

基于深度置信网络模型的页岩油产量预测方法

方正¹, 丁群², 李静宇³, 王孝超⁴, 华莹¹, 陈燕¹

1. 中国石油集团渤海钻探工程有限公司油气井测试分公司 河北廊坊 065007
2. 中国石油天然气股份有限公司冀东油田分公司勘探开发部 河北唐山 063000
3. 中国石油集团渤海钻探工程有限公司井下作业分公司 河北任丘 062552
4. 中国石油华北油田公司勘探部 河北任丘 062552

通讯作者: Email: fang_zheng@cnpc.com.cn

项目支持: 中国石油集团渤海钻探工程有限公司项目“压裂实时评价与压后排液-测试一体化技术研究”(2022D28F)

引用: 方正, 丁群, 李静宇, 等. 基于深度置信网络模型的页岩油产量预测方法[J]. 油气井测试, 2022, 31(3): 61-66.

Cite: FANG Zheng, DING Qun, LI Jingyu, et al. Shale oil production prediction method based on depth belief network model[J]. Well Testing, 2022, 31(3): 61-66.

摘要 为提高华北油田冀中坳陷束鹿凹陷页岩油储层压后产量预测的符合率, 基于受限玻尔兹曼机(RBM)的深度置信网络学习(DBN)模型, 利用压裂停泵数据获得分段裂缝半长、改造后渗透率、SRV面积等动态数据, 结合测录井等静态数据和压裂规模、试采等生产数据, 通过数值模拟构建动态数据库, 建立了束鹿凹陷的页岩油产量预测方法。该方法在ST1H、ST2X和ST3页岩井的应用, 产量符合率达到80%, 预测结果合理可靠, 具有一定的可行性, 能够为该地区页岩油井压裂评估和方案调整提供技术指导。

关键词 束鹿凹陷; 页岩油层; 压裂; 受限玻尔兹曼机; 深度置信网络学习; 产量预测; 数据库

中图分类号: TE32 **文献标识码**: B **DOI**: 10.19680/j.cnki.1004-4388.2022.03.011

Shale oil production prediction method based on depth belief network model

FANG Zheng¹, DING Qun², LI Jingyu³, WANG Xiaochao⁴, HUA Ying¹, CHEN Yan¹

1. Well Testing Branch, CNPC Bohai Drilling Engineering Co., Ltd., Langfang, Hebei 065007, China
2. Exploration and Development Department, PetroChina Jidong Oilfield Company, Tangshan, Hebei 063000, China
3. Downhole Operation Company, CNPC Bohai Drilling Engineering Co., Ltd., Renqiu, Hebei 062552, China
4. Exploration Division, PetroChina Huabei Oilfield Company, Renqiu, Hebei 062552, China

Abstract: In order to improve the coincidence rate of post-frac production prediction of shale oil reservoirs in the Shulu Sag, Jizhong Depression, Huabei Oilfield, based on the deep belief network (DBN) model of Restricted Boltzmann Machine (RBM), the dynamic data such as half-length of segmented fractures, post-frac permeability, and area of simulated reservoir volume (SRV) obtained from fracturing pump-off data, as well as the static data such as well logging, and the production data such as fracturing scale and test production, a dynamic database was constructed through numerical simulation, and a method for predicting shale oil production in the Shulu Sag was established. This method has been applied in shale wells ST1H, ST2X and ST3, with the coincidence rate up to 80%, suggesting that the prediction results are reasonable and reliable. The method is proved feasible and can provide technical guidance for post-frac evaluation and program adjustment of shale oil wells in the Shulu Sag.

Keywords: Shulu Sag; shale oil play; fracturing; Restricted Boltzmann Machine; deep belief network; production prediction; database

中国陆相非常规油气勘探开发经过多年探索取得了重大进展, 2020年非常规油气产量接近7000万吨油当量, 标志着中国进入了非常规油气革命发展新阶段^[1], 以鄂尔多斯、准噶尔、松辽、渤海湾盆地页岩油、气为代表的非常规油气资源已逐步成为勘探开发的重点^[2-3]。页岩油的勘探开发具

有投资规模大、投资回收期长的特点, 体积压裂、重复压裂等改造技术是实现页岩油有效开发的关键技术, 但成本是常规油气勘探开发成本的数倍甚至数十倍, 且投资风险巨大^[4]。因此, 页岩油井在压前开展压后产量预测成为评估压裂可行性的技术需求之一。

国内学者对页岩油气井的产量预测方法进行了多方面研究。陈劲松等^[5-7]提出了一种改进 Arps 递减模型。同时对 4 种常用递减预测模型 (Arps 超双曲递减、Arps 调和递减、扩展指数递减和 DUONG 递减) 在不同生产阶段的预测结果进行详细的对比分析。于荣泽等^[8]从方法来源、基本模型、典型图版等方面对 Arps 递减、幂指数递减、扩展指数递减和 DUONG 递减等分析方法进行了详细阐述,给出了页岩气藏经验产量递减分析方法的研究重点。白玉湖等^[9]经过大量研究,提出了 2 种产量预测方法:一是页岩气分段式典型曲线产量预测方法;二是基于生产动态数据的页岩油气解析模型不确定性产量预测方法。姜志高等^[10]根据含气性指数(解吸速率×游离气占比×总气量)以及地层压力系数,利用 MATLAB 软件建立模型,实现了在现场对单井产能进行初步预测。徐兵祥等^[11]提出在页岩油气产能预测中应重视生产数据的挖掘并找寻产量与地质、油藏工程参数的关系,并针对有无生产数据、生产数据多少等不同情况建立了确定性和不确定性产能预测推荐流程。庞彦明等^[12]在松辽盆地古龙页岩油水平井试油、试采阶段,根据生产动态数据应用 Topaze 现代生产动态分析系统计算了动态缝控储量及预测长期开采产量递减规律。以上报道的产量预测方法大多需要足够长的连续稳定的生产数据,还要避免长时间关井,时效性滞后。而针对无生产数据的产量预测流程则涵盖了类比、解析、数值模拟等多种方法,实际操作存在困难,结果具有不确定性。

本文在前人研究的基础上,以华北油田冀中坳

陷束鹿凹陷^[13-15]页岩油井 ST1H、ST2X 和 ST3 井为研究对象,基于受限玻尔兹曼机 (Restricted Boltzmann Machine, RBM) 的深度置信网络学习 (Deep Belief Nets, DBN)^[16-17]模型,由裂缝半长、缝高,SRV 面积、体积,改造后渗透率等动态数据和测井、录井等静态数据以及压裂规模、放喷排液试采等生产数据,通过数值模拟^[18-19]构建动态数据库,进而建立束鹿凹陷的页岩油产量预测方法,在页岩油井压前开展压后产量预测,为压裂决策和方案调整提供技术指导。

1 区域概况

束鹿凹陷位于冀中坳陷南部,为一典型的东断西超单断箕状坳陷,走向为北北方向。从北到南由台家庄古隆起和荆丘古隆起分隔为北部洼槽、中部洼槽和南部洼槽。物源主要来自于西部宁晋凸起,东部新河断层高部位及南部小刘村凸起也提供部分物源。

水平井 ST1H、斜井 ST2X 和直井 ST3 井位于冀中坳陷束鹿凹陷中洼槽,措施层位为沙河街组沙三段。最大井斜 12.62°~82.97°,孔隙度 0.6%~13.9%,声波时差 152.3~256.8 μs/m,岩性为泥灰岩、中砾岩、角砾岩和灰质角砾岩,解释结论为 I、II、III 类储层(见表 1)。

2013 年~2014 年分别采用分段体积压裂技术进行了措施改造,压裂规模及定产数据见表 2。其中用液强度最高的为 ST2X 井,达到了 178.91 m³/m,ST3 井用液强度最低为 19.17 m³/m。压后返排初期 ST1H 井产油量达到了 243.6 m³/d。

表 1 试油层位基本数据表
Table 1 Basic data of oil testing horizon

井号	最大斜度/ (°)	井段/m	射孔厚度/m	孔隙度/%	声波时差/ (μs·m ⁻¹)	岩性	解释结论
ST1H	65.00	4 620.0~4 953.18	132.41	0.6~3.4	158.0~210.1	泥灰岩灰质角砾岩	II、III 类储层
ST2X	82.97	3 685.0~4 947.26	324.09	0.6~13.9	158.6~255.4	泥灰岩角砾岩	I、II、III 类储层
ST3	12.62	4 070.0~4 312.67	33.99	0.9~7.5	152.3~256.8	泥灰岩中砾岩	II、III 类储层

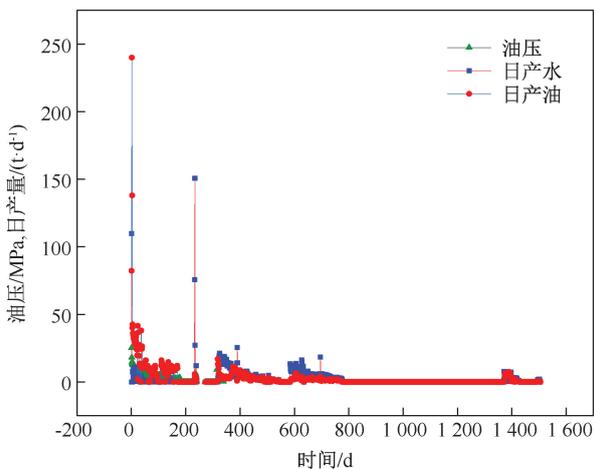
表 2 压裂规模及定产数据统计表
Table 2 Statistics of fracturing scale and fixed production data

井号	段	措施时间	压裂液/m ³	酸液/m ³	砂量/m ³	强度/ (m ³ ·m ⁻¹)	油嘴/ mm	日产油/ (m ³ ·d ⁻¹)	日产气/ (m ³ ·d ⁻¹)
ST1H	3	2013-03-12	3 103.0	1 258.50	128.90	34.96	9	243.60	72 196
ST2X	7	2013-12-19	3 115.4	4 005.84	69.27	178.91	5	18.92	1 093
ST3	5	2014-06-16	3 037.5	1 793.98	94.86	19.17	2	13.46	2 815

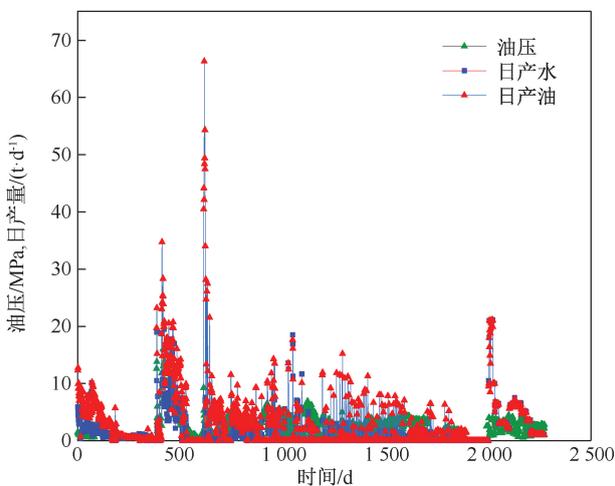
截至目前,ST1H 井累计产油 6 134.1 t,产气 128.17×10⁴ m³。ST2X 井累计产油 6 506.96 t,产气

11.88×10⁴ m³。ST3 井累计产油 7 472.34 t,产气 11.57×10⁴ m³。从试采曲线来看,ST1H 井(见图

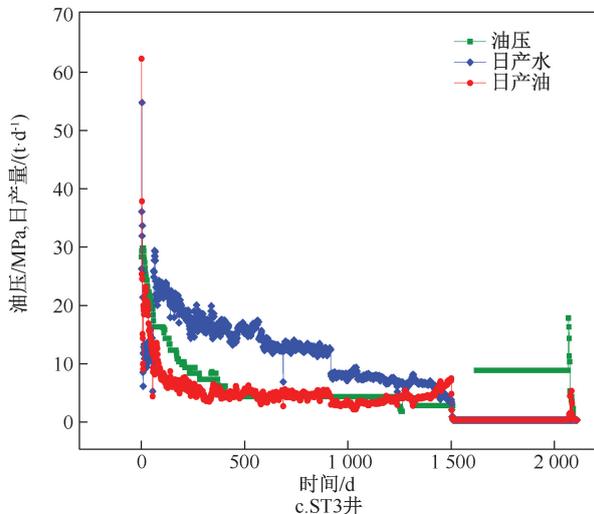
1a) 返排初期产油速度最快,但稳产时间较短,末期产量较低。ST2X 井,ST3 井(见图 1b、图 1c) 稳产时间相对较长,但 ST2X 井产量波动较大。



a.ST1H井



b.ST2X井



c.ST3井

图 1 ST1H,ST2X 和 ST3 井试采曲线图
Fig. 1 TPO curves of well ST1H, ST2X and ST3

2 深度置信网络模型

深度学习模型是 2006 年由 Hinton 教授提出的一种新型的功能强度的机器学习模型,可以让计算机对大量数据进行深层次的特征学习以达到准确率高的判别结果。对于复杂的运算问题,计算机需要进行逐层的深度学习,才能获得正确的判别结果。

而 DBN 是 Hinton 提出的另一种基于概率的深度学习网络模型(见图 2),它是由多个受限玻尔兹曼机(RBM)作为基层模块进行堆叠后形成的一种层级产生式模型,先通过逐层贪婪无监督训练,然后经过有监督微调,最终实现判别任务,它的优点是用于传统神经网络参数初始化大大提升了网络的训练速度,加强了网络的建模能力。

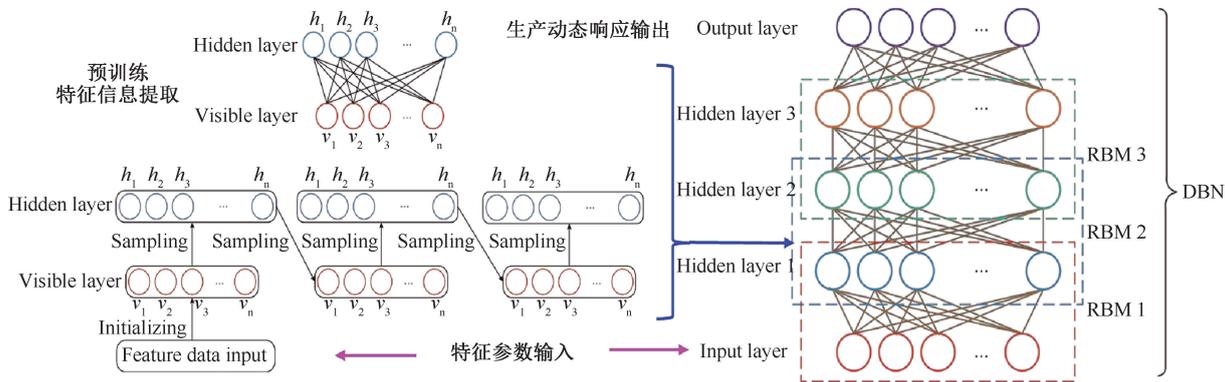


图 2 深度学习模型训练示意图

Fig. 2 Schematic diagram of deep learning model training

一个 RBM 包含可见层和隐层。可见层观察数据的一个方面或一个特征,比如一张黑白照片,描述可能的就是图片的灰度。隐层一般叫做特征提

取层,用来获取可见层单元与之对应的单元之间的依赖关系。其用途一是作为特征值提取器;二是初始化神经网络,使得整个网络处于最优解状态。

3 构建动态数据库

深度学习模型建立起来后,需要提供研究区域的样本数据加以训练。收集 ST1H 井、ST2X 井和 ST3 井的声波时差、自然电位、泥质含量、饱和度等测井录井静态数据及压裂规模、放喷排液、试采等生产数据,利用压裂施工的停泵压力数据进行反演^[20],获取分段分簇裂缝半长、缝高,SRV 面积、体积,改造后储层地层压力、渗透率等储层动态数据。通过数值模拟建立以静态数据、生产数据及动态数据为主的研究区域动态数据库。同时,采用交叉验证方法对模型参数进行优化,提高模型训练效果及收敛速度,提高产量预测的符合率。

4 预测效果

首先构建以静态资料、生产资料和动态资料为基础的束鹿凹陷页岩油井动态数据库,通过数值模拟进行预处理,初步优选了以水平段长、厚度、间距、加液强度、改造后渗透率、压力、导流能力等影响因素做为初始权重;其次建立深度学习网络模型,通过网络模型参数优化,开展产量预测;最后与实际生产数据对比验证,若预测结果的符合率未达到要求,则返回调整网络模型参数,直至符合率达到既定目标,从而确立适合于束鹿凹陷页岩油井的产量预测模型及流程(见图3)。

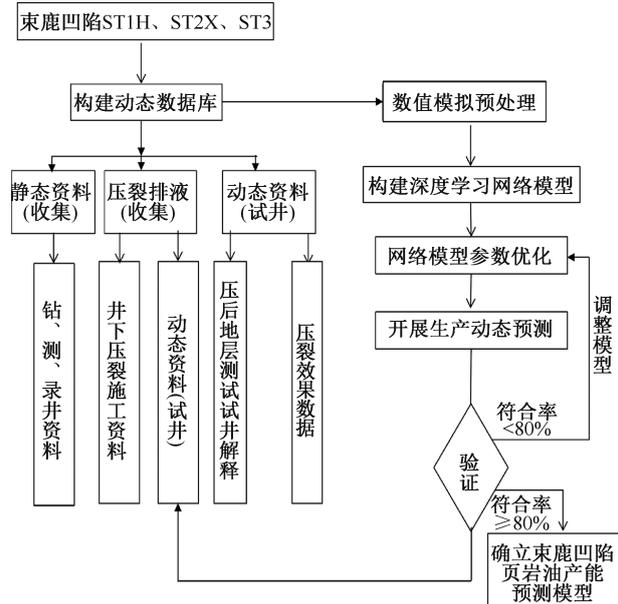


图3 基于深度学习的产量预测方法流程图
Fig. 3 Flow chart of yield prediction method based on deep learning

压后产量预测,预测结果见图4~图6。

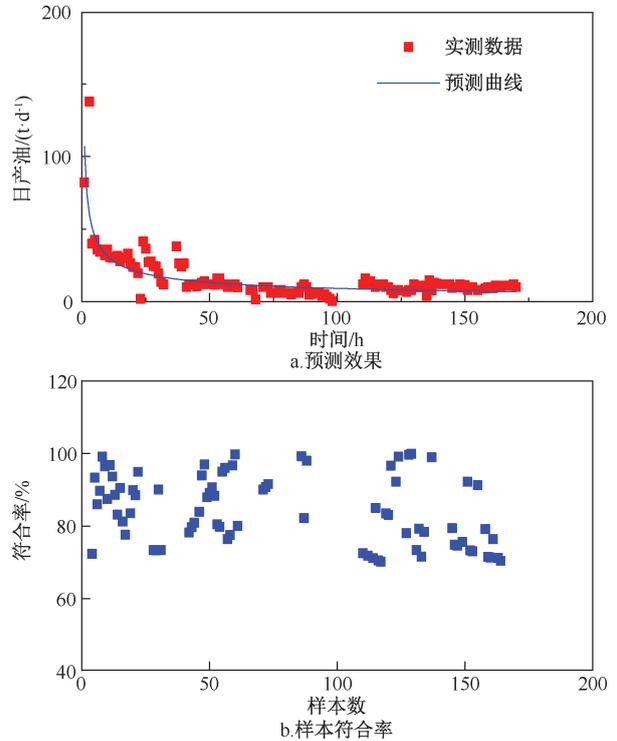


图4 ST1H井预测效果及样本符合率

Fig. 4 Prediction effect and sample coincidence rate of well ST1H

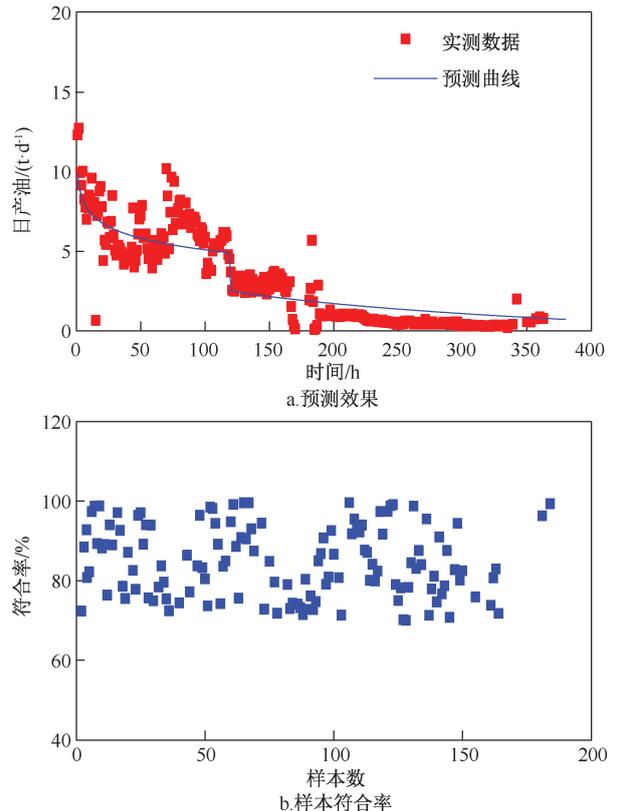


图5 ST2X井预测效果及样本符合率

Fig. 5 Prediction effect and sample coincidence rate of well ST2X

应用此模型对 ST1H 井、ST2X 井和 ST3 井进行

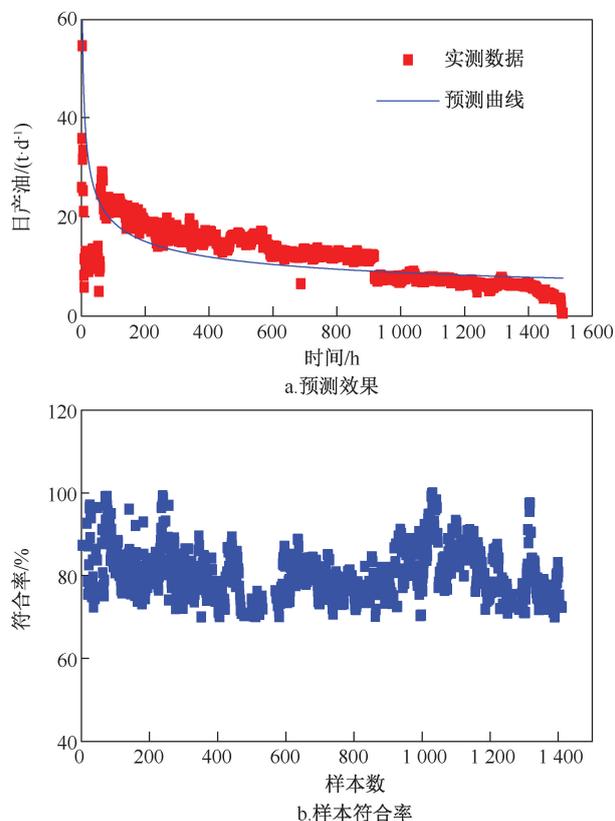


图6 ST3井预测效果及样本符合率

Fig. 6 Prediction effect and sample coincidence rate of well ST3

从预测效果与实际产量数据对比来看,整体预测结果较好,5 887个样本预测结果误差范围0.09%~29.99%,平均符合率80.44%~84.99%。其中:ST1H井误差范围0.09%~29.83%,平均误差15.57%,平均符合率84.43%;ST2X井误差范围0.39%~29.99%,平均误差15.01%,平均符合率84.99%;ST3井误差范围0.39%~29.99%,平均误差19.56%,平均符合率80.44%。达到了预期效果,可以在束鹿凹陷页岩油井进行现场应用。

5 结论

(1)本文提出了基于深度学习模型的页岩油产量预测方法,为单井在压前开展压后产量预测提供了一种新思路。

(2)该方法在束鹿凹陷ST1H等3口井应用,产量预测符合率达到80%,具有一定的可行性,能够为该地区页岩油井压裂评估和方案调整提供技术指导。

致谢:感谢渤海钻探油气井测试分公司和华北油田公司勘探部同意本文公开发表。感谢油气井测试分公司地质研究中心李琳琳、徐凤兰,中国石油大学(华东)石油工程学院王森

对本文提供的帮助和支持。

参考文献

- [1] 邹才能,邱振. 中国非常规油气沉积学新进展——“非常规油气沉积学”专辑前言[J]. 沉积学报, 2021, 39(1):1-9.
ZOU Caineng, QIU Zhen. Preface: New advances in unconventional petroleum sedimentology in China[J]. Acta Sedimentologica Sinica, 2021, 39(1):1-9.
- [2] 赵国翔,姚约东,王铤,等. 页岩油藏微尺度流动特征及应力敏感性分析[J]. 断块油气田, 2021, 28(2):247-252.
ZHAO Guoxiang, YAO Yuedong, WANG Lian, et al. Microscale transport behaviors of shale oil and stress sensitivity analysis [J]. Fault-Block Oil&Gas Field, 2021. 28(2):247-252.
- [3] 孙瀚文,费繁旭,高阳,等. 吉木萨尔陆相页岩水平井压裂后产量影响因素分析[J]. 特种油气藏, 2020, 27(2):108-114.
SUN Hanwen, FEI Fanxu, GAO Yang, et al. Production sensitivity analysis of fractured horizontal wells in jimusar continental shale [J]. Special Oil and Gas Reservoirs, 2020, 27(2):108-114.
- [4] 吴昊疆,彭小龙,朱苏阳,等. 基于数值模拟法与油藏开发经营一体化思想的页岩油藏经济决策研究[J]. 油气藏评价与开发, 2021, 11(3):404-413.
WU Haoqiang, PENG Xiaolong, ZHU Suyang, et al. Economic decision of shale reservoir based on numerical simulation and integration of reservoir development and management [J]. Petroleum Reservoir Evaluation and Development, 2021, 11(3):404-413.
- [5] 陈劲松,郭莉,年静波,等. 一种提高早期页岩油气单井产量预测合理性的方法[J]. 非常规油气, 2017, 4(6):53-58.
CHEN Jinsong, GUO Li, NIAN Jingbo, et al. A method of improving reasonability on the shale oil and gas wells production prediction in the early stage[J]. Unconventional Oil & Gas, 2017, 4(6):53-58.
- [6] 陈劲松,年静波,韩洪宝,等. 改进 Arps 递减模型早期产量预测再认识[J]. 非常规油气, 2019, 6(1):75-80.
CHEN Jinbo, NIAN Jingbo, HAN Hongbao, et al. Improve production prediction rationality of the modified arps decline model in the early shale oil and gas wells [J]. Unconventional Oil & Gas, 2019, 6(1):75-80.
- [7] 陈劲松,曹健志,韩洪宝,等. 页岩油气井常用产量预测模型适应性分析[J]. 非常规油气, 2019, 6(3):48-57.
CHEN Jinsong, CAO Jianzhi, HAN Hongbao, et al. Adaptability analysis of commonly used production prediction models for shale oil and gas well [J]. Unconventional Oil & Gas, 2019, 6(3):48-57.
- [8] 于荣泽,姜巍,张晓伟,等. 页岩气藏经验产量递减分析

- 方法研究现状[J]. 中国石油勘探, 2018, 23(1): 109-116.
- YU Rongze, JIANG Wei, ZHANG Xiaowei, et al. A review of empirical production decline analysis methods for shale gas reservoir[J]. China Petroleum Exploration, 2018, 23(1): 109-116.
- [9] 白玉湖, 徐兵祥, 陈岭, 等. 页岩油气典型曲线及解析模型产量预测新方法[J]. 中国海上油气, 2018, 30(4): 120-126.
- BAI Yuhu, XU Bingxiang, CHEN Ling, et al. New production prediction methods for typical curve and analytical model of shale oil and gas [J]. China Offshore Oil and Gas, 2018, 30(4): 120-126.
- [10] 姜志高, 曹海虹, 丁安徐, 等. 基于页岩现场含气量测试结果预测产能的方法[J]. 石油实验地质, 2019, 41(5): 773-778.
- JIANG Zhigao, CAO Haihong, DING Anxu, et al. A method for predicting production capacity based on a shale gas content test [J]. Petroleum Geology & Experiment, 2019, 41(5): 773-778.
- [11] 徐兵祥, 白玉湖, 陈岭, 等. 页岩油气产能预测新思路及方法流程[J]. 天然气技术与经济, 2019, 13(5): 36-42.
- XU Bingxiang, BAI Yuhu, CHEN Ling, et al. New ideas and workflow to predict shale-oil and shale-gas productivity [J]. Natural Gas Technology and Economy, 2019, 13(5): 36-42.
- [12] 庞彦明, 王永卓, 王瑞, 等. 松辽盆地古龙页岩油水平井试采分析及产能预测[J]. 大庆石油地质与开发, 2020, 39(3): 137-146.
- PANG Yanming, WANG Yongzhuo, WANG Rui, et al. Production test analysis and productivity prediction of horizontal wells in Gulong shale oil reservoirs, Songliao Basin [J]. Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing, 2020, 39(3): 137-146.
- [13] 朱洁琼, 张以明, 黄远鑫, 等. 冀中坳陷束鹿凹陷潜山多样性油气成藏特征[J]. 中国石油勘探, 2019, 24(6): 791-798.
- ZHU Jieqiong, ZHANG Yiming, HUANG Yuanxin, et al. The hydrocarbon accumulation characteristics of diverse buried hills in the Shulu sag, Jizhong depression [J]. China Petroleum Exploration, 2019, 24(6): 791-798.
- [14] 陈朝兵, 宗超伦, 焦立芳, 等. 束鹿凹陷西斜坡油藏分布规律及成藏模式[J]. 石油地质与工程, 2020, 34(2): 1-6.
- CHEN Chaobing, ZONG Chaolun, JIAO Lifang, et al. Reservoir distribution regularity and accumulation patterns of western slope in Shulu sag [J]. Petroleum Geology and Engineering, 2020, 34(2): 1-6.
- [15] 张锐锋, 陈柯童, 朱洁琼, 等. 渤海湾盆地冀中坳陷束鹿凹陷中深层湖相碳酸盐岩致密储层天然气成藏条件与资源潜力[J]. 天然气地球科学, 2021, 32(5): 623-632.
- ZHANG Ruifeng, CHEN Ketong, ZHU Jieqiong, et al. Tight gas reservoir forming condition and resource potential in the lacustrine carbonate in the middle-deep layer of Shulu sag of Jizhong depression, Bohai bay basin [J]. Natural Gas Geoscience, 2021, 32(5): 623-632.
- [16] 张艳霞. 基于受限玻尔兹曼机的深度学习模型及其应用[D]. 安徽合肥: 电子科技大学, 2016.
- ZHANG Yanxia. Deep learning models and applications based on the restricted Boltzmann machine [D]. Hefei, Anhui, University of Electronic Science and Technology of China, 2016.
- [17] 张健. 基于RBM的深度学习神经网络算法研究[D]. 江苏徐州: 中国矿业大学, 2020.
- ZHANG Jian. Research on deep neural networks based on RBM [D]. Xuzhou, Jiangsu, China University of Mining and Technology, 2020.
- [18] 匡立春, 刘合, 任义丽, 等. 人工智能在石油勘探开发领域的应用现状与发展趋势[J]. 石油勘探与开发, 2021, 48(1): 1-11.
- KUANG Lichun, LIU He, REN Yili, et al. Application and development trend of artificial intelligence in petroleum exploration and development [J]. Petroleum Exploration and Development, 2021, 48(1): 1-11.
- [19] 蒲晓, 郭大立, 兰天, 等. 低渗透油藏转向压裂产能预测及影响因素[J]. 新疆石油地质, 2021, 42(1): 76-80.
- PU Xiao, GUO Dali, LAN Tian, et al. Productivity prediction and influencing factors of low permeability reservoirs after steering fracturing stimulation [J]. Xinjiang Petroleum Geology, 2021, 42(1): 76-80.
- [20] 张忠林, 申峰, 徐栋哲, 等. 利用压裂停泵数据的大规模体积压裂改造区域反演方法及其应用[J]. 非常规油气, 2020, 7(6): 81-89.
- ZHANG Zhonglin, SHEN Feng, XU Dongzhe, et al. A new inversion method of stimulated reservoir volume fracturing region based on pump-stop data and its application [J]. Unconventional Oil & Gas, 2020, 7(6): 81-89.

编辑 穆立婷

第一作者简介: 方正, 男, 1986年10月出生, 2008年毕业于大庆石油学院资源勘查工程专业。现主要从事油气田开发及试井解释工作。电话: 0317-2551913, 13784113411; Email: fang_zheng@cnpc.com.cn。通信地址: 河北省廊坊市广阳区万庄石油基地油气井测试分公司, 邮政编码: 065007。