

doi: 10. 11720/wtyht. 2021. 1335

朱颜,韩向义,岳欣欣,等. 致密砂岩储层脆性测井评价方法研究及应用——以鄂尔多斯盆地渭北油田为例[J]. 物探与化探, 2021, 45(5): 1239–1247. <http://doi.org/10.11720/wtyht.2021.1335>

Zhu Y, Han X Y, Yue X X, et al. Research and application of brittleness logging evaluation method to tight sandstone reservoirs: Exemplified by Weibei oilfield in Ordos Basin[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2021, 45(5): 1239–1247. <http://doi.org/10.11720/wtyht.2021.1335>

致密砂岩储层脆性测井评价方法研究及应用 ——以鄂尔多斯盆地渭北油田为例

朱颜, 韩向义, 岳欣欣, 杨春峰, 常文鑫, 邢丽娟, 廖晶

(中国石油化工股份有限公司 河南油田分公司勘探开发研究院, 河南 郑州 450018)

摘 要: 致密砂岩储层具有非均质性强、物性差、勘探开发难度大等特点, 为了寻找渭北油田致密砂岩储层的高脆性段进行储层的压裂改造, 针对现有横波测井资料匮乏以及当前脆性预测方法在渭北油田致密砂岩储层是否适用等问题, 提出了基于 ANN (artificial neural network) 模型的横波预测方法, 预测值与实测值高度吻合, 进而通过弹性参数法计算出研究区每口井的脆性指数。为了校正该方法预测脆性指数的准确性, 通过对研究区较少井的 X 射线衍射全岩分析研究, 明确了石英和碳酸盐类矿物为研究区延长组的主要脆性矿物, 利用“(石英+碳酸盐)含量/矿物总量”计算岩石脆性指数去校正弹性参数法预测的脆性指数, 这种矿物组分法和弹性参数法相互制约而又相互依存的方法, 不但提高了预测精度, 而且弥补了阵列声波测井和全岩分析资料不足的问题。利用该方法对渭北油田 WB2 井区延长组致密砂岩储层进行了测井脆性评价, 为 WB52 和 WB49 井高脆性有利压裂目的层段识别及增产方案设计提供了依据。所提出的方法和流程具有较强的应用价值和推广价值。

关键词: 脆性指数; 致密砂岩; 压裂改造; 横波预测; 弹性参数; 人工神经网络; 矿物脆性指数; 甜点

中图分类号: P631.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-8918(2021)05-1239-09

0 引言

近年来, 致密油、页岩油、页岩气等非常规油气勘探已成为国内外油气勘探的热点领域。鄂尔多斯盆地渭北油田三叠系延长组是主力含油层系, 储层具有横向变化快、非均质性强、厚度薄等特点, 属于典型的低孔、低渗、欠压式致密砂岩储层。常规技术难以开采, 需要进行压裂才能得到有经济效益的油气^[1-2]。脆性指数是评价致密油勘探“甜点”区的重要指标之一, 也是致密砂岩储层压裂及射孔井段优选的重要依据^[3-4], 因此如何准确地预测脆性指数已成为渭北油田致密油高效勘探开发的重要难题之一。

中外学者对致密砂岩储层脆性评价开展了大量的研究, Obert 将脆性定义为材料需要很小外力就破

裂或断裂的性质, 在致密砂岩储层评价中, 主要通过岩石脆性表征岩石压裂的难易程度^[5-6]; 黄军平等提出了基于多元回归的致密砂岩储层脆性评价方法^[7]; 任岩等基于吉木萨尔致密油储层提出了基于改进矿物组分的致密油储层脆性预测方法^[8]; 张平等基于岩石物理实验提出了致密油储层脆性预测方法^[9]。调研发现目前还没有专门针对致密砂岩储层脆性指数的预测方法, 主要借鉴的还是页岩的脆性指数预测方法, 即岩石矿物组分法和岩石弹性参数法^[10-12]。其中岩石矿物组分法是利用录井资料获取岩石不同矿物的弹塑性, 直接求取纵向上的岩石脆性指数, 难以获得其横向展布规律; 而弹性参数法可以根据测井资料, 利用归一化的杨氏模量、泊松比求取脆性指数, 进而通过弹性参数反演获取脆性的横向展布规律^[13]。但是实际生产中偶极子声波测井成本太高, 生产资料中往往缺少横波速度, 横波

收稿日期: 2020-09-29; 修回日期: 2021-06-17

基金项目: 中国石油化工股份有限公司重点科技攻关项目“鄂南致密油地球物理预测技术应用研究”(PE19008-5)

第一作者: 朱颜(1983-), 男, 高级工程师, 主要从事油气勘探综合研究工作。Email: zhu007yan@163.com

通讯作者: 韩向义(1992-), 男, 硕士研究生, 助理工程师, 主要从事储层预测研究工作。Email: 610220744@qq.com

测井资料的匮乏严重制约了弹性参数的计算^[14]。

国内外学者也对横波速度预测开展了大量的研究, Castagna 等基于碎屑岩中的纵、横波速度之间的关系, 提出了著名的“泥岩线”公式^[15]; Xu 和 White 提出了基于砂泥岩孔隙的砂泥岩等效介质模型“Xu-White 模型”, 较为精确地进行了横波速度的预测^[16]; Pride 和 Lee 提出了 P-L 模型, 基于岩石物理建模进行横波速度的预测^[17]; Xu 和 Payne 通过估算碳酸盐岩的孔隙形状, 预测了碳酸盐岩的横波速度^[18]; 李成文等提出了基于密度、伽马、电阻率等测井参数多元回归的横波预测方法^[19]。传统的岩石物理手段预测横波速度是针对常规碎屑岩、碳酸盐岩地层提出的, 对于低孔、低渗的致密储层不一定适用或预测误差较大, 而且其算法极其复杂, 所需参数多, 有些参数难以获得, 导致计算效率很低^[20-21]。随着计算机的发展, 机器学习在勘探领域取得了巨大的突破, ANN 是基于回归思想的一种深度学习方法, 已广泛应用于在其他领域序列的分析和预测, 本次研究主要采用 ANN 模型进行横波预测, 主要包括神经网络构建、数据预处理、样本训练和数据预测, 通过已知井的验证发现预测值与实测结果高度吻合, 进而进行脆性指数预测, 为了保障预测的准确性, 笔者又利用研究区矿物组分法预测脆性指数对弹性参数法进行了校正。在此基础上开展了渭北油田 WB2 井区致密砂岩储层测井脆性评价, 为有利目的层段压裂提供了依据。

1 ANN 横波预测技术原理

1.1 ANN 技术原理

人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 是计算机领域用于处理机器学习问题的强大工具, 其广泛应用于回归与分类等问题中, 由大量被称为神经元的简单处理单元组成, 通过模仿人类大脑的行为而发展。和人类大脑一样, 神经网络通过“学习过程”从环境中收集信息, 将一个个具有层次关系、连接关系的人工神经元组成网络结构, 通过数学表达的方式模拟神经元之间的信号传递, 从而可建立一个具有输入与输出关系, 并可通过网络方式建立可视化的非线性方程, 称之为 ANN。一般而言, ANN 可以通过合理的网络结构配置拟合任意非线性函数, 因此它也用于处理内部表达较为复杂的非线性系统或黑箱模型。其网络结构如图 1 所示^[22-24]。

假设神经网络的层数为 N 层 ($N>1$), 输入层到输出层各层节点个数 (不包含偏置节点 1) 分别为

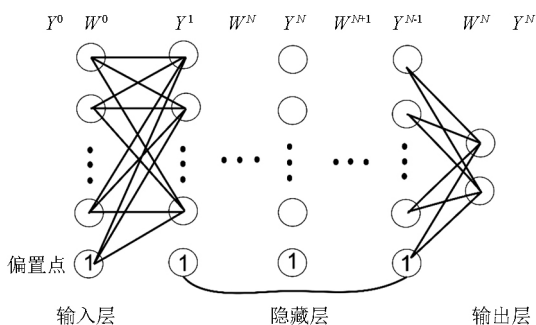


图 1 人工神经网络结构

Fig. 1 Structure diagram of artificial neural network

$k_1, k_2, \dots, k_N$, 由此定义了输入向量的维度为 k_0 , 输出向量的维度为 k_N 。网络的每一层输出向量 Y^N 分别表述如下:

$$\text{输入层: } Y^0 = [Y_1^0, Y_2^0, \dots, Y_{k_0}^0]^T$$

$$\text{隐藏层一: } Y^1 = [Y_1^1, Y_2^1, \dots, Y_{k_1}^1]^T$$

$$\text{隐藏层二: } Y^2 = [Y_1^2, Y_2^2, \dots, Y_{k_2}^2]^T$$

$$\text{输出层: } Y^N = [Y_1^N, Y_2^N, \dots, Y_{k_N}^N]^T$$

因为每个神经元的权重不同, 因此还需要每个元素对输入层的偏置向量的加权和, 将其定义为 NET^N , 其表达式为:

$$NET_i^N = \sum_{j=1}^{k_{N-1}} W_{i,j}^N Y_j^{N-1} + b_i^N, (1 \leq i \leq k_N), \quad (1)$$

式中: W^N 权重矩阵; b^N 为偏置向量。通过正向逐层计算, 可得到网络中每一层的 NET^N 与 Y^N , 及每层的输入向量与输出向量, 从而也就得到了每个神经元的输入值和输出值。ANN 横波预测技术是选取资料较全面而真实的测井数据, 作为样本井进行学习训练, 以与横波有一定相关性或存在一定地质意义的敏感性曲线为输入, 通过网络的学习训练, 逐步修正自己的各连接的权重即偏置向量的加权和, 使网络的输出逐渐逼近固有真实值。

1.2 基于 ANN 的横波速度预测方法

基于 ANN 横波预测方法流程如图 2 所示, 其主要包括输入层、隐蔽层和输出层。输入层对与横波测井数据有一定相关性的测井参数进行异常值处理和归一化处理 (归一化能够提高神经网络训练的速度和精度)。其归一化公式为:

$$f_i = (f_i - f_{\min}) / (f_{\max} - f_{\min}), \quad (i = 1, 2, \dots, n), \quad (2)$$

式中: $f_{\min}$ 和 $f_{\max}$ 为 f_i 的最小值和最大值。将处理后的数据输入到隐蔽层, 隐蔽层接收数据并利用神经网络模型进行计算, 然后将计算结果传递给输出层, 输出层接收计算结果并进行反归一化处理, 最终提供预测横波速度信息。在神经网络模型进行训练

时,利用随机梯度下降法计算各自的权重值和偏置向量的加权和,这种方法不但提高了计算效率,而且保证了横波速度预测的精度。本次研究选取了工区测井资料全且有横波测井数据的 3 口井进行测井数据分析,通过交会分析,发现横波测井数据与纵波速度、自然伽马、孔隙度存在一定的关系如图 3 所示,因此本次样本选取了纵波速度、自然伽马、孔隙度作为横波速度的输入,逐步修正它们各连接的权重,通过神经网络训练逼近它们与横波速度之间的关系,从而将逼近真实的横波速度预测值作为输出。

本次研究共选取了工区 8 口井进行横波速度预测,8 口井都包含纵波时差、密度、自然伽马、孔隙度、电阻率等,其中 3 口井目的层段有横波测井资料,利用这 3 口有横波资料的井作为样本本来构建神经网络模型,通过神经网络训练得到最逼近实测横波速度的预测模型。图 4 所示是训练井预测横波速度与实测横波速度对比,由图可见,预测的横波速度与实际的横波速度吻合度高,说明预测结果可靠。

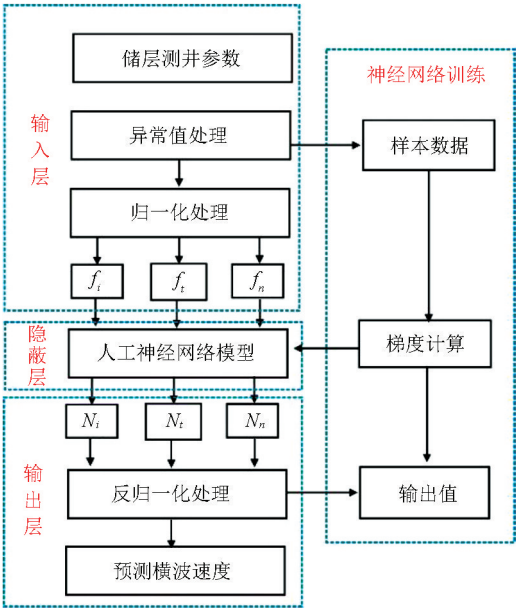


图 2 ANN 横波速度预测方法流程
Fig. 2 Flow chart of ANN shear wave velocity prediction method

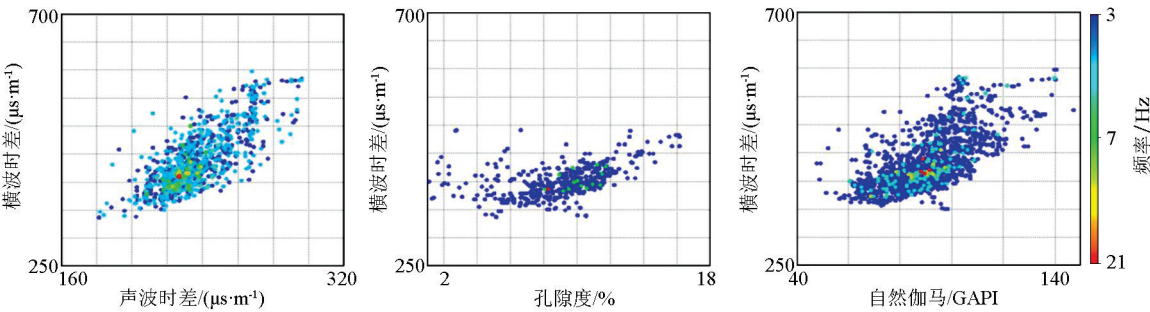


图 3 研究区测井曲线与横波时差交会
Fig. 3 Intersection of well logging curves and shear wave velocity in the study area

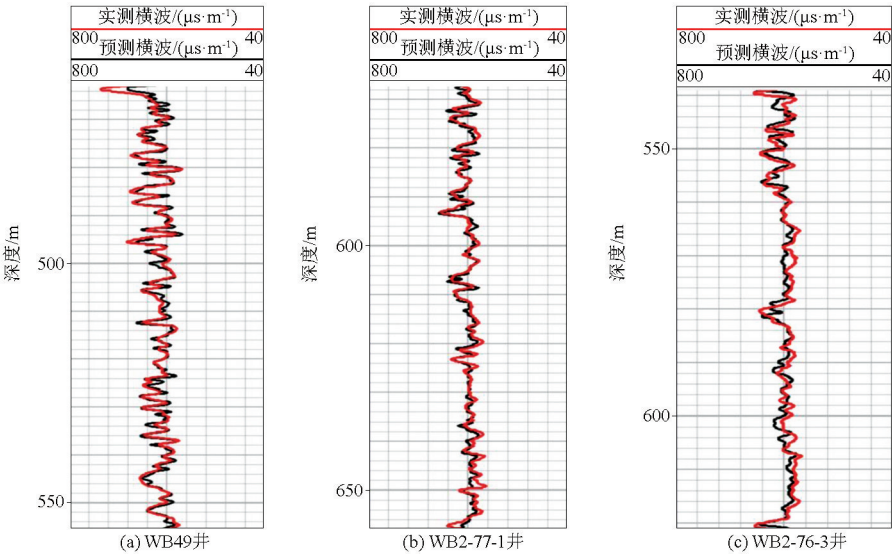


图 4 不同井横波速度预测值与实测真实值对比
Fig. 4 Comparison of predicted values of S-wave velocity and actual measured values with different wells

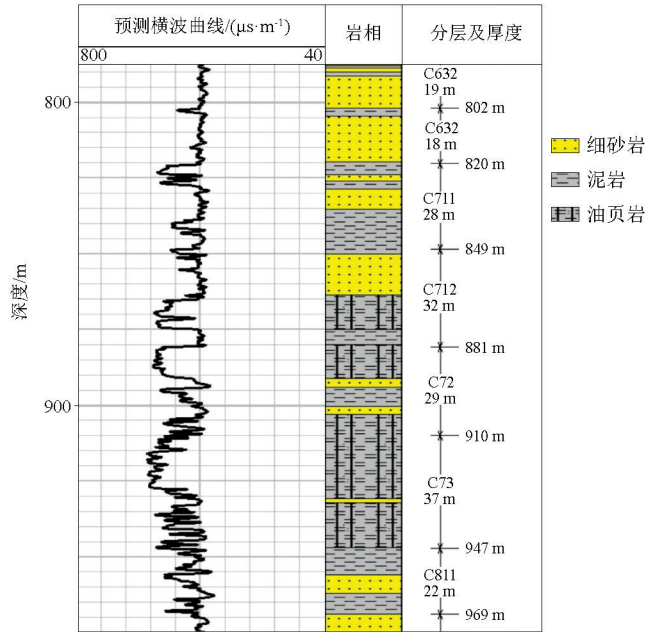


图 5 WB48 井目的层段横波速度结果分析

Fig. 5 Analysis results of shear wave velocity in the target interval of WB48 well

最后将 5 口没有横波曲线井的纵波速度、孔隙度、自然伽马作为输入到已经训练好的神经网络模型之中,通过神经网络预测得到每口井的横波曲线。如图 5 所示是 WB48 井预测的横波曲线,根据岩相可以看出在砂岩段横波速度高,在油页岩和泥岩段速度较小,符合一般地质规律,说明预测可靠。

因此我们认为根据横波速度与纵波速度、孔隙度、自然伽马等参数之间的相关性,所采用的 ANN 横波预测方法在研究区预测横波速度相对误差较低,可以应用其进行下一步的脆性预测等工作。

2 致密砂岩储层测井脆性评价

致密砂岩脆性预测主要借鉴页岩脆性预测方法,即基于实验室矿物组分分析法和弹性参数计算法,研究区由于实验室化验分析资料不足,只有少量的分析化验资料,因此本次研究主要基于上面预测的横波速度来间接利用弹性参数法计算脆性,为了减小误差,我们用矿物组分法对弹性参数法进行了校正,提出了一种适用于研究区致密砂岩储层的测井脆性评价方法。

2.1 矿物组分对岩石脆性评价

分析研究区 WB48 井全岩矿物 X 衍射数据(表 1),结果表明:延长组各层段岩石矿物组分变化较小,主要包含石英、长石和岩屑,其中岩屑以沉积岩岩屑为主,填隙物主要是方解石和白云石碳酸盐岩类矿物以及高岭石、绿泥石和伊利石等黏土类矿物。

其中石英、长石、碳酸盐岩类矿物含量的分别介于 26%~55%、26%~47%和 2%~25%。

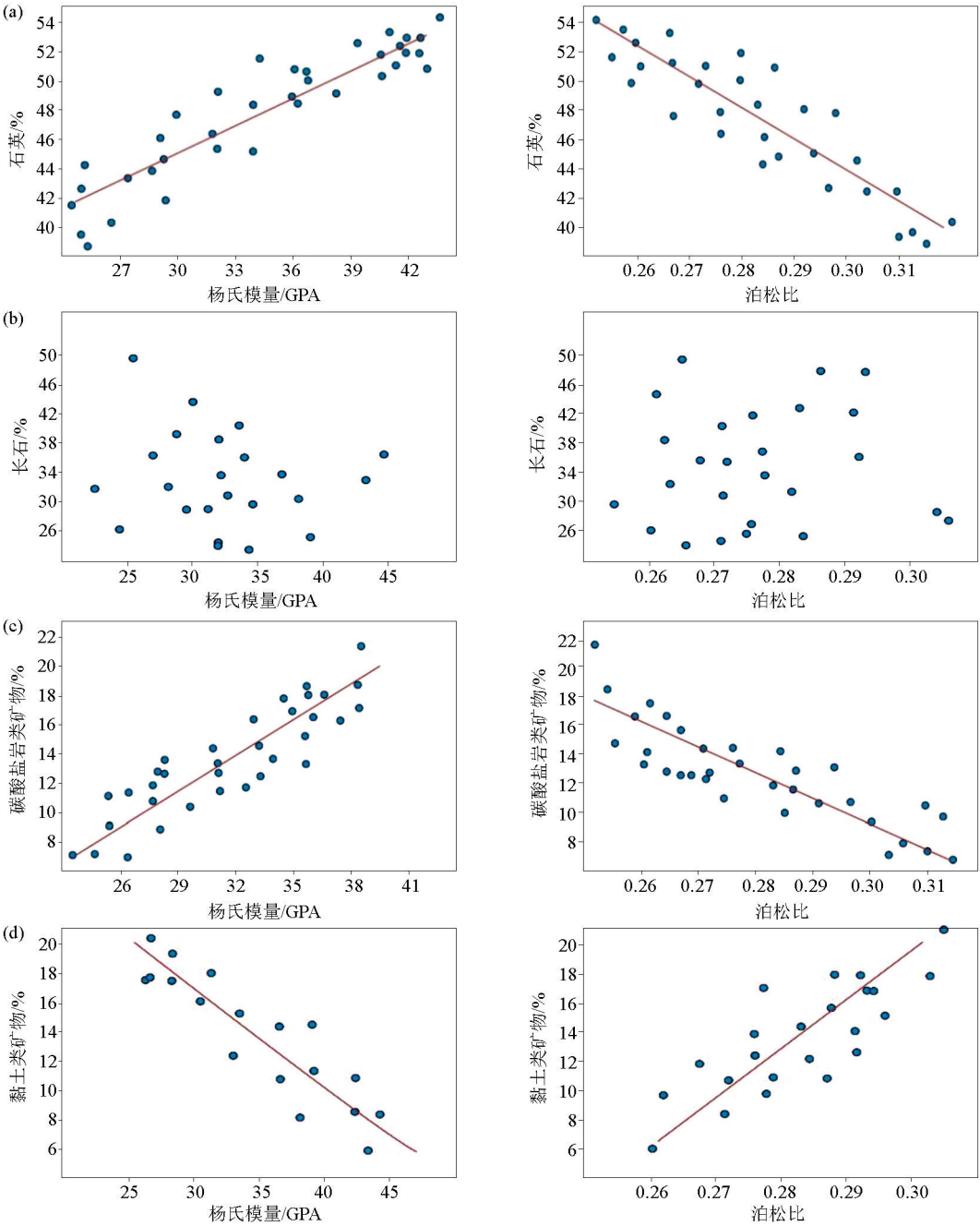
表 1 WB48 井延长组全岩矿物 X 衍射数据

Table 1 X-ray diffraction data of the whole rock in the Yanchang Formation of WB48 well

深度/m	层位	黏土类 矿物/%	石英/%	长石(钾 长石+钠长 石)/%	碳酸盐类矿物 (方解石+ 白云石)/%
498.02	C3	11	49	30	10
499.65	C3	9	52	30	9
501.01	C3	6	33	42	19
502.42	C3	9	46	41	4
503.35	C3	10	55	30	5
522.91	C3	12	52	29	7
524.86	C3	12	47	30	11
526.16	C3	11	49	33	7
528.08	C3	8	44	40	8
530.38	C3	8	50	32	10
533.66	C3	7	44	44	5
538.8	C3	9	40	48	3
807.28	C6	16	47	26	11
809.05	C6	17	43	30	10
810.5	C6	13	49	32	6
811.66	C6	15	44	32	9
812.74	C6	10	40	28	22
813.7	C6	10	48	31	11
815.45	C6	17	44	29	10
817.17	C6	14	49	26	11
827.28	C7	15	44	32	9
828.73	C7	22	37	28	13
830.76	C7	13	44	34	9
831.9	C7	13	26	36	25
833.44	C7	17	40	32	11

一般岩石力学认为,杨氏模量表示岩石的刚性,杨氏模量越大说明它越不易于发生形变,脆性就越大。泊松比反映岩石抵抗破裂能力,泊松比越小,岩石越容易裂开。所以总体来说杨氏模量越高、泊松比越低,则脆性指数越高^[25]。我们对石英、长石、碳酸盐岩类矿物和黏土类矿物与杨氏模量、泊松比进

行了交会分析(图6)。如图6a所示石英随杨氏模量的增大而增大,随泊松比减小而减小,因此石英为脆性矿物;长石是否为脆性矿物,不同学者看法不一,徐蕾等^[26]从晶体光学角度对长石组矿物的脆性差异进行了分析,认为钙长石脆性较强,钠长石和钾长石脆性较弱,通过对渭北地区延长组矿物成分化



a—石英与杨氏模量、泊松比交会分析;b—长石与杨氏模量、泊松比交会分析;c—碳酸盐岩类矿物与杨氏模量、泊松比交会分析;d—黏土类矿物与杨氏模量、泊松比交会分析
a—intersection analysis of quartz with Young's modulus and Poisson's ratio;b—intersection analysis of feldspar with Young's modulus and Poisson's ratio;c—intersection analysis of carbonate with Young's modulus and Poisson's ratio;d—intersection analysis of clay minerals with Young's modulus and Poisson's ratio

图6 石英、长石、碳酸盐岩类矿物和黏土类矿物与杨氏模量、泊松比交会分析

Fig. 6 Intersection analysis of quartz, feldspar, carbonate and clay minerals with Young's modulus and Poisson's ratio

验分析,其长石主要为钠长石和钾长石,未见钙长石,且从交会图 6b 可以看出长石与弹性参数没有明显关系,因此认为在渭北地区脆性计算中长石作为非脆性矿物处理;如图 6c 所示碳酸盐岩类矿物随杨氏模量增大而增大,随泊松比减小而减小,碳酸盐岩类矿物在渭北地区属于脆性矿物;如图 6d 所示黏土类矿物随杨氏模量增大而减小,随泊松比增大而增大与脆性成负相关。综上,分析判定研究区主要脆性矿物为石英和碳酸盐岩类矿物,可以利用其矿物组分来计算岩石脆性指数,表达式为:

$$m_{Bi} = \frac{\omega_{Qu} + \omega_{Ca}}{\omega_{Qu} + \omega_{Fe} + \omega_{Ca} + \omega_{Cl}}, \quad (3)$$

式中: m_{Bi} 为矿物组分计算脆性指数; ω_{Qu} 为石英矿物含量; ω_{Ca} 为碳酸盐岩类矿物含量; ω_{Fe} 为长石矿物含量; ω_{Cl} 为黏土类矿物含量。通过公式可以获取样本点各采样点的脆性值。

2.2 基于弹性参数计算的储层脆性预测

基于前面 ANN 预测的纵、横波速度,计算出杨氏模量和泊松比:

$$\sigma = \frac{0.5(V_p/V_s)^2 - 1}{(V_p/V_s)^2 - 1}, \quad (4)$$

$$E = \rho \frac{3V_p^2 - 4V_s^2}{(V_p/V_s)^2 - 1}, \quad (5)$$

式中: E 为杨氏模量, σ 为泊松比, V_p 为纵波速度, V_s 表示横波速度, ρ 为密度。

根据 Rickman 等^[27] 提出的利用归一化的杨氏模量、泊松比、岩石力学参数计算脆性指数:

$$E = (YMS_C - YMS_{min}) / (YMS_{max} - YMS_{min}) \times 100, \quad (6)$$

$$\sigma = (PR_C - PR_{max}) / (PR_{min} - PR_{max}) \times 100, \quad (7)$$

$$BI = (E + \sigma) / 2, \quad (8)$$

式中: YMS_C 为计算的杨氏模量; YMS_{max} 为杨氏模量最大值; YMS_{min} 杨氏模量最小值; PR_C 为计算的泊松比, PR_{max} 为泊松比最大值, PR_{min} 为泊松比最小值; BI 为弹性参数计算脆性指数。

通常情况下用计算获取的杨氏模量、泊松比最大值最小值直接代入式(6)、(7)、(8)计算脆性指数,但是计算结果发现与矿物组分法计算结果(式(3)中计算)存在一定误差,因此需要利用矿物组分所获取脆性指数来校正弹性参数计算的脆性指数。具体做法是首先建立计算杨氏模量与计算泊松比的交会图版如图 7,定义一个区域韧度值和区域刚度值,区域韧度值表征塑性,即低杨氏模量、高泊松比,区域刚度值表征脆性,即高杨氏模量、低泊松比,然

后通过在交会图版上移动选择适当的区域韧度值和区域刚度值,也就是寻找区域上杨氏模量、泊松比的最大和最小值点,交互式调节图 7、图 8,通过不断的实验选点直到弹性参数计算脆性指数(图 8 中红色曲线)与矿物组分计算脆性指数高度吻合时,作为校正后的区域韧度值和区域刚度值如图 7,当选取区域上泊松比最小值 0.11,最大值 0.36,杨氏模量最小值 10 GPa,最大值 66 GPa 时,弹性参数与矿物组分所计算的脆性指数最吻合(图 8)。

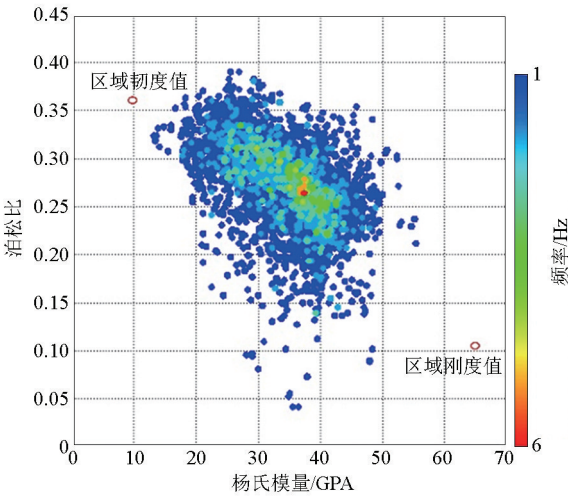


图 7 杨氏模量、泊松比交会图版

Fig. 7 Intersection diagram of Young's modulus and Poisson's ratio

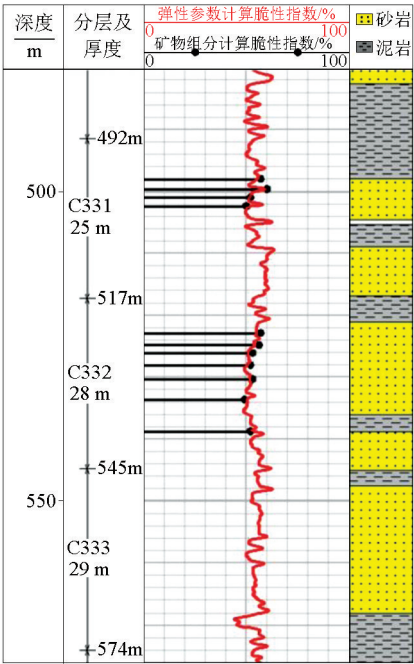


图 8 渭北地区致密油井脆性指数预测

Fig. 8 Prediction of brittleness index of tight oil wells in Weiwei area

图 8 中黑点为矿物组分计算获取的脆性指数,红色的曲线为弹性参数计算获得。最终寻找到了适合研究区的计算参数和校正方法,建立了储层的脆性指数评价模型。

3 应用效果

根据鄂尔多斯盆地渭北油田致密油井的测井资料,利用 ANN 横波预测方法预测获得横波测井资料,基于本文方法进行致密砂岩储层脆性测井评价,计算研究区 WB52 井、WB48 井的脆性指数,如图 9 所示,该计算方法可以有效反映储层纵向剖面上岩石的脆性指数差异。

结果显示,WB52 井在 C8 段 1 095~1 105 m 砂岩段有较好的油侵显示,在 1 095~1 099 m(红色框

上部)测井脆性指数评价脆性指数较低,测井解释为二类“甜点”储层,在 1 100~1 106 m(图中红色框内)脆性指数较高,结合测井曲线解释为一类“甜点”储层。对该井 C8 段 1 098~1 105 m 段射孔并压裂后日产油 3.5 t 产能较好。WB48 井 C6 段 805~820 m 砂岩段钻遇良好油迹显示,根据测井储层脆性预测结果在 805~810 m(红色框上部)脆性指数较低,测井解释为二类储层压裂后并无产能,在 814~818 m 高脆性段(图中红色框内)测井解释属于一类储层进行压裂改造,压裂后日产油 2.5 t。因此本文方法在缺乏横波测井资料的情况下,基于 ANN 进行横波预测,进而通过弹性参数计算脆性,利用矿物组分计算的脆性指数来校正弹性参数计算的脆性指数,其计算精度较高,可以为研究区有利层段压裂改造提供依据,为研究区增储上产做出了贡献。

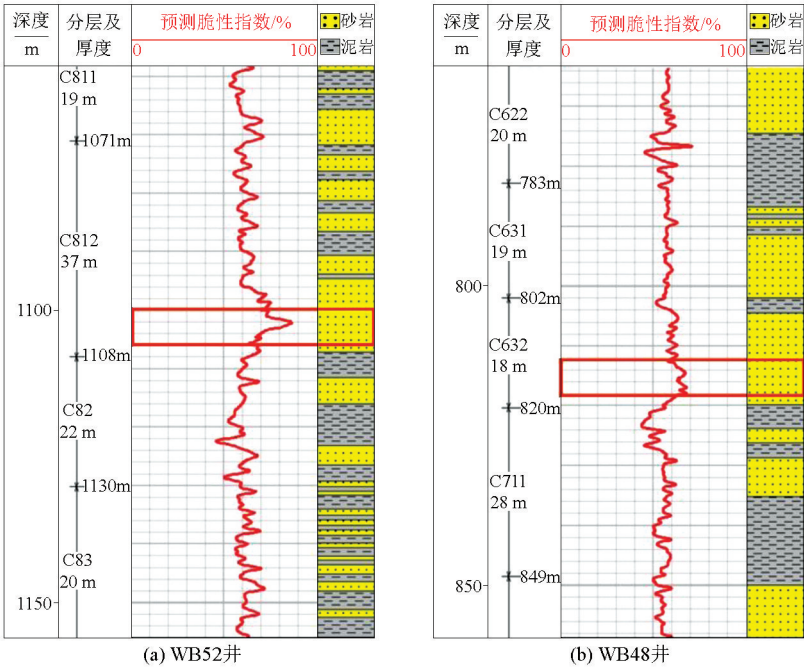


图 9 渭北地区致密油井脆性预测结果

Fig. 9 Brittleness prediction results of tight oil wells in Weibei area

4 结论

致密砂岩储层的岩性组合、岩石矿物组分非常复杂,常规基于碎屑岩、碳酸盐岩地层提出的传统的岩石物理手段,预测致密砂岩储层横波速度的适用性差且计算效率低,本文提出的基于人工神经网络模型的横波预测技术方法,主要依赖于机器学习,计算效率高且预测值与实测值吻合度高,能够有效解决研究区横波资料匮乏的实际问题。

对于致密砂岩储层脆性预测,单一的弹性参数

法或矿物组分法计算脆性指数误差较大,不能很好地指示地层压裂的有利层段。利用弹性参数计算脆性指数,通过矿物组分计算的脆性指数对弹性参数法计算脆性指数进行校正,可以获得最逼近实际的脆性指数。将该方法应用于渭北油田致密砂岩储层测井评价,为研究区有利层段压裂选择提供了指导。

渭北地区致密砂岩脆性测井评价方法的成功应用,为致密砂岩有利压裂层段选取提供了依据,也为其他类似地区致密砂岩储层脆性预测提供了借鉴。在应用时,一方面要注意 ANN 横波预测时要合理地优选敏感性参数建立 ANN 模型;另一方面要根据不

同地区准确地优选矿物组分计算脆性的计算公式。

参考文献 (References) :

- [1] 邹才能,朱如凯,吴松涛,等. 常规与非常规油气聚集类型、特征、机理及展望——以中国致密油和致密气为例[J]. 石油学报,2012,33(2):173-187.
- Zou C N,Zhu R K,Wu S T,et al. Types,haracteristics,genesis and prospects of conventional andunconventional hy drocarbon accumulations;Taking tight oil and tight gas in China an instance [J]. Acta Petrolei Sinica,2012,33(2):173-187.
- [2] 田建涛,赵超峰,张伟,等. 水力压裂井中监测方法不对称压裂裂缝分析[J]. 石油物探,2019,58(4):563-571.
- Tian J T,Zhao C F,Zhang W,et al. Analysis of asymmetric hydraulic fracture for borehole microseismic monitoring [J]. Geophysical Prospecting for Petroleum,2019,58(4):563-571.
- [3] 刘勇,方伍宝,李振春,等. 基于叠前地震的脆性预测方法及应用研究[J]. 石油物探,2016,55(3):425-432.
- Liu Y,Fang W B,Li Z C,et al. Brittleness prediction and application based on pre-stack seismic inversion [J]. Geophysical Prospecting for Petroleum,2016,55(3):425-432.
- [4] 张晓语,杜启振,马中高,等. 各向异性页岩储层脆性特征分析[J]. 物探与化探,2016,40(3):541-549.
- Zhang X Y,Du Q Z,Ma Z G,et al. Brittleness characteristics of anisotropic shale reservoirs [J]. Geophysical and Geochemical Exploration,2016,40(3):541-549.
- [5] 马妮,林正良,胡华锋,等. 页岩地层的破裂压力地震预测方法[J]. 石油物探,2019,58(6):926-934.
- Ma N,Lin Z L,Hu H F,et al. A seismic-based prediction method for fracture pressure in a shale formation [J]. Geophysical Prospecting for Petroleum,2019,58(6):926-934.
- [6] Obert L,Duvall W I. Rock mechanics and the design of structures in rock [M]. Hoboken: Wiley,1967.
- [7] 黄军平,张智盛,杨占龙,等. 致密岩石矿物组分含量及脆性指数多元回归定量预测[J]. 新疆石油地质,2016,37(3):346-351.
- Huang J P,Zhang Z S,Yang Z L,et al. Quantitative prediction of mineral component content and brittleness index in tight rocks based on multivariate regression analysis [J]. Xinjiang Petroleum Geology,2016,37(3):346-351.
- [8] 任岩,曹宏,姚逢昌,等. 吉木萨尔致密油储层脆性及可压裂性预测[J]. 石油地球物理勘探,2018,53(3):511-519.
- Ren Y,Cao H,Yao F C,et al. Brittleness and fracability prediction for tight oil reservoir in Jimsar Sag,Junggar Basin [J]. Oil Geophysical Prospecting,2018,53(3):511-519.
- [9] 张平,夏晓敏,崔涵,等. 基于岩石物理实验的致密油储集层脆性指数预测——以柴达木盆地跃灰 101 井区为例[J]. 新疆石油地质,2019,40(5):615-623.
- Zhang P,Xia X M,Cui H,et al. Tight oil reservoir brittleness index prediction based on petrophysical experiments:A case from Yuehui 101 area of Qaidam Basin [J]. Xinjiang Petroleum Geology,2019,40(5):615-623.
- [10] 孙赞东,贾承造,李相方,等. 非常规油气勘探与开发[M]. 北京:石油工业出版社,2011:407-593.
- Sun Z D,Jia C Z,Li X F,et al. Unconventional oil & gas exploration and development [M]. Beijing: Petroleum Industry Press,2011:407-593.
- [11] 石道涵,张兵,何举涛,等. 鄂尔多斯长 7 致密砂岩储层体积压裂可行性评价[J]. 西安石油大学学报:自然科学版,2014,29(1):53-55.
- Shi D H,Zhang B,He J T,et al. Feasibility evaluation of volume fracturing of Chang 7 tight sandstone reservoir in Ordos Basin [J]. Journal of Xi'an Shiyou University:Natural Science Edition,2014,29(1):53-55.
- [12] 许孝凯,翟勇,刘美杰,等. 复杂储层岩石脆性分析及应用研究[J]. 测井技术,2015,39(4):486-490.
- Xu X K,Zhai Y,Liu M J,et al. Brittleness analysis of rock and its application to complex reservoirs [J]. Logging Technology,2015,39(4):486-490.
- [13] 许杰,刘坤岩,武清钊,等. 焦石坝页岩脆性评价与预测[J]. 石油物探,2019,58(3):453-460.
- Xu J,Liu K Y,Wu Q Z. Evaluation and prediction of shale brittleness in the Jiaoshiba area [J]. Geophysical Prospecting for Petroleum,2019,58(3):453-460.
- [14] 刘雅杰,李生杰,王永刚,等. 横波预测技术在苏里格气田储层预测中的应用[J]. 石油地球物理勘探,2016,51(1):165-172.
- Liu Y J,Li S J,Wang Y G,et al. Reservoir prediction based on shear wave in Sulige Gas Field [J]. Oil Geophysical Prospecting,2016,51(1):165-172.
- [15] Castagna J P,Batzle M L,Eastwood R L. Relationships between compressional-wave and shear-wave velocities in elastic silicate rocks [J]. Geophysics,1985,50(4):571-581.
- [16] Xu S Y,White R E. A physical model for shear-wave velocity prediction [J]. Geophysical Prospecting,1996,44(4):687-717.
- [17] LEE M W. A simple method of predicting S-wave velocity [J]. Geophysics,2006,71(6):F161-F164.
- [18] 刘财,乔汉青,郭智奇,等. 基于粒子群算法的页岩孔隙结构反演及横波速度预测[J]. 地球物理学进展,2017,32(2):689-695.
- Liu C,Qiao H Q,Guo Z Q,et al. Shale pore structure inversion and shear wave velocity prediction based on particle swarm optimization (pso) algorithm [J]. Progress in Geophysics,2017,32(2):689-695.
- [19] 刘倩,印兴耀,李超. 含不连通孔隙的致密砂岩储层岩石弹性模量预测方法[J]. 石油物探,2015,54(6):635-642.
- Liu Q,Yin X Y,Li C. Rock elastic modulus estimation for tight sandstone reservoirs with disconnected pores [J]. Geophysical Prospecting for Petroleum,2015,54(6):635-642.
- [20] 张秉铭,刘致水,刘俊州,等. 富有机质泥页岩岩石物理横波速度预测方法研究[J]. 石油物探,2018,57(5):658-667.
- Zhang B M,Liu Z S,Liu J Z,et al. A new S-wave velocity estimation method for organic-enriched shale [J]. Geophysical Prospecting for Petroleum,2018,57(5):658-667.
- [21] Dutta S,Gupta J P. PVT correlations for Indian crude using artificial neural networks [J]. Journal of Petroleum Science and Engineering,2010,72(1):93-109.

[22] Cheng C S. A multi-yaler neural network model for detecting changes in the process mean [J]. Computers and Industrial Engineering, 1995, 28(1): 51 – 61.

[23] 史忠科. 神经网络控制理论[M]. 西安:西北工业大学出版社, 1997.

Shi Z K. Neural network control theory [M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 1997.

[24] 李文成, 彭嫦姿, 杨鸿飞. 横波预测技术在 YB 地区的应用 [J]. 地球物理学进展, 2014, 29(4): 1695 – 1700.

Li W C, Peng C Z, Yang H F. The application of S-wave prediction technology in YB area [J]. Progress in Geophysics, 2014, 29(4): 1695 – 1700.

[25] 周雪晴, 张占松, 张超漠, 等. 基于矿物组分和成岩作用的致密砂岩储层脆性评价方法——以鄂尔多斯盆地东北部某区块为例 [J]. 油气地质与采收率, 2017, 24(5): 10 – 16.

Zhou X Q, Zhang Z S, Zhang C M, et al. A new brittleness evaluation method for tight sandstone reservoir based on mineral compositions and diagenesis: A case study of a certain block in the north-eastern Ordos Basin [J]. Petroleum Geology and Recovery Efficiency, 2017, 24(5): 10 – 16.

[26] 徐蕾, 师永民, 徐常胜, 等. 长石族矿物对致密油储渗条件的影响——以鄂尔多斯盆地长 6 油层组为例 [J]. 石油勘探与开发, 2013, 40(4): 448 – 454.

Xu L, Shi Y M, Xu C S, et al. Influences of feldspars on the storage and permeability conditions in tight oil reservoirs: A case study of Chang-6 Oil Layer Group, Ordos Basin [J]. Petroleum Exploration and Development, 2013, 40(4): 448 – 454.

[27] Rickman R, Mullen M J, Petre J E, et al. A practical use of shale petrophysics for stimulation design optimization: All shale plays are not clones of the Barnett Shale [C]//SPE Technical Conference and Exhibition, Society of Petroleum Engineers, 2008, 48(3): 536 – 567.

Research and application of brittleness logging evaluation method to tight sandstone reservoirs: Exemplified by Weibei oilfield in Ordos Basin

ZHU Yan, HAN Xiang-Yi, YUE Xin-Xin, YANG Chun-Feng, CHANG Wen-Xin, XING Li-Juan, LIAO Jing
(Exploration and Development Research Institute of Henan Oilfield Company, Sinopec, Zhengzhou 450018, China)

Abstract: Tight sandstone reservoirs have the characteristics of strong heterogeneity, poor physical properties, and difficulty in exploration and development. In order to find the high-brittleness section of tight sandstone reservoirs in the Weibei oilfield and fracture this kind of reservoirs, this paper proposes a method based on ANN (artificial neural network) model for shear wave prediction under the condition of lacking suitable brittleness prediction methods for tight sandstone reservoirs in the Weibei oilfield at present. The predicted value is highly consistent with the measured value, and the brittleness index of each well in the study area is calculated by the elastic parameter method further. For the purpose of improving the accuracy of the brittleness index predicted by this method, X-ray diffraction full-rock analysis of fewer wells in the study area is utilized, and it is concluded that quartz and carbonate rocks are the main brittle minerals of the Yanchang formation in the study area. " (quartz+carbonate) content/ total minerals " are adopted to calculate the rock brittleness index and then improve the brittleness index predicted by the elastic parameter method. This technique which takes advantage of the balance between the mineral composition method and the elastic parameter method not only improves the prediction accuracy but also makes up for the lack of array acoustic logging and whole rock analysis data. This method was used to predict the brittleness of tight sandstone reservoirs in the WB2 well area of the Yanchang formation in the Weibei oilfield, and high-brittleness sections of WB52 and WB49 were further chosen to be fractured. It is shown that the production stimulation effect was obvious after fracturing, which is of great significance for guiding hydraulic fracturing. The method and process proposed in this paper have strong application and promotion value.

Key words: brittleness index; tight sandstone; fracturing transformation; shear wave prediction; elastic parameters; artificial neural network; mineral fragility index; desert

(本文编辑:叶佩)