

页岩油压裂井产量预测方法研究

赵庆杰¹, 唐宏宝², 张乾¹, 冯凡³, 郝华松⁴, 白石¹

1. 中国石油集团渤海钻探工程公司井下技术服务公司 天津 300280

2. 中国石油集团渤海钻探工程公司工程技术部 天津 300457

3. 中国石油管道局工程有限公司第四分公司 河北廊坊 065000

4. 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

通讯作者: Email: wangfangxiangenpc@126.com

项目支持: 中国石油集团渤海钻探工程有限公司重大技术研究项目“储层压裂改造‘数智化’技术研究”(2023ZD02F)

引用: 赵庆杰, 唐宏宝, 张乾, 等. 页岩油压裂井产量预测方法研究[J]. 油气井测试, 2024, 33(3): 46-52.

Cite: ZHAO Qingjie, TANG Hongbao, ZHANG Qian, et al. Production prediction methods for fractured shale oil wells [J]. Well Testing, 2024, 33(3): 46-52.

摘要 为了综合考虑地质因素和工程参数对页岩油压裂井产量的影响,以大港油田页岩油井为数据来源,利用 Spearman 相关系数和随机森林综合筛选关键特征参数,通过数据清洗、多重填补检测剔除异常值,拓展缺失数据,构建完整的压裂井产量预测数据集。基于多层感知机神经网络模型,采用网格搜索法进行基础模型的参数调优,建立了页岩油压裂井产量预测模型,训练数据集的预测平均准确率为 92.37%。经大港 10 口页岩油井的生产数据现场应用,预测产量与实际值的平均误差为 7.59%,表明该产量预测模型可综合反应地质因素和工程参数对压裂井产量的影响,使预测结果与实际生产相吻合,预测精度高,满足工程需求。

关键词 页岩油; 压裂; 产量预测模型; 多层感知机神经网络; 现场试验; 大港油田; 特征参数

中图分类号: TE353 文献标识码: B DOI: 10.19680/j.cnki.1004-4388.2024.03.008

Production prediction methods for fractured shale oil wells

ZHAO Qingjie¹, TANG Hongbao², ZHANG Qian¹, FENG Fan³, HAO Huasong⁴, BAI Shi¹

1. Downhole Technology Service Company, CNPC Bohai Drilling Engineering Company Limited, Tianjin 300280, China

2. Engineering Technology Department, CNPC Bohai Drilling Engineering Company Limited, Tianjin 300457, China

3. No. 4 Brand Company of China Petroleum Pipeline Engineering Co., Ltd, Langfang, Hebei 065000, China

4. Well Testing Company, CNPC Bohai Drilling Engineering Company Limited, Langfang, Hebei 065007, China

Abstract: To comprehensively consider the impact of geological factors and engineering parameters on the production of fractured shale oil wells, by using the data from shale oil wells in the Dagang oilfield and by employing Spearman's correlation coefficient and random forest techniques, key characteristic parameters were meticulously selected. Through processes of data cleansing, multiple imputation to detect and remove outliers, and expanding missing data, a complete dataset for predicting the production of fractured wells was constructed. Based on a multilayer perceptron neural network model, parameter tuning of the foundational model was achieved via grid search methodology, and a model for predicting the production of the fractured shale oil wells was established. The average prediction accuracy of the training dataset reached 92.37%. When applied to the production data from 10 shale oil wells in Dagang oilfield, the average error between predicted and actual production values was 7.59%. This indicates that the prediction model can effectively integrate geological and engineering parameters' influences on the production of fractured well, ensuring a high degree of alignment between predicted and actual production values, thereby meeting engineering requirements with high prediction accuracy.

Keywords: shale oil; fracturing; production prediction model; multilayer perceptron neural network; field trial; Dagang oilfield; characteristic parameter

随着油气的勘探开发,页岩油气等非常规油气资源已经占全国累计探明储量的 41%,正在转变成“新常规”,不断延长石油工业的生命周期^[1-3]。精细化压裂是页岩油效益勘探开发的重要举措,压

裂后的产能预测将为压裂工艺、施工参数、液体体系的改进完善,工程甜点的评价和生产制度调整,以及后续勘探开发方案的制定提供重要的数据支撑^[4-5]。目前,压裂后的产能预测主要分为两类方

法:一是数值解析法^[6],即利用复杂的数学公式或数值模拟算法推导产量模型,比如白文鹏等^[7]基于渗流力学和相态变化理论,建立了多相流不稳定产量预测模型;LI 等^[8]利用半解析的 RTA 模型分析页岩油藏的生产数据,形成了线性流态的产能预测方法;张士诚等^[9]利用有限元数值模拟的方法,分析了压裂参数对产能的影响,并将数值模型应用到了页岩油气井的压裂设计中。二是机器学习法^[10],即利用大数据分析、人工智能等手段挖掘数据价值,建立产量预测模型,比如 Gou 等^[11]在考虑地质因素的基础上利用灰色聚类分析方法建立了压裂井产量评价模型;LU 等^[12]利用深度神经网络和粒子群优化算法建立了产量预测模型,并应用于压裂参数的快速设计;李菊花等^[13]以涪陵页岩气田为数据来源,运用随机森林算法实现了对气井产量的精准预测。随着技术的进一步发展,有研究者探索了大数据算法与油藏数值模拟相结合的评估方法,如吴磊^[14]采用 Petrel 油藏数值模拟和神经网络分析算法对产量预测模型进行了探索,但未见应用效果的分析。

页岩油压裂井的产量受到诸多因素的影响,各因素之间存在负责的非线性关系。对于产量预测的数值解析法,其需建立在理想假设的基础上进行研究,与压裂井的实际情况存在一定偏差^[15]。而目前的机器学习法往往只考虑地质因素或者施工参数,受限于参数的数量,未能全面反映储层的地质和工程特性,导致产量预测精度无法满足生产需求^[16]。因此,本文综合考虑地质因素和工程参数对压裂井产量的影响,以大港油田页岩油开发井为数据来源,通过特征工程的提取筛选、数据集的构建,采用机器学习算法建立产量预测模型,并通过参数调优对模型优化,使预测结果与实际生产相吻合,

提高预测精度,为大港区域页岩油的开发提供数据支撑,同时加快地质-工程一体化的建设进程。

1 特征参数提取筛选

根据对大港页岩油产量的统计分析,主要的地质因素和工程因素包括:油层厚度、泊松比、杨氏模量、地层温度、破裂压力、破裂梯度、闭合压力、段平均厚度、总液量、总砂量、排量、压裂段数、段平均液量、段平均砂量、70/140 目石英砂、40/70 目陶粒、20/50 目陶粒、20/40 目陶粒等。

1.1 特征参数

特征工程是产量预测模型构建中的关键步骤。在产量预测模型中,特征筛选是为了确定最具影响力的特征。对于水力压裂井而言,可能存在一些对产量影响较小的特征,通过特征筛选真实的逐一增添或删除等各种组合,确认特征对结果的真实影响,从而提高模型的计算效率和泛化能力。比如,通过特征筛选可知,总砂量与细分的不同砂粒度量都不可缺少,若去除总砂量特征将降低 5% 的产量拟合准确度。所以,特征工程就是在原始数据中提取与产量相关的特征,构建一组能够最好地描述压裂井的特性和生产状况的特征数据集,以提高模型的性能。

为提高特征筛选的准确性和可靠性,使用过滤法和嵌入法两种方法进行综合评价。

1.1.1 过滤法

过滤法采用可衡量两个变量之间单调关系的 Spearman 相关系数,对于压裂井各因素间非线性关系更为鲁棒。该方法基于变量的等级而不是原始数值,当变量的分布不满足正态分布或存在异常值时优越性更为明显。Spearman 相关系数分析的压裂各参数结果如图 1 所示。

	油层厚度	泊松比	杨氏模量	地层温度	破裂压力	总液量	总砂量	70/140目石英砂	40/70目陶粒	30/50目陶粒	压裂段数	段平均液量	段平均砂量	段平均厚度	时间	BI	产量
油层厚度	1.000000	0.236340	0.429047	0.411094	0.524767	0.741731	0.782827	0.797719	0.160697	-0.124527	0.393749	0.017350	0.020757	0.420596	-0.524656	0.389787	0.602471
泊松比	0.236340	1.000000	0.431777	0.295702	0.225910	0.175559	0.123019	0.190336	-0.040467	-0.473698	0.029602	-0.051364	-0.187265	0.047648	-0.211194	0.855315	0.347263
杨氏模量	0.429047	0.431777	1.000000	0.257580	0.350114	0.452000	0.435263	0.491833	0.045462	-0.424336	0.102015	0.213561	0.071873	0.197380	-0.521405	0.839898	0.530240
地层温度	0.411094	0.295702	0.257580	1.000000	0.777694	0.552423	0.337656	0.303424	0.178037	-0.009631	0.304557	0.023923	-0.295290	0.025762	-0.119278	0.326832	0.356712
破裂压力	0.524767	0.225910	0.350114	0.777694	1.000000	0.649465	0.599361	0.561289	0.243399	0.000708	0.392795	0.072074	-0.078214	0.022074	-0.390368	0.340447	0.449389
总液量	0.741731	0.175559	0.452000	0.552423	0.649465	1.000000	0.889999	0.824465	0.420148	-0.112234	0.505891	0.109160	-0.087384	-0.027501	-0.302675	0.366331	0.677204
总砂量	0.782827	0.123019	0.435263	0.337656	0.599361	0.889999	1.000000	0.941903	0.407224	-0.060194	0.429249	0.125118	0.186635	0.136520	-0.547673	0.324982	0.772002
70/140目石英砂	0.797719	0.190336	0.491833	0.303424	0.561289	0.824465	0.941903	1.000000	0.088766	-0.203568	0.398797	0.145193	0.226312	0.250661	-0.668608	0.398195	0.780617
40/70目陶粒	0.160697	-0.040467	0.045462	0.178037	0.243399	0.420148	0.407224	0.088766	1.000000	0.132519	0.148535	-0.038772	-0.098488	-0.300590	0.131122	0.001769	0.191872
30/50目陶粒	-0.124527	-0.473698	-0.424336	-0.009631	0.000708	-0.112234	-0.060194	-0.203568	0.132519	1.000000	0.125775	0.021767	0.107912	-0.035009	0.391623	-0.530311	-0.176249
压裂段数	0.393749	0.029602	0.102015	0.304557	0.392795	0.505891	0.429249	0.398797	0.148535	0.125775	1.000000	-0.613508	-0.579467	-0.426245	-0.139341	0.076632	0.456728
段平均液量	0.017350	-0.051364	0.213561	0.023923	0.072074	0.109160	0.125118	0.145193	-0.038772	0.021767	-0.613508	1.000000	0.810074	0.575092	-0.102274	0.092031	-0.054769
段平均砂量	0.020757	-0.187265	0.071873	-0.295290	-0.078214	-0.087384	0.186635	0.226312	-0.098488	0.107912	-0.579467	0.810074	1.000000	0.661850	-0.333185	-0.071604	0.005367
段平均厚度	0.420596	0.047648	0.197380	0.025762	0.022074	-0.027501	0.136520	0.250661	-0.300590	-0.035009	-0.426245	0.575092	0.661850	1.000000	-0.426987	0.142460	0.038890
时间	-0.524656	-0.211194	-0.521405	-0.119278	-0.390368	-0.302675	-0.547673	-0.668608	0.131122	0.391623	-0.139341	-0.102274	-0.333185	-0.426987	1.000000	-0.427817	-0.625611
BI	0.389787	0.855315	0.839898	0.326832	0.340447	0.366331	0.324982	0.398195	0.001769	-0.530311	0.076632	0.092031	-0.071604	0.142460	-0.427817	1.000000	0.515021
产量	0.602471	0.347263	0.530240	0.356712	0.449389	0.677204	0.772082	0.780617	0.191872	-0.176249	0.456728	-0.054769	0.005367	0.038890	-0.625611	0.515021	1.000000

图 1 Spearman 相关系数

Fig. 1 Spearman correlation coefficient

1.1.2 嵌入法

嵌入法采用可评估多个特征重要性的随机森林,其集成多个决策树的预测,在每个树的构建过程中,观察每个特征被选择的频率以及对不纯度的影响,通过集成评估,为每个特征分配一个综合的重要性分数,可以清晰地了解哪些特征对模型的预测起到了关键作用。随机森林特征重要性排序如图 2 所示。

通过对两种方法的特征筛选结果进行综合考量,得到图 3 所示的相关系数综合结果,从而完成了

对特征的筛选。

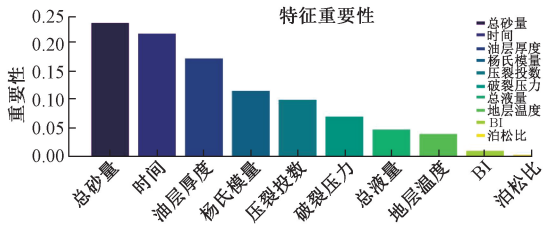


图 2 随机森林特征重要性排序

Fig. 2 Ranking of importance of random forest features

	油层厚度	泊松比	杨氏模量	地层温度	破裂压力	总液量	总砂量	压裂段数	时间	BI	产量
油层厚度	1.000000	0.367248	0.493292	0.568732	0.705100	0.781093	0.798497	0.650813	-0.535454	0.363256	0.530847
泊松比	0.367248	1.000000	0.559809	0.451847	0.319425	0.307869	0.208131	0.224148	-0.364895	0.857728	0.499453
杨氏模量	0.493292	0.559809	1.000000	0.283644	0.346216	0.479701	0.449082	0.372664	-0.376715	0.814160	0.511485
地层温度	0.568732	0.451847	0.283644	1.000000	0.714043	0.642827	0.430694	0.560630	-0.277589	0.337208	0.471638
破裂压力	0.705100	0.319425	0.346216	0.714043	1.000000	0.726626	0.750795	0.659353	-0.587173	0.271665	0.533565
总液量	0.781093	0.307869	0.479701	0.642827	0.726626	1.000000	0.865981	0.802606	-0.285524	0.316550	0.571924
总砂量	0.798497	0.208131	0.449082	0.430694	0.750795	0.865981	1.000000	0.661920	-0.512994	0.223112	0.572040
压裂段数	0.650813	0.224148	0.372664	0.560630	0.659353	0.802606	0.661920	1.000000	-0.130061	0.215073	0.452106
时间	-0.535454	-0.364895	-0.376715	-0.277589	-0.587173	-0.285524	-0.512994	-0.130061	1.000000	-0.289525	-0.500261
BI	0.363256	0.857728	0.814160	0.337208	0.271665	0.316550	0.223112	0.215073	-0.289525	1.000000	0.492315
产量	0.530847	0.499453	0.511485	0.471638	0.533565	0.571924	0.572040	0.452106	-0.500261	0.492315	1.000000

图 3 相关系数综合结果

Fig. 3 Comprehensive results of correlation coefficient

1.2 井间分类

井间分类是根据不同的特征将水力压裂井划分为不同的类别,从而优化模型更好地适应不同类型的井,提高产量预测的准确性。研究中采用 K-means 聚类分析方法^[17],对压裂井进行分类(见图 4)。

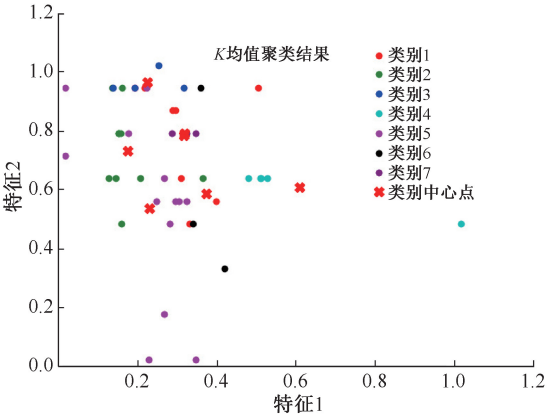


图 4 井间分类结果图

Fig. 4 Result chart of cross well classification

其关键参数 K 簇数采用肘部法进行优选,应用轮廓系数进一步评估 K 值的聚类效果。综合结果可以提供对聚类质量的全面认识,帮助确定最优的

K 值,并评估聚类的紧密性和分离度,从而提高聚类算法的稳健性和有效性。

2 数据集清洗拓展

在水力压裂井产量预测模型中,数据清洗拓展主要涉及检测和处理缺失数据、异常值和重复记录等问题,通过剔除或填补缺失值,调整异常值,处理重复记录,确保输入数据的质量和准确性,为后续的分析 and 建模工作奠定基础。

2.1 数据清洗

利用直方图分布观察大港页岩油压裂井的产量分布规律,如图 5 所示,可见产量分布存在明显的偏态分布,且存在离群值。因此采用产量取对数的方法平衡样本分布至正态分布,但之后的模型构建中对样本分布无要求,故只进行离群值判别。

研究中采用箱型图判别离群值并剔除,以免干扰模型可靠性。箱型图通过展示数据的中位数、四分位数以及异常值,判断数据的中心趋势、离散程度。通过人工去除离群值,完成数据清洗后的压裂井产量数据箱型图如图 6 所示。

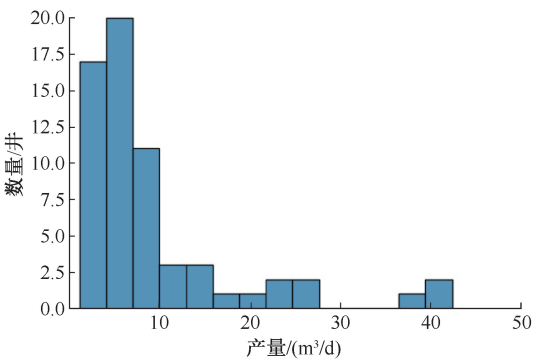


图 5 产量直方图分布

Fig. 5 Production histogram distribution

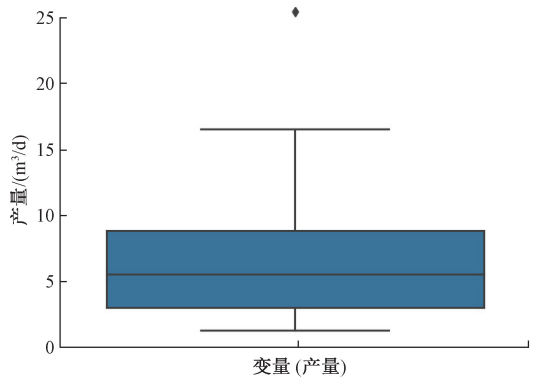


图 6 人工去除后的产量箱型图

Fig. 6 Box plot of production after manual removal

2.2 数据拓展

在水力压裂井产量预测的工程因素影响中,面临一些由于压裂作业过程中监测设备的不稳定导致数据缺失的情况。数据拓展旨在利用插值方法填充缺失值,以确保数据的完整性。

考虑到不同的地质条件、压裂参数等因素,为更全面地训练模型,采用多重填补法模拟不同的场景和条件,生成额外的数据以拓展原始数据集。相对于常规的均值增补法,多重填补法可全面考虑变量关系、处理非线性关系、对异常值的鲁棒性、避免过拟合的随机性引入。以地质因素的泊松比、杨氏模量和工程因素的闭合压力为例,原始直方图与多重填补法和均值填补法的直方图结果对比如图 7 所示。可以明显看出,多重填补法在保持原始直方图分布上的效果更好,更大程度的保证了数据集的可靠性。

插值法和多重填补法相互补充,插值法提供数据拓展的主干,多重填补法全面考虑变量的关系,显著增强数据集的完整性和可信度,填补了监测设备不稳定导致的数据缺失,并生成了多样化的地质条件与压裂参数组合数据。这些方法为模型训练提供了更可靠的数据基础,确保了预测的准确性和稳健性。

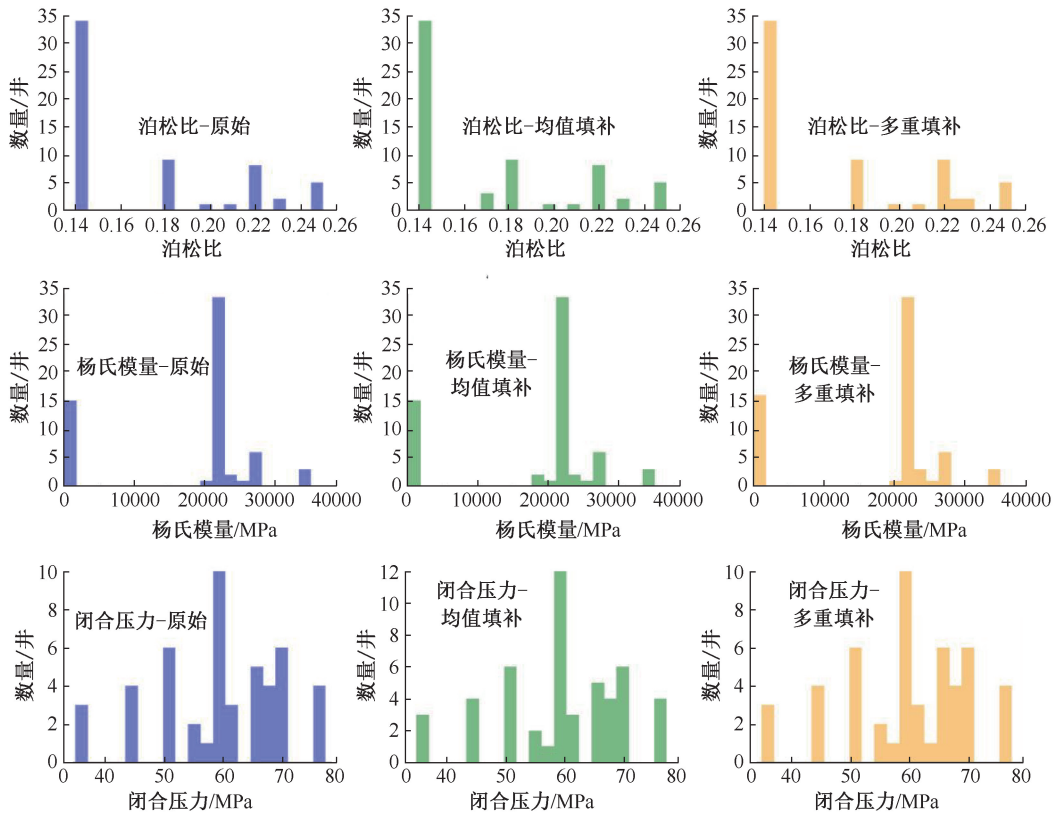


图 7 填补结果直方图对比

Fig. 7 Comparison of filling result histograms

3 预测模型的构建

基于大港油田页岩油压裂井的数据集构建完成后,需根据数据集的特点优选可用的基础模型,并根据初步预测结果进行模型参数调优,以达到较好的预测精度。

3.1 基础模型优选

根据水力压裂井数据的分布和特性,可考虑使用线性回归、决策树、随机森林、支持向量机等常见的机器学习算法。通过大量试验数据的对比发现,传统机器学习方法难以概括地质因素和工程因素对产量的影响情况。因此,需优选基础模型,不仅能够更好地反应各种影响因素之间的复杂关系,而且能够适应不同地质条件下的预测需求。

在压裂井产量预测研究中引入多层感知机(MLP)神经网络结构,其能够学习和理解数据中的复杂关系,适用于处理非线性、非凸的数据分布。此外,MLP作为深度学习的基础,为构建更深层次的神经网络提供了重要工具。相比传统机器学习方法,MLP的优势在于其适应性强、处理复杂问题能力强,对于高维度、非线性关系的数据具有更好的表达能力,从而提高了模型的泛化性能。

在提供了大港油田页岩油40口井的日产量数据后,利用多层感知机神经网络模型预测的初始产量结果如图8所示。可以看出,预测结果与实际产量点的趋势基本一致,分布于 R^2 线两侧,尤其低产量数据点较多时,精度较高。但整体而言,图中的离散点较多,还需对模型的参数进行调优以提高其性能。

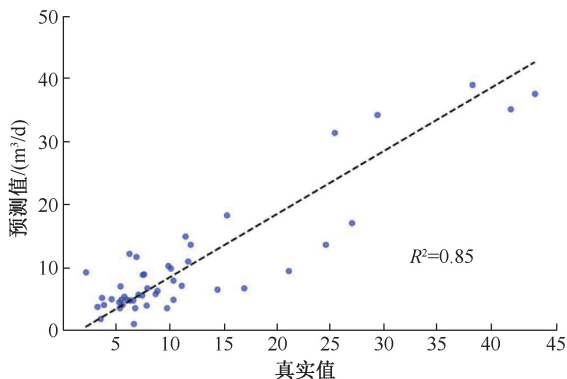


图8 初始产量预测结果

Fig. 8 Initial production forecast results

3.2 模型参数调优

研究中采用网格搜索法作为基础模型调优的方法,其基本原理是事先定义待优化的超参数以及它们的可能取值范围,形成一个参数网格。然后,通过穷举搜索的方式,遍历参数网格中的所有组

合,每组组合都在训练集上进行模型训练。最后,选择验证集上性能最佳的超参数组合,用于训练最终的模型。

网格搜索的结果如图9所示,在大量的组合中筛选出性能最高、稳定性最强的超参数:三层网络结构、relu激活函数、sgd权重优化器、adaptive的自适应学习率、max_iter。

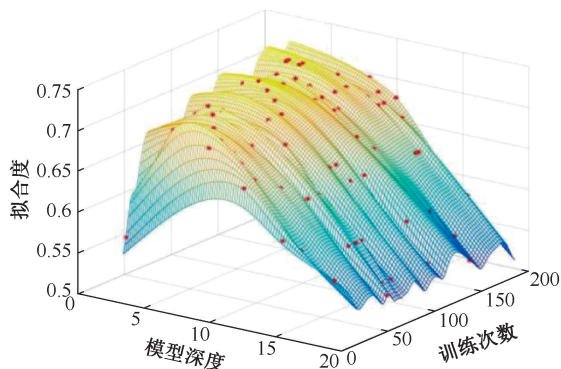
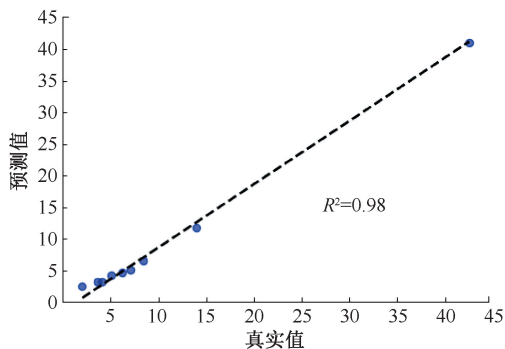


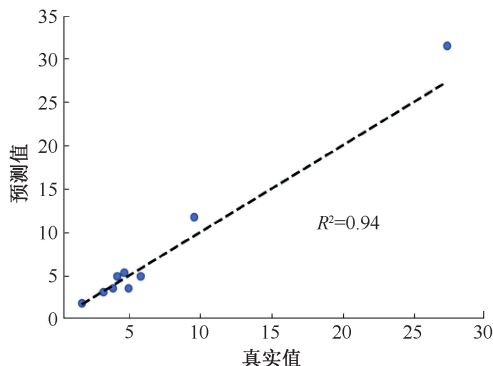
图9 网格搜索结果图

Fig. 9 Result graph of grid search

以目前的训练数据集为基础,训练的结果如图10所示。可以看出,预测数据与实际生产数据的吻合度较高,平均准确度 R^2 为92.37%,表明该产量预测模型具有优良的预测性能,可用于压裂井的产量预测。



a. 第四折验证: 真实值和预测值对比图



b. 第五折验证: 真实值和预测值对比图

图10 参数优化后结果图

Fig. 10 Result graph after parameter optimization

4 现场应用

为了验证该页岩油压裂井产量预测模型的准确性,除训练集数据外,提供了 10 口大港页岩油井的生产数据,进行预测分析。在模型中输入井的地质参数和工程参数数据,得到预测产量,与实际产量对比如图 11 所示。通过计算,预测值与实际值的平均误差为 7.59%,完全满足工程预测的需求。

现以大港油田页岩油 GY9-6-1 井为例,具体说明预测效果。该井为大港油田沧东凹陷的页岩油井,压裂的地质参数和工程参数如表 1 所示。

GY9-6-1 井的实际日产量为 3.31 m^3 ,通过预测模型的计算可得,日产量预测结果为 3.59 m^3 ,误差为 8.58%。

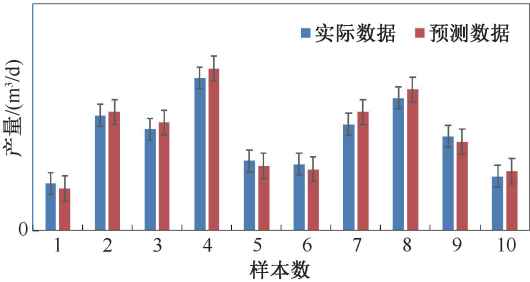


图 11 预测结果对比图
Fig. 11 Comparison chart of predicted results

表 1 压裂数据表
Table 1 Fracturing data table

参数类别	油层厚度 /m	泊松比	杨氏模量 /GPa	地层温度 /℃	破裂压力 /MPa	破裂梯度 /(MPa·m ⁻¹)	排量 /(m ³ ·min ⁻¹)	闭合压力 /MPa
参数值	648.0	0.14	22.071	127.0	70.0	0.019 4	14.0	55.0
参数类别	总液量 /m ³	总砂量 /m ³	40/70 目 陶粒/m ³	30/50 目 陶粒/m ³	段平均液 量/m ³	段平均砂 量/m ³	段平均厚 度/m	
参数值	24 366.0	2 403.2	566.4	176.0	1 740.43	171.66	46.29	

由以上分析可见,经过参数调优后的多层感知机神经网络预测模型能够很好的综合反应地质因素和工程参数对压裂井产量的影响,可充分的挖掘非线性数据的价值,从而使预测结果与实际生产相吻合,预测精度满足大港区域页岩油勘探开发的工程需求,是一种行之有效的产量预测方法。

5 结论

(1)采用 Spearman 相关系数和随机森林综合筛选了特征参数,利用 K-means 聚类分析方法完成了井间分类,通过数据清洗和多重填补,检测剔除了异常值,拓展了缺失数据,构建了完整的压裂井产量预测数据集。

(2)基于多层感知机神经网络模型,采用网格搜索法进行基础模型的参数调优,建立了页岩油压裂井产量预测模型,训练数据集的预测平均准确度为 92.37%。

(3)以大港油田页岩油压裂井实际生产作为数据来源,预测产量与实际值的平均误差为 7.59%,表明该产量预测模型可综合反应地质因素和工程参数对压裂井产量的影响,预测精度高,满足工程需求。

致谢:感谢渤海钻探井下技术服务公司同意本文公开发表。

参考文献

[1] 王建,郭秋麟,赵晨蕾,等. 中国主要盆地页岩油气资源潜力及发展前景[J]. 石油学报, 2023, 44(12): 2033-2044.
WANG Jian, GUO Qiulin, ZHAO Chenlei, et al. Potentials and prospects of shale oil-gas resources in major basins of China[J]. Acta Petrolei Sinica, 2023, 44(12): 2033-2044.

[2] 周立宏,陈长伟,崔宇,等. 渤海湾盆地黄骅坳陷油气勘探新领域、新类型及资源潜力[J]. 石油学报, 2023, 44(12): 2160-2178.
ZHOU Lihong, CHEN Changwei, CUI Yu, et al. Newfields, newtypes and resourcepotentials of oil-gas exploration in Huanghua depression of Bohai Bay Basion[J]. Acta Petrolei Sinica, 2023, 44(12): 2160-2178.

[3] 王欣,才博,李帅,等. 中国石油油气藏储层改造技术历程与展望[J]. 石油钻采工艺, 2023, 45(1): 67-75.
WANG Xin, CAI Bo, LI Shuai, et al. Development process and prospect of CNPC's reservoir stimulation technologies[J]. Oil Drilling & Production Technology, 2023, 45(1): 67-75.

[4] 赵祚培,王兴文,缪尉杰,等. 致密气藏压裂水平井精细布缝研究—以新沙 31-1 井为例[J]. 油气井测试, 2023, 32(5): 50-55.
ZHAO Zuopei, WANG Xingwen, MIAO Weijie, et al. Fine fracture deployment in fracturing horizontal wells in tight gas reservoirs: a case study on well Xinsha 31-1[J].

- Well Testing, 2023,32(5):50-55.
- [5] 林同奎,黄旭日,熊威,等. 智能预测和常规地震属性融合的产能“甜点”预测方法[J]. 石油物探,2023,62(6):1142-1153.
LIN Tongkui, HUANG Xuri, XIONG Wei, et al. Productivity “sweet spot” prediction method combining intelligent estimation and conventional seismic attributes[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2023, 62(6):1142-1153.
- [6] 彭琴,刘斌,刘春艳,等. 考虑油气水三相流的水平井产能计算新方法[J]. 复杂油气藏,2023,16(4):444-448.
PENG Qin, LIU Bin, LIU Chunyan, et al. A new method for calculating horizontal well productivity considering oil-gas-water three-phase flow[J]. Complex Hydrocarbon Reservoirs, 2023,16(4):444-448.
- [7] 白文鹏,程时清,汪洋,等. 致密凝析气井多相流不稳定产量预测方法[J]. 石油勘探与开发,2024,51(1):154-160.
BAI Wenpeng, CHENG Shiqing, WANG Yang, et al. A transient production prediction method for tight condensate gas wells with multiphase flow[J]. Petroleum Exploration and Development, 2024,51(1):154-160.
- [8] LI J, YUAN B, CLARKSON C, et al. A semi-analytical rate-transient analysis model for light oil reservoirs exhibiting reservoir heterogeneity and multiphase flow[J]. Petroleum Science, 2023, 20(1):309-321.
- [9] 张士诚,牟松茹,崔勇. 页岩气压裂数值模型分析[J]. 天然气工业,2011,31(12):81-84.
ZHANG Shicheng, MU Songru, CUI Yong. Analysis of numerical models for shale gas fracturing[J]. Natural Gas Industry, 2011,31(12):81-84.
- [10] 陈雪,蔡默仑,周昕. 页岩气水平井产能预测方法及应用—以四川盆地威远区块为例[J]. 油气井测试, 2023,32(2):68-72.
CHEN Xue, CAI Molun, ZHOU Xin. Productivity prediction method for horizontal wells in shale gas horizontal well in Weiyuan block of the Sichuan basin[J]. Well Testing, 2023,32(2):68-72.
- [11] GOU B, WANG C, YU T, et al. Fuzzy logic and grey clustering analysis hybrid intelligence model applied to candidate-well selection for hydraulic fracturing in hydrocarbon reservoir[J]. Arabian Journal of Geosciences, 2020,13(19):975.
- [12] LU C, JIANG H, YANG J, et al. Shale oil production prediction and fracturing optimization based on machine learning[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2022,217:110900.
- [13] 李菊花,秦顺利,王洁,等. 随机森林算法在吉木萨尔页岩油藏中的应用[J]. 长江大学学报(自然科学版), 2023,20(2):69-76.
LI Juhua, QIN Shunli, WANG Jie, et al. Application of Random Forest Algorithm in Jimusar shale reservoir[J]. Journal of Yangtze University (Natural Science Edition), 2023,20(2):69-76.
- [14] 吴磊. 基于数值模拟和机器学习的致密油藏压裂参数优化设计[D]. 西安:西安石油大学,2023.
WU Lei. Optimal design of fracturing parameters for tight reservoirs based on numerical simulation and machine learning[D]. Xi'an:Xi'an Shiyou University. 2023.
- [15] 徐新华,戴宗,朱义东,等. 基于复合油藏模拟的后效射孔产能评价方法[J]. 油气井测试,2023,32(2):63-67.
XU Xinhua, DAI Zong, ZHU Yidong, et al. An aftereffect perforation productivity evaluation method based on composite reservoir simulation[J]. Well Testing, 2023,32(2):63-67.
- [16] 曾凡辉,胡大淦,张宇,等. 数据驱动的页岩油水平井压裂施工参数智能优化研究[J]. 石油钻探技术, 2023,51(5):78-87.
ZENG Fanhui, HU Dagan, ZHANG Yu, et al. Research on data-driven intelligent optimization of fracturing treatment parameters for shale oil horizontal wells[J]. Petroleum Drilling Techniques, 2023,51(5):78-87.
- [17] 支建勋. 基于模糊 K-means 聚类算法的区域数据智能分析方法[J]. 电子设计工程,2022,30(10):46-49.
ZHI Jianxun. Intelligent analysis method of regional data based on fuzzy K-means clustering algorithm[J]. Electronic Design Engineering, 2022,30(10):46-49.

编辑 方志慧

第一作者简介:赵庆杰,女,1974年出生,工程师,1992年兰州培黎石油学校矿场机械专业毕业,现从事石油井下作业技术开发和科技管理工作。电话:022-25931463,13820522970; Email:zhaoqingj@cnpccom.cn。通信地址:天津市滨海新区港西大道640号渤海钻探工程公司井下技术服务公司,邮政编码:300280。