

引用: 刘子雄, 张静, 周子惠, 等. 基于致密砂岩气储层施工曲线图的压裂效果评价方法研究[J]. 中国石油勘探, 2024, 29(1): 177-182.  
Liu Zixiong, Zhang Jing, Zhou Zihui, et al. Research on fracturing results evaluation method based on construction curve of tight sandstone gas reservoir[J]. China Petroleum Exploration, 2024, 29(1): 177-182.

# 基于致密砂岩气储层施工曲线图的压裂效果评价方法研究

刘子雄<sup>1</sup> 张静<sup>2</sup> 周子惠<sup>3</sup> 郭布民<sup>1</sup> 李新发<sup>3</sup> 陈玲<sup>1</sup>

(1 中海油服油田生产研究院; 2 中国石油玉门油田公司勘探开发研究院; 3 中国石油玉门油田公司工程技术研究院)

**摘要:** 压裂施工曲线中隐含了人工裂缝和储层信息, 是压裂效果评价的基础, 目前主要采用理论及统计的方法进行评价, 对压裂工艺的改进和优化指导作用有限。为了充分挖掘施工曲线中隐含的信息, 对压裂施工曲线的图像按照压裂无阻流量分类构建样本库, 采用人工智能中的卷积神经网络(CNN)进行训练, 建立基于产能分类的施工曲线效果评价模型, 然后应用 Grad-CAM 进行可解释性研究, 找出人工智能进行识别的主要参考位置, 进而指导压裂工艺优化和改进。研究表明: 采用 CNN 进行压裂曲线分类准确率能够达到 85% 以上, 影响压裂效果的关键在压裂施工的初期和后期两个阶段, 主要包括压裂初期的排量及对应的压力上升速度、停泵压力、段塞持续时间等, 可以通过改变施工参数提高压裂产能。因此采用该方法能针对性地进行压裂施工优化和改进。

**关键词:** 压裂施工曲线; 人工智能; 卷积神经网络; 图像分类; 可解释性

中图分类号: TE19 文献标识码: A DOI: 10.3969/j.issn.1672-7703.2024.01.014

## Research on fracturing results evaluation method based on construction curve of tight sandstone gas reservoir

Liu Zixiong<sup>1</sup>, Zhang Jing<sup>2</sup>, Zhou Zihui<sup>3</sup>, Guo Bumin<sup>1</sup>, Li Xinfu<sup>3</sup>, Chen Ling<sup>1</sup>

(1 Research Institute of Oilfield Production, COSL; 2 Research Institute of Exploration & Development, PetroChina Yumen Oilfield Company;  
3 Engineering Technology Research Institute of PetroChina Yumen Oilfield Company)

**Abstract:** The fracturing construction curve contains information of artificial fractures and reservoir, which is the basis for evaluating fracturing results. At present, the evaluation of fracturing results mainly relies on the theoretical and statistical methods, which have limited guidance for the improvement and optimization of fracturing technology. In order to fully tap the hidden information in the construction curve, a sample library is constructed for the image of fracturing construction curve based on the classification of open flow rate after fracturing. The convolution neural network CNN in artificial intelligence is used for training, and an evaluation model is established based on the capacity classification. Then, the interpretability study is conducted by using Grad-CAM to find out the main reference position for artificial intelligence identification, so as to guide the optimization and improvement of the fracturing technology. The research results show that the accuracy of fracturing curve classification by CNN is higher than 85%. The key to the fracturing results lies in the early and late stages of fracturing construction, mainly including the initial fracturing displacement and corresponding pressure rise rate, pump stop pressure, and slug duration, and production capacity can be improved by changing fracturing construction parameters. This method enables to optimize and improve fracturing construction with targeted measures.

**Key words:** fracturing construction curve, artificial intelligence, convolution neural network, image classification, interpretability

基金项目: 中海油服科研项目“海上大型压裂关键技术研究及应用”(YSB23YF002)。

第一作者简介: 刘子雄(1982-), 男, 湖北随州人, 硕士, 2009年毕业于长江大学, 高级工程师, 现主要从事油气田开发方面的工作。

地址: 天津市塘海洋高新技术开发区海川路1581号, 邮政编码: 300459。E-mail: liuzx2560@163.com

收稿日期: 2022-12-08; 修改日期: 2023-12-18

## 0 引言

压裂裂缝的形态是决定压裂效果的关键因素,目前对压裂裂缝形态的研究以物理模型压裂实验和岩石力学数值模拟为主<sup>[1-2]</sup>。在压裂裂缝延伸过程中,受施工工艺、岩性及天然裂缝等影响,压裂裂缝的形态存在不确定性<sup>[3]</sup>。由于对压裂裂缝扩展规律及破裂形态的研究不足,难以准确地进行压裂效果评价,影响了压裂施工参数的优化<sup>[4]</sup>。为了实现“打碎”储层的目的,目前的研究主要通过物理模型压裂实验,评价不同加砂阶段对应的裂缝扩展情况,确定不同岩性储层的破裂特征,据此研究复杂缝改造工艺<sup>[5]</sup>。但低渗储层非均质性强,影响储层形成复杂缝的因素较多,实验条件无法准确全面地描述地层情况,因此难以实现真正意义上的压裂优化设计。在裂缝起裂及扩展模型的研究中,从二维的 PKG 模型逐渐过渡到全三维模型的模拟中,也面临同样的问题<sup>[6]</sup>,模型过于理想化,缺少对真实影响因素的全面考虑。从压裂施工曲线的变化中,也可以进行压裂裂缝形态定性判断及裂缝参数定量计算。由于压裂施工曲线排量和砂比的变化,会引起施工压力的改变,因此不同的储层条件施工压力变化幅度及形态不同,其中蕴含了大量的储层和裂缝形态信息未被充分挖掘。通过对施工曲线中压力变化进行分段分析,能够定性判断裂缝延伸、缝网复杂程度<sup>[7]</sup>,但在识别过程中受人为主观判断经验的影响,无法准确进行裂缝形态判断。近年来随着人工智能技术的发展,图像分类方面取得了飞跃发展,通过大量样本的训练,图像识别的准确率达到95%以上,并在多个领域进行了广泛的应用<sup>[8]</sup>,尤其在利用图像资料进行机械故障诊断方面,应用效果较好<sup>[9-10]</sup>。为了能够充分挖掘施工曲线中的信息,指导压裂施工优化,采用深度学习中的卷积神经网络(CNN),将鄂尔多斯盆地东部的某气田737层的压裂施工曲线图像按照压裂产能分为3类,用CNN进行训练后,准确率达到86%,即通过压裂施工曲线就可以进行压裂效果的判断。为了找出人工智能在施工曲线识别时权重分布,采用 Grad-CAM 方式,获取了施工曲线中的人工智能识别权重分布的热力图,并找出了鄂尔多斯盆地东部的某气田中决定压裂效果的关键施工阶段,为压裂工艺的改进提供了指导。

## 1 压裂曲线样本库构建

压裂效果评价主要包括两类,分别是直接监测和

间接诊断。各种方法获取的裂缝参数不一致,无法进行准确的认识<sup>[11]</sup>。从压裂施工曲线中可以求取地层岩石力学、裂缝形态解释、储层物性、破裂体积等参数,与压裂产能直接相关,因此可以通过采用人工智能建立施工曲线与压裂效果的关联关系,实现压裂效果人工智能评价。为此需要采用深度学习中图像分类方法对压裂施工曲线进行训练,建立识别模型。目前比较常用的 CNN 以其局部权值共享的特殊结构,在语音识别和图像处理方面有着独特的优越性,其布局更接近实际的生物神经网络,权值共享降低了网络的复杂性,特别是多维输入向量的图像可以直接输入网络这一特点避免了特征提取和分类过程中数据重建的复杂度<sup>[8]</sup>。使用 CNN 进行特征提取,其优点是使用者完全不用关心具体的特征有哪些,大量的应用表明,该方法在文字识别、图像分类等领域的优势显著强于其他人工智能方法。与传统神经网络相比,卷积神经网络能够局部连接,减少参数数量,容易收敛<sup>[12-13]</sup>。

由于 CNN 无需对样本中图像进行复杂的前期预处理,可以直接采用原始图像进行训练,因此可以直接导入压裂施工曲线图像作为单个样本。单个施工曲线图像中包含了施工压力、排量、砂比等信息,确保所有样本中包含的参数信息相同。为了构建样本库,需要对每张施工曲线图像设定一个标签。将鄂尔多斯盆地东部某致密气田主力层为石盒子组(平均渗透率为1.7mD)、太原组(平均渗透率为1.1mD)及本溪组(平均渗透率0.8mD)的737层的压裂施工曲线图像按照测试的无阻流量 $Q_{AOF}$ 进行分类。为了减少人为的干扰,未进行样本的剔除及处理,尤其是部分砂堵层,也参与了训练。由于对研究区的压裂施工曲线进行了统一要求,压裂施工录取的参数及图像类型一致,构建样本时不用区分不同的施工单位及区块。根据压裂产能不同,一共分为3类标签,分别为:低产( $Q_{AOF} < 1 \times 10^4 \text{m}^3$ )、中产( $1 \times 10^4 \text{m}^3 \leq Q_{AOF} < 5 \times 10^4 \text{m}^3$ )、高产( $Q_{AOF} \geq 5 \times 10^4 \text{m}^3$ ),各个标签的样本数见图1。

## 2 人工智能训练

基于深度学习技术的 CNN,能够从大量的图像中自动提取特征值,获取图像空间特征,目前应用比较成熟的是直接采用深度卷积神经网络进行图像的分类及识别。常用的模型有 VGG、GoogleNet、AlexNet、ResNet 等。本次采用广泛应用的 VGG-16

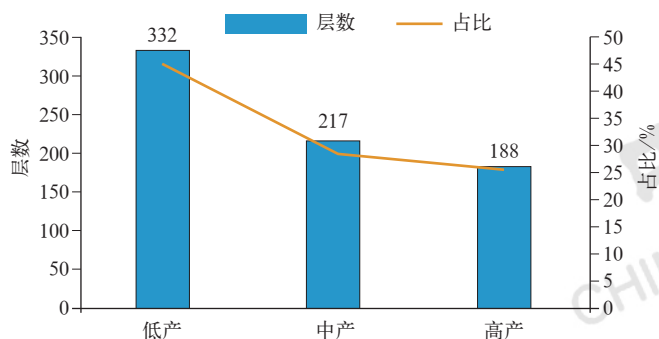


图 1 压裂井不同产能类别分布图

Fig.1 Diagram of different production capacity levels of fractured wells

卷积神经网络模型,其主要优势在于增加了网络层数、减少了卷积核大小,以及使用了较小的多个卷积核组合,使得其在分类识别方面表现出较好的效果。

在训练之前先对图像进行标准化处理,由于不同的施工图像中,对同一个参数所使用的颜色、像素等不同,会影响卷积神经网络特征值提取。因此采用常用的 Z-Score 标准化法,将图像中的彩色 RGB 分量映射成均值为零、标准差为 1 的正态分布,相当于将各个分量映射到同一个坐标系统中,具有相同的尺度,使得所有的 RGB 分量具有相当的数值分布,消

除了无序及收敛慢等问题。

为了增强训练效果,随机将各类施工曲线以 2:8 的比例进行分割,分别作为验证样本及训练样本<sup>[14]</sup>。采用基础的 CNN 模型进行训练时,准确率为 55% 左右(图 2a),主要是由于样本数量偏少,识别的特征可能不准确,以及出现过拟合的现象。为了提高准确率,一方面改进 CNN 的结构,即减小卷积核大小、提升学习效率;另一方面对训练样本进行处理,包括将图片以缩放、偏移、旋转等方式进行数据增强后,准确率提高到了 61%;为了防止过拟合,采用变化学习率、增大一次训练所选取的样本数、不增大训练集中所有数据训练次数后准确率达到 87% (图 2b)。应用该模型对未参与训练的 20 余层进行了压裂效果识别,仅 2 层的识别结果比实际测试结果低了一个等级,其余的结果均与实际一致。表明通过对样本进行处理以及优化神经网络参数后,能够达到较好的预测精度。

在图 3 中对其中两压裂层进行产能识别,结果显示 X-57-3D 井为高产井(概率为 0.87)、X-28 井为低产井(概率为 0.91),两口井无阻流量分别为  $5.9 \times 10^4 \text{m}^3$ 、 $0.3 \times 10^4 \text{m}^3$ ,与实际产能一致。

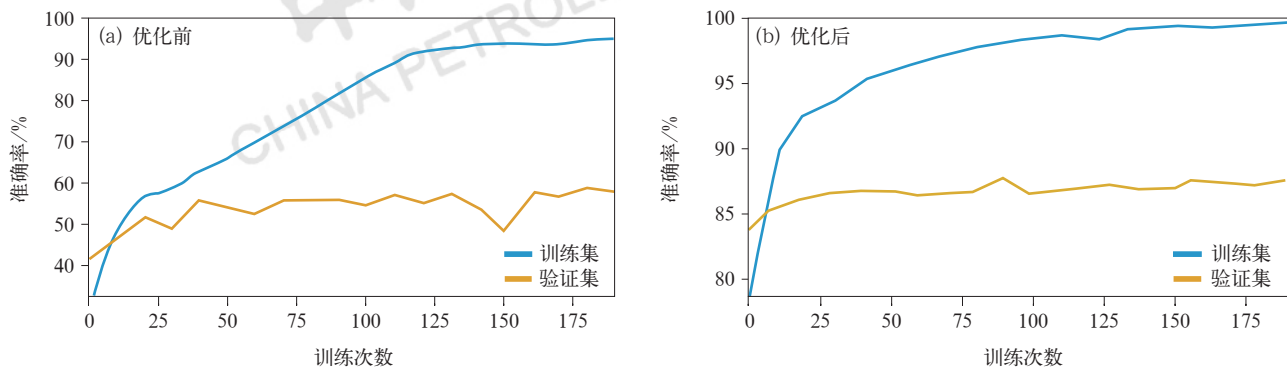


图 2 优化前后 CNN 训练结果图

Fig.2 CNN training results before and after optimization

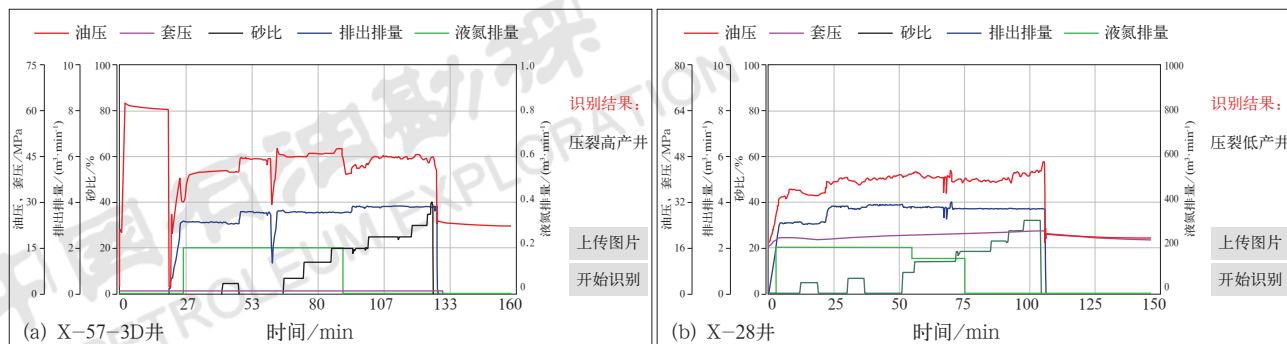


图 3 X-57-3D 井、X-28 井压裂识别结果图

Fig.3 Fracturing identification results of wells X-57-3D and X-28



### 3 压裂施工曲线关键特征研究

通过 CNN 训练后,模型精度达到了 87%,表明该模型已经建立了施工曲线和压裂效果的关联关系。但由于人工智能的训练过程是一个“黑箱模型”,难以直接进行解释,对其如何判断施工曲线的哪些阶段决定了压裂效果的经验,无法直接获取。因此开展了模型的可解释性研究,以便找出人工智能在进行不同压裂施工曲线分类时所参考的位置,指导压裂工艺的改进,提高压裂效果。

目前进行图像分类的可解释性方法主要采用 Grad-CAM,主要通过对中间层的特征图进行线性加权来定位图像中判别性的位置<sup>[15]</sup>。首先对最后一层卷积结果进行全局池化得到一维的向量,向量再输入其后的全连接层分类得到最终预测结果。最终

在被识别的图像上形成热力图分布(0到255的灰度图表示),图像中权重越高的位置,其色域越高,进而直接获得模型在判断压裂施工曲线属于哪一类时所关注的重点。

在未改进模型之前模型的准确率仅为 55%,对其中一组施工曲线采用 Grad-CAM 进行权重显示后,可以看出图片中噪点较多(图 4a),同时权重分布最高的区域在施工指挥及第一个砂比的时间(图 4b),即人工智能是通过这两个位置来判断压裂效果。由于区域上主要有两家专业公司进行压裂服务,施工指挥由现场经验丰富的 10 余人担任,每人指挥施工井数为 40~80 口,且施工工艺基本一致。根据统计,施工指挥人员与压裂效果无明显的相关性,表明模型的判断方法不合理,因此采用强化训练方法优化模型,提高训练精度。

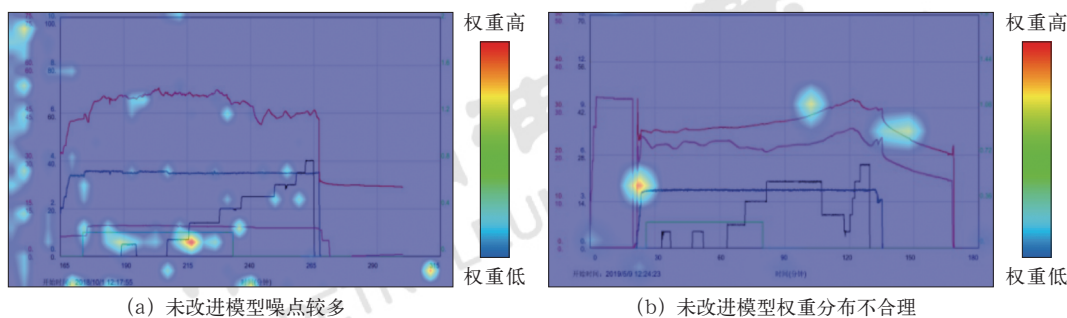


图 4 基础模型训练后的压裂施工曲线权重热力图

Fig.4 Weighted thermodynamic diagram of fracturing construction curve of basic model after training

采用强化训练后,模型精度达到了 86%,采用 Grad-CAM 进行权重显示后,分别对高产井和低产井的施工曲线进行分析。

高产井的权重高值主要分布在初期压力上升阶段、停泵后压力快速下降阶段(图 5),即初期的排量越高,施工压力越高,地层破裂越剧烈,初期的产能越高;停泵后压力下降幅度大,表明压裂液滤

失较快,即地层物性较好或天然裂缝发育,因此压裂产能较高。

中产井的权重分布与高产井相似,主要体现在压裂初期的压力上升速度(图 6)。低产井的权重主要分布在初期压力变化阶段以及压裂过程中出现较高的平缓压力阶段(图 7),即初期压力上升速度慢、排量小均会导致低产。

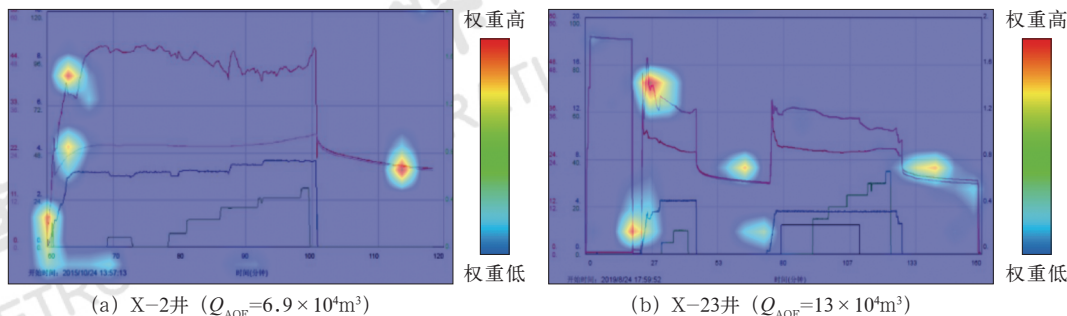


图 5 高产井压裂施工曲线的权重热力图

Fig.5 Weighted thermodynamic diagram of fracturing construction curve of high-yield wells

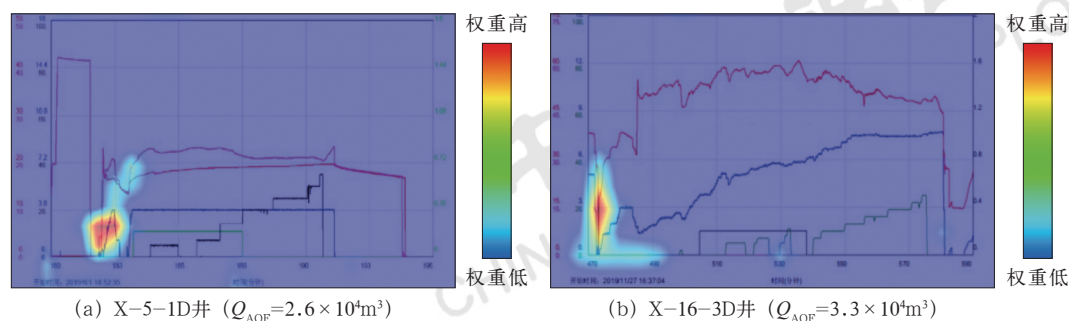


图6 中产井压裂施工曲线的权重热力图

Fig.6 Weighted thermodynamic diagram of fracturing construction curve of middle-yield wells

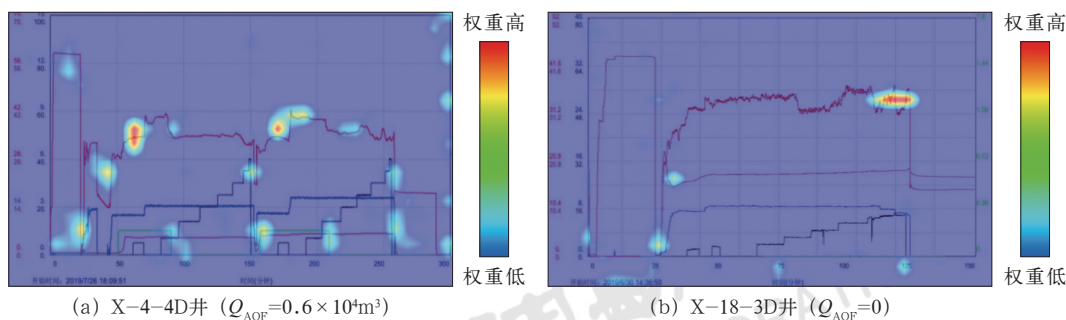


图7 低产井压裂施工曲线的权重热力图

Fig.7 Weighted thermodynamic diagram of fracturing construction curve of low-yield wells

整体上看,压裂施工曲线的初期和后期是模型权重最高的区域,压裂初期的排量及对应的压力上升速度、停泵压力、段塞持续时间是决定压裂效果的关键。因此在进行压裂工艺的改进时提高初期排量、降低段塞砂比及提高停泵之前排量,能够增加高产的可能性。

通过对识别准确的施工曲线进行可解释性分析,找出了影响压裂效果的几个关键施工阶段,为优化压裂工艺、提高增产效果提供了参考。由于采用的分类界限是人为设定的,且压裂返排制度对压裂产能也有较大的影响,导致部分层位标签划分不准确,影响了人工智能训练的效果。后期随着样本数量的增加,可以减少界限附近的样本,减少模糊样本的数量,提高训练精度。在可解释性研究中,各个施工曲线图像中仍然有部分噪点,主要是样本数量偏少造成的。人工智能模型的预测精度需要进一步提高,以期为提高压裂效果提供准确的指导。

## 4 结论

(1) 从压裂施工曲线的训练结果中可以看出,对压裂产能的识别准确率能达到87%,表明施工曲线中

隐含了与产能相关的储层和压裂裂缝信息,后期可以借助压裂段岩心实验的物性参数和微地震监测的裂缝参数进行样本标定,从施工曲线中直接获取储层和裂缝参数,进行压裂效果评估,节省相关实验和微地震监测的费用。

(2) 通过对训练模型采用 Grad-CAM 进行可解释性研究得出,施工曲线的初期和后期的变化特征决定了压裂产能等级,改变这些阶段的施工排量和砂比,能够提高压裂效果,为后期压裂工艺的改进指明了方向,补充了常规的经验评价方法中仅根据停泵后的压降速度进行产能判断。

(3) 由于训练的准确率受样本数量的影响较大,随着压裂井施工曲线的增加,通过进一步增加样本数量以及细分压裂产能分类,模型的准确率将会提高,热力图中的无用信息将会减少,可以更有效地指导压裂工艺改进和压裂效果评价。

## 参考文献

- [1] 郭天魁,曲占庆,李明忠,等.大型复杂裂缝支撑剂运移铺置虚拟仿真装置的开发[J].实验室研究与探索,2018,37(10):242-246,261.  
Guo Tiankui, Qu Zhanqing, Li Mingzhong, et al. Development of

- the large-scale virtual simulation experimental device of proppant transportation and placement in complex fractures[J]. Research and Exploration in Laboratory, 2018,37(10):242-246,261.
- [2] 潘林华,王海波,贺甲元,等.水力压裂支撑剂运移与展布模拟研究进展[J].天然气工业,2020,40(10):54-65.  
Pan Linhua, Wang Haibo, He Jiayuan, *et al.* Progress of simulation study on the migration and distribution of proppants in hydraulic fractures[J]. Natural Gas Industry, 2020,40(10): 54-65.
- [3] 邹雨时,石善志,张士诚,等.薄互层型页岩油储集层水力裂缝形态与支撑剂分布特征[J].石油勘探与开发,2022,49(5):1025-1032.  
Zou Yushi, Shi Shanzhi, Zhang Shicheng, *et al.* Hydraulic fracture geometry and proppant distribution in thin interbedded shale oil reservoirs[J]. Petroleum Exploration and Development, 2022,49(5):1025-1032.
- [4] 张士诚,李四海,邹雨时,等.页岩油水平井多段压裂裂缝高度扩展试验[J].中国石油大学学报(自然科学版),2021,45(1):77-86.  
Zhang Shicheng, Li Sihai, Zou Yushi, *et al.* Experimental study on fracture height propagation during multi-stage fracturing of horizontal wells in shale oil reservoirs[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2021,45(1):77-86.
- [5] 雷群,杨战伟,翁定为,等.超深裂缝性致密储集层提高缝控改造体积技术:以库车山前碎屑岩储集层为例[J].石油勘探与开发,2022,49(5):1012-1024.  
Lei Qun, Yang Zhanwei, Weng Dingwei, *et al.* Techniques for improving fracture-controlled stimulated reservoir volume in ultra-deep fractured tight reservoirs: a case study of Kuqa piedmont clastic reservoirs, Tarim Basin, NW China[J]. Petroleum Exploration and Development, 2022,49(5):1012-1024.
- [6] 雷群,管保山,才博,等.储集层改造技术进展及发展方向[J].石油勘探与开发,2019,46(3):580-587.  
Lei Qun, Guan Baoshan, Cai Bo, *et al.* Technological progress and prospects of reservoir stimulation[J]. Petroleum Exploration and Development, 2019,46(3):580-587.
- [7] 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.
- [8] 季长清,高志勇,秦静,等.基于卷积神经网络的图像分类算法综述[J].计算机应用,2022,42(4):1044-1049.  
Ji Changqing, Gao Zhiyong, Qin Jing, *et al.* Review of image classification algorithms based on convolutional neural network[J]. Journal of Computer Applications, 2022,42(4):1044-1049.
- [9] 董绍江,裴雪武,吴文亮,等.基于多层降噪技术及改进卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J].机械工程学报,2021,57(1):148-156.  
Dong Shaojiang, Pei Xuewu, Wu Wenliang, *et al.* Rolling bearing fault diagnosis method based on multilayer noise reduction technology and improved convolutional neural network[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021,57(1): 148-156.
- [10] 叶壮,余建波.基于多通道一维卷积神经网络特征学习的齿轮箱故障诊断方法[J].振动与冲击,2020,39(20):55-66.  
Ye Zhuang, Yu Jianbo. Gearbox fault diagnosis based on feature learning of multi-channel one dimensional convolutional neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(20):55-66.
- [11] 郭大立,祝凯,陈超峰,等.基于不确定理论的压裂压后综合评估技术[J].西南石油大学学报(自然科学版),2011,33(4):173-176.  
Guo Dali, Zhu Kai, Chen Chaofeng, *et al.* The technology of comprehensive evaluation after the fracturing based on un ascertained mathematics theory[J]. Journal of Southwest Petroleum University(Science & Technology Edition), 2011,33(4): 173-176.
- [12] 李道伦,刘旭亮,查文舒,等.基于卷积神经网络的径向复合油藏自动试井解释方法[J].石油勘探与开发,2020,47(3):583-591.  
Li Daolun, Liu Xuliang, Zha Wenshu, *et al.* Automatic well test interpretation based on convolutional neural network for a radial composite reservoir[J]. Petroleum Exploration and Development, 2020,47(3):583-591.
- [13] 吴正阳,莫修文,柳建华,等.裂缝性储层分级评价中的卷积神经网络算法研究与应用[J].石油物探,2018,57(4):618-626.  
Wu Zhengyang, Mo Xiuwen, Liu Jianhua, *et al.* Convolutional neural network algorithm for classification evaluation of fractured reservoirs[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2018,57(4):618-626.
- [14] 樊玮,刘挺,黄睿,等.卷积神经网络低层特征辅助的图像实例分割方法[J].计算机科学,2020,47(11):186-191.  
Fan Wei, Liu Ting, Huang Rui, *et al.* Low-level CNN feature aided image instance segmentation[J]. Computer Science, 2020, 47(11):186-191.
- [15] 王冉,石如玉,胡升涵,等.基于声成像与卷积神经网络的轴承故障诊断方法及其可解释性研究[J].振动与冲击,2022,41(16):224-231.  
Wang Ran, Shi Ruyu, Hu Shenghan, *et al.* An acoustic fault diagnosis method of rolling bearings based on acoustic imaging and convolutional neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022,41(16):224-231.