

引用格式:陈维铭,蒋琳,罗彤彤,等.基于深度学习的页岩气藏压裂缝网反演方法研究[J].油气藏评价与开发,2025,15(1):142-151.

CHEN Weiming, JIANG Lin, LUO Tongtong, et al. Research on deep learning-based fracture network inversion method for shale gas reservoirs[J].

Petroleum Reservoir Evaluation and Development, 2025, 15(1): 142-151.

DOI: 10.13809/j.cnki.cn32-1825/te.2025.01.018

基于深度学习的页岩气藏压裂缝网反演方法研究

陈维铭¹,蒋琳²,罗彤彤³,李悦²,汪健华³

(1.重庆页岩气勘探开发有限责任公司,重庆 401121;2.中油奥博(成都)科技有限公司,四川 成都 611700;

3.中国石油川庆钻探工程有限公司地质勘探开发研究院,四川 成都 610056)

摘要:页岩气储集层致密性强,非均质性显著,自然产量极低,必须采用水力压裂技术进行增产改造才能获得工业气流,而评估压裂作业成效及优化工艺参数的关键在于获取准确的压裂缝网参数。传统裂缝监测技术(如微地震监测)费用高昂,无法实现井区全覆盖监测,而数值模拟预测模型需要大量的工程地质参数,导致地质资料不完整或缺失并段预测效果不佳,亟须一种经济高效地获取裂缝网参数的新方法。为此,提出一种基于深度学习的页岩气藏压裂缝网反演方法,其核心是以现场施工压裂曲线数据为基础,对压裂曲线特征参数进行量化分析,以缝网参数的强相关性指标作为输入,以微地震监测缝网参数(包括缝网长度、宽度、高度、体积)作为目标输出,建立BP(误差反向传播)神经网络反演模型,实现压裂缝网参数精确反演。根据渝西地区页岩气井现场450段压裂曲线,对模型进行了训练和参数优化,测试集缝网参数反演结果平均相对误差低于15%,验证了这种新方法对页岩气藏压裂缝网反演的可行性。

关键词:页岩气;压裂曲线;缝网参数预测;BP神经网络;反演

中图分类号:TE377

文献标识码:A

Research on deep learning-based fracture network inversion method for shale gas reservoirs

CHEN Weiming¹, JIANG Lin², LUO Tongtong³, LI Yue², WANG Jianhua³

(1. Chongqing Shale Gas Exploration and Development Co., Ltd., Chongqing 401121, China; 2. Optical Science and Technology (Chengdu)

Ltd., Chengdu, Sichuan 611700, China; 3. Geological Exploration and Development Research Institute of CNPC Chuanqing Drilling

Engineering Co., Ltd., Chengdu, Sichuan 610056, China)

Abstract: Shale gas reservoirs are characterized by high compactness and significant heterogeneity, with naturally low production that necessitates hydraulic fracturing technology for enhanced productivity to achieve industrial gas flow. The key to evaluating the effectiveness of fracturing operations and optimizing process parameters lies in obtaining accurate fracture network parameters. Traditional fracture monitoring techniques, such as microseismic monitoring, are costly and cannot achieve full coverage monitoring of well areas. Numerical simulation prediction models require a large number of engineering geological parameters, leading to poor prediction effects for geological data that are incomplete or missing well sections. There is an urgent need for a new method that is economically efficient in obtaining fracture network parameters. To address this, a shale gas reservoir fracture network inversion method based on deep learning was proposed. The core of this method is to quantitatively analyze the fracturing curve characteristic parameters based on the site fracturing curve data, using strongly correlated indicators of fracture network parameters as inputs and microseismic monitoring fracture network parameters (including length, width, height, and volume) as target outputs. A back-propagation (BP) neural network inversion model was established to achieve accurate inversion of fracture network parameters. The model was trained and optimized using 450 fracturing curve segments from shale gas wells in western Chongqing, with the average relative error of fracture network parameter inversion results in the test set being below 15%, which verified the feasibility of this new method for inversion of shale gas reservoir fracture networks.

Keywords: shale gas; fracturing curve; fracture network parameter prediction; BP neural network; inversion

页岩气作为一种清洁燃料,极大地促进了“双碳”战略目标的实现。截至2019年,中国海相页岩气探明储量为 $1.8 \times 10^{12} \text{ m}^3$,累计投产页岩气井2 000余口,2023年国家

能源局统计数据显示,中国页岩气年产量超 $2.4 \times 10^{10} \text{ m}^3$,页岩气已经成为天然气上产的重要接替资源。页岩气储集层地质条件复杂,具有超低渗透率,页岩气藏“天然”生

收稿日期:2024-03-20。

第一作者简介:陈维铭(1992—),男,本科,工程师,从事页岩气勘探开发工作。地址:重庆市北部新区黄山大道中段64号8幢,邮政编码:401121。

E-mail: cwm2015@petrochina.com.cn

基金项目:国家自然科学基金项目“一种复杂缝网的能量断裂准则及其在致密砂岩压裂模拟中的应用”(11672333)。

产产量极低^[1-4],因此,需采用水平井分段多簇水力压裂技术,提升缝网的改造体积,为页岩气运输提供畅通的网络通道。水力压裂技术广泛应用于页岩气储层改造和增产,因此,压后效果评估和压裂缝网监测对于页岩气的高效开发具有重要意义^[5-9]。

在页岩气生产过程中,实施水平井多级压裂是提升产量的关键手段,压后评估与缝网监测效果对于确保压裂作业的成功至关重要。目前,压裂缝网参数评估方式主要有3类:①通过压裂过程中水力裂缝的空间几何形态实时评价技术(微地震监测、广域电磁法、分布式光纤监测)^[10-11];②利用小型压裂或生产数据构建理论模型推算裂缝参数;③在压裂井附近通过钻井取心观察裂缝。其中,第一类在现场应用最为广泛,尤其是微地震监测技术,但经济成本高昂,无法实现监测普及。第二类多为构建数据与裂缝参数的理论模型,国内外众多学者对其进行深入研究:李宪文等^[12]采用了随机分形理论构建了水平井体积压裂的缝网预测数值模型,并结合微地震数据和历史产量数据提出一套新型裂缝参数反演方法,为裂缝参数反演提供了新途径;易新民等^[13]利用阵列声波资料、过套管交叉偶极横波测井资料,提出水力压裂裂缝高预测和检测方法;LI等^[14]采用模拟退火(SA)算法建立了基于分布式温度测试(DTS)数据反演裂缝参数的模型,建立了定量解释水平井分段多簇压裂后的产出剖面及缝网参数反演方法;尹从彬等^[15]通过建立裂缝网络扩展数值模拟模型,进行裂缝扩展方位、扩展范围的预测;朱昭颖等^[16]基于等效电路方法建立了水平井压裂水锤效应数学模型,利用特征线法对其进行求解,反演出了裂缝半长和高度;赵玉龙等^[17]使用分形裂缝表征水力压裂缝网,结合数值试井分析,提出基于停泵压降数据单段缝网参数反演方法。这些方法基于知识驱动,通常从物质成分和储层结构出发,构建理论模型或经验公式来描述目标参数在理想状态下的内在联系。但裂缝参数受多种因素共同影响,而知识驱动方法往往只考虑有限的维度,并且简化了的裂缝扩展模型可能与实际地层中的裂缝扩展存在较大差异,这可能导致反演得到的裂缝参数与实际情况不吻合,降低了结果的精度。

人工智能的迅猛发展催生了数据驱动方法这一新兴的思维方式,在多个行业领域得到广泛应用并取得显著成效,石油产业也位列其中。数据驱动方法通过分析收集到的大量数据之间的关联性来构建模型,进而进行回归预测。相较于知识驱动方法,数据驱动方法操作简便,在解决多因素影响分析方面,展现出独特的优势。于豪等^[18]利用BP(误差反向传播)神经网络和DFN(离散裂缝网络)建模技术,结合测井资料,建立了裂缝的密度、长度和发育方向的预测模型;ZHANG等^[19]基于循环神经网络

(RNN),提出了一种应用长短期记忆网络(LSTM)构建测井曲线生成的新方法;冯明洁^[20]通过地质参数和压裂施工参数,利用深度学习方法建立了压裂裂缝网络形貌预测模型;常德宽等^[21]结合了ResNet和U-Net这2种架构,提出了一种基于卷积深度神经网络的地震数据中断层识别新方法,该方法能够精确地标定断层的位置,并且能够保证断层的垂直连续性和清晰的断层轮廓。人工智能技术在石油勘探与开发的多个环节,包括测井资料处理、地震数据分析、油藏动态分析和模拟等领域已广泛应用,并取得了显著的成效,但在压裂缝网反演评估领域,由于模型预测精度对地质、工程资料的高度依赖,前期资料收集整理工作量巨大,导致缝网预测效果不佳。

综上所述,目前压裂效果评估手段受制于经济成本和对地质工程资料的高度依赖,亟须一种经济高效的压裂缝网参数反演方法。因此,提出一种基于深度学习的页岩气藏压裂缝网反演新方法,通过对现场压裂施工曲线特征进行量化分析,利用深度学习建立的压裂曲线量化指标与裂缝参数之间的非线性数据模型,实现页岩气藏水力压裂缝网参数反演和水力压裂效果评估。

1 BP神经网络

深度前馈神经网络(DFNN)是深度学习领域中一种重要的算法,能够通过一系列非线性变换来逼近复杂的数据模式。DFNN由多层神经元构成,每一层负责信息的转换,以便捕捉数据中的深层结构。BP神经网络是DFNN的一种训练方法,其核心在于利用误差反向传播算法来调整网络的权重和偏置。BP神经网络具有正向传播和误差反向传播机制的特点。这种分离的处理方式使得网络能够在不了解输入和输出之间确切数学关系的情况下,学习到它们之间的复杂映射关系。BP神经网络的训练过程是迭代的,通过逐步调整权重和偏置,网络逐渐优化,以提高对数据模式的逼近能力。

1.1 BP神经网络结构

BP神经网络的拓扑结构主要包括输入层(Input layer)、隐含层(Hidden layer)和输出层(Output layer),输入层负责接收信息,隐藏层负责特征提取并进行非线性变换,输出层负责生成最终的输出结果^[22],神经网络结构如图1所示。输入层节点的数量对应输入数据维度,而输出层节点数量对应预期输出维度,隐藏层的节点数量则根据具体应用场景和数据复杂性确定。节点的核心是感知器,它包括了输入信号、连接权重、偏置项以及激活函数。激活函数如sigmoid函数、tanh函数、ReLU函数或Leaky-ReLU函数,提供了非线性变换能力,使得网络能

够学习复杂的数据模式。在正向传播阶段,输入信号通过网络层层传递,最终生成输出。反向传播阶段则涉及将实际输出与目标输出之间的误差逆向传递回网络,逐层调整权重和偏置,使损失函数最小化,优化网络性能。这个过程通常涉及多次迭代,直至模型达到预期精度。

1.2 学习准则

在BP神经网络中,损失函数是用来衡量网络预测值与真实值之间差异的指标。通常,损失函数被定义为均方误差(Mean Squared Error, MSE),通过计算预测值与实际值差值平方的均值来量化这种差异。对于单个样本,均方误差可以表示为^[23]:

$$A_{\text{MSE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (1)$$

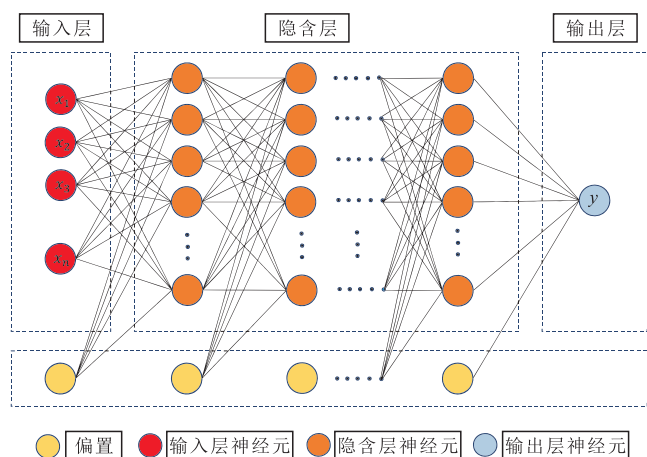
式中: A_{MSE} 为均方误差; n 为输出维度(即网络输出的变量数); i 为第*i*个数据; y_i 为第*i*个真实值; \hat{y}_i 为第*i*个预测值。对于整个数据集,损失函数通常是所有样本均方误差的总和或平均值。

1.3 算法原理

误差反向传播算法简称为反向传播算法,在训练过程中,网络通过反向传播算法调整权重和偏置,使损失函数最小化。每一次迭代都包括一次前向传播和一次反向传播,以及随后的权重更新。网络模型的性能会随着训练迭代而逐渐提高,最终能够更准确地逼近真实值。

1.3.1 信息向前传播

对于隐含层和输出层各节点的输出值,使用输入向量 x ,输入层(或隐藏层)与隐藏层之间的权值 $w_{ij}^{(k)}$ 及偏置 $b_i^{(k)}$,结合隐藏层的激活函数 $f(x)$,计算得出^[24]:



注: x 为输入向量; y 为输出向量。

图1 前馈神经网络结构

Fig. 1 Feedforward neural network structure

$$a_i^{(k)} = f(z_i^{(k)}) = f\left(\sum_{j=1}^{n_k} w_{ij}^{(k)} x_j + b_i^{(k)}\right) \quad (2)$$

式中: $a_i^{(k)}$ 为每一层的激活值(即输出值); $z_i^{(k)}$ 为第*K*层的第*i*个神经元的输入; n_k 为第*K*层的神经元数量; $w_{ij}^{(k)}$ 表示输入层(或隐藏层)与隐藏层之间的权值; x_j 为第*j*个输入; $b_i^{(k)}$ 表示输入层(或隐藏层)与隐藏层之间的偏置。写成向量表达式为:

$$\mathbf{a}^{(k)} = f(\mathbf{z}^{(k)}) \quad (3)$$

$$\mathbf{z}^{(k)} = (\mathbf{W}^{(k)})^T \mathbf{a}^{(k-1)} + \mathbf{b}^{(k)} \quad (4)$$

式(3)一式(4)中: $\mathbf{a}^{(k)}$ 为第*K*层神经元的激活值矩阵; $\mathbf{z}^{(k)}$ 为第*K*层的激活值矩阵; $\mathbf{W}^{(k)}$ 为第*K*-1层到第*K*层的权重矩阵; $\mathbf{a}^{(k-1)}$ 为第*K*-1层神经元的激活值矩阵; $\mathbf{b}^{(k)}$ 为第*K*-1层到第*K*层的偏置矩阵。

1.3.2 误差反向传播

当网络的预测误差未能达到预期标准时,需要对网络中的权重和偏置进行调整,使预测结果更加接近实际值。这一过程通常采用梯度下降法来实现,通过计算损失函数对权重和偏置的偏导数来更新这些参数。更新后的权重和偏置计算公式如下:

对于输出层(第*K*层)神经元的权重参数为:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(k)}} = \delta_i^{(k)} a_j^{(k-1)}, \quad (1 \leq i \leq n_k, 1 \leq j \leq n_{k-1}) \quad (5)$$

$$\delta_i^{(k)} = -(y_i - a_i^{(k)}) f'(z_i^{(k)}), \quad (1 \leq i \leq n_k) \quad (6)$$

式(5)一式(6)中: E 为损失函数; $\delta_i^{(k)}$ 为第*K*层第*i*个神经元的误差项; n_{k-1} 为第*K*-1层神经元的个数; $a_j^{(k-1)}$ 为第*K*-1层第*j*个神经元的激活值; $f'(z_i^{(k)})$ 为激活函数 f 在 $z_i^{(k)}$ 处的导数。

对于隐藏层(第 $2 \leq K \leq K-1$ 层)神经元的权重参数为:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(k)}} = \delta_i^{(k)} a_j^{(k-1)} \quad (7)$$

$$\delta_i^{(k)} = \left(\sum_{j=1}^{n_{k+1}} \delta_j^{(k+1)} w_{ji}^{(k+1)} \right) f'(z_i^{(k)}) \quad (8)$$

式中: n_{k+1} 为第*K*+1层的神经元数量; $\delta_j^{(k+1)}$ 为第*K*+1层的第*j*个神经元的误差项; $w_{ji}^{(k+1)}$ 为第*K*+1层中从第*j*个神经元到第*K*层第*i*个神经元的权重。

对于输出层和隐藏层的偏置参数为:

$$\frac{\partial E}{\partial b_i^{(k)}} = \delta_i^{(k)} \quad (9)$$

1.4 技术路线

基于现场压裂施工曲线,以微地震监测所刻画的缝

网长度、缝网宽度、缝网高度及缝网体积作为目标参数,利用目标参数的理论模型和经验方程对压裂曲线量化分析,结合深度学习方法,构建一套基于压裂曲线的页岩气压裂缝网智能反演方法。具体研究流程如图2所示。

2 压裂施工曲线量化分析

压裂施工曲线由泵注压力、施工排量和砂浓度曲线组成,是评估压裂作业效果的关键指标之一(图3)。为了从压裂曲线中提取裂缝缝网的详细信息,需要进行深入的量化分析。综合考虑压裂曲线分析理论模型和经验方程,对压裂施工曲线进行量化处理,从而得到与缝网特征(如缝网长度、宽度、高度、体积)相关的量化指标。

依据压裂过程中的注入程序,结合施工排量和砂比曲线,将压裂曲线划分为3个主要阶段:①前置液阶段;②加砂压裂阶段;③停泵阶段。针对不同阶段压裂曲线响应特征,分别提取压裂曲线特征参数,开展压裂曲线量化研究。

在压裂作业中,地层的破裂压力波动可能受到摩擦阻力和管线存储效应的影响,地面观察到的压力曲线无法准确反映井底实际情况。为了更准确地评估井底的压力情况,需要将地面施工压力转换为井底压力。可通过式(10)进行井底压力转换^[25-26]:

$$p_{wb} = p_h + \int_0^z \rho_f g dz - \int_0^l \Delta p_f dl - \Delta p_{pf} \quad (10)$$

式中: p_{wb} 为井底压力,单位MPa; p_h 为井口压力,单位MPa; ρ_f 为压裂液密度,单位 g/cm^3 ; g 为重力加速度,取值 $9.80 m/s^2$; z 为压裂段垂深,单位m; l 为压裂段井深,单位m; Δp_f 为单位长度的压裂液与井筒摩擦力,单位MPa/m; Δp_{pf} 为射孔眼摩阻,单位MPa。

2.1 前置液阶段

在前置液阶段压裂曲线中,选取破裂压力点前压力曲线线性上升阶段,该阶段地层处于憋压状态,此时压裂液会向地层发生不同程度的滤失,为消除排量影响,将压裂曲线井底压力上升斜率与排量上升斜率的比值称为前置液单位体积上升压力,该指标可反映地层的吸液能力,地层吸液能力越强,意味着地层渗透能力越好。地层破裂压力的大小与岩石的力学性质、地层应力状态以及岩石的裂缝韧性等因素密切相关。根据破裂压力数值还可以大致判断地层的塑性和脆性,同时也在一定程度上也体现出了岩石的强度。岩石开始发生破裂,由于岩石发生变形和弹性回复,缝内压力会出现骤降现象,该阶段的压力曲线前置液压力下降斜率、前置液下降压差表征了岩石破裂后缝内压力骤降的快慢,也体现了地层的塑性和脆性^[24]。因此,选取前置液单位体积上升压力、破裂压力、前置液压力下降斜率和前置液下降压差4项压裂曲线特征参数作为前置液阶段压裂曲线的量化指标。

2.2 加砂压裂阶段

随着前置液逐渐泵入地层,裂缝起裂并随之延伸扩展,裂缝延伸压力整体上表征了裂缝延伸受工程地质双重因素的制约情况,是加砂压裂阶段的重要指标。暂堵过程中暂堵剂封堵已压裂缝及其射孔,暂堵生效瞬时导致压力上升,暂堵生效瞬时压力上升值可有效评价暂堵

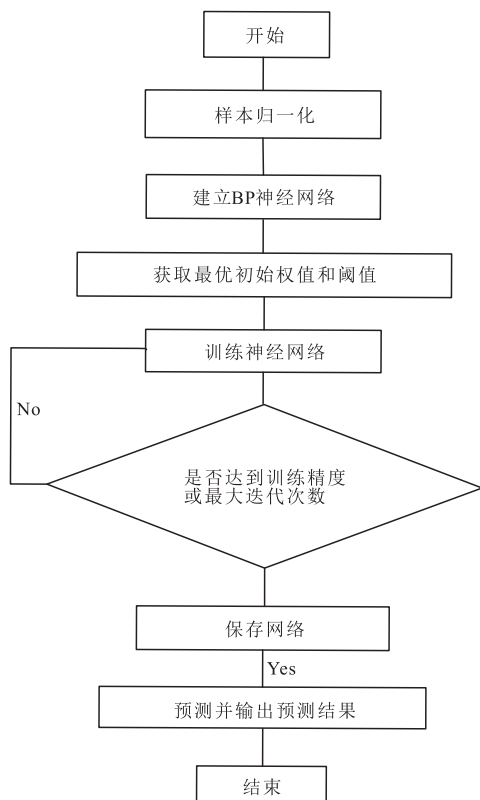


图2 BP神经网络预测方法流程

Fig. 2 BP neural network prediction method flowchart

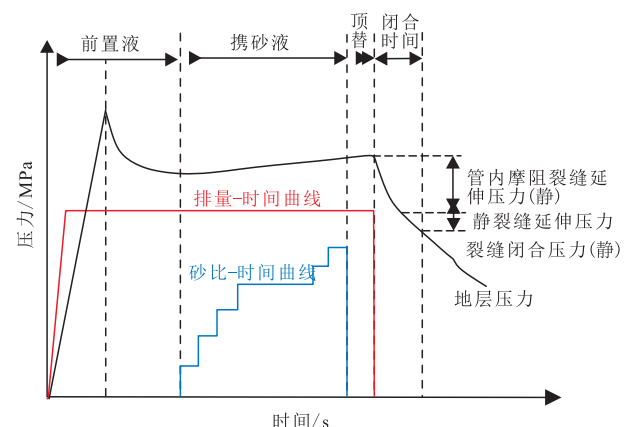


图3 经典压裂曲线示意图

Fig. 3 Schematic diagram of a classic fracturing curve

剂封堵已压裂缝状态。暂堵前后平均压力上升值可反映新裂缝是否有效扩展,即暂堵后平均压力与暂堵前平均压力差值。在分析压裂曲线时,波动周期、波动振幅和波动次数是用于描述曲线特征的关键参数。波动次数表示地层性质的不均匀性,波动次数越多说明地层的非均质性越强。振幅代表波峰和波谷与平均压力值的偏差,振幅的变化情况与地层中天然裂缝的连通性以及砂堵、暂堵和新裂缝的形成息息相关。此外,波动周期在一定程度上能够指示地层的塑性和脆性。这些参数的综合分析有助于深入理解压裂过程中地层的反应,从而优化压裂设计和评估作业效果。

根据加砂压裂阶段压裂曲线特征分析,选取了压裂液排量、延伸压力、压裂时间、总砂量、暂堵生效瞬时压力上升值、暂堵前后平均压力上升值、低黏占比(低黏压裂液占比)、波动周期、波动振幅和波动次数10项压裂曲线特征参数作为加砂压裂阶段的量化指标。

2.3 停泵阶段

在压裂作业的停泵阶段,随着泵注的停止,裂缝内部的压力开始下降,导致裂缝在地应力的作用下逐渐闭合。在停泵阶段,替挤峰值的高低和持续时间反应压裂的效果和裂缝的连通情况,同时,缝网改造区域的渗透率和裂缝半长也会对裂缝高度产生影响^[27-28]。停泵阶段压力下降斜率代表缝内压力降低的速度,复杂裂缝网络展现出较慢的压力下降速度。地层的闭合压力可利用G函数分析法进行计算,通过地层闭合压力和曲线形态判断裂缝的复杂程度。此外,拟线性流阶段的斜率也反映了地层被压裂改造的程度。

在停泵阶段,压裂曲线中替挤峰值、停泵压力下降的斜率、裂缝闭合压力和拟线性流斜率对于评估裂缝的高度、缝网改造区域的渗透率以及裂缝的半长等参数至关重要,因此,选取以上4项压裂曲线特征参数作为停泵阶段的量化指标。

综上所述,通过对压裂曲线的划分和分析,共选取18项特征参数作为量化指标,其中前置液阶段4项:前置液单位体积上升压力、破裂压力、前置液压力下降斜率、前置液下降压差;加砂压裂阶段10项:压裂液排量、延伸压力、压裂时间、总砂量、暂堵生效瞬时压力上升值、暂堵前后平均压力上升值、低黏占比、波动周期、波动振幅、波动次数;停泵阶段4项:替挤峰值、停泵压力下降的斜率、裂缝闭合压力、压力曲线的拟线性流斜率。

3 数据分析处理

3.1 数据整理与分析

基于确定压裂曲线量化指标的基础上,共整理渝西

页岩气田600段实际压裂曲线,其中450段具有缝网参数评价数据。将压裂曲线的18项量化指标作为相关参数,微地震监测的缝网长度、缝网宽度、缝网高度和缝网体积数据作为目标参数,以该区获取的450组页岩气压裂曲线数据为基础,对原始数据进行统计分析,其分布及状况如表1所示。

3.2 数据归一化处理

数据预处理是确保预测模型准确性的关键步骤。为了消除不同参数由于物理意义和量级差异带来的影响,对数据进行了归一化处理。研究选用了Z-score归一化方法对参数进行处理,以确保各参数在同一量级上进行比较和分析:

$$\begin{cases} x_{\text{nor}} = \frac{x - \mu(x)}{\sigma(x)} \\ \mu(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \\ \sigma(x) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [x_i - \mu(x)]^2} \end{cases} \quad (11)$$

式中: x 为参数变量; x_{nor} 为归一化前后因子变量; $\mu(x)$ 为变量 x 的期望值; x_i 为第 i 个变量; $\sigma(x)$ 为变量 x 的标准差; N 为变量 x 的样本点数。

表1 特征参数数据统计

Table 1 Statistical data of characteristic parameters

数据类型	平均值	最大值	最小值
前置液单位体积上升压力/ [(MPa·min)/m ³]	1.24	2.87	0.37
破裂压力/MPa	99.60	114.52	88.04
前置液压力下降斜率/(MPa/min)	-4.30	-1.32	-7.15
前置液下降压差/MPa	6.46	29.52	1.25
压裂液排量/(m ³ /min)	17.42	19.00	15.63
延伸压力/MPa	98.18	104.00	93.91
压裂时间/min	167.60	235.01	88.93
总砂量/m ³	337.46	440.44	320.11
暂堵生效瞬时上升压力/MPa	8.17	14.69	2.36
暂堵前后平均上升压力/MPa	5.95	16.34	2.31
低黏占比/%	0.95	1.00	0.95
波动周期/min	2.88	5.27	1.19
波动振幅/MPa	2.55	4.78	1.18
波动次数	2.26	4.00	1.00
替挤峰值/MPa	105.61	113.05	93.62
停泵斜率	-7.04	-1.96	-14.10
裂缝闭合压力/MPa	71.77	81.18	65.02
拟线性流斜率	-0.39	-0.01	-0.85
缝网长度/m	399.17	475.00	284.00
缝网宽度/m	99.22	125.00	80.00
缝网高度/m	93.91	124.00	70.00
缝网体积/10 ⁴ m ³	296.12	505.00	243.25

为了清晰地展示数据分布特性,并确保数据满足BP神经网络所要求的独立同分布(IID)条件,采用了箱线图进行可视化分析。如图4所示,分析结果显示低黏占比和压力曲线的拟线性流斜率的数据集中度较高,且存在较多的异常值,而其他参数的数据分布则较为均匀。总体来看,各参数数据近似于标准正态分布,为后续的BP神经网络分析提供了合适的数据集。

3.3 量化指标相关性分析

主控因素的确定是建立预测模型的基础,确定主控因素的方法有灰色关联系数法、Pearson关联系数法、Spearman关联系数法和Kendall关联系数法等。在确定目标参数的基础上,利用Pearson关联系数法对压裂曲线量化指标影响目标参数的程度进行了排序和分析, Pearson关联系数计算公式如下^[29]:

$$r(x,y) = \frac{\text{cov}(x,y)}{\sqrt{S(x)S(y)}} \quad (12)$$

式中: $r(x,y)$ 为变量 x 和 y 的关联系数; $\text{cov}(x,y)$ 为变量 x 和 y 的协方差; $S(x)$ 为变量 x 的方差; $S(y)$ 为变量 y 的方差。

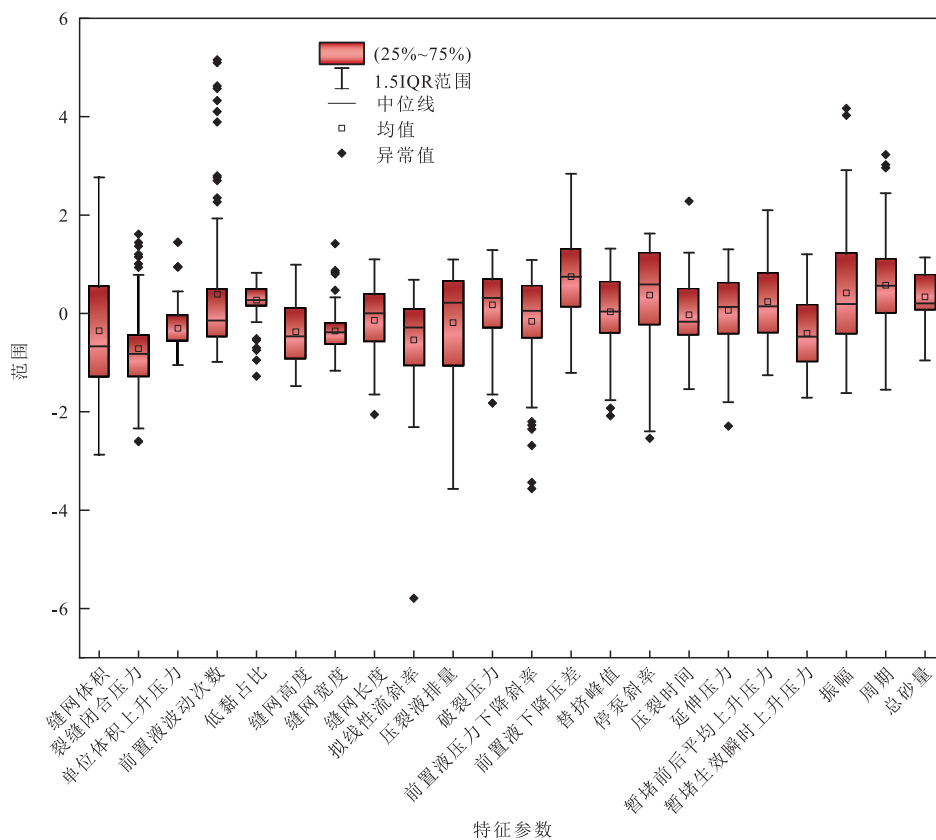
根据以上18个归一化因素分别与归一化缝网长度、

缝网宽度、缝网高度和缝网体积评价结果进行因子相关性分析。相关性分析热力图如图5所示。

根据相关性分析结果可得,缝网长度与压裂液排量、总砂量、压裂时间、破裂压力、拟线性流斜率、停泵斜率、暂堵生效瞬时压力上升值、波动振幅、低黏占比、波动周期、暂堵前后平均压力上升值11项指标相关性较强;缝网宽度与破裂压力、总加砂量、前置液下降压差、暂堵前后平均压力上升值、低黏占比、停泵斜率、压裂时间、单位体积压力、延伸压力、拟线性流斜率10项指标相关性较强;缝网高度与延伸压力、拟线性流斜率、总砂量、前置液压力下降斜率、单位体积压力、替挤峰值6项指标相关性较强;缝网体积与总砂量、低黏占比、闭合压力、破裂压力、压裂时间、停泵斜率、延伸压力、前置液下降压差8项指标相关性较强。

3.4 模型搭建

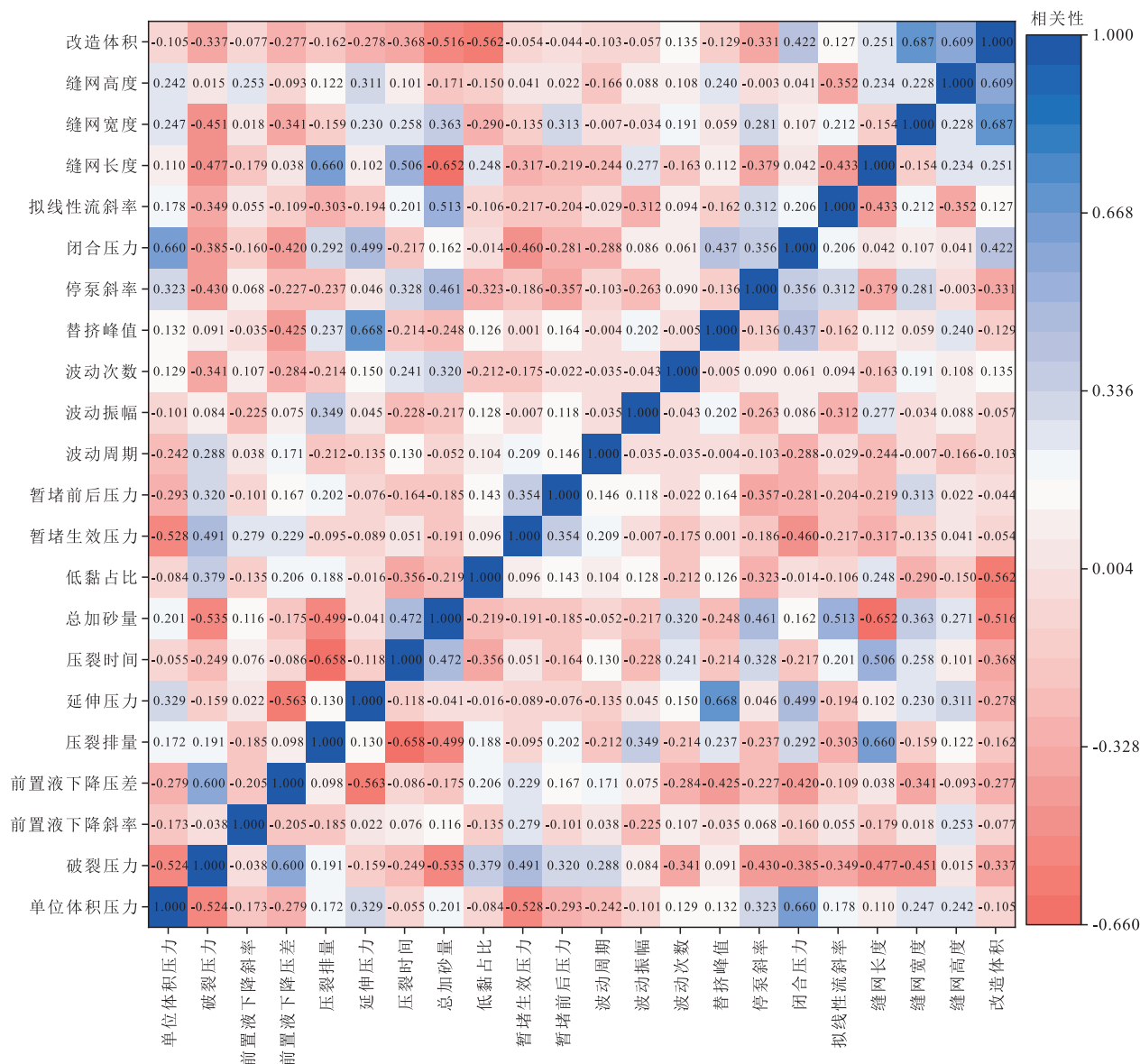
根据数据规模和数据相关性分析结果,选择缝网长度、缝网宽度、缝网高度及缝网体积作为最终评价目标,采用转换问题单独建模方法,利用强相关性指标分别建立缝网长度、缝网宽度、缝网高度、缝网体积预测模型。具体模型输入参数如表2所示。



注:IQR为上限非异常范围。

图4 渝西页岩气田标准化数据箱线图

Fig. 4 Standardized data boxplot for shale gas fields in western Chongqing



均相对误差(MRE)、平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)、相对误差大于10%的测点比例(RE10)和相对误差大于15%的测点比例(RE15)。

4 结果与分析

在处理不同测试用例的数据时,首先对所有数据进行规范化处理。按照8:2的比例将数据随机分割为训练

表2 预测模型输入参数

Table 2 Input parameters for prediction model

输入参数	缝网长度 模型	缝网宽度 模型	缝网高度 模型	缝网体积 模型
前置液单位体积上升压力		○	○	
破裂压力	○	○		○
前置液压力下降斜率			○	
前置液下降压差		○		○
压裂液排量	○			
延伸压力		○	○	○
压裂时间	○	○		○
总砂量	○	○	○	○
低黏占比	○	○		○
暂堵生效瞬时上升压力	○			
暂堵前后平均上升压力	○	○		
波动周期	○			
波动振幅	○			
波动次数				
替挤峰值			○	
停泵斜率	○	○		○
闭合压力				○
拟线性流斜率	○	○	○	

注:○代表存在输入参数项。

表3 神经网络模型参数

Table 3 Neural network model parameters

模型参数	缝网长度 模型	缝网宽度 模型	缝网高度 模型	缝网体积 模型
输入层节点数	11	10	6	8
输出层节点数	1	1	1	1
隐含层数	3	3	3	3
隐含层节点数	8	7	6	7
激活函数		purelin(x) tansig(x)		
训练方法		Levenberg-Marquardt(trainlm)		
最大训练次数		10 000		
学习率		0.001		
训练精度		0.000 1		

注: purelin(x)为隐含层到输出层的激活函数;tansig(x)为输入层到隐含层及隐含层到隐含层的激活函数;Levenberg-Marquardt(trainlm)为一种用于非线性最小二乘问题的优化算法。

集和测试集。随后,使用训练集对神经网络进行训练。网络训练完成后,利用该模型结合测试集对页岩气井的归一化缝网参数进行预测。然后,将预测结果进行逆归一化处理,以获得实际的缝网参数预测值。最后,将监测到的微地震缝网参数与模型的预测结果进行对比分析。如图6、图7、图8、图9所示,根据缝网长度、宽度、高度、体积模型反演结果,计算微地震监测结果与模型预测值之间的平均相对误差、平均绝对误差、均方根误差,相对误差大于10%的测点比例和相对误差大于15%的测点比例评价结果汇总如表4、表5所示。

研究结果显示:在构建神经网络模型时,选取强相关性特征参数作为输入,可以获得较为精准的缝网参数结果,训练集的平均相对误差被限制在10%以内,测试集的平均相对误差低于15%,符合现场缝网参数反演许用误差。

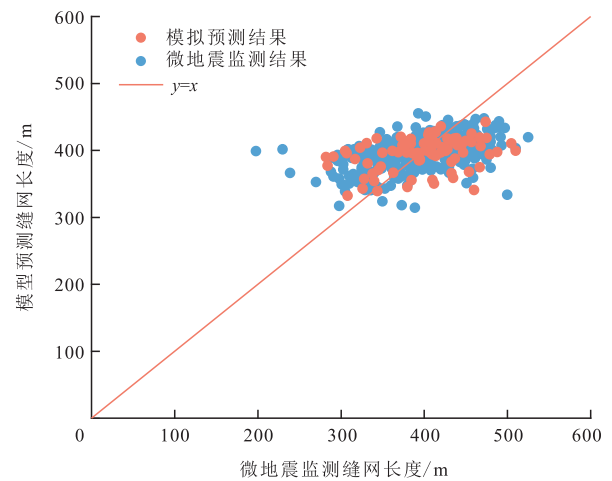


图6 缝网长度微地震监测值与预测值对比

Fig. 6 Comparison of microseismic measurements and predictions for fracture network length

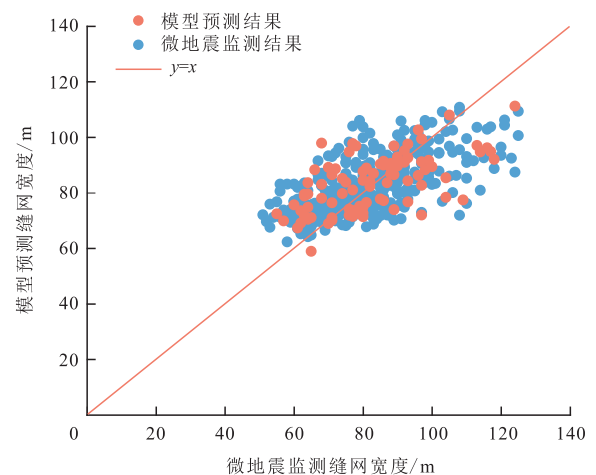


图7 缝网宽度微地震监测值与预测值对比

Fig. 7 Comparison of microseismic measurements and predictions for fracture network width

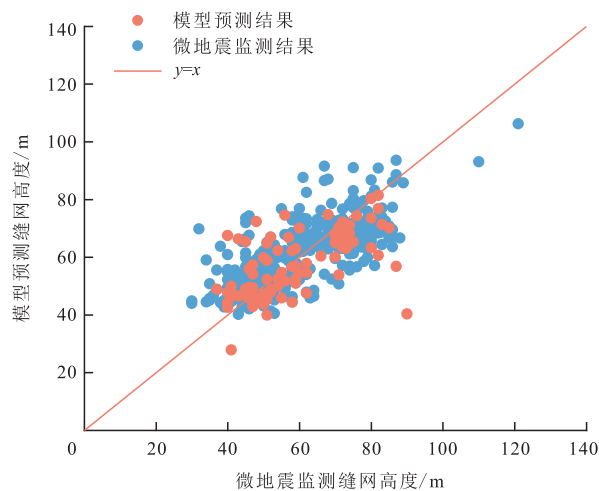


图8 缝网高度微地震监测值与预测值对比

Fig. 8 Comparison of microseismic measurements and predictions for fracture network height

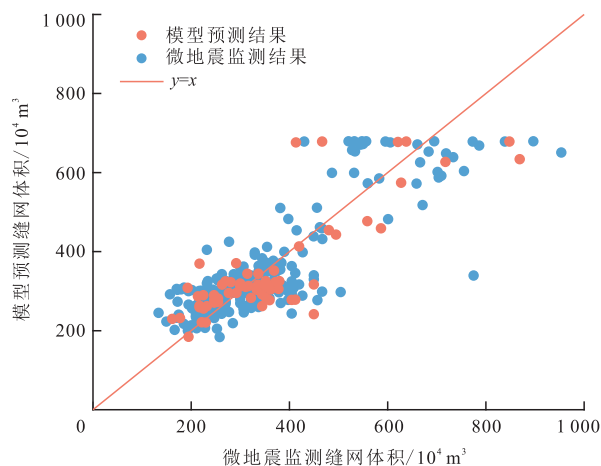


图9 缝网体积微地震监测值与预测值对比

Fig. 9 Comparison of microseismic measurements and predictions for fracture network volume

综上所述,构建基于深度学习的页岩气井压裂缝网参数反演模型,利用渝西区块页岩气井资料进行模型应用验证,充分证明了所提方法实施的可行性。但模型的适用性与具体研究区块特征相匹配,可利用上述方法,对模型进行重新学习和参数优化,实现页岩气井压裂缝网参数高精度智能反演模型。

5 结论

以压裂曲线为核心,选取压裂曲线特征参数进行量化分析,通过构建深度前馈神经网络模型实现压裂缝网参数智能反演的新型压裂效果评估方法。以渝西页岩气田为研究对象,对比模型预测结果与微地震监测结果,预测结果与微地震监测结果之间的一致性较高,误差控制在较低水平,验证了方法的可行性。主要结论如下:

表4 缝网长度、缝网宽度、缝网高度模型训练和预测结果
Table 4 Training and prediction results for fracture network length, width, and height models

评价指标	缝网长度模型	缝网宽度模型	缝网高度模型
训练集平均相对误差/%	6.68	7.84	9.11
预测集平均相对误差/%	8.19	9.72	10.61
训练集平均绝对误差/m	27.61	5.69	4.86
预测集平均绝对误差/m	33.89	7.43	6.09
训练集均方根误差/m	37.09	7.40	7.44
预测集均方根误差/m	43.03	9.29	7.37
训练集相对误差大于10%的测点比例/%	21.65	31.80	34.62
预测集相对误差大于10%的测点比例/%	37.67	40.16	52.48
训练集相对误差大于15%的测点比例/%	11.87	13.32	21.03
预测集相对误差大于15%的测点比例/%	12.14	25.26	26.95

表5 缝网体积模型训练和预测结果

Table 5 Training and prediction results for fracture network volume model

评价指标	缝网体积模型
训练集平均相对误差/%	11.39
预测集平均相对误差/%	13.56
训练集平均绝对误差/ 10^4 m^3	9.51
预测集平均绝对误差/ 10^4 m^3	10.74
训练集均方根误差/ 10^4 m^3	12.09
预测集均方根误差/ 10^4 m^3	12.02
训练集相对误差大于10%的测点比例/%	39.27
预测集相对误差大于10%的测点比例/%	57.13
训练集相对误差大于15%的测点比例/%	25.68
预测集相对误差大于15%的测点比例/%	31.60

1) 基于渝西地区450段压裂施工曲线,综合理论模型和经验公式理论分析,选出18项压裂曲线特征参数作为量化指标。

2) 根据相关性分析结果,可确定与缝网长度相关性较强的指标为:压裂液排量、总砂量、压裂时间、破裂压力、拟线性流斜率、停泵斜率、暂堵生效瞬时压力上升值、波动振幅、低黏占比、波动周期、暂堵前后平均上升值压力;与缝网宽度相关性较强的指标为:破裂压力、总砂量、前置液下降压差、暂堵前后平均压力上升值、低黏占比、停泵斜率、压裂时间、单位体积压力、延伸压力、拟线性流斜率;与缝网高度相关性较强的指标为:延伸压力、拟线性流斜率、总砂量、前置液压力下降斜率、前置液单位体积上升压力、替挤峰值;与缝网体积相关性较强的指标为:总砂量、低黏占比、闭合压力、破裂压力、压裂时间、停泵斜率、延伸压力、前置液下降压差。

3) 提出了一种新型经济高效的压裂效果评估方法,其核心是以压裂曲线为基础,结合深度前馈神经网络模型,以压裂曲线量化特征参数作为输入,以缝网参数作为输出,实现压裂缝网参数的智能反演。并以渝西区块为研究对象,模型缝网参数反演结果平均相对误差低于15%,验证了该方法的有效性,为页岩压裂效果评估与后期压裂设计提供一定的技术支撑。

参考文献

- [1] 蔡勋育,周德华,赵培荣,等.中国石化深层、常压页岩气勘探开发进展与展望[J].石油实验地质,2023,45(6):1039-1049.
CAI Xunyu, ZHOU Dehua, ZHAO Peirong, et al. Development progress and outlook of deep and normal pressure shale gas of SINOPEC[J]. Petroleum Geology & Experiment, 2023, 45(6): 1039-1049.
- [2] 邹才能,董大忠,王社教,等.中国页岩气形成机理、地质特征及资源潜力[J].石油勘探与开发,2010,37(6):641-653.
ZOU Caineng, DONG Dazhong, WANG Shejiao, et al. Geological characteristics, formation mechanism and resource potential of shale gas in China[J]. Petroleum Exploration and Development, 2010, 37(6): 641-653.
- [3] 郭旭升,胡东风,俞凌杰,等.页岩自封闭性与页岩气保存的微观机理研究[J].石油实验地质,2023,45(5):821-831.
GUO Xusheng, HU Dongfeng, YU Lingjie, et al. Study on the micro mechanism of shale self-sealing and shale gas preservation[J]. Petroleum Geology & Experiment, 2023, 45(5): 821-831.
- [4] 李敏,刘雅利,冯动军,等.中国海相页岩气资源潜力及未来勘探方向[J].石油实验地质,2023,45(6):1097-1108.
LI Min, LIU Yali, FENG Dongjun, et al. Potential and future exploration direction of marine shale gas resources in China[J]. Petroleum Geology & Experiment, 2023, 45(6): 1097-1108.
- [5] 赵金洲,任岚,沈骋,等.页岩气储层缝网压裂理论与技术研究新进展[J].天然气工业,2018,38(3):1-14.
ZHAO Jinzhou, REN Lan, SHEN Pin, et al. Latest research progresses in network fracturing theories and technologies for shale gas reservoirs[J]. Natural Gas Industry, 2018, 38(3): 1-14.
- [6] 杨永华,宋燕高,王兴文,等.威荣页岩气田压裂实践与认识[J].石油实验地质,2023,45(6):1143-1150.
YANG Yonghua, SONG Yangao, WANG Xingwen, et al. Practice and understanding of fracturing in Weirong shale gas field[J]. Petroleum Geology & Experiment, 2023, 45(6): 1143-1150.
- [7] 郭建春,赵志红,路千里,等.深层页岩缝网压裂关键力学理论研究进展[J].天然气工业,2021,41(1):102-117.
GUO Jianchun, ZHAO Zhihong, LU Qianli, et al. Research progress in key mechanical theories of deep shale network fracturing[J]. Natural Gas Industry, 2021, 41(1): 102-117.
- [8] 杨学锋,夏自强,赵圣贤,等.深层页岩气水平井天然裂缝发育特征及其对精细开发的启示:以川南泸州区块五峰组—龙马溪组为例[J].石油实验地质,2024,46(4):735-747.
YANG Xuefeng, XIA Ziqiang, ZHAO Shengxian, et al. Development characteristics of natural fractures in horizontal wells for deep shale gas and their implications for enhanced development: a case study of Wufeng-Longmaxi formations in Luzhou area, southern Sichuan Basin[J]. Petroleum Geology & Experiment, 2024, 46(4): 735-747.
- [9] ZHAO Haifeng, WANG Xiaohua, LIU Zhiyuan. Experimental investigation of hydraulic sand fracturing on fracture propagation under the influence of coal macrolithotypes in Hancheng Block, China[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2019, 175: 60-71.
- [10] 赵金洲,付永强,王振华,等.页岩气水平井缝网压裂施工压力曲线的诊断识别方法[J].天然气工业,2022,42(2):11-19.
ZHAO Jinzhou, FU Yongqiang, WANG Zhenhua, et al. Study on diagnosis model of shale gas fracture network fracturing operation pressure curves[J]. Natural Gas Industry, 2022, 42(2): 11-19.
- [11] 王益民,李继庆,万云强,等.基于返排数据计算页岩气井压裂有效体积的方法及应用[J].石油实验地质,2023,45(6):1215-1220.
WANG Yimin, LI Jiqing, WAN Yunqiang, et al. Method of estimating the effective fracture volume of shale gas wells using flowback data and its application[J]. Petroleum Geology & Experiment, 2023, 45(6): 1215-1220.
- [12] 李宪文,赵振峰,李喆,等.随机分形压裂水平井缝网参数反演方法[J].断块油气田,2019,26(2):205-209.
LI Xianwen, ZHAO Zhenfeng, LI Zhe, et al. Stochastic fractal model for fracture network parameter inversion of fracturing horizontal well [J]. Fault-Block Oil & Gas Field, 2019, 26(2): 205-209.
- [13] 易新民,唐雪萍,梁涛,等.利用测井资料预测判断水力压裂裂缝高度[J].西南石油大学学报(自然科学版),2009,31(5):21-24.
YI Xinmin, TANG Xueping, LIANG Tao, et al. Prediction and assessment of fracture height of hydraulic fracturing with logging data [J]. Journal of Southwest Petroleum University (Science & Technology Edition), 2009, 31(5): 21-24.
- [14] LI H T, LUO H W, XIANG Y W, et al. DTS-based hydraulic fracture identification and production profile interpretation method for horizontal shale gas wells[J]. Natural Gas Industry B, 2021, 8(5): 494-504.
- [15] 尹丛彬,李彦超,王素兵,等.页岩压裂裂缝网络预测方法及其应用[J].天然气工业,2017,37(4):60-68.
YIN Congbin, LI Yanchao, WANG Subing, et al. Methodology of hydraulic fracture network prediction in shale reservoirs and its application[J]. Natural Gas Industry, 2017, 37(4): 60-68.
- [16] 朱昭颖,戴邓仅,鲁伍支,等.基于水击效应的水平井压裂裂缝数值诊断[J].计算物理,2023,40(6):735-741.
ZHU Zhaoying, DAI Dengjin, LU Wuzhi, et al. Numerical fracture diagnosis method for horizontal well fracturing based on water hammer[J]. Chinese Journal of Computational Physics, 2023, 40(6): 735-741.
- [17] 赵玉龙,崔乾晨,高上钧,等.基于停泵压降数据的页岩气井单段裂缝参数反演:以长宁N209井区页岩气井为例[J].深圳大学学报(理工版),2024,41(1):22-32.
ZHAO Yulong, CUI Qianchen, GAO Shangyun, et al. The inversion of the single-stage hydraulic fracture parameters for shale gas well based on the shut-in pressure-drop data: A case of shale gas well in Changning N209 well area[J]. Journal of Shenzhen University (Science and Engineering), 2024, 41(1): 22-32.
- [18] 于豪,黄家强,兰雪梅,等.川西北双鱼石地区栖霞组地震资料优化处理及裂缝预测技术应用[J].科学技术与工程,2020,20(22):8933-8942.
YU Hao, HUANG Jiaqiang, LAN Xuemei, et al. Application of seismic data optimal processing and fracture prediction in the Shuangyushi Block, Northwest Sichuan[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(22): 8933-8942.

- CHEN Xuezhong, ZHENG Jian, LIU Mengyun, et al. Feasibility study and field trial of precise managed pressure production technology for shale gas wells[J]. *Drilling & Production Technology*, 2022, 45(3): 79–83.
- [18] 王兴文, 缪尉杰, 何新星, 等. 川南威荣气田深层页岩气工程技术进展[J]. *石油实验地质*, 2023, 45(6): 1170–1177.
- WANG Xingwen, MIAO Weijie, HE Xinxing, et al. Progress in deep shale gas engineering technology in Weirong gas field in southern Sichuan[J]. *Petroleum Geology & Experiment*, 2023, 45(6): 1170–1177.
- [19] 陆奎, 汤培榕, 杨为民. 用简化模糊规则数的方法设计模糊PID控制系统[J]. *石油大学学报(自然科学版)*, 2004, 28(5): 126–130.
- LU Kui, TANG Peirong, YANG Weiming. Design of fuzzy proportional-integral-derivative control system by simplifying fuzzy rules[J]. *Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science)*, 2004, 28(5): 126–130.
- [20] 赵胜兰, 刘承佚. 涪陵气田页岩气井临界携液流量计算新模型[J]. *云南化工*, 2019, 46(5): 167–170.
- ZHAO Shenglan, LIU Chengyi. The new calculation model of critical liquid carrying flow rate in Fuling Gas Field[J]. *Yunnan Chemical Technology*, 2019, 46(5): 167–170.
- [21] 李小益. 涪陵页岩气井出砂机理研究及合理工作制度确定[J]. *中国石油和化工标准与质量*, 2020, 40(11): 153–154.
- LI Xiaoyi. Study on sanding mechanism of shale gas wells in Fuling District and determination of reasonable working system[J]. *China Petroleum and Chemical Standard and Quality*, 2020, 40(11): 153–154.
- [22] 张修明, 李晓平, 张健涛, 等. 靖边古潜台东侧气田气藏产能评价方法研究[J]. *海洋石油*, 2009, 29(2): 65–68.
- ZHANG Xiuming, LI Xiaoping, ZHANG Jiantao, et al. Productivity evaluating methods for gas reservoir in eastern part of Jingbian Paleozoic buried platform gas field[J]. *Offshore Oil*, 2009, 29(2): 65–68.
- [23] 岳三琪, 付玉, 伍勇, 等. 地下储气库注采井井底压力计算研究[J]. *油气藏评价与开发*, 2017, 7(3): 28–33.
- YUE Sanqi, FU Yu, WU Yong, et al. Bottom hole pressure calculation of injection and production wells of underground gas storage[J]. *Reservoir Evaluation and Development*, 2017, 7(3): 28–33.
- [24] 谭聪. 焦石坝区块页岩气井井底流压计算方法评价[J]. *江汉石油职工大学学报*, 2022, 35(4): 14–17.
- TAN Cong. Evaluation of calculation methods of bottomhole flow pressure in shale gas wells: A case study of Jiaoshiba block[J]. *Journal of Jiangnan Petroleum University of Staff and Workers*, 2022, 35(4): 14–17.
- [25] 袁力, 姜琴. 隶属函数确定方法探讨[J]. *南阳师范高等专科学校学报*, 2009, 29(6): 44–46.
- YUAN Li, JIANG Qin. A study on the determination of membership function[J]. *Journal of Yunyang Teachers College*, 2009, 29(6): 44–46.

(编辑 郭群)

(上接第151页)

- [19] ZHANG D X, CHEN Y T, MENG J, et al. Synthetic well logs generation via Recurrent Neural Networks[J]. *Petroleum Exploration and Development*, 2018, 45(4): 629–639.
- [20] 冯明洁. 含天然裂缝页岩水力压裂缝网的形貌演化及神经网络预测模型研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2022.
- FENG Mingjie. Study on morphology evolution and neural network prediction model of hydraulic fracture network in shale with natural fracture[D]. Chongqing: Chongqing University, 2022.
- [21] 常德宽, 雍学善, 王一惠, 等. 基于深度卷积神经网络的震数据断层识别方法[J]. *石油地球物理勘探*, 2021, 56(1): 1–8.
- CHANG Dekuan, YONG Xueshan, WANG Yihui, et al. Seismic fault interpretation based on deep convolutional neural networks[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2021, 56(1): 1–8.
- [22] ZHANG M Z, LIU Z Y, JIANG Q, et al. Influence of natural caves on hydraulic fracturing pressure curves: Numerical modeling and ANNs[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2021, 14(20): 1–22.
- [23] 刘宝锋. 基于人工神经网络的超深井储层敏感性预测[D]. 青岛: 中国石油大学(华东), 2009.
- LIU Baofeng. The sensitivity prediction of the ultra-deep reservoir based on artificial neural network[D]. Qingdao: China University of Petroleum (East China), 2009.
- [24] LIU Y Y, MA X H, ZHANG X W, et al. A deep-learning-based prediction method of the estimated ultimate recovery (EUR) of shale gas wells[J]. *Petroleum Science*, 2021, 18(5): 1450–1464.
- [25] 王兴文, 缪尉杰, 何新星, 等. 川南威荣气田深层页岩气工程技术进展[J]. *石油实验地质*, 2023, 45(6): 1170–1177.
- WANG Xingwen, MIAO Weijie, HE Xinxing, et al. Progress in deep shale gas engineering technology in Weirong gas field in southern Sichuan[J]. *Petroleum Geology & Experiment*, 2023, 45(6): 1170–1177.
- [26] 刘庆. 水平井体积压裂井底净压力计算及分析[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2017.
- LIU Qing. Net pressure calculation and analysis of horizontal well volume fracturing[D]. Beijing: China University of Petroleum (Beijing), 2017.
- [27] 卞晓冰, 蒋延学, 贾长贵, 等. 基于施工曲线的页岩气井压后评估新方法[J]. *天然气工业*, 2016, 36(2): 60–65.
- BIAN Xiaobing, JIANG Tingxue, JIA Changgui, et al. A new post-fracturing evaluation method for shale gas wells based on fracturing curves[J]. *Natural Gas Industry*, 2016, 36(2): 60–65.
- [28] 彭勇民, 董世雄, 边瑞康, 等. 四川盆地东部页岩气水平井裂缝识别方法及应用[J]. *石油实验地质*, 2023, 45(6): 1196–1203.
- PENG Yongmin, DONG Shixiong, BIAN Ruikang, et al. Method for identification of fractures in shale gas horizontal wells in eastern Sichuan Basin and its application[J]. *Petroleum Geology & Experiment*, 2023, 45(6): 1196–1203.
- [29] SACCENTI E, HENDRIKS M H W B, SMILDE A K. Corruption of the Pearson correlation coefficient by measurement error and its estimation, bias, and correction under different error models[J]. *Scientific Reports*, 2020, 10(1): 438.

(编辑 柳超超)