

引用格式:张庆,何封,何佑伟.基于机器学习的页岩气井井间干扰评价及预测[J].油气藏评价与开发,2022,12(3):487-495.

ZHANG Qing, HE Feng, HE Youwei. Well interference evaluation and prediction of shale gas wells based on machine learning[J]. Petroleum Reservoir Evaluation and Development, 2022, 12(3): 487-495.

DOI:10.13809/j.cnki.cn32-1825/te.2022.03.011

基于机器学习的页岩气井井间干扰评价及预测

张庆¹,何封¹,何佑伟²

(1. 中国石油集团川庆钻探工程有限公司页岩气勘探开发项目经理部,四川 成都 610051;
2. 西南石油大学油气藏地质及开发工程国家重点实验室,四川 成都 610500)

摘要:页岩气藏井间干扰严重制约气井生产,井间干扰程度评价与预测对页岩气高效开发具有重要意义。现有研究主要聚焦页岩气井间干扰现象、生产动态特征以及数值模拟参数优化等方面,但页岩气井间干扰程度定量评价及预测方面的研究较少,且参数体系不全,难以客观评价页岩气井间干扰程度。因此,采用机器学习方法综合考虑地质参数、压裂参数及生产参数,对A页岩气藏井间干扰程度进行评价及预测。先对初始数据进行数据处理,提高数据质量,然后基于处理后的数据,应用聚类分析及随机森林算法评价及预测Y页岩气井间干扰程度。结果表明:A页岩气藏中井间干扰程度低、中、高的井数占比分别为25.93%、37.03%、37.04%,其中压裂因素对A页岩气藏井间干扰程度评价结果影响最大。调参后的页岩气井间干扰程度预测结果达到92.07%,表明所建立的预测模型可应用于实际页岩气井间干扰程度预测,且模型精确度较高,为页岩气井间干扰量化评价及预测提供了一种有效手段。

关键词:页岩气;井间干扰程度评价;井间干扰程度预测;机器学习;K-Means;随机森林

中图分类号:TE37

文献标识码:A

Well interference evaluation and prediction of shale gas wells based on machine learning

ZHANG Qing¹, HE Feng¹, HE Youwei²

(1. Shale Gas Exploration and Development Department, CNPC Chuanqing Drilling Engineering Co., Ltd., Chengdu, Sichuan 610051, China; 2. State Key Laboratory of Oil and Gas Reservoir Geology and Exploitation, Southwest Petroleum University, Chengdu, Sichuan 610500, China)

Abstract: Inter-well interference seriously affects the production of shale gas wells. The evaluation and prediction of well interference degree is of great significance to the efficient development of shale gas. But the existing research mainly focuses on the interference phenomenon between shale gas wells, production performance, and parameter optimization through numerical simulation. There are few studies on the quantitative evaluation and prediction of the interference degree between shale gas wells, and the selected parameters is incomplete, which makes it difficult to objectively evaluate the well interference between shale gas wells. Therefore, the machine learning method is used to comprehensively consider the geological parameters and fracturing parameters to evaluate and predict the degree of interference between wells in the shale gas reservoir. Firstly, the initial data are processed to improve the data quality. Then, based on the processed data, cluster analysis and random forest algorithm are used to evaluate and predict the interference degree of shale gas wells. The results show that the proportions of the wells with low, medium and high well interference in the shale gas reservoirs are 25.93%, 37.03% and 37.04%, respectively. The fracturing factors show significant influence on the well interference degree in the shale gas reservoirs. After parameters optimization, the prediction results of well interference degree reaches 92.07%, indicating that the developed prediction model can be applied to forecast the well interference degree in shale gas reservoirs.

Keywords: shale gas; well interference evaluation; well interference prediction; machine learning; K-Means; random forest

收稿日期:2021-08-20。

第一作者简介:张庆(1969—),男,高级工程师,从事地质勘探、油气合作开发技术方面的研究。地址:四川省成都市成华区猛追湾街6号,邮政编码:610056。E-mail: zhangq_ccde@cnpc.com.cn

基金项目:国家自然科学基金项目“致密气藏多井动态缝网数值试井理论研究”(52004238)。

中国页岩气技术可采量位居全球页岩气技术可采资源量前列,页岩气在中国能源体系中具有重要的地位。特别是在四川威远、长宁页岩气示范区块,累产页岩气量已超 $100 \times 10^8 \text{ m}^{3[1-2]}$ 。“碳中和、碳达峰”背景下,继续加大页岩气资源的勘探开发力度对保障国家能源安全、改善能源结构、助力“双碳目标”实现均具有十分重要的现实意义。

页岩气藏渗透率和孔隙度极低,通常采用“井工厂”模式钻井和压裂,形成复杂裂缝网络^[3],为页岩气提供有效流动通道。由于井距较小(一般为300~500 m)且部分井还会进行重复压裂,导致井间干扰较严重,甚至压窜^[4],并且井间距伴随页岩气开采规模的增大而不断减小,导致井间干扰发生的概率及影响程度大幅增加^[5]。压窜后,井间部分裂缝连通,导致子井压裂液进入母井,母井产气量降低,产水量上升,严重影响气井产能发挥。井间干扰逐渐成为影响页岩气井产量的重要因素之一,开展页岩气井间干扰评价与预测对提高页岩气井产量十分重要。

国内外学者采用解析方法或数值模拟手段等开展了页岩气井间干扰评价及主控因素研究^[6-7],提出页岩气井间干扰诊断的试井分析、产量递减分析、灰色关联分析和数值模拟等方法^[8-12]。通过地质工程一体化研究,提出合理井距并优化压裂参数^[13-14],提出防压窜建议。HE等^[15]分析了页岩气藏井间压窜干扰主控因素及干扰模式,并提出了减缓页岩气井间压窜干扰的方法。位云生等^[16]以长宁区块为例,建立了4种不同的井网井距设计方法并论证了井网井距优化流程。李维等^[17]提出了精细控压作业方案,为解决页岩气井间干扰复杂处理提供了方法。

对于页岩气井间干扰程度评价,特别是定量预测方面的研究较少^[18]。页岩气井间干扰程度评价主要有解析及半解析方法、灰色关联法、数值模拟法以及机器学习方法4种研究方向。以解析及半解析方法中常用的试井分析及产量递减分析方法为例,因其使用简单而被现场广泛使用;但是解析及半解析方法的假设条件与实际页岩气井差距较大,难以准确预测页岩气井间干扰程度。灰色关联法所建立的灰色关联模型只能定性分析与井间干扰程度相关性大的因素,不能定量评价井间干扰程度,难以满足实际现场对页岩气井间干扰程度量化评价的需求。考虑复杂裂缝以及多相流动的数值模拟方法建模复杂且计算量大,模型历史拟合困难,且应用局限

性大,所使用建立模型的过程及最终建立的模型都只能应用到所使用的目标油气藏中,不利于推广。使用机器学习方法建立页岩气井间干扰程度评价及预测模型时,不仅可以充分挖掘页岩气藏地质、钻井、压裂、生产动态数据,考虑更全面的因素以增加模型精确度,而且通过学习页岩气井实际数据进行评价与预测时,评价结果更符合页岩气井实际情况。同时建模工作量较小,计算效率高,使用的建模流程可以扩展于其他页岩气藏井间压窜评价及预测中,易于推广应用。最终建立的模型不仅可以对页岩气井间干扰做定性分析,还可以进行定量计算。当后续新数据随着生产的进行产生时,可加入模型以提升模型的后期表现。

机器学习是一个交叉学科,凭借数据挖掘程度高、计算精度高、应用简单等特点广泛应用于石油与天然气领域。严子铭等^[19]应用不同机器学习方法预测页岩气采收率,对比不同的机器学习方法优缺点以及相关参数的重要性;钱辰等^[20]提出了一种基于机器学习的页岩气“甜点”评价方法;李菊花等^[21]使用随机森林算法提出了页岩气压裂水平井产量预测模型,分析了影响多段压裂井产量的主要因素;孙艺涵^[22]使用机器学习方法建立了页岩有机质含量预测模型。但在基于机器学习的页岩气井间干扰评价及预测方面的研究鲜有报道。使用机器学习方法进行建模时,都有以下缺点:机器学习是一种数据驱动方法,使用的数据决定最终建模效果;但在大多数的研究中考虑因素不全面,数据并不完整,且数据处理结果较差,影响最终预测结果。

针对井间干扰评价难,预测精度差的问题,使用机器学习方法进行页岩气井间干扰程度评价及预测。首先建立较为完整的影响因素体系(包含地质、钻井、压裂、生产等15种因素),对现场传回的数据进行缺失值处理,并使用马氏距离法以及箱型法对缺失值处理后的数据进行异常值检验;然后使用PCA算法对数据进行降维处理,获得质量更好的数据集加快建模效率;最终使用聚类算法及随机森林方法建立可用于实际页岩气井间干扰评价的页岩气井间干扰程度评价及预测模型,并使用学习曲线以及交叉验证方法进行调参,以获得最优的页岩气井间干扰评价及预测模型。该模型精度较高,可以应用到实际页岩气井间干扰评价与预测中,对页岩气藏高效开发具有重要的意义。

1 现场数据处理

使用A页岩气藏现场数据针对A页岩气井井间干扰程度进行建模。通过与现场结合并调研相关文献^[15, 23-24],综合考虑地质因素、钻井因素、压裂因素以及生产因素,建立了一个包含15个指标较为完整的页岩气井井间干扰影响因素体系(渗透率、孔隙度、总含气量、最小水平主应力、脆性矿物、黏土矿物、水平段长、压裂段数、压裂簇数、改造体积、压裂段长、入地液量、入地砂量、平均累产气量以及井间干扰影响程度)。根据所建影响因素体系,筛选出可用的现场数据进行下一步数据处理。由于数据中的缺失值较多,数据的质量较低,故首先需要对数据进行处理,提高数据质量对保证模型预测精度具有直接影响。

1.1 缺失值处理

在数据处理过程中,缺失值处理是十分重要的。本次使用数据集的数据缺失值较多,使用简单的平

均值插补或者中位数插补都会导致插补后的数据集噪声更多。如果只是简单地对缺失数据的井组进行删除,最终得到的数据将难以描述整体参数的变化趋势。多重插补法:基于除缺失值外的变量建立线性模型,以此预测要填补的数据。尽管数据间的线性关系较小,但是多重插补法的插补结果要比简单的平均值插补或者中位数插补精确。

表1为部分井多重插补结果,插补数据并无明显异常值,但是不能确定异常值不存在,要进一步对数据进行异常值检验。

1.2 异常值检验

经过缺失值处理的数据并未显示出明显的异常值,但是不能确定无异常值,需要对插补后的数据进行异常值检验。

误差超过数量级的异常值,十分明显的可直接删除。一些误差并不是十分明显的异常值无法由人工判别,但是不能任由这些疑似异常值的数据存在。当使用马氏距离法检验异常值时,马氏距离法将各个指标的相关性考虑到异常值检测中(在检测异常

表1 A页岩气藏部分井多重插补结果
Table 1 Multiple interpolation results of some wells in A reservoir

井号	总含气量(m ³ /t)	压裂段数	压裂簇数	改造体积(10 ⁴ m ³)	水平段长(m)	压裂段长(m)	入地液量(m ³)	入地砂量(t)
1	4.04	28	77	3 847.69	1 500	1 686	54 411.00	2 442.40
2	3.50	12	38	1 974.63	1 786	747	22 100.12	2 815.57
3	5.51	15	41	4 801.09	1 500	1 087	29 988.88	2 790.85
4	3.90	22	64	4 760.67	1 800	1 689	38 072.96	2 784.36
5	6.22	33	99	8 188.04	2 200	2 154	65 063.00	3 674.25
6	4.93	30	93	5 848.50	2 000	1 972	54 017.06	3 328.43
7	4.85	31	99	5 041.82	2 000	1 974	53 143.52	3 302.30
8	4.53	31	93	5 947.01	2 000	1 970	52 443.90	2 860.20

井号	渗透率 (10 ⁻⁶ μm ²)	孔隙度	平均累产气量 (m ³ /d)	最小水平主应力 (MPa)	脆性矿物含量 (%)	黏土矿物含量 (%)	井间干扰影响程度 (%)
1	0.28	6.09	73 553.62	71.10	64.75	19.82	84
2	0.30	6.11	36 020.87	68.94	69.52	15.85	85
3	0.28	5.60	31 608.30	71.50	55.42	10.47	100
4	0.29	5.70	128 536.00	68.10	59.80	20.60	79
5	0.29	5.83	262 288.20	70.36	74.52	22.25	91
6	0.29	6.03	350 960.10	67.70	68.01	20.55	47
7	0.48	6.20	221 543.30	69.65	71.14	18.40	89
8	0.29	6.08	30 792.40	69.45	72.63	19.70	54

值时考虑了各个指标间的联系),如果有某一指标并无其他指标与其有相关关系,则使用箱型法来进行异常值检验。这种使用箱型法与马氏距离法结合检测异常值的手段显然更加准确。

先判断上述15个指标的相关性,其中除最小水平主应力以外的14个指标都有其他指标与之相关。使用箱型法检测最小水平主应力的异常值,使用马氏距离法检测其余14个指标的异常值。

经检测发现使用马氏距离法检测的指标中并无异常值存在,而使用箱型法检测的最小水平主应力含有一个异常值,表明多重插补法处理的数据可靠性较高。

1.3 主成分分析

目前的各种页岩气井井间干扰研究所选用的研究因素都注重与页岩气井井间干扰影响程度之间有相关关系,从而得到定性的影响关系模型。这种研究方式固然正确,但是当使用过于繁多的影响因素进行研究时,会产生多余的工作量,甚至根据这种研究方法得到的数据集所建立的模型结果也会出现一定的偏差。使用统计分析手段研究页岩气井井间干扰这种多变量问题的的工作量大、复杂度高且难度大,

需要找到一个变量个数较少但是可以保留信息较多的方式。

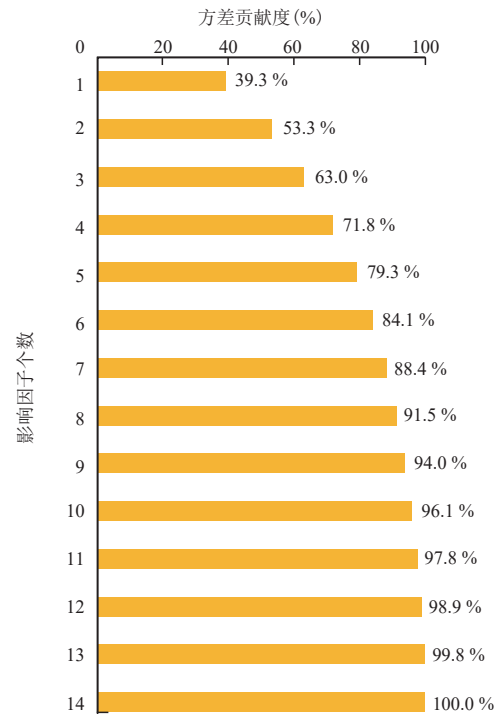


图1 影响因子方差贡献度

Fig. 1 Contribution graph of impact factor variance

表2 影响因子与备选因素对应系数矩阵

Table 2 Corresponding coefficient matrix of impact factors and candidate factors

参数	Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	Y_5	Y_6	Y_7	Y_8
平均累产气量	0.320 333	0.101 433	-0.332 990	-0.100 060	0.478 627	-0.050 270	0.037 667	0.424 910
压裂段数	0.416 403	-0.080 640	0.124 939	0.171 114	-0.110 600	-0.060 660	0.400 095	-0.017 620
压裂级数	0.440 225	-0.041 560	0.351 620	0.115 790	-0.277 470	-0.030 570	0.221 530	0.104 619
改造体积	0.178 355	-0.244 070	-0.127 860	0.073 144	0.357 113	-0.112 400	0.068 482	-0.548 110
水平段长	0.303 558	0.022 013	-0.562 230	-0.098 540	-0.323 940	0.393 068	-0.054 400	0.126 982
压裂段长	0.360 660	0.010 346	-0.035 770	0.138 368	0.047 098	-0.041 400	0.114 013	-0.306 540
入地液量	0.346 230	-0.327 860	0.342 088	-0.108 870	0.159 753	0.127 573	-0.223 240	0.236 313
入地砂量	0.105 936	-0.166 550	0.264 322	-0.236 370	0.329 727	0.285 875	-0.435 300	-0.174 210
渗透率	0.104 210	0.208 533	-0.005 220	-0.097 980	0.029 974	0.608 051	0.034 170	-0.030 270
孔隙度	0.131 329	0.788 948	0.290 244	-0.313 310	0.150 284	-0.102 290	0.091 473	-0.083 900
总含气量	0.145 061	0.322 258	-0.174 330	0.677 641	0.194 926	-0.020 280	-0.347 040	-0.104 310
最小水平主应力	-0.064 370	0.070 389	0.306 970	0.459 899	-0.086 270	0.114 290	-0.257 370	0.330 922
脆性矿物	0.223 720	0.101 532	-0.017 020	-0.169 200	-0.493 420	-0.128 880	-0.495 090	-0.329 260
黏土矿物	0.204 261	-0.032 390	-0.141 630	-0.195 640	-0.019 610	-0.561 910	-0.296 870	0.273 371

注:Y为井间干扰程度影响因子。

主成分分析主要用于减少数据维度,建立尽可能少的新变量,这些由主成分分析所建立的新变量可保留绝大部分原数据集信息,并且这些新变量之间是互不相关的,可大幅减少后续所建立的页岩气产量评价模型的复杂性及计算时间。将这些由主成分分析得出的各个新变量称为影响因子。

基于Python语言,选择除井间干扰比例外的其余全部参数进行主成分分析。分析结果显示:前8组影响因子占全部数据信息(方差)的90%以上(图1),使用前8组影响因子作为页岩气井井间干扰评价模型特征,表2为影响因子与备选因素对应系数矩阵。

2 井间干扰程度评价及预测方法

基于Python语言,使用处理完的数据建立井间干扰程度划分模型,并建立井间干扰程度预测模型。

2.1 井间干扰程度评价模型

现场给出的井间干扰程度,以及各种其他可能影响井间干扰程度的因素通常为一系列的连续值,对这些连续值划分等级,从而定性地判断所用区块中某一口井的井间干扰程度的等级是十分重要的。划分等级需要将一系列连续值划分到各个等级的簇中。聚类算法可以实现上述工作中分簇的部分,并给出不同簇中所用指标的聚类中心,但是不能划分等级。所以得到不同簇中各种指标的聚类中心后,还需找到评价所分簇的等级指标。这样可以建立一个完整的页岩气井井间干扰程度评价模型。如果井间干扰程度单独进行分簇,尽管可以得到预期要求,但是所建立的评价模型太过于简单,而且不能根据所建页岩气井井间干扰评价模型得到更具有意义的结果,所以要选择不同的可能影响井间干扰程度的因素,与井间干扰程度一同作为特征放入聚类模型中进行分簇。

聚类算法包括:K-Means聚类算法、均值偏移聚类算法、DBSCAN聚类算法、使用高斯混合模型(GMM)的期望最大化(EM)聚类以及层次聚类算法。由于所做的只是计算点和群中心之间的距离,其优势在于速度非常快、实现起来比较简单、聚类效果更好,因此应用很广泛。

K-Means聚类原理^[25]:①随机选择所需聚类簇数个数,作为聚类簇各自的中心;②通过计算数据点和

每个簇质心之间的距离进行分类,将这个数据点分类为计算距离最小的簇中;③计算得到的各个簇的中心,如果在该数据点分类前后的中心相同,则聚类中心不变,如果不同则将分类后的聚类中心作为下一次数据点分类前的数据中心;④不断重复②、③步,直到所有的数据都完成分类与聚类,输出最终聚类中心。

图2为使用K-Means算法建立页岩气井间干扰程度评价模型流程。

2.2 井间干扰程度回归模型

页岩气井间干扰对页岩气产量及井距确定影响较大,如何量化评价和预测井间干扰程度十分重要。因此,基于Python语言,建立页岩气井间干扰影响程度回归预测模型。机器学习回归模型包括很多类型,例如:线性回归、多重线性回归、决策树、随机森林、支持向量机、XGBoost以及神经网络等。在各种回归模型中,随机森林因其较高的准确性以及较低的复杂性而受到广泛应用。

随机森林是一种集成模型^[26],其基础评估器是决策树,决策树分为分类树以及回归树。决策树的回归以及分类能力较低,预测结果较差,因此,加利福尼亚数学教授BREIMAN完善并推广了随机森林模型。

随机森林原理(图3):①一个样本容量为 N 的样本,有放回地抽取 N 次,每次抽取1个,最终形成了 N 个样本。选出的 N 个样本用来训练一个决策树,作为决策树根节点处的样本;②当每个样本有 K 个特

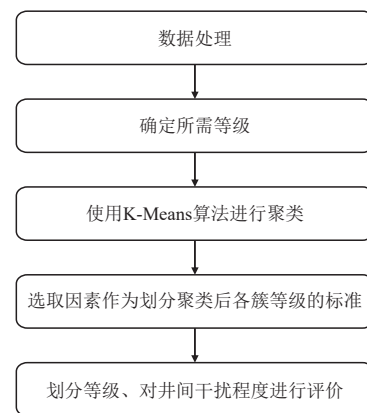


图2 页岩气井间干扰评价流程
Fig. 2 Flow chart of interference evaluation between shale gas wells

征,在决策树的每个节点需要分裂时,随机从这 K 个特征中选取 k 个特征,满足条件 $k < K$ 。然后从这 k 个特征中采用某种策略(如信息增益)来选择1个属性作为该节点的分裂属性;③决策树形成过程中每个节点都要按照步骤②来分裂,一直到不能够再分裂为止;④按照步骤①—③建立大量的决策树,每棵决策树都产生一个结果;⑤随机森林最终决策是由每棵决策树结果投票产生。

图4为使用随机森林算法建立页岩气井间干扰程度回归模型流程。

3 井间干扰程度评价及预测方法应用

3.1 井间干扰程度评价

K-Means 算法建立井间干扰程度评价模型,使用数据处理生成的影响因子,并以井间干扰程度作为标准将井间干扰程度评价等级划分为高、中、低3个等级,其中高等级的井数占37.04%,中等级的井数占37.03%,低等级的井数占25.93%。表3为页岩气井井间干扰影响因子聚类中心(标准化)。

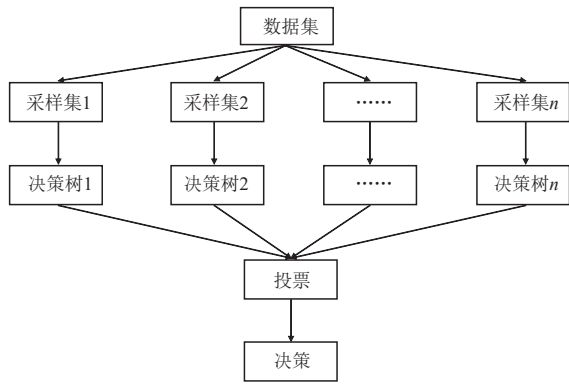


图3 随机森林原理

Fig. 3 Principle of random forest method

图5为页岩气井井间干扰程度影响因子聚类中心,可见等级高与等级低聚类中心差的绝对值最大的影响因子为 Y_1 与 Y_3 ,由表2可知,占影响因子 Y_1 信息最多的为压裂级数与压裂段数,占影响因子 Y_3 信息最多的为水平段长与压裂级数,即影响页岩气井井间干扰程度最大的为压裂因素与钻井因素。建议

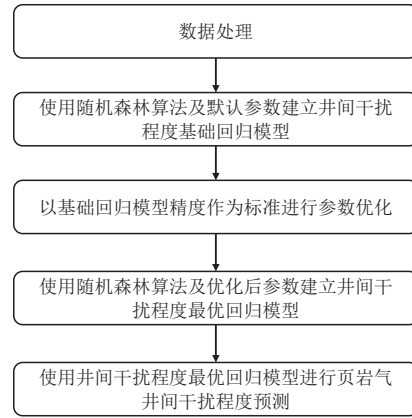


图4 页岩气井间干扰程度回归模型流程

Fig. 4 Flow chart of the regression model for interference degree between shale gas wells

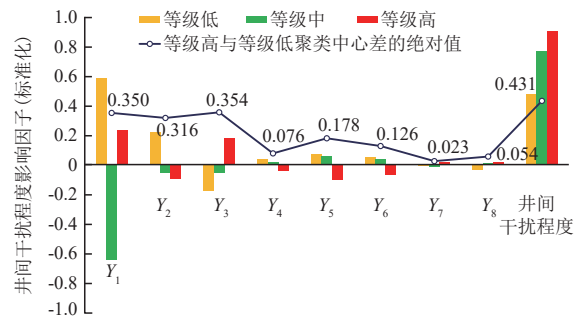


图5 页岩气井井间干扰程度影响因子聚类中心

Fig. 5 Cluster center diagram of influencing factors of well interference degree of shale gas

表3 页岩气井井间干扰程度影响因子聚类中心(标准化)

Table 3 Influencing factor clustering center (standardization) of shale gas well interference

等级	Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	Y_5	Y_6	Y_7	Y_8	井间干扰程度
等级低	0.585 049	0.218 316	-0.175 240	0.034 695	0.071 724	0.052 852	-0.004 221	-0.034 615	0.474 394
等级中	-0.644 967	-0.055 477	-0.055 778	0.016 812	0.055 988	0.035 766	-0.016 125	0.004 557	0.769 811
等级高	0.235 432	-0.097 344	0.178 446	-0.041 099	-0.106 195	-0.072 763	0.019 169	0.019 674	0.905 660

注:Y为井间干扰程度影响因子。

今后设计该区块的页岩气开采方案时,应注重对压裂因素以及钻井因素方案设计的优化,以避免较大的井间干扰现象发生。

3.2 井间干扰程度预测

使用处理过后的数据(井间干扰影响程度为标签,其余8个影响因子作为特征)建立页岩气井井间干扰影响程度随机森林回归预测模型。调参在建立模型流程中占极为重要的地位。调参前先使用基础参数进行建模,得出基础模型预测精度:MSE(均方误差)=0.105,MAE(平均绝对误差)=0.259。随机抽取4口井运用基础模型进行预测,其精度为75.97%,用于之后调参结果衡量的基准。使用学习曲线对建模效果影响显著的参数(随机模式、树模型数量、中

间节点分枝所需的最小样本数、分枝时考虑的最大特征数)进行调参,不同参数与均方误差关系(图6)中学习曲线的顺序便是调参顺序。

在调参过程中模型的精确度逐渐提高,即MSE不断减小,最终的调参结果见表4。

优化后的随机森林预测精度为:MSE=0.093,MAE=0.240。随机抽取4口井运用优化后的页岩气井井间干扰影响程度随机森林回归模型进行预测,预测结果如图7所示,其精度达到92.07%,较调参前模型准确度提升16.1%。优化后的页岩气井井间干扰影响程度随机森林回归模型可用于实际页岩气井井间干扰程度预测。

使用K-Means算法建立的页岩气井井间干扰评价模型,可对实际页岩气藏井间干扰进行定性分级

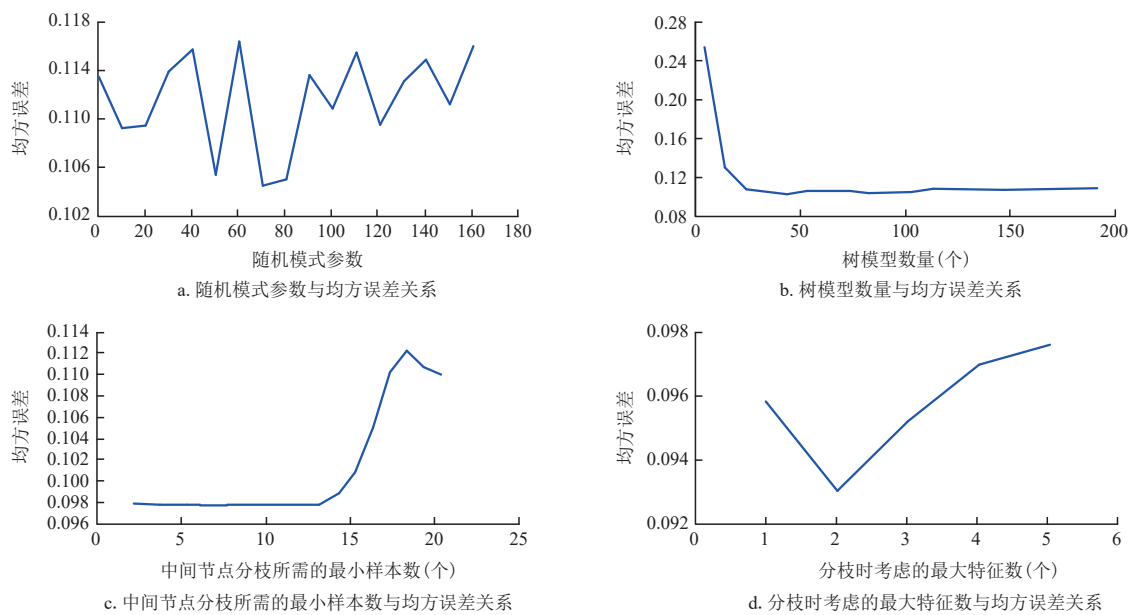


图6 不同参数与均方误差关系

Fig. 6 Learning curves of different parameters

表4 随机森林方法调参结果
Table 4 Optimized results using Random forest method

参数	最优值	参数	最优值
Random state	70	中间节点分枝所需最小样本数	6
树模型数量	41	分枝时考虑最大特征数	2

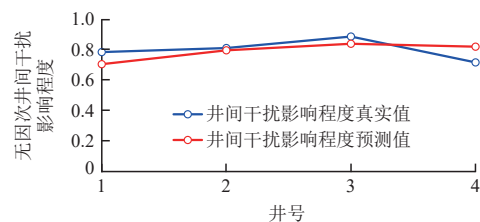


图7 模型预测结果

Fig. 7 Prediction results based on developed model

评价。进一步采用随机森林方法建立页岩气井井间干扰预测模型。模型预测准确率达到92.07%,可用于实际页岩气井井间干扰程度定量预测,解决了现有方法假设条件与实际不符、模型考虑因素不全面的问题,为页岩气井定性分类评价与井间干扰程度定量预测提供了一种方法。

4 结论及建议

1) 提出了一种基于机器学习的页岩气井井间干扰程度评价及预测方法。将页岩气藏地质、钻井、压裂及生产数据进行处理后,使用聚类算法划分页岩气井井间干扰程度评价等级,采用随机森林方法建立页岩气井井间干扰影响程度预测回归模型来预测页岩气井井间干扰程度。

2) 建立了完整的数据处理方法,使用多重插补法处理缺失值,应用马氏距离法以及箱型法检测异常值,使用PCA算法对特征降维,提高了数据质量。

3) 使用聚类算法建立A页岩气藏井间干扰影响程度评价模型,将井间干扰程度划分低、中、高3类,其井数占比分别为:25.93%、37.03%、37.04%。评价结果显示压裂因素对该页岩气藏井间干扰程度影响最大,因此,通过优化压裂设计方案能够降低页岩气井井间干扰程度。使用此评价模型能够对实际页岩气井井间干扰进行定性分级评价。

4) 应用随机森林方法对A页岩气藏建立页岩气井井间干扰程度预测模型,并使用调参后的模型进行井间干扰程度预测。抽取4口井进行井间干扰程度预测,符合率为92.07%,预测精度较高,表明该模型能够用于实际页岩气井井间干扰程度定量预测,为页岩气井定性分类评价与井间干扰程度定量预测提供了一种可靠的方法。

参考文献

- [1] 董大忠,施振生,管全中,等.四川盆地五峰组—龙马溪组页岩气勘探进展、挑战与前景[J].天然气工业,2018,38(4):67-76.
DONG Dazhong, SHI Zhensheng, GUAN Quanzhong, et al. Progress, challenges and prospects of shale gas exploration in the Wufeng-Longmaxi reservoirs in the Sichuan Basin[J]. Natural Gas Industry, 2018, 38(4): 67-76.
- [2] 胡凯.川西南威远地区五峰—龙马溪组页岩储层特征及“甜点”分布规律研究[J].非常规油气,2021,8(5):34-44.
HU Kai. Reservoir and sweet spot distribution characteristics of shale gas in Wufeng-Longmaxi Formation, southwest of Sichuan Basin[J]. Unconventional Oil & Gas, 2021, 8(5): 34-44.
- [3] 辛翠平,白慧芳,张磊,等.不同裂缝形态页岩气多级压裂水平井产能预测模型应用研究[J].非常规油气,2020,7(3):65-71.
XIN Cuiping, BAI Huifang, ZHANG Lei, et al. Application study of multistage fracturing horizontal well production forecasting models for shale gas with different fracture forms[J]. Unconventional Oil & Gas, 2020, 7(3): 65-71.
- [4] GUO X Y, WU K, KILLOUGH J, et al. Understanding the mechanism of interwell fracturing interference with reservoir/geomechanics/fracturing modeling in eagle ford shale[J]. SPE Reservoir Evaluation & Engineering, 2019, 22(3):842-860.
- [5] 郭旭洋,金衍,黄雷,等.页岩油气藏水平井井间干扰研究现状和讨论[J].石油钻采工艺,2021,43(3):348-367.
GUO Xuyang, JIN Yan, HUANG Lei, et al. Review and discussion of the study of interwell interference in shale oil and shale gas reservoirs[J]. Oil Drilling & Production Technology, 2021, 43(3): 348-367.
- [6] 陈京元,位云生,王军磊,等.页岩气井间干扰分析及井距优化[J].天然气地球科学,2021,32(7):931-940.
CHEN Jingyuan, WEI Yunsheng, WANG Junlei, et al. Interwell-production interference and well spacing optimization in shale gas reservoir[J]. Natural Gas Geoscience, 2021, 32(7): 931-940.
- [7] 曾庆磊,庄苗,柳占立,等.页岩水力压裂中多簇裂缝扩展的全耦合模拟[J].计算力学学报,2016,33(4):643-648.
ZENG Qinglei, ZHUANG Zhuo, LIU Zhanli, et al. Fully coupled simulation of multi-cluster fracture propagation in shale hydraulic fracturing[J]. Chinese Journal of Computational Mechanics, 2016, 33(4): 643-648.
- [8] SARDINHA C, PETR C, LEHMANN J, et al. Determining interwell connectivity and reservoir complexity through frac pressure hits and production interference analysis[C]// Paper SPE-171628-MS presented at the SPE/CSUR Unconventional Resources Conference-Canada, Calgary, Alberta, Canada, September 2014.
- [9] SULLIVAN M, ZANGANEH B, SPRINGER A, et al. Post-fracture pressure decay: A novel (and free) stage-level assessment method[C]// Paper URTEC-2019-970-MS presented at the SPE/AAPG/SEG Unconventional Resources Technology Conference, Denver, Colorado, USA, July 2019.
- [10] KUMAR A, SETH P, SHRIVASTAVA K, et al. Well interference diagnosis through integrated analysis of tracer and pressure interference tests[C]// Paper URTEC-2901827-MS presented at the SPE/AAPG/SEG Unconventional Resources Technology Conference, Houston, Texas, USA, July 2018.
- [11] JI L J, SEN V, MIN K S, et al. Numerical simulation of DFITs

- within a coupled reservoir flow and geomechanical simulator—insights into completions optimization[C]// Paper SPE-194352-MS presented at the SPE Hydraulic Fracturing Technology Conference and Exhibition, The Woodlands, Texas, USA, February 2019.
- [12] 王磊,杨春和,郭印同,等.基于室内水力压裂试验的水平井起裂模式研究[J].岩石力学与工程学报,2015,34(S2):3624-3632.
WANG Lei, YANG Chunhe, GUO Yintong, et al. Investigation on fracture initiation modes of horizontal wells based on laboratory hydraulic fracturing test[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2015, 34(S2): 3624-3632.
- [13] 王军磊,贾爱林,位云生,等.基于多井模型的压裂参数—开发井距系统优化[J].石油勘探与开发,2019,46(5):981-992.
WANG Junlei, JIA Ailin, WEI Yunsheng, et al. Optimization work-flow for stimulation-well spacing designs in a multiwell pad[J]. Petroleum Exploration and Development, 2019, 46(5): 981-992.
- [14] 雍锐,常程,张德良,等.地质—工程—经济一体化页岩气水平井井距优化——以国家级页岩气开发示范区宁209井区为例[J].天然气工业,2020,40(7):42-48.
YONG Rui, CHANG Cheng, ZHANG Deliang, et al. Optimization of shale-gas horizontal well spacing based on geology-engineering-economy integration: A case study of Well Block Ning 209 in the National Shale Gas Development Demonstration Area[J]. Natural Gas Industry, 2020, 40(7): 42-48.
- [15] HE Y W, GUO J C, TANG Y, et al. Interwell fracturing interference evaluation of multi-well pads in shale gas reservoirs: A case study in WY Basin[C]// Paper SPE-201694-MS presented at the SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Virtual, October 2020.
- [16] 位云生,王军磊,齐亚东,等.页岩气井网井距优化[J].天然气工业,2018,38(4):129-137.
WEI Yunsheng, WANG Junlei, QI Yadong, et al. Optimization of shale gas well pattern and spacing[J]. Natural Gas Industry, 2018, 38(4): 129-137.
- [17] 李维,代锋,左星.存在井间干扰的页岩气井精细控压技术应用[J].钻采工艺,2019,42(5):103-105.
LI Wei, DAI Feng, ZUO Xing. Application of fine pressure control technology in shale gas wells with inter-well interference[J]. Drilling & Production Technology, 2019, 42(5): 103-105.
- [18] 钟思存,何嘉,赵素惠,等.基于概率模拟方法的页岩气井间干扰影响研究[C]//第31届全国天然气学术年会(2019).合肥:中国石油学会天然气专业委员会,2019:6.
ZHONG Sicun, HE Jia, ZHAO Suhui, et al. Research on well interference of shale gas based on probability simulation[C]// The 31st National Natural Gas Academic Annual Conference (2019). Hefei: Institute of Petroleum and Gas Professional Committee of China, 2019: 6.
- [19] 严子铭,王涛,柳占立,等.基于机器学习的页岩气采收率预测方法[J].固体力学学报,2021,42(3):221-232.
YAN Ziming, WANG Tao, LIU Zhanli, et al. Machine-learning-based prediction methods on shale gas recovery[J]. Chinese Journal of Solid Mechanics, 2021, 42(3): 221-232.
- [20] 钱辰,杨少春,许子君.基于机器学习的页岩气“甜点”评价及其应用综述[C]//油气田勘探与开发国际会议论文集.西安:西安石油大学,2019:11.
QIAN Chen, YANG Shaochun, XU Zijun. Review of evaluation of shale gas sweet spots and its application based on machine learning[C]// International Field Exploration and Development Conference. Xi'an: Xi'an Shiyou University, 2019:11.
- [21] 李菊花,陈晨,肖佳林.基于随机森林算法的页岩气多段压裂井产量预测[J].长江大学学报(自然科学版),2020,17(4):34-38.
LI Juhua, CHEN Chen, XIAO Jialin. Yield production of shale gas multi-stage fracturing wells based on random forest algorithm[J]. Journal of Yangtze University (Natural Science Edition), 2020, 17(4): 34-38.
- [22] 孙艺涵.基于机器学习的页岩有机质含量预测方法研究[D].北京:中国石油大学(北京),2019.
SUN Yihan. Research on prediction method of total organic carbon in shale based on machine learning[D]. Beijing: China University of Petroleum(Beijing), 2019.
- [23] 周小金,杨洪志,范宇,等.川南页岩气水平井井间干扰影响因素分析[J].中国石油勘探,2021,26(2):103-112.
ZHOU Xiaojin, YANG Hongzhi, FAN Yu, et al. Analysis of factors affecting frac hits in horizontal shale gas wells in the southern Sichuan Basin[J]. China Petroleum Exploration, 2021, 26(2): 103-112.
- [24] 黄红良.多井条件下页岩气水平井产能影响因素研究[D].北京:中国石油大学(北京),2017.
HUANG Hongliang. Study on influence factors of hydraulic fractured horizontal well productivity in shale gas reservoir under multi-well condition[D]. Beijing: China University of Petroleum(Beijing), 2017.
- [25] 苏晓眉,张涛,李玉飞,等.基于K-Means聚类算法的沉砂卡钻预测方法研究[J].钻采工艺,2021,44(3):5-9.
SU Xiaomei, ZHANG Tao, LI Yufei, et al. Research on the sticking prediction method based on K-Means clustering algorithm[J]. Drilling & Production Technology, 2021, 44(3): 5-9.
- [26] 王光宇,宋建国,徐飞,等.不平衡样本集随机森林岩性预测方法[J].石油地球物理勘探,2021,56(4):679-687.
WANG Gangyu, SONG Jianguo, XU Fei, et al. Random forest lithology prediction method based on unbalanced sample set[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2021, 56(4): 679-687.