文章编号:1673-5005(2007)06-0141-06

基于地震属性技术的井壁稳定随钻预测新方法

吴 超,陈 勉,金 衍

(中国石油大学 石油天然气工程学院,北京 102249)

摘要:基于地震属性和测井数据之间存在非线性关系,提出一种综合利用地震和测井信息随钻预测井壁稳定性的新方法,即在钻前联合运用遗传算法和 BP 神经网络算法,从所提取的井旁原始地震属性中优选出对测井特征参数最敏感的地震属性组合,并利用已钻井资料建立起反映所研究区块不同地层中地震属性与测井数据之间关系的一系列神经网络映射模型,实钻时通过分析岩屑录井资料选择适当的映射模型,随钻预测出待钻井段的声波和密度测井数据,进一步预测出钻头下方地层的井壁稳定性。该预测方法具有良好的精确度和时效性,在塔西南地区的实际应用中取得了良好效果。

关键词:井壁稳定; 随钻预测; 地震属性; 测井资料; 遗传算法; 神经网络

中图分类号:TE 21 **文献标识码**:A

A new method of predicting borehole stability while drilling based on seismic attribute technology

WU Chao, CHEN Mian, JIN Yan

(*Faculty of Petroleum Engineering in China University of Petroleum, Beijing* 102249, *China*)

Abstract: A new method of predicting borehole stability while drilling was presented by using seismic attributes and well logs together. This method is based on the close nonlinear relationships between seismic attributes and well logs. Before drilling the optimal attribute combinations which are sensitive to log properties are selected from original seismic attributes by using genetic algorithm and BP neural network algorithm together. Then a series of mapping models which reflect relationships between seismic attributes and well logs of various formation intervals in given area are constructed through neural network. With analysis of cutting logging data, the proper mapping model can be employed to predict acoustic and density log curves of impending drilling formation while drilling. Based on the analysis, the borehole stability of formation under bit can be predicted. The prediction precision and real-time operation ability of the proposed method are satisfactory, which have been proved in the practical application in south-west area of Tarim Oilfield.

Key words: borehole stability; prediction while drilling; seismic attribute; well log data; genetic algorithm; neural network

钻井过程中出现的井眼喷、漏、塌、卡等井壁失稳问题的主要机理是井壁的张性破裂和剪切破坏,利用岩石力学理论分析井壁稳定状况主要从岩石力学参数计算、原地应力分析和井壁稳定力学建模等3个方面着手[1-3]。传统的井壁稳定研究通常在钻后进行,通过测井、钻井和岩心资料的综合分析,确定井壁失稳的主导机理,指导后续钻井。但工程实际对井壁失稳问题尽可能做到提前预知、及早发现、尽快处理,所以钻前及随钻预测井壁稳定性具有更大意义。金衍、陈勉等提出了几种利用地震资料钻前预测井壁稳定性的方法[4-6],他们将地球物理资料分析与深层岩石力学原理结合起来,解决了多口深井钻前安全泥浆密度确定的难题,但地震信息与地层岩性及岩石力学参数之间关系的不确定性使这些模型的应用受到一定限制。地震记录和波阻抗测井资料之间存在密切的非线性关系[7],对于同一地质

收稿日期:2007-09-29

基金项目:国家自然科学基金项目(90510005,50304010)

作者简介:吴超(1976-),男(汉族),安徽明光人,博士研究生,研究方向为油气井岩石力学与工程。

万方数据

区块的相同层段,地震与测井信息之间的这种映射关系是相同的,基于此笔者提出一种综合利用地震和测井信息,随钻预测井壁稳定性的新方法。

1 地震属性的提取

地震属性是指由叠前或叠后地震数据,经数学变换而导出的有关地震波的几何特征、运动学特征、动力学特征和统计特征的特定参数。通过地震属性分析可以拾取隐含在地震数据之中的地质信息,从而充分发挥地震数据的潜力。由于地震属性对地层的构造、岩性、物性以及流体成分等特征更加敏感,所以相比于原始地震记录它更适宜用来建立地震和测井信息之间的非线性关系模型[7]。提取待钻目标井及其已完钻邻井的井旁地震记录,选择长度为 180 ms 的提取时窗后逐点下移依次提取以下 7 种属性参数。

(1) 振幅属性。它是地震解释和预测常用的动力学参数,是地层岩性、物性、含油气性、构造以及层序特征的综合响应。本研究中所提取的地震振幅特征属性包括均方根振幅、平均绝对振幅、相邻时窗振幅比、波峰波谷振幅差、平均能量变化以及波峰波谷振幅极值等。

(2) 瞬时属性。它是根据复地震道分析在地震波到达位置上拾取的地震属性,微观地描述了地震信号随时间变化的瞬时规律。瞬时振幅、瞬时相位和瞬时频率是 3 个基本瞬时属性,在此基础上又可提取瞬时平方振幅、加权瞬时频率、反射强度能量以及反射强度极性等派生属性。

(3) 傅里叶谱属性。傅里叶谱是通过傅里叶变换在一定的分析时窗内计算的频谱,频谱中发生的变化可能与岩性与物性的变化有关。本研究从地震记录的傅里叶谱中提取振幅谱主频、振幅谱极大值、平均中心频率、频带宽度、频谱的一阶和二阶矩以及优势频宽等属性。

(4) 功率谱属性。功率谱可以反映地震随机过程的统计特征,从经最大熵谱估计所得的地震记录功率谱中可以提取加权平均频率、功率谱极大频率、优势功率谱、指定带宽能量、累积能量对应频率等特征属性。

(5) 自相关属性。自相关函数是地震记录重复性的标志,从自相关函数中可提取主极值振幅、极小值振幅、主极值面积、旁极值面积、主极值半周期宽度、平均相关值、集中相关值、最大和最小相关值等相关属性。

(6) 自回归属性。基于自回归模型可以将原始地震记录表示为本身样点的线性组合,其中的多项式系数表达了地震记录的反射特征,一般用于地震道的分类。这里采用 5 阶模型来提取地震记录的自回归系数作为其特征属性。

(7) 非线性属性。地震和测井数据都具有强烈的非线性特征[8-9],分形和浑沌理论是研究非线性问题的重要工具,所以它们被广泛应用到地球科学的研究中[10-13]。本研究从地震记录中提取了 Hurst 指数、容量维数、关联维数、Lyapunov 指数和 Kolmogorov 熵等分形和混沌参数参与测井资料与地震属性关系的建模。

2 基于遗传算法和神经网络算法的地震属性优选

地震属性与地层岩性、物性及含油气性之间的关系是很复杂的,即使在同一区块,不同地震属性对给定地层参数的敏感性之间的差异仍是相当大的。按以上方法提取的地震属性共有 38 种,它们所反映的信息存在一定的冗余度,与目标参数无关的属性可能会干扰这些参数的预测,而且属性的增加会带来计算上的困难,所以必须优选出对所求解问题最敏感、最有效的地震属性组合,以提高预测问题的求解效率和精度。

2.1 遗传算法的总体方案设计

遗传算法是基于自然选择原理来解决组合优化问题的全局搜索算法[14-15]。最优地震属性组合的全局搜索方法如下:

(1) 编码方案。染色体中的基因数目等于原始地震属性的个数,基因通过二进制数进行编码,染色体中的基因座与属性组合中的地震属性一一对应,基因的值等于 1 意味着对应的地震属性在属性组合里出现,等于 0 则不参与属性的组合,因而对任何一种地震属性组合就有惟一的染色体结构与之对应。

(2) 初始群体设计。初始群体从所有可能的地震属性组合中通过随机取样而产生,在群体中个体的分布是均匀的,群体规模对计算效率和最终预测结果影响很大,经过反复试算,将群体规模设定为 20。

(3) 适应度计算。在遗传算法中评价个体性能的惟一依据是个体的适应度,这里利用神经网络算法来计算各类地震属性组合的适应度。

(4) 遗传运算设计。在遗传算法中遗传运算包括选择、交叉和变异。通过选择,群体中的优质个体被复制而劣质个体被淘汰,个体的选择概率和它的

万方数据

适应度成正比。通过交叉运算,旧个体中的部分基因被交换以产生新的个体,这样可以大大提高遗传算法的搜索能力。通过变异运算将染色体中部分基因的二进制代码取反以保持群体的多样性。交叉和变异操作的频率取决于交叉概率和变异概率,本文中将交叉和变异概率分别取为0.7和0.01。在反复进行遗传操作的基础上,最终被优化群体中对应着最大适应度的地震属性组合就是对目标地层参数最敏感的最优属性组合。

2.2 利用神经网络算法计算个体适应度

在遗传算法中评估个体性能的惟一依据是个体的适应度,本文中利用BP神经网络[16]计算各类地震属性组合的适应度。地震属性组合的适应度通过已钻井的地震和测井资料来确定,对于给定的地震属性组合方式,从已钻井中提取出地震属性及其对应的声波和密度测井资料,将其构成数据样本对。在这个数据集中,一部分样本对用来学习构建地震和测井数据之间的映射关系模型,称为学习样本对;另一部分用来估算预测误差以计算适应度,称为预测样本对。

笔者使用的BP神经网络为3层结构,输入层节点数与待评估地震属性组合中的属性个数相同,网络初始化时将各神经元间的连接权值和阈值都设置为较小的随机数,然后选取某种地震属性组合形式进行评估,将学习样本对中的这种地震属性组合输入初始神经网络的输出层,利用下式逐层计算各神经元的输出:

$$Y_j = F(\sum_i W_{ji} X_i - \theta_j).$$

式中,Y_j 为节点 j 的输出;θ_j 为该节点的阈值;X_i 为上一层节点 i 的输出;W_{ji} 为两节点的连接权值;F 为激励函数。

采用下式调节连接权值及阈值:

$$W_{ji}^{N+1} = W_{ji}^{N} + \eta(\sum \delta_j Y_i)/M + \alpha(W_{ji}^{N} - W_{ji}^{N-1}),$$

$$\theta_j^{N+1} = \theta_j^{N} + \eta(\sum \delta_j)/M + \alpha(\theta_j^{N} - \theta_j^{N-1}).$$

式中,N 为迭代次数;η 为学习率,$0<\eta<1$;α 为动量项,$0<\alpha<1$;δ_j 为节点 j 的误差项;M 为学习样本的个数。

如果节点 j 是一个输出层节点,则

$$\delta_j = Y_j(1-Y_j)(D_j - Y_j);$$

如果节点 j 为一个内部隐蔽层节点,则

$$\delta_j = Y_j(1-Y_j)(\sum_k \delta_k W_{kj}).$$

式中,D_j 代表学习样本对中的实际测井数据;k 为较高一层的所有节点。

以上各步循环进行,反复调节网络的连接权值和阈值,直到实际输出和期望输出的误差满足要求,可认为学习建模结束。在此基础上,把预测样本对中的此类地震属性组合输入已建成的神经网络输入层,即可在输出层得到对应于这类地震属性组合的预测测井数据。最后利用下式计算这种属性组合方式的适应度:

$$A_e = \frac{m}{\sum(|y-d|/y)}.$$

式中,A_e 为所评估地震属性组合的适应度;y 代表通过神经网络所预测的测井数据;d 代表预测样本对中的实际测井数据;m 为预测样本的个数。

3 随钻预测井壁稳定性

3.1 测井曲线的预测和地层参数的计算

在分别确定了对声波和密度测井参数最敏感的地震属性组合后,就可以利用这些属性组合来预测待钻地层的声波和密度测井曲线。在钻前利用已钻邻井的资料,建立该区块不同地层中声波及密度测井数据和对应地震属性之间的非线性映射关系模型,这里仍使用BP神经网络学习算法建立这种映射模型。实际钻进时通过分析岩屑录井资料确定当前钻遇地层的类型,再将钻头下方待钻地层的地震属性输入对应于该钻遇地层的神经网络映射模型中,即可随钻预测出待钻地层的声波和密度测井曲线。

井壁稳定分析所需的地层参数包括岩石物理、弹性和强度参数。首先在对试验数据进行回归的基础上由纵波速度推算横波速度,表达式为

$$v_s = \alpha \ln(\beta + \eta v_p) + \lambda.$$

式中,v_p 和 v_s 分别为纵、横波速度,km/s;$\alpha,\beta,\eta,\lambda$ 为系数。

根据声速和密度数据很容易计算出动态弹性模量和泊松比,再根据所研究区块的实际情况将动态弹性模量和泊松比转换为静态值以进行相关岩石力学参数的计算。根据试验数据建立的动、静态弹性参数转换的经验模型为

$$\mu_s = A_1 + B_1\mu_d,\ E_s = A_2 + B_2 E_d.$$

式中,E_d 和 E_s 分别为动、静态弹性模量,MPa;μ_d 和 μ_s 分别为动、静态泊松比;A_1,B_1,A_2,B_2 为回归系数。

孔隙度和泥质含量是两个重要岩石物理参数。研究表明,纵波和横波速度与孔隙度和泥质含量之间存在良好的线性关系[17],常用的回归公式为

$$\varphi = a_1 + a_2 v_p + a_3 v_s,$$

$$V_{sh} = b_1 + b_2 v_p + b_3 v_s.$$

万方数据

式中,φ 为孔隙度,%;V_{sh} 为泥质含量,%;$a_1, a_2, a_3, b_1, b_2, b_3$ 为回归系数。

根据 Deer 和 Coates 的研究可以利用岩石物理参数和弹性参数计算岩石的抗拉强度和粘聚力[18-19]。另外根据试验分析,计算内摩擦角的公式为

$$\phi = C_1 \lg[M + (M^2 + 1)^{1/2}] + C_2,$$

其中

$$M = C_3 - C_4 S_0.$$

式中,S_0 为粘聚力,MPa;ϕ 为内摩擦角,(°);C_1, C_2, C_3, C_4 为回归系数。

3.2 安全钻井液密度窗口的确定

地层孔隙压力基于有效应力原理计算,即孔隙压力等于上覆地层压力与垂直有效应力之差。上覆地层压力可以通过密度测井数据回归而得,垂直有效应力可通过下式求得[20]:

$$v_p = D_0 + D_1\varphi + D_2\sqrt{V_{sh}} + D_3(p_e - e^{-D_4 p_e}).$$

式中,p_e 为垂直有效应力,MPa;D_0, D_1, D_2, D_3, D_4 为模型参数。

假设地下岩层的地应力主要由上覆岩层压力与水平方向的构造应力产生,地层为均质各向同性的线弹性体,在沉积后期地质构造运动过程中,地层之间不发生相对位移,则水平最大和最小地应力的计算公式[21]为

$$\sigma_H = \frac{1}{2}\left[\frac{\varepsilon_H E_s}{1-\mu_s} + \frac{2\mu_s(p_0 - \alpha p_p)}{1-\mu_s} + \frac{\varepsilon_h E_s}{1+\mu_s}\right] + \alpha p_p.$$

$$\sigma_h = \frac{1}{2}\left[\frac{\varepsilon_H E_s}{1-\mu_s} + \frac{2\mu_s(p_0 - \alpha p_p)}{1-\mu_s} - \frac{\varepsilon_h E_s}{1+\mu_s}\right] + \alpha p_p.$$

式中,σ_H 和 σ_h 分别为最大和最小水平地应力,MPa;p_0 为上覆地层压力,MPa;p_p 为地层孔隙压力,MPa;α 为有效应力系数;ε_H 和 ε_h 均为水平应力系数。

在此基础上根据摩尔-库仑准则和拉伸破坏准则计算出待钻井段的坍塌压力和破裂压力[21],即

$$p_c = \frac{\eta(3\sigma_H - \sigma_h) - 2S_0K + \alpha p_p(K^2 - 1)}{K^2 + \eta},$$

$$p_f = 3\sigma_h - \sigma_H - \alpha p_p + S_t,$$

其中

$$K = \mathrm{ctan}\ (45° - \Phi/2).$$

式中,p_c 和 p_f 分别为坍塌压力和破裂压力,MPa;S_t 为抗拉强度,MPa;η 为应力修正系数。

通过分析预测得到的孔隙压力、坍塌压力和破裂压力曲线,可以随钻预测出钻头下方地层的安全钻井液密度窗口。合理的钻井液密度应保证地层不发生溢流、坍塌、缩径和漏失,因此某井段的安全钻井液密度窗口上限是该井段破裂压力的最小值,而下限为坍塌压力和孔隙压力的最大值。

4 实际算例

利用塔西南地区某区块的实际资料对本预测方法进行验证。区块中的 T 井为待钻井,选择与该井相距 9.2 km 的邻井 W 井作为完钻邻井。两井所钻遇的地层依次为第四系、新近系、古近系、二叠系、石炭系和泥盆系,共包括 17 组次级地层。从两井的井旁地震道中提取出上述 38 种常规地震属性和非线性地震属性,综合利用遗传算法和神经网络算法从中选择出对声波和密度测井参数最敏感的地震属性组合。表 1 为遗传编码方案中原始地震属性与其对应的基因座序号。经过反复遗传运算,发现在该区块瞬时频率、平均相关值、关联维、容量维和 Lyapunov 指数等地震属性组合对声波测井数据最敏感,均方根振幅、振幅谱主频、关联维、Hurst 指数和 Kolmogorov 熵等地震属性组合最适于预测密度测井曲线。

表 1 遗传编码方案中原始地震属性与其对应基因座序号

基因座序号	对应地震属性组合	基因座序号	对应地震属性组合
1	平均绝对振幅	20	频谱的二阶矩
2	相邻时窗振幅比	21	自相关函数主极值振幅
3	均方根振幅	22	自相关函数极小值振幅
4	波峰波谷振幅差	23	自相关函数主极值面积
5	平均能量变化	24	自相关函数旁极值面积
6	波峰振幅极值	25	平均相关值
7	瞬时振幅	26	集中相关值
8	瞬时相位	27	最大相关值
9	瞬时频率	28	最小相关值
10	瞬时平方振幅	29	功率谱加权平均频率
11	加权瞬时频率	30	功率谱极大频率
12	反射强度能量	31	优势功率谱
13	反射强度极性	32	75% 累积能量对应频率
14	振幅谱主频	33	自回归系数
15	振幅谱极大值	34	关联维数
16	振幅谱平均中心频率	35	容量维数
17	振幅谱频带宽度	36	Hurst 指数
18	振幅谱优势频宽	37	Lyapunov 指数
19	频谱的一阶矩	38	Kolmogorov 熵

在钻前充分分析 W 井的资料,利用神经网络分别建立起该区块 17 组地层中地震属性与对应测井参数之间的系列映射模型。在 T 井的实钻过程中,当通过分析岩屑录井资料发现钻进至石炭系巴楚组地层时,将钻头下方地层的两类最优地震属性组合(图 1,2)输入对应于该地层的神经网络模型,可以分别预测出 T 井巴楚组地层的声波和密度测井数据。预测测井曲线和实测测井曲线的对比(图 3 和图 4)结果证明了预测效果较为理想。T 井其他层段的声波和密度测井数据可按同样方法预测得到。

万方数据

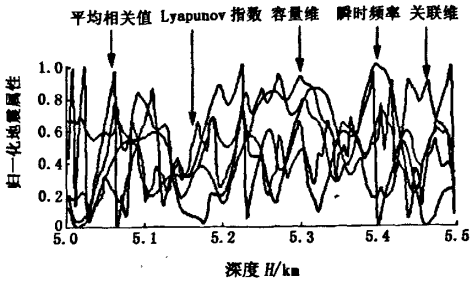

图1　用于预测T井巴楚组地层声波测井数据的地震属性组合

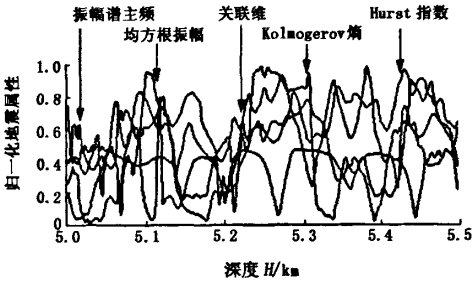

图2　用于预测T井巴楚组地层密度测井数据的地震属性组合

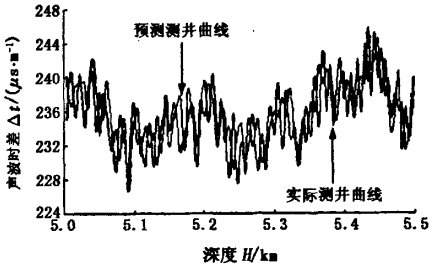

图3　T井巴楚组地层的预测和实际声波测井曲线对比

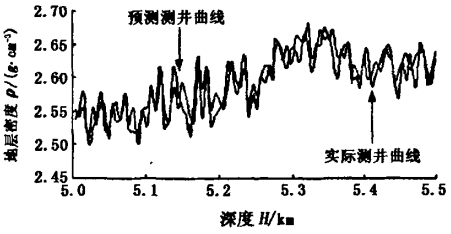

图4　T井巴楚组地层的预测和实际密度测井曲线对比

在依次预测出T井第四系、新近系、古近系、二叠系、石炭系和泥盆系中各组地层测井曲线的基础上,最终可计算出该井的孔隙压力、坍塌压力及破裂压力剖面,图5是由三压曲线确定的T井的安全钻井液密度窗口曲线。通过与实际使用的钻井液密度对比,可见实用钻井液密度处于预测窗口以内(实钻中基本未出现井壁失稳问题)。表2是T井某些深度处地应力、破裂压力和孔隙压力实测值(通过地层破裂试验和岩心试验测试得到)与预测值的对比,可以发现预测值与实测值符合得很好,平均预测误差为3.8%,最大误差不超过10%,所有这些均证明本预测模型是有效可行的。

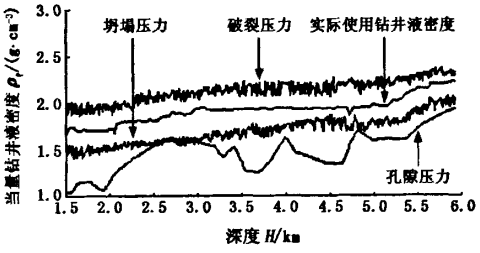

图5　T井的预测安全钻井液密度窗口和实用钻井液密度对比

表2　T井地应力、孔隙压力及破裂压力实测值和预测值的对比

深度 H/m	最大水平地应力梯度 G_{σ_H}/[MPa·(100 m)$^{-1}$]		最小水平地应力梯度 G_{σ_h}/[MPa·(100 m)$^{-1}$]		孔隙压力当量钻井液密度 ρ_{p_p}/(g·cm^{-3})		破裂压力当量钻井液密度 ρ_{p_b}/(g·cm^{-3})	
	实测值	预测值	实测值	预测值	实测值	预测值	实测值	预测值
2206	2.24	2.29	1.78	1.70	1.35	1.37	2.04	1.94
4098	2.38	2.35	1.81	1.99	1.53	1.46	2.12	2.19
4723	2.33	2.37	1.95	2.01	1.53	1.50	2.27	2.23
5096	2.68	2.62	2.13	2.04	1.61	1.56	2.25	2.12
5494	2.57	2.46	2.05	1.98	1.58	1.54	2.31	2.25

5　结　论

(1)本文中提出的井壁稳定随钻预测方法综合利用了地震和测井数据中的有效信息,预测精度较高,时效性强,克服了传统预测方法的不足,有着良好的推广前景。

(2)综合利用遗传算法和神经网络算法能够优选出声波和密度测井数据最敏感的地震属性组合,这对于提高计算效率和最终预测精度非常重要。

(3)钻前根据完井地质分层资料利用神经网络

万方数据

建立已钻井的分层测井资料与地震属性关系模型是进行随钻井壁稳定预测的基础,实钻时利用岩屑录井资料和分层神经网络映射模型实时预测钻头下方地层的声波和密度测井数据是做好预测工作的关键。

(4)高质量的地震和测井资料、有效的地震属性提取和优化方法、精确的测井资料与地震属性关系建模工具以及合理的井壁稳定力学模型是决定预测精度的重要环节。

参考文献:

[1] AADNOY B S, ANGELL-OLSEN F. Some effects of ellipticity on the fracturing and collapse behavior of a borehole[J]. Int J Rock Mech Min Sci & Geomech Abstr, 1995,32(6):621-627.

[2] AADNOY B S, ONG S. Introduction to special issue on borehole stability[J]. J Petrol Sci Eng, 2003,38(3):79-82.

[3] CHEN X, TAN C, HABERFIELD C M. Guidelines for efficient wellbore stability analysis[J]. Int J Rock Mech Min Sci & Geomech Abstr, 1997,34(3):418.

[4] 金衍,陈勉,张旭东. 钻前井壁稳定预测方法的研究[J]. 石油学报,2001,22(3):96-99.
JIN Yan, CHEN Mian, ZHANG Xu-dong. Study on prediction for borehole stability before drilling[J]. Acta Petrolei Sinica, 2001, 22(3):96-99.

[5] 金衍,陈勉,杨小奇. 利用层速度钻前预测安全泥浆密度窗口研究[J]. 岩石力学与工程学报,2004,23(14):2430-2433.
JIN Yan, CHEN Mian, YANG Xiao-qi. Prediction of safe mud density window by interval velocity before drilling [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2004,23(14):2430-2433.

[6] 金衍,陈勉. 利用地震记录钻前预测井壁稳定性研究[J]. 石油学报,2004,25(1):89-92.
JIN Yan, CHEN Mian. Prediction of borehole stability by seismic records[J]. Acta Petrolei Sinica,2004,25(1):89-92.

[7] 卢宝坤,史謌. 测井资料与地震属性关系研究综述[J]. 北京大学学报:自然科学版,2005,41(1):154-160.
LU Bao-kun, SHI Ge. A review of study on relation between well logging data and seismic attributes[J]. Acta Scicentiarum Naturalum Universitis Pekinensis, 2005,41(1):154-160.

[8] TURCOTTE D L. Fractal in geology and geophysics[J]. Pure Appl Geophys, 1989,131(1/2):171-196.

[9] 曾锦光,舒雅琴,钟勇. 地震记录的分形和混沌性质[J]. 石油地球物理勘探,1995,30(6):743-748.
ZENG Jin-guang, SHU Ya-qin, ZHONG Yong. Fractal and chaotic characteristics of seismic data[J]. Oil Geophysical Prospecting, 1995, 30(6):743-748.

[10] 李海燕,彭仕宓. 应用分形技术预测井间裂缝[J]. 石油大学学报:自然科学版,2002,26(6):33-35.
LI Hai-yan, PENG Shi-mi. Prediction of inter-well fractures with fractal technique[J]. Journal of the University of Petroleum, China (Edition of Natural Science), 2002,26(6):33-35.

[11] TELESCA L, CUOMO V, LAPEN V, et al. Statistical analysis of fractal properties of point processes modeling seismic sequences[J]. Phys Earth Planet In, 2001,125(1/4):65-83.

[12] NATH S K, DEWANGAN P. Detection of seismic reflections from seismic attributes through fractal analysis [J]. Geophys Prospect,2002,50(3):341-360.

[13] 李正文,李琼. 岩性储集层的混沌识别技术研究[J]. 矿物岩石,1999,19(2):81-85.
LI Zheng-wen, LI Qiong. Study on lithological reservoir chaos recognition technique[J]. Journal of Mineralogy and Petrology, 1999,19(2):81-85.

[14] CHO S. Towards creative evolutionary systems with interactive genetic algorithm [J]. Appl Intelligence, 2002,16(2):129-138.

[15] DURAND N, ALLIOT J, MEDIONI F. Neural nets trained by genetic algorithm for collision avoidance[J]. Appl Intelligence, 2000,13(3):205-213.

[16] 张立明. 人工神经网络的模型及其应用[M]. 上海:复旦大学出版社,1994.

[17] HAN D H, NUR A, MORGAN D. Effect of porosity and clay content on wave velocities in sandstone[J]. Geophysics, 1986,51(11):2093-2107.

[18] DEERE D U, MILLER R P. Engineering classification and index properties for intact rock [R]. Clearance House for Federal Scientific and Technical Information, Dept of Commerce, Washington D C, U S, 1966.

[19] COATES G R, DENOO S. Mechanical properties program using borehole analysis and Mohr's circle[C]. Proc SPWLA 22nd Ann Logging Symp, 1981.

[20] EBERHART P, HAN D H, ZOBACK M D. Empirical relationships among seismic velocity, effective pressure, porosity and clay content in sandstone[J]. Geophysics, 1989,54(1):82-89.

[21] 金衍. 井壁稳定预测理论和应用研究[D]. 北京:石油大学石油天然气工程学院,2001.

(编辑 陈淑娴)

万方数据