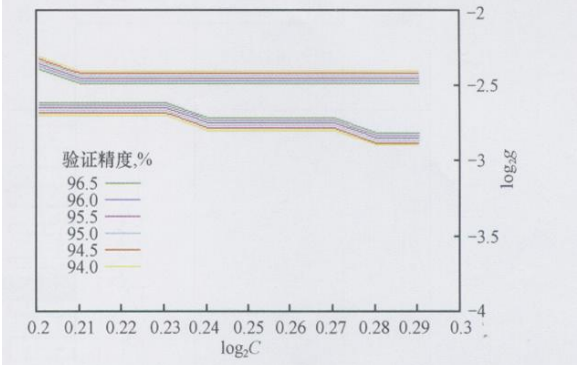


图 3 粒子群优化参数的最优值
Fig. 3 Optimal values of the PSO parameters

2.4 识别结果与效果评价

将 10 个待预测样本带入已建好的模型进行预测识别，预测结果的样本分类见图 4。为了更明显地看出 PSO—SVM 模型的优点，将上述样本带入未经粒子群算法优化的支持向量机进行识别预测，将两个模型识别结果进行对比（表 2）。

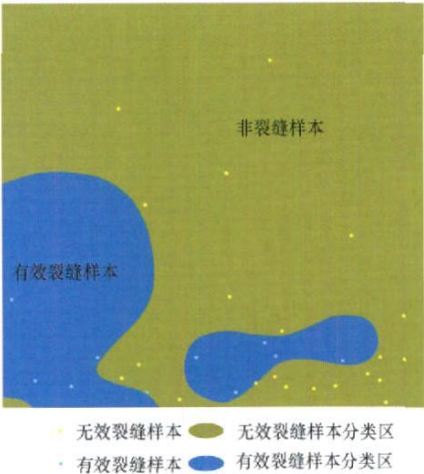


图 4 训练样本分类结果

Fig 4 Classification results of training samples

可以看出, PSO—SVM模型识别正确率为 100%, SVM模型将 40号样本(有效裂缝)识别为 0(非裂缝), 识别正确率为 90%; 40号为泥岩样本, 识别结果可以用裂缝测井响应特征来说明, 泥岩的测井响应没有砂岩明显, SVM不能将微弱的响应反应出来, 而 PSO—SVM则能更好地反应储层实际的裂缝情况。

表 2 PSO—SVM和 SVM识别结果对比
Table 2 Comparison between fractures identified with PSO-SVM and SVM methods

样本序号	样本裂缝类型	PSO—SVM 预测结果	SVM预测结果
33	有效裂缝	1	1
34	非裂缝	0	0
35	有效裂缝	1	1
36	有效裂缝	1	1
37	有效裂缝	1	1
38	非裂缝	0	0
39	有效裂缝	1	1
40	有效裂缝	1	0
41	有效裂缝	1	1
42	非裂缝	0	0

用 PSO—SVM模型对 ND2井 2 060 ~2 160 m 井段和 ND17井 2 000 ~2 150 m井段进行裂缝识别, 与取心照片和测井曲线进行对比(图 5 图 6)。

ND2井 2 159. 62 ~2 160. 74 m砂岩裂缝样本的测井响应特征如下, 声波为 219. 3 ~252. 1 μ s/m, 平均值为 232. 3 μ s/m; 密度为 2. 29 ~2. 49 g/cm^3 , 平均值为 2. 39 g/cm^3 , 中子孔隙度为 14. 8% ~24. 8%, 平均值 17. 9%; 自然伽马为 52. 6 ~118. 4 API, 平

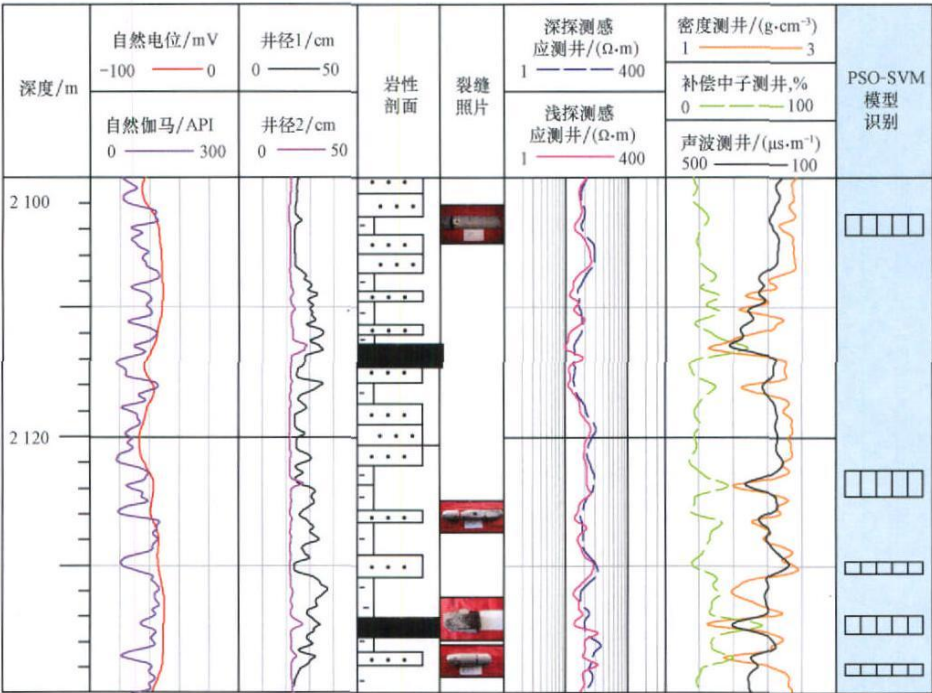


图 5 ND2井典型井段裂缝识别结果对比

Fig 5 Comparison between fractures identified in typical intervals of well ND2

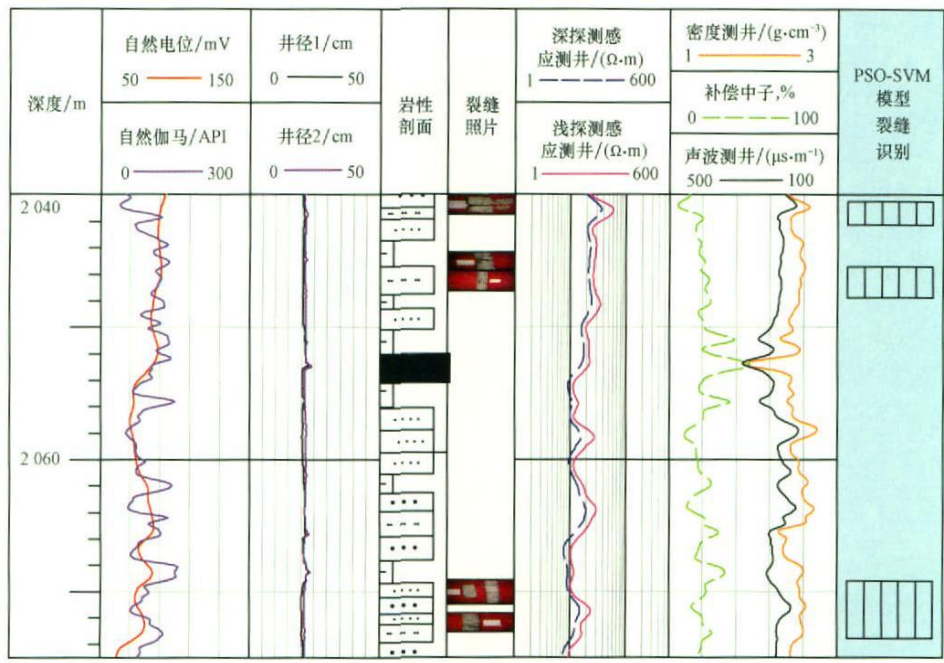


图 6 ND17井典型井段裂缝识别结果对比

Fig 6 Comparison between fractures in typical intervals of the well ND17

均 75.7 API,自然电位为 $-84 \sim -58$ MV,平均值为 -73.5 API,深浅电阻率差为 $0.8 \sim 3.3 \Omega \cdot \text{m}$,平均值为 $2.2 \Omega \cdot \text{m}$,井径差为 $0.5 \sim 3.2 \text{ cm}$,平均值为 1.8 cm 。该层段相对层内上部无裂缝段测井响应中深浅电阻率明显正异常、井径差增大、密度略有减小、中子孔隙度和声波时差略有增加,结合这些常规测井响应特征分析, PSO—SVM模型识别结果与测井曲线规律相符合。

ND17井 2 044.3 ~ 2 045.8 m 泥岩裂缝的测井响应特征,该段裂缝为垂直未充填裂缝,其测井响应值为: 声波为 $237.1 \sim 238.6 \mu \text{s/m}$,平均值为 $238.1 \mu \text{s/m}$; 密度为 $2.57 \sim 2.61 \text{ g/cm}^3$,平均值为 2.59 g/cm^3 ,中子孔隙度为 $19.16\% \sim 22.88\%$,平均值为 20.96% ; 自然伽马为 $113.1 \sim 122 \text{ API}$,平均值为 116.71 API ; 自然电位为 $91.2 \sim 91.6 \text{ MV}$,平均值为 91.4 API ; 深浅电阻率差为 $-4.7 \sim -4.2 \Omega \cdot \text{m}$,平均值为 $-4.4 \Omega \cdot \text{m}$,井径差为 $0.92 \sim 0.97 \text{ cm}$,平均值为 0.94 cm 。该层段相对取心段中泥岩的测井特征可以看出密度减小、声波时差增大及电阻率异常幅度增大,由泥岩裂缝段测井响应信号的分析,可知 PSO—SVM模型能有效识别泥岩裂缝段。

与实际情况相比, PSO—SVM模型能有效预测裂缝发育趋势,识别正确率能够满足裂缝识别研究的要求,因此该模型可用于常规测井裂缝识别。

3 结束语

应用粒子群算法和支持向量机相结合的方法,结合对裂缝有明显响应特征的常规测井资料,能准确地识别有效裂缝和非裂缝,结果与实际相符,提高了裂缝识别正确率。因此,在用常规测井资料识别裂缝的方法中,本文使用的方法是一种能较好应用于实际的方法。该方法可以推广到储层流体性质、产能预测、有效储层识别等方面,具有广泛的应用空间。

参 考 文 献

- 1 周文. 裂缝性油气储集层评价方法[M]. 四川 成都: 四川科学技术出版社, 1998: 159 ~ 179
- 2 蒲静, 秦启荣. 油气储层裂缝预测方法综述[J]. 特种油气藏, 2008 3(15): 9 ~ 13
- 3 龚洪林, 潘建国, 王宏斌, 等. 塔中地区碳酸盐岩裂缝综合预测技术及其应用[J]. 石油与天然气地质, 2007 6(28): 841 ~ 846
- 4 尹志军, 彭仕宓, 高荣杰. 裂缝型油气储层定量综合评价[J]. 石油与天然气地质, 2001 3(22): 240 ~ 244
- 5 张守仁, 万天丰, 陈建平. 川西坳陷孝泉—新场地区须家河组二—四段构造应力场模拟及裂缝发育区带预测[J]. 石油与天然气地质, 2004 1(25): 70 ~ 74
- 6 刘丽丽, 赵中平, 李亮, 等. 变尺度分形技术在裂缝预测和储层评价中的应用[J]. 石油与天然气地质, 2008 1(29): 31 ~ 37

- 7 周文, 戴建文. 四川盆地西部坳陷须家河组储层裂缝特征及分布评价[J]. 石油实验地质, 2008 1(30): 20 ~24

8 邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法[M]. 北京: 科学出版社, 2004. 225 ~ 272

9 杨志民, 刘广利. 不确定性支持向量机原理及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2007. 55 ~ 85

10 于代国, 孙建孟, 张振城, 等. 支持向量机方法识别储集层流体性质[J]. 新疆石油地质, 2005 6(26): 675 ~ 677

11 Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[A]. In: Proceeding of IEEE International Conference on Neural Networks IV[C]. Perth 1995. 1942—1948
- 12 张银德, 匡建超, 曾剑毅. 基于粒子群算法的模糊优选神经网络储层识别模型[J]. 物探化探计算技术, 2008 30(3): 202 ~ 205

13 许同海. 致密储层裂缝识别的测井方法及研究进展[J]. 油气地质与采收率, 2005 3(12): 75 ~ 77

14 陈元千. 油气藏工程实用方法[M]. 北京: 石油工业出版社, 1998

15 刘得军, 冉群英, 王斌. 支持向量机在大庆齐家凹陷测井解释中的应用[J]. 石油物探, 2007 2(46): 157 ~ 161
- (编辑 高 岩)

世界天然气资源现状

天然气资源勘探备受世界瞩目, 世界天然气储量为 $175.2 \times 10^{12} \text{ m}^3$ 。通过对世界天然气资源勘探现状研究, 实现天然气资源优化利用, 改善勘探效果。必将为全球天然气资源的高水平、高效益勘探开发和可持续发展提供理论及实践依据。

天然气资源主要集中在三个国家: 俄罗斯为 27%, 伊朗为 15%, 卡塔尔为 13%。三个国家拥有全世界一半以上的天然气储量。全球 80% 的天然气储量集中在 20 多个国家, 而石油主要集中在十几个国家。中东石油产量占世界总产量的 30%, 而其天然气产量则仅占全世界的 10%。

大量已发现的天然气资源仍有待开发。俄罗斯、阿尔及利亚、伊朗和沙特阿拉伯有着数量巨大的天然气资源, 等待需求达到一定程度从而获得开发所需资金。待发现的天然气储量比石油剩余储量更难确定, 特别是深层气和非常规气。在未来数年时间里, 可能找到 $50 \times 10^{12} \sim 100 \times 10^{12} \text{ m}^3$ 的天然气资源量。海上勘探的潜力巨大, 尤其是深海和北极地区, 这些地区的天然气勘探开发得益于石油工业所取得的技术进步。埃及在该领域技术发展较快。

中国天然气勘探开发快速发展, 探明储量呈上升趋势。2006 年天然气探明储量为 $53 \times 10^{12} \text{ m}^3$, 主要分布在鄂尔多斯、四川、塔里木、柴达木等几大盆地。2000 年以来, 天然气年均探明量为 $5\,000 \times 10^8 \text{ m}^3$ 。到 2020 年, 累计天然气探明储量将达到 $12 \times 10^{12} \sim 15 \times 10^{12} \text{ m}^3$ 。

中国陆上 2006 年天然气累计产量约为 $7\,000 \times 10^8 \text{ m}^3$, 剩余储量达 $26\,218 \times 10^8 \text{ m}^3$ 。待发现资源量总量达 $19 \times 10^{12} \text{ m}^3$, 其中四川盆地占 28%, 柴达木盆地占 4%, 塔里木盆地占 33%, 鄂尔多斯盆地占 12%, 其他地区占 23%。

世界主要国家天然气储量 (10^{12} m^3)

国家	2008 年	2007 年	增幅, %	国家	2008 年	2007 年	增幅, %
俄罗斯	47.57	47.57	0	马来西亚	2.35	2.12	10.67
伊朗	26.85	27.58	-2.65	中国	2.27	2.27	0
卡塔尔	25.64	25.78	-0.57	挪威	2.24	2.33	-3.88
沙特阿拉伯	7.15	6.78	5.47	乌兹别克斯坦	1.84	1.84	0
美国	5.98	5.79	3.28	埃及	1.66	1.66	0
阿布扎比	5.62	5.62	0	加拿大	1.65	1.64	0.44
尼日利亚	5.21	5.15	1.15	科威特	1.57	1.54	1.86
委内瑞拉	4.71	4.31	9.11	利比亚	1.42	1.49	-4.84
阿尔及利亚	4.50	4.58	-1.69	荷兰	1.42	1.42	0
伊拉克	3.17	3.17	-0.05	乌克兰	1.10	1.10	0
哈萨克斯坦	2.83	2.83	0	印度	1.07	1.07	0
土库马斯坦	2.83	2.83	0	阿塞拜疆	0.85	0.85	0
印度尼西亚	2.66	2.77	-3.97	欧佩克合计	89.25	89.27	-0.02
				世界合计	175.16	175.08	0.05

摘自《石油知识》张亚雄