

引用格式:秦佳正,贺质越,汤勇,等.基于机器学习的页岩气井间干扰风险评价及预测[J].油气藏评价与开发,2026,16(3):657-665.

QIN Jiazheng, HE Zhiyue, TANG Yong, et al. Risk evaluation and prediction of inter-well interference in shale gas wells based on machine learning[J]. Petroleum Reservoir Evaluation and Development, 2026, 16(3): 657-665.

DOI: 10.13809/j.cnki.cn32-1825/te.2025341

基于机器学习的页岩气井间干扰风险评价及预测

秦佳正¹, 贺质越¹, 汤勇¹, 段胜才², 龙吉昌², 唐凯³, 王浩⁴, 胡世莱⁵, 龙科吉⁶

(1.西南石油大学油气藏地质及开发工程全国重点实验室,四川成都 610500;2.中国石油塔里木油田分公司哈得采油气管理区,新疆库尔勒 841000;3.中国石油塔里木油田分公司英买采油气管理区,新疆库尔勒 841000;4.中国石油塔里木油田分公司油气工艺研究院,新疆库尔勒 841000;5.重庆科技大学石油与天然气工程学院,重庆 401331;6.中国石油大庆油田有限责任公司成都勘探开发研究院,四川成都 610051)

摘要:在页岩气藏滚动开发过程中,新井压裂易与邻井发生井间干扰,严重影响老井和新井的开发效果。然而,目前缺乏定量、准确、有效的井间干扰风险评价及预测方法,难以在制定加密井方案时有效避开极易发生井间干扰的气井。因此,基于机器学习方法建立了页岩气井间干扰风险评价模型,实现了井间干扰风险的定量评价,有效地帮助页岩气井发挥最大产能。首先,筛选对井间干扰影响程度最大的主控因素,并建立可有效提升数据质量的数据处理方法,用以形成建模数据集;然后,结合K-Means(K-均值)聚类算法和斯皮尔曼相关性分析方法建立井间干扰风险程度评价模型,对受到井间干扰气井的井间干扰程度进行定性评价;最后,基于风险评价模型评价结果并结合KNN(K-近邻分类)算法建立井间干扰风险程度预测模型,实现了新井或尚未发生井间干扰气井的井间干扰风险定量预测,同时结合模型的计算结果量化了各个因素对井间干扰的影响程度。结果表明:X页岩气藏井间干扰程度低、偏低、中等、偏高、高对应的井数占比分别为27.48%、30.39%、20.59%、16.67%和4.90%。井间干扰风险预测模型精度为90.48%,井间干扰前母井日产气量对于页岩气井间干扰的影响最大。相较于传统的数据处理方法,该研究提出的数据处理方法可提升模型精度14.29%,为页岩气井间干扰风险定量预测提供了一种可靠方法。

关键词:页岩气;井间干扰;风险评价及预测;机器学习;K-Means聚类算法;KNN分类算法

中图分类号:TE132.2

文献标识码:A

Risk evaluation and prediction of inter-well interference in shale gas wells based on machine learning

QIN Jiazheng¹, HE Zhiyue¹, TANG Yong¹, DUAN Shengcai², LONG Jichang², TANG Kai³, WANG Hao⁴, HU Shilai⁵, LONG Keji⁶

(1. State Key Laboratory of Oil and Gas Reservoir Geology and Exploitation, Southwest Petroleum University, Chengdu, Sichuan 610500, China; 2. Hade Oil and Gas Production Management Area, PetroChina Tarim Oilfield Company, Korla, Xinjiang 841000, China; 3. Yingmai Oil and Gas Production Management Area, PetroChina Tarim Oilfield Company, Korla, Xinjiang 841000, China; 4. Oil and Gas Technology Research Institute, PetroChina Tarim Oilfield Company, Korla, Xinjiang 841000, China; 5. School of Petroleum Engineering, Chongqing University of Science and Technology, Chongqing, 401331, China; 6. Chengdu Exploration and Development Research Institute, PetroChina Daqing Oilfield Company Ltd., Chengdu, Sichuan 610051, China)

Abstract: During the rolling development of shale gas reservoirs, fracturing of new wells can easily cause inter-well interference with neighboring wells, severely affecting the development performance of both existing and new wells. However, there is currently a lack of quantitative, accurate, and effective risk evaluation and prediction methods for inter-well interference, making it difficult to effectively avoid gas wells highly susceptible to inter-well interference when formulating infill drilling plans. Therefore, a shale gas inter-well interference risk evaluation model was established based on machine learning methods, enabling quantitative evaluation of inter-well interference risk and effectively helping shale gas wells achieve their maximum production capacity. First, the main controlling factors that had the greatest impact on inter-well interference were identified, and a data processing method that could effectively improve data quality was established to construct the modeling dataset. Then, the inter-well interference risk level evaluation model was established by combining K-Means

收稿日期:2025-09-16。

第一作者简介:秦佳正(1993—),女,博士,副研究员,硕士研究生导师,主要从事非常规油气藏渗流理论、复杂裂缝网络表征与数值模拟等方面的研究工作。地址:四川省成都市新都区新都大道8号,邮政编码:610500。E-mail: jqin_swpu@163.com

基金项目:国家自然科学基金青年科学基金项目“页岩气藏动态缝网多井窜流干扰多相渗流理论研究”(12302338);国家自然科学基金面上项目“深层页岩气储层压裂裂缝变形机制及渗流机理研究”(52474034);四川省自然科学基金项目“考虑动态缝网的页岩气藏多井控压生产机理及数值模拟研究”(2023NSFSC0937)。

clustering algorithm and Spearman correlation analysis method to qualitatively evaluate the inter-well interference degree for affected gas wells. Finally, the inter-well interference risk level prediction model was established based on the results of the risk evaluation model and combined with the K-nearest neighbors (KNN) algorithm, achieving quantitative prediction of inter-well interference risk for new wells or wells that had not yet experienced interference. Additionally, the influence degree of each factor on inter-well interference was quantified based on the model's calculation results. The results indicated that in the X shale gas reservoir, the proportions of wells corresponding to low, relatively low, medium, relatively high, and high levels of inter-well interference were 27.48%, 30.39%, 20.59%, 16.67%, and 4.90%, respectively. The accuracy of the inter-well interference risk prediction model was 90.48%. The daily gas production of parent well before interference had the greatest impact on shale gas inter-well interference. Compared with the traditional data processing methods, the data processing method proposed in the study can improve the model accuracy by 14.29%, providing a reliable method for the quantitative prediction of inter-well interference risk in shale gas wells.

Keywords: shale gas; inter-well interference; risk evaluation and prediction; machine learning; K-Means clustering algorithm; KNN classification algorithm

页岩气因其分布广泛、储量巨大,已成为中国天然气生产的重要来源^[1-2]。在四川威远、长宁等页岩气示范区块,累积页岩气产量已超过百亿级别^[3]。同时,页岩气的高效开发也是中国构建低碳、清洁、安全能源体系的必要条件和有利条件^[4-8]。

页岩气藏储层物性较差,难以实现商业化生产,需要进行储层改造以实现经济高效地开发^[9]。为降低页岩气田开发成本,现场常使用“井工厂”技术对页岩气藏进行开发(井平台由6~8口水平井组成,井距约为300~500 m)^[10-11]。在这种小井距、大规模水力压裂的开发模式下,虽然会有利于形成复杂缝网,但会加剧井间干扰现象。近年来,由于井间干扰会显著影响气井产能而被广泛关注,井间干扰现象在Marcellus(马塞勒斯)页岩气藏、Woodford(伍德福德)页岩气藏、涪陵页岩气藏和威远页岩气藏等页岩气藏被广泛报道^[12-15]。以威远页岩气藏为例,井间干扰已成为制约威远页岩气开发的“卡脖子”难题,历年平均井间干扰率超30%,井间干扰后平均单井产气量较影响前下降94%,目前产气量整体恢复率71%,呈现井间干扰范围广、产量恢复难度大等一系列难题。因此,亟需在井间干扰发生前进行井间干扰风险程度预测,为加密井方案或压裂方案设计提供理论基础,从而有效保证页岩气藏的高效开发,有力维护页岩气井的产能^[16-18]。

目前,井间干扰的研究主要基于现场数据,分析页岩气井在干扰过程中的生产动态,或可基于数值模拟方法,分析井间干扰的影响程度,进而优化页岩气井的井间距与压裂设计参数。例如HE等^[11]基于实际现场数据分析了WY页岩气藏井间干扰机理和井间干扰对母井生产动态的影响;AJANI等^[19]将母井受井间干扰影响的产气量和产液量量化为与子井距离间的函数,并根据Woodford页岩区井距估算了子井干扰母井的概率;PANG等^[14]基于微地震数据建立了页岩气藏井距优化方法;YANG等^[20]基于数值模拟方法建立了双缝模型,提出了用于评估压裂水平井生产干扰的诊断图。仅有少部分研究聚焦于页岩气井间干扰的评价及预测^[3],但由于数据来源不全面(主要基于

地质参数进行建模)、数据集处理方法以及模型建立流程过于粗糙,最终导致所建模型对井间干扰程度判断可能失真。因此,该研究基于实际现场数据建立了影响页岩气井间干扰程度更大的主控因素体系,并创新地提出了一种提升数据质量更有效的数据处理方法建立建模数据集;然后筛选了计算时间更短的聚类以及分类方法建立页岩气井间干扰风险评价模型;最后基于模型计算结果,定量地分析了各个指标对于井间干扰风险的影响程度,并提出了相应降低页岩气井间干扰的建议及手段^[21-22]。

1 井间干扰主控因素

在页岩气藏整个生命周期中,影响页岩气井间干扰的主控因素众多。为提高所建机器学习模型的准确性,需尽可能地建立更为完整典型的页岩气井间干扰主控因素体系。

1.1 井间干扰前已知评价指标

井间干扰前已知评价指标主要包括:井间干扰前母井(受干扰井)日产气量、井间干扰前母井井底压力、母井裂缝发育程度(母井总压裂液量、母井微地震监测结果)、子井(井间干扰来源井)裂缝发育程度(子井总压裂液量、子井微地震监测结果)。

页岩气井一般直接放喷开采,页岩气井产气量较低通常意味着该井产能已接近枯竭,井底压力降低幅度较大。因此,在子井和已存在的低产量母井之间更容易发生井间干扰现象^[11]。母井的井底压力越低意味着与子井井底压力间的压差越大,则母井越容易被压窄。在对子井进行压裂改造时,由于压力差较大,裂缝倾向于向母井周围的枯竭区域扩展,这将影响到子井裂缝的扩展和裂缝网络的几何形状^[11]。因此,当子井靠近母井且压力较低时,母井发生井间干扰的可能性会更高。页岩气井的裂缝发育程度同样对井间干扰产生较大的影响,当页岩气井裂缝发育程度较好时,母井与子井发生沟通的可能

性就会大幅增加。在完成页岩气井压裂后,现场常使用微地震方法用于评价页岩气井裂缝发育程度,但如地震活动等环境因素可能对微地震监测数据产生影响,导致监测数据的准确度低。因此,在微地震监测结果的基础上,结合页岩气井总压裂液量一同评价裂缝发育程度,降低了外部因素对页岩气井裂缝发育程度评价的影响^[23-25]。鉴于机器学习方法可以自动挖掘信息的优势,可以不对2种数据(总压裂液量、微地震数据)进行过多的处理,仅需要将其和其他数据一同作为训练数据输入模型进行训练,模型会自动提取信息进而建立模型。

1.2 井间干扰后评价指标

井间干扰后评价指标主要包括井间干扰影响天数、母井累积影响平均日产气量、井间干扰影响程度、井间干扰恢复比例以及井间干扰距离(井距)。

井间干扰时间越长、井距越小,则流入母井及母井周围缝网的压裂液更多,这意味着要有更多的生产时间,母井才能将压裂液产出并恢复产气。分别定义井间干扰影响程度、井间干扰恢复比例和母井累积影响平均日产气量作为衡量井间干扰影响程度的指标。其中,井间干扰影响程度定义为井间干扰发生后,母井产气量的瞬态降低幅度(式1)^[6-7];井间干扰恢复比例定义为母井发生井间干扰且经过长时间生产后,母井产气量较受井间干扰发生时受损产气量的恢复程度(式2)^[7];母井累积影响平均日产气量(式3)定义为在井间干扰影响期间,母井被影响的平均日产气量。值得一提的是,页岩气井产量曲线由快速上升期、平稳期以及快速递减期组成,当母井处于产气量快速上升期时,累积影响平均日产气量将大于干扰前的日产气量。

$$D_Y = \frac{Q_{sq} - Q_{sh}}{Q_{sq}} \quad (1)$$

$$D_H = \frac{Q_F}{Q_{sh}} \quad (2)$$

$$Q_{sz} = Q_{sq} d_y - Q_{shz} \quad (3)$$

式中: D_Y 为井间干扰的影响程度; Q_{sq} 为井间干扰发生前的母井日产气量,单位 10^4 m^3 ; Q_{sh} 为井间干扰发生后的母井日产气量,单位 10^4 m^3 ; D_H 为井间干扰后母井的恢复比例; Q_F 为井间干扰恢复后的母井日产气量,单位 10^4 m^3 ; Q_{sz} 为母井受井间干扰后所下降的气井累积产气量,单位 10^4 m^3 ; Q_{sq} 为假设母井未发生井间干扰时,气井在拟井间干扰阶段的平均日产气量(可通过拟合页岩气井累积产气量曲线获得),单位 $10^4 \text{ m}^3/\text{d}$; d_y 为井间干扰影响天数,单位 d ; Q_{shz} 为井间干扰发生后直至母井日产气量恢复平稳后气井累积产气量,单位 10^4 m^3 。

2 页岩气井井间干扰风险评价模型

井间干扰风险评价模型分为两部分,分别为井间干扰风险程度评价模型以及井间干扰风险程度预测模型。井间干扰风险程度评价模型实现对现有页岩气井间干扰程度的定量评价(聚类),而井间干扰风险程度预测模型是在评价模型评价结果的基础上,实现对尚未被井间干扰或怀疑会被井间干扰的气井进行井间干扰风险程度预测(分类预测),从而调整加密井的布井以及压裂方案。理想条件下,所有聚类以及分类算法都可以满足需要。但模型的选择受到样本量及现场可推广性的制约^[26]。该研究属于小样本建模,因此若使用以随机森林为代表的集成算法,或以神经网络为代表的复杂深度学习算法对其进行建模计算,则最终结果会出现很强的过拟合现象^[27],故这类算法不适用于小样本任务。同时,如神经网络等大型算法的原理复杂且具有较强的黑箱性质^[28],进一步降低了现场的推广性。因此拟使用K-Means(K-均值)聚类算法和KNN(K-近邻分类)算法进行建模。

2.1 数据集处理方法

建模过程中,数据集的处理十分重要。目前,大多研究成果都忽视数据集的处理,或仅使用如删除、平均值代替等简单方法处理数据集,导致数据集质量低、建模效果差。因此,分别从缺失值插补、异常值检验、相关性分析以及数据归一化四大方向,建立更准确的数据集处理方法,方法的具体流程如下(图1):①使用箱型法对原始数据集进行异常值检测,删除原始数据集中的异常值,获得数据集1。②使用斯皮尔曼相关系数计算数据集1中各个特征间的相关系数,获得相关系数结果1。③对数据集1进行缺失值插补,获得数据集2。当进行缺失值插补时,若某行样本特征缺失值的数量多于总特征数的40%,则删除该行样本;若缺失值的数量小于总特征数的10%,则使用平均值插补法或者中位数插补法对该行样本所缺失的特征进行插补;若样本特征缺失值的数量占总特征数的10%~40%,则使用多重插补法对该行样本所缺失的特征进行插补。④使用箱型法对所述数据集2进行异常值检测,当存在异常值时删除该异常数据,并使用多重插补法继续插补,获得数据集3。⑤使用马氏距离法对数据集3进行异常值检测,当存在异常值时删除所述异常值,并使用多重插补法进行插补,获得数据集4。⑥重复步骤4—步骤5,直至不再存在异常值,获得数据集5。⑦使用斯皮尔曼相关系数计算数据集5中各个特征间的相关系数,获得相关系数结果2。⑧判断相关系数结果1与相关系数结果2的相关性是否一致。若不一致,则删

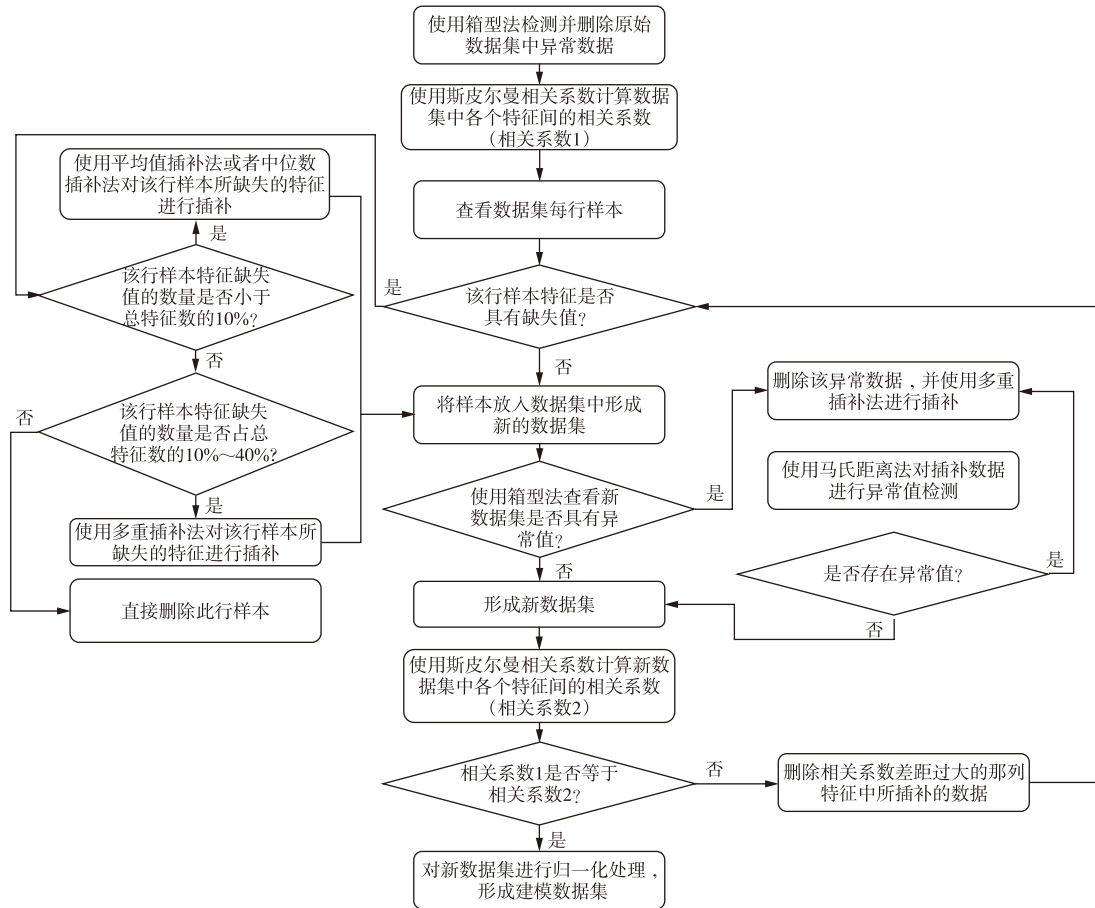


图1 数据处理流程

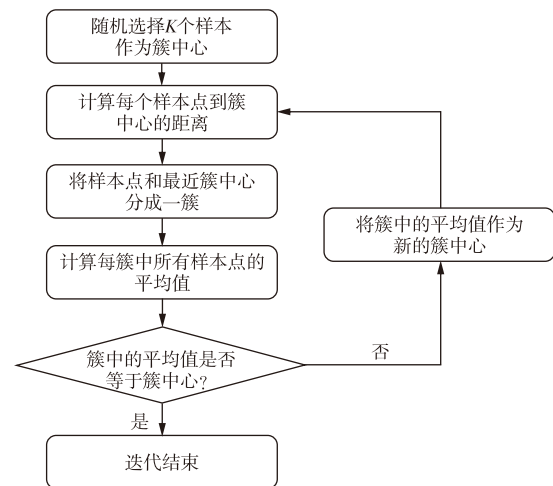
Fig. 1 Workflow of data processing

除相关系数差距过大的那列特征中所插补的数据,返回步骤3重新处理数据集1,并重复步骤4—步骤8。若一致,则进入步骤9。⑨对数据集5进行归一化处理,避免后续建模精度因指标量纲差距过大而导致降低,最终获得预处理后的最终数据集。

2.2 算法原理

2.2.1 K-Means 聚类算法

使用K-Means聚类算法为基础建立井间干扰风险程度评价模型,该模型的主要计算流程如图2所示。首先,将数据集中各行数据在多维空间中以数据点的形式表示,根据所需类别数,随机选择数据点作为不同簇的中心;然后,计算数据集中其余数据点和各个簇中心之间的距离(如欧几里得距离),再根据计算所得距离将各个数据点和与之距离最近的中心分为同一簇,完成对所有数据分簇后,计算每簇中心,作为新的簇中心;最后,比较新的簇中心与旧的簇中心是否相同,若不同,则将旧的簇中心替换成新的簇中心,重复上述步骤。若新的簇中心与旧的簇中心相同,则聚类完成。

图2 K-Means算法运算过程^[10]Fig. 2 Operational process of K-Means algorithm^[10]

2.2.2 KNN 分类算法

使用KNN分类算法建立井间干扰风险程度预测模型,该模型的主要计算流程如图3所示。首先,计算待分类数据与每个训练样本的距离,并对距离进行排序;然后,选择与待分类数据距离最近的前K个样本,并统计前K个训练样本的类别,选择其中概率最高的类别作为要

分类的数据的类别;最后,重复上述步骤,直至完成所有待分类样本的分类预测。

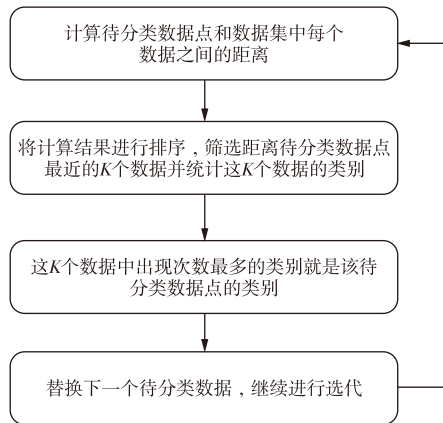


图3 KNN算法运算过程^[10]

Fig. 3 Operational process of KNN algorithm^[10]

2.3 建模流程

页岩气井井间干扰风险评价模型建模流程如图4所示。首先,结合所建立的井间干扰主控因素体系(包括井间干扰前后2套指标体系)收集数据建立初始建模数据集,并根据所建数据处理方法处理数据(数据集1)。将页岩气井间干扰程度划分等级,所划分的等级可以根据现场需要进行粗化或者细化。其次,使用K-Means聚类算法进行指标组合的分簇,分簇的数目等

于所划分的干扰程度等级数目。之后使用斯皮尔曼相关系数法在井间干扰后评价指标中筛选分级衡量指标,判断聚类结果对应的各个井间干扰风险等级,至此井间干扰程度评价模型建立完成。评级模型可对现有页岩气井的井间干扰风险进行定性评价,由于新井或尚未发生井间干扰的气井无井间干扰后生产动态参数数据,因此该评价模型不能对新井或尚未发生井间干扰的气井进行井间干扰风险评价。

为实现在气井发生井间干扰前就对其井间干扰风险进行预测,需要重新处理建模数据集,即将井间干扰风险程度评价模型的输出结果(各井对应的风险等级)作为风险程度预测模型建模数据中的标签,将建模数据集1中的井间干扰后评价指标删去,作为风险程度预测模型建模数据中的特征,共同组成井间干扰风险预测模型的建模数据集(数据集2)。结合所建数据集2,基于KNN算法共同建立风险预测模型,并对目标页岩气藏各页岩气井的井间干扰风险程度进行预测。

3 井间干扰风险评价模型应用

中国X页岩气藏井间干扰现象突出普遍,严重影响气井产能发挥。该研究以X页岩气藏为研究对象,使用X页岩气藏开发过程中实际受井间干扰页岩气井生产数据进行建模。

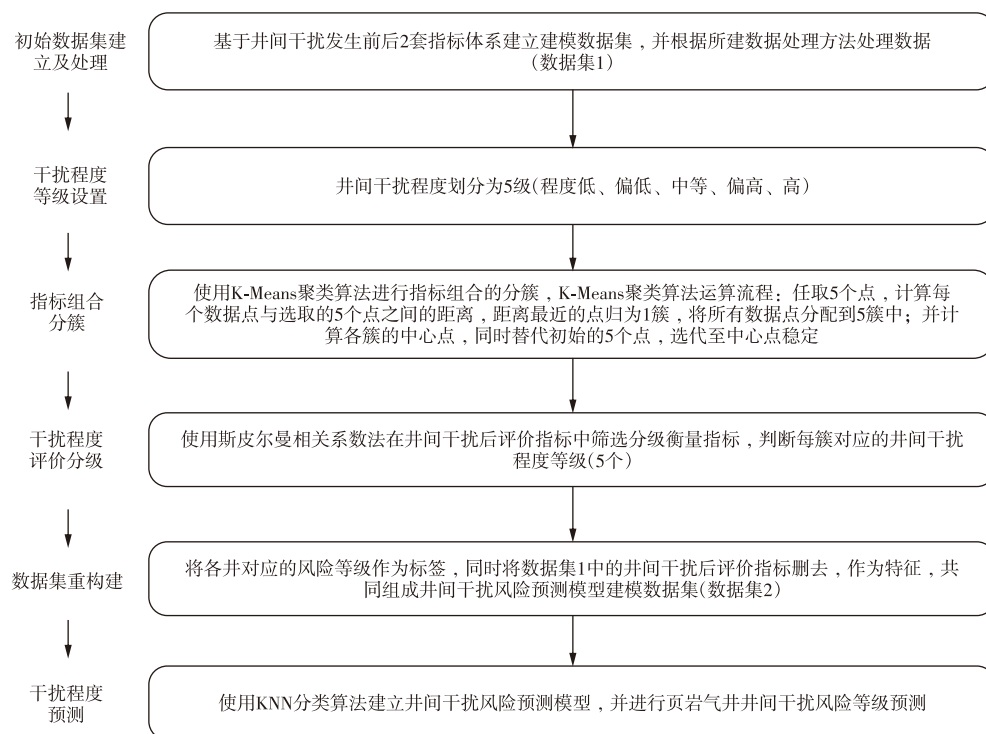


图4 页岩气井井间干扰风险评价模型建模流程

Fig. 4 Modeling workflow of inter-well interference risk evaluation model of shale gas wells

3.1 井间干扰风险评价模型

3.1.1 建模数据集建立

首先通过资料整理筛选出备选井105口,按照所建

井间干扰主控因素体系筛选备用数据(表1)。之后使用所建数据集处理方法建立基础数据集(表2),最终基础建模数据集中共包含104口受井间干扰的页岩气井生产及压裂数据。

表1 X页岩气藏部分受井间干扰页岩气井生产及压裂数据

Table 1 Production and fracturing data of selected shale gas wells affected by inter-well interference in X shale gas reservoir

井间干扰影响天数/d	井间干扰前母井日产气量/(10 ⁴ m ³)	母井累积影响平均日产气量/(10 ⁴ m ³)	恢复比例/%	影响程度/%	井距/m
78	6.93	4.58	84.29	72.86	800.00
73	10.89	6.55	70.59	89.41	400.00
23	7.95	14.80	88.42	100.00	400.00
井间干扰前母井井底压力/MPa	母井微地震监测结果/(10 ⁴ m ³)	子井微地震监测结果/(10 ⁴ m ³)	子井总压裂液量/m ³	母井总压裂液量/m ³	
5.87	4 219.00		41 509.00	51 797.00	
7.59	3 733.00		41 509.00	48 286.00	
1.81	4 990.00	3 320.00	19 689.00	27 560.00	

表2 部分井原始数据预处理结果(部分基础建模数据集)

Table 2 Preprocessing results of raw data for selected wells (partial basic modeling dataset)

井间干扰影响天数	井间干扰前母井日产气量	母井累积影响平均日产气量	恢复比例	影响程度	井距
0.09	0.15	0.10	0.33	0.49	0.41
0.08	0.27	0.15	0.28	0.80	0.20
0.02	0.18	0.35	0.35	1.00	0.20
井间干扰前母井井底压力	母井微地震监测结果	子井微地震监测结果	子井总压裂液量	母井总压裂液量	
0.25	0.11	0.13	0.55	0.73	
0.33	0.09	0.13	0.55	0.66	
0.06	0.14	0.13	0.15	0.24	

注:表中数据为归一化结果。

3.1.2 分类衡量指标筛选

在井间干扰后评价指标体系中通常选用影响程度作为井间干扰程度分级衡量指标,但影响程度这一数据大都为100%,分级效果不理想。因此结合处理数据集时最后生成的斯皮尔曼相关性分析结果(图5),选用与影响程度相关性最大的“母井累积影响平均日产气量”作为全指标中井间干扰程度分级衡量指标。

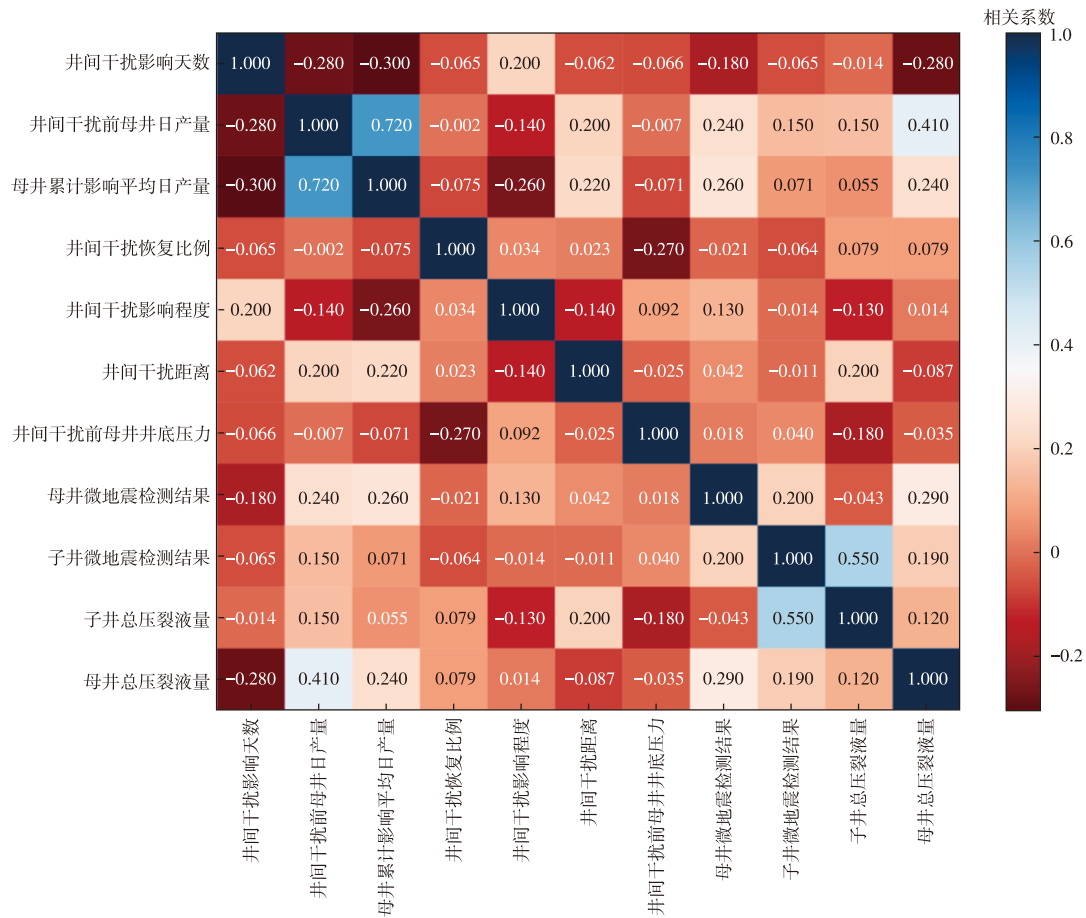
3.1.3 模型建立

使用K-Means算法将受井间干扰气井数据进行聚类,之后以母井累积影响平均日产气量为基础,将K-Means算法的聚类结果进行等级划分(0为程度低、1为程度中等偏低、2为程度中等、3为程度中等偏高、4为程度高)。各井间干扰等级对应井数比例如图6所示,各风险等级对应的气井井数占比规律接近正态分布,符合现场认识规律。

将分类结果作为各井的井间干扰程度真实等级,并将其作为建模标签与井间干扰前已知评价指标(作为特

征)建立井间干扰风险等级预测模型的建模数据集。在建立机器学习模型时,分割训练集和测试集并没有明确的标准,只需要尽可能地使训练集中有足够的数据提取特征及建立模型,使测试集有足够的数据测试模型的推广性及准确性即可。在数据量大时,可以以6:4或者7:3的比例对数据集进行分割;当数据量较小时,为保证有足够多的数据进行训练,则常使用8:2的比例划分数据集。该研究共使用105条数据建立数据集,属于典型的小数据集,因此使用8:2的比例分割数据。完成建模数据集的分割后,基于KNN算法及训练集(共84口气井),共同建立页岩气井间干扰程度预测模型。模型建立完成后,使用测试集(21口气井)进行预测,模型精度为90.48%(21口预测对19口),精度较高,模型预测结果见表3。

为验证所提数据处理方法的有效性,使用常用的数据处理方法(缺失值删除—异常值删除—归一化)对原始数据进行处理,并使用上文同样的建模算法及流程进行建模。仅使用常用数据处理方法建立的模型预测精度为76.19%(21口预测对16口),相较于使用提出的数据处理方法所建模型的精度下降了14.29%。由于简单



注:图中数值表示各影响因素之间的相关系数。

图5 斯皮尔曼相关性分析结果

Fig. 5 Results of Spearman correlation analysis

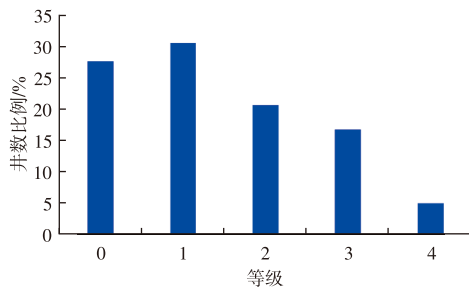


图6 各井间干扰风险等级对应井数比例

Fig. 6 Proportion of wells corresponding to each inter-well interference risk level

的数据集处理方法过于粗糙,对于异常值分析不彻底,且删除缺失值及异常值后没有补充数据,导致数据量下降,模型提取数据信息有限,最终井间干扰风险程度评价结果出现偏移,从而影响预测结果。因此,当数据处理不严谨时,不仅会影响最终模型预测精度,而且最终模型预测结果不可信。

3.2 井间干扰前各指标重要程度

图7展示了页岩气井间干扰程度评价模型中各指标的聚类中心,结果显示各指标重要性排序为井间干扰前

表3 井间干扰风险等级预测模型预测结果

Table 3 Prediction results of inter-well interference risk level prediction model

井名	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7
真实类别	低	中等偏高	中等偏高	高	中等偏低	低	高
预测类别	低	高	中等偏高	高	中等偏低	低	高
井名	T8	T9	T10	T11	T12	T13	T14
真实类别	中等偏高	中等偏高	中等偏高	中等偏低	高	低	中等偏低
预测类别	中等偏高	中等偏高	中等偏高	中等偏低	高	低	中等偏低
井名	T15	T16	T17	T18	T19	T20	T21
真实类别	中等偏低	高	中等偏低	低	高	高	中等偏高
预测类别	中等偏低	高	中等偏低	低	高	高	中等

母井日产气量>母井总压裂量>子井裂缝发育程度(子井微地震检测结果)>子井总压裂液量>母井裂缝发育程度(母井微地震检测结果)>井间干扰前母井井底压力。其中,井间干扰前母井日产气量和母井总压裂量对分类影响最大,且母井总压裂液量的影响程度高于其他子井。这是因为在压裂过程中,当母井压裂液量大时,母井压裂缝半长更长、附近压裂缝控制面积更大^[29-30],则加密井进行压裂时,只需要较小的压裂缝发育程度(较小的压裂液量)即可与母井的大缝网进行沟通,从而发

生井间干扰。因此,对于子井而言,母井压裂液量更影响井间干扰程度。现场进行页岩气井开发的过程中,为保证后续加密井不会发生井间干扰从而影响开发效果,建议根据母井的压裂液量和相关现场数据推算母井压裂缝半长,当母井压裂缝半长较长,且与相邻母井缝网距离较短时,不建议进行加密井的布置。这种结合压裂液量等现场数据指导加密井布置的方法,相较于直接依据井距进行加密井布置的方法更能有效地降低或避免井间干扰的影响。

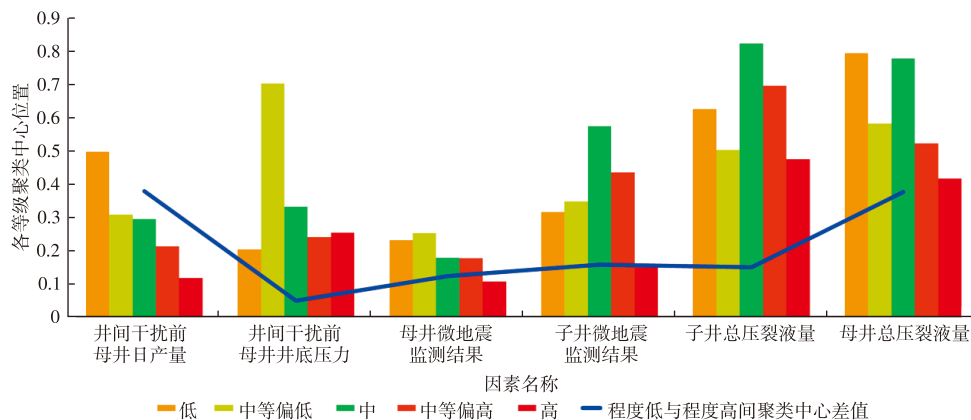


图7 井间干扰发生前主控体系各指标在不同等级上的聚类中心

Fig. 7 Clustering centers of each indicator in main control system at different levels before inter-well interference occurred

4 结论及建议

1)建立了更全面准确的数据处理方法,并提出了一种基于机器学习的页岩气井间干扰风险评价方法,模型精度超过90%,为页岩气井间干扰风险定性及定量预测提供了一种可靠方法。

2)页岩气井间干扰风险评价模型显示:X页岩气藏页岩气井间干扰风险程度低、偏低、中等、偏高、高的井数占比分别为27.48%、30.39%、20.59%、16.67%和4.90%,符合现场认识。

3)提出的数据处理方法可提升模型精度14.29%,在保证原有数据信息不变的条件下,提出的数据处理方法可有效地提升数据集质量。

4)模型结果显示各指标影响井间干扰风险程度最重要的指标为井间干扰前母井日产气量和母井总压裂量。现场可根据母井的压裂液量及相关现场数据推算母井压裂缝半长后,结合现场页岩气井井距,进行加密井方案设置。

参考文献

- 代锋,孙钰淇,付利,等.长宁页岩气小井眼水平井钻井技术分析与发展探讨[J].天然气勘探与开发,2023,46(2):118-126.
DAI Feng, SUN Yuqi, FU Li, et al. Slimhole horizontal-well drilling technology for Changning shale-gas block and its prospect[J]. Natural Gas Exploration and Development, 2023, 46(2): 118-126.
- 明盈,孙豪飞,叶玥豪,等.川东北地区页岩气地质条件及其勘探

潜力:以峰探1井上二叠统吴家坪组为例[J].天然气勘探与开发,2023,46(4):133-147.

- MING Ying, SUN Haofei, YE Yuehao, et al. Geological conditions and exploration potential of shale gas in northeastern Sichuan Basin: A case study of Upper Permian Wujiaping Formation in Well Fengtan 1[J]. Natural Gas Exploration and Development, 2023, 46(4): 133-147.
- 张庆,何封,何佑伟.基于机器学习的页岩气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.
- 徐颖洁,陈玉林,何封,等.基于嵌入式离散裂缝模型的页岩气开发参数优化[J].天然气工业,2024,44(12):105-115.
XU Yingjie, CHEN Yulin, HE Feng, et al. Optimization of shale gas development parameters based on embedded discrete fracture model [J]. Natural Gas Industry, 2024, 44(12): 105-115.
- 何希鹏,王凯,何贵松,等.复杂构造带常压页岩气开发刻度区建立及其意义[J].天然气工业,2025,45(3):16-35.
HE Xipeng, WANG Kai, HE Guisong, et al. Establishment of calibrated area of normal pressure shale gas development in complex structure belts and its significance[J]. Natural Gas Industry, 2025, 45 (3): 16-35.
- 蔡潇,高玉巧,何希鹏,等.陆相页岩层系纹层组合特征及烃类富集机制:以苏北盆地溱潼凹陷古近系阜宁组二段为例[J].石油勘探与开发,2025,52(6):1315-1327.
CAI Xiao, GAO Yuqiao, HE Xipeng, et al. Lamina combination characteristics and hydrocarbon enrichment mechanism of continental shale formations: A case study of the second member of the Paleogene Funing Formation in the Qintong Sag, Subei Basin,

- China[J]. *Petroleum Exploration and Development*, 2025, 52(6): 1315–1327.
- [7] 何贵松,孙斌,高玉巧,等.川东南地区二叠系茅口组一段非常规天然气富集高产主控因素[J]. *石油勘探与开发*, 2025, 52(2): 362–373. HE Guisong, SUN Bin, GAO Yuqiao, et al. Main factors controlling unconventional gas enrichment and high production in the first member of Permian Maokou Formation, southeastern Sichuan Basin, SW China[J]. *Petroleum Exploration and Development*, 2025, 52(2): 362–373.
- [8] 何希鹏,咎灵,高玉巧,等.苏北盆地低有机碳含量陆相页岩层系页岩油富集高产机理与成藏模式[J]. *石油与天然气地质*, 2025, 46(6): 1927–1946. HE Xipeng, ZAN Ling, GAO Yuqiao, et al. Enrichment and high productivity mechanisms and accumulation patterns of shale oil in lacustrine shales with low total organic carbon content in the Subei Basin[J]. *Oil & Gas Geology*, 2025, 46(6): 1927–1946.
- [9] TANG Y F, LI J, HE Y T, et al. End of tubing placement optimization for multi-stage fractured horizontal wells by transient multiphase flow simulation[J]. *Geoenergy Science and Engineering*, 2025, 246: 213548.
- [10] HE Y T, HE Z X, TANG Y F, et al. Shale gas production evaluation framework based on data-driven models[J]. *Petroleum Science*, 2023, 20(3): 1659–1675.
- [11] HE Y T, HE Z X, TANG Y F, et al. Interwell fracturing interference evaluation in shale gas reservoirs[J]. *Geoenergy Science and Engineering*, 2023, 231: 212337.
- [12] EDWARDS K L, WEISSERT S, JACKSON J, et al. Marcellus shale hydraulic fracturing and optimal well spacing to maximize recovery and control costs[C]//SPE Hydraulic Fracturing Technology Conference. Richardson: Society of Petroleum Engineers, 2011: SPE 140463-MS.
- [13] YAICH E, DIAZ O C D, FOSTER R A, et al. A methodology to quantify the impact of well interference and optimize well spacing in the Marcellus shale[C]//SPE/CSUR Unconventional Resources Conference-Canada. Richardson: Society of Petroleum Engineers, 2014: SPE 171578-MS.
- [14] PANG W, EHLIG-ECONOMIDES C A, DU J, et al. Effect of well interference on shale gas well SRV interpretation[C]//SPE Asia Pacific Unconventional Resources Conference and Exhibition. Richardson: Society of Petroleum Engineers, 2015: SPE 176910-MS.
- [15] GUO J, LU Q, HE Y. Key issues and explorations in shale gas fracturing[J]. *Natural Gas Industry B*, 2023, 10(2): 183–197.
- [16] 周旭,马超,刘超,等.页岩油含油饱和度对渗吸采收率的影响规律研究[J]. *油气藏评价与开发*, 2025, 15(1): 73–78. ZHOU Xu, MA Chao, LIU Chao, et al. Study on the influence of shale oil saturation on imbibition recovery rate[J]. *Petroleum Reservoir Evaluation and Development*, 2025, 15(1): 73–78.
- [17] 赵康,陈民锋,王艺文,等.四川盆地SZ页岩气藏气井产量变化规律及递减预测新模型[J]. *中国海上油气*, 2024, 36(3): 129–136. ZHAO Kang, CHEN Minfeng, WANG Yiwen, et al. A new model for production variation patterns and decline prediction of SZ shale gas reservoir in Sichuan basin[J]. *China Offshore Oil and Gas*, 2024, 36(3): 129–136.
- [18] 刘伟,唐晓明,房超,等.页岩气随钻导向钻井技术发展现状与趋势[J]. *石油机械*, 2025, 53(10): 8–16. LIU Wei, TANG Xiaoming, FANG Chao, et al. Current status and trend of geo-steering drilling technology for shale gas reservoir[J]. *China Petroleum Machinery*, 2025, 53(10): 8–16.
- [19] AJANI A A, KELKAR M G. Interference study in shale plays[C]//SPE Hydraulic Fracturing Technology Conference and Exhibition. Texas: Society of Petroleum Engineers, 2012: SPE-151045-MS.
- [20] YANG X F, YU W, WU K L, et al. Assessment of production interference level due to fracture hits using diagnostic charts[J]. *SPE Journal*, 2020, 25(6): 2837–2852.
- [21] 程秋洋,杨洪志,游利军,等.页岩气层水-岩作用机理、特征及意义[J]. *油气地质与采收率*, 2024, 31(6): 96–108. CHENG Qiuyang, YANG Hongzhi, YOU Lijun, et al. Mechanism, characteristic, and significance of water-rock interaction in shale gas reservoirs[J]. *Petroleum Geology and Recovery Efficiency*, 2024, 31(6): 96–108.
- [22] 刘豪,刘怀亮,刘宇,等.页岩气多级压裂断层动态滑移规律研究[J]. *石油机械*, 2024, 52(2): 65–74. LIU Hao, LIU Huailiang, LIU Yu, et al. Research on dynamic slip of fault resulted from multistage fracturing of shale gas reservoir[J]. *China Petroleum Machinery*, 2024, 52(2): 65–74.
- [23] 张学平,刘友权,张鹏飞,等.大川中沙溪庙致密砂岩储层支撑裂缝导流能力的影响因素[J]. *石油与天然气化工*, 2024, 53(3): 92–97. ZHANG Xueping, LIU Youquan, ZHANG Pengfei, et al. Influencing factors of the fracture conductivity of propped cracks in the Shaximiao tight sandstone reservoir in central Sichuan[J]. *Chemical Engineering of Oil & Gas*, 2024, 53(3): 92–97.
- [24] 李伟,王民,肖佃师,等.天然裂缝发育特征及智能化识别方法:以四川盆地川西坳陷上三叠统须家河组为例[J]. *油气藏评价与开发*, 2025, 15(3): 443–454. LI Wei, WANG Min, XIAO Dianshi, et al. Development characteristics and intelligent identification method of natural fractures: A case study of the Upper Triassic Xujiahe Formation in the western Sichuan Depression, Sichuan Basin[J]. *Petroleum Reservoir Evaluation and Development*, 2025, 15(3): 443–454.
- [25] 魏水建,徐天吉,唐建明,等.考虑储层力学性质与破裂条件的裂缝预测方法及应用:以四川盆地WR页岩气田为例[J]. *中国海上油气*, 2025, 37(3): 142–156. WEI Shuijian, XU Tianji, TANG Jianming, et al. Fracture prediction method considering reservoir mechanical properties and rupture conditions and its application: A case of the WR Shale Gas field in Sichuan Basin[J]. *China Offshore Oil and Gas*, 2025, 37(3): 142–156.
- [26] HE Z X, TANG Y, HE Y, et al. Wellbore salt-deposition risk prediction of underground gas storage combining numerical modeling and machine learning methodology[J]. *Energy*, 2024, 305: 132247.
- [27] 董波,陈艾睿,张明.机器学习在解决过拟合现象中的作用[J]. *心理科学*, 2021, 44(2): 274–281. DONG Bo, CHEN Airui, ZHANG Ming. The role of machine learning in solving overfitting[J]. *Journal of Psychological Science*, 2021, 44(2): 274–281.
- [28] 焦李成,杨淑媛,刘芳,等.神经网络七十年:回顾与展望[J]. *计算机学报*, 2016, 39(8): 1697–1717. JIAO Licheng, YANG Shuyuan, LIU Fang, et al. Seventy years beyond neural networks: Retrospect and prospect[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2016, 39(8): 1697–1717.
- [29] 侯腾飞,张士诚,马新仿,等.涪陵页岩气X井裂缝网络参数对产能的影响[J]. *深圳大学学报(理工版)*, 2016, 33(4): 409–417. HOU Tengfei, ZHANG Shicheng, MA Xinfang, et al. Influence of fracture network parameters on productivity of shale gas well X in Fuling block[J]. *Journal of Shenzhen University (Science and Engineering)*, 2016, 33(4): 409–417.
- [30] TANG Y, DUAN S, HE Y, et al. Impact of well interference considering slickwater retention and effective stress on shale gas production[J]. *Journal of Porous Media*, 2025, 28(10): 1–15.