

引用格式:朱苏阳,李颖,彭小龙,等.基于POA-LSTM-TCN的气藏内反凝析预警方法研究——以塔里木盆地博孜气藏为例[J].油气藏评价与开发,XXXX,XX(X):
ZHU Suyang, LI Ying, PENG Xiaolong, et al. Research on deep reservoir anti-condensate early warning method based on POA-LSTM-TCN combined model for gas reservoirs—a case study on Bozi gas reservoir[J]. Petroleum Reservoir Evaluation and Development, XXXX, XX(X):
DOI: 10.13809/j.cnki.cn32-1825/te.2025293

基于POA-LSTM-TCN的气藏内反凝析预警方法 研究

——以塔里木盆地博孜气藏为例

朱苏阳,李颖,彭小龙,刘伟,官文洁

(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)

摘要:超深孔-缝-断复杂介质凝析气藏因其具有高度非均质性流体流动特征,在开发过程中常出现裂缝系统因局部压力过低发生反凝析,而基质压力及气藏平均压力仍高于露点压力的现象,导致传统基于平均压力的气藏工程方法难以准确识别局部反凝析的发生时机与范围。针对这一难题,本文以塔里木盆地北部库车坳陷的博孜凝析气藏为研究对象,系统分析了孔-缝-断三重介质的流体流动机制及其压力响应规律。根据井口油压变化特征,将生产阶段划分为稳步下降期、不稳定波期和加速衰减期三类。气油比(Gas-Oil Ratio, GOR)的异常波动是相变发生的预警信号,分阶段研究不同压力区间下的气油比,可以反映复杂介质气藏在不同阶段的动态演化过程。本文提出了一种基于鹈鹕优化算法(Pelican Optimization Algorithm, POA)优化的长短期记忆网络(LSTM)与时域卷积网络(Temporal Convolutional Network, TCN)组合预测模型。通过POA算法分别对LSTM与TCN的超参数进行全局寻优,并采用加权融合策略构建POA-LSTM-TCN组合模型,实现对不同阶段GOR的分段拟合预测。结果表明,优化后的POA-LSTM与POA-TCN模型平均绝对百分比误差(MAPE)分别为3.71%与7.73%,而POA-LSTM-TCN组合模型的MAPE为2.40%,较单一模型分别下降了1.31%与5.33%。进一步结合数值模拟结果验证发现:传统气藏工程方法仅依靠平均压力计算,无法有效识别出裂缝中的反凝析;而利用POA-LSTM-TCN模型预测气油比开展反凝析识别,不仅具备预测精度高、计算速度快的优势,且可通过气油比预测偏差大于设定阈值判断储层将发生反凝析。因此,该研究弥补了传统气藏工程方法在局部反凝析识别方面的不足,为反凝析现象提供了一种基于早期异常检测的预警方法,对复杂气藏生产动态分析、反凝析机理识别及开发方案优化具有重要的理论与工程应用价值。

关键词:塔里木盆地;博孜气藏;复杂介质;凝析气藏;气油比;反凝析;神经网络

中图分类号:TE372

文献标识码:A

Research on deep reservoir anti-condensate early warning method based on POA-LSTM-TCN combined model for gas reservoirs—a case study on Bozi gas reservoir

ZHU Suyang, LI Ying, PENG Xiaolong, LIU Wei, GUAN Wenjie

(National Key Laboratory of Reservoir Geology and Development Engineering, Southwest Petroleum University, Chengdu, Sichuan 610500, China)

Abstract: Ultra-deep pore-fracture-fault complex condensate gas reservoirs exhibit highly heterogeneous fluid flow behaviors. During production, the fracture system often experiences locally reduced pressure, leading to retrograde condensation, while the matrix pressure and overall reservoir pressure remain above the dew-point pressure. This discrepancy makes it difficult for traditional gas reservoir engineering methods—typically based on average reservoir pressure—to accurately identify the onset and extent of local retrograde condensation. To address this issue, this study investigates the Bozi condensate gas reservoir located in the Kuqa Depression of the northern Tarim Basin. The flow mechanism and pressure response characteristics of the pore-fracture-fault triple-medium system are systematically analyzed. Based on the variation patterns of wellhead oil pressure, the production process is divided into three distinct stages: a steady-decline period, an

收稿日期:2025-10-23。

第一作者简介:朱苏阳(1989—),男,博士,副教授,主要从事煤层气气藏工程和数值模拟研究工作。地址:四川省成都市新都区新都大道8号,邮政编码:610500。E-mail:suyang.zhu@swpu.edu.cn

基金项目:国家自然科学基金“基于煤粉群运移动力学特征的煤层气-水-固耦合传质机理研究”(52104036);四川省自然科学基金“考虑纳米尺度效应与微纳跨尺度流动的煤层气临界解吸机制研究”(2023NSFSC0932)。

unstable-fluctuation period, and an accelerated-decline period. Abnormal fluctuations in the gas-oil ratio (GOR) are interpreted as early indicators of phase change. By examining GOR variations across different pressure intervals, this work characterizes the dynamic evolution of complex medium gas reservoirs at various production stages. A hybrid predictive framework is proposed that integrates the Long Short-Term Memory (LSTM) network and the Temporal Convolutional Network (TCN), whose hyperparameters are globally optimized using the Pelican Optimization Algorithm (POA). A weighted fusion strategy is employed to construct the POA-LSTM-TCN combined model, enabling stage-wise fitting and prediction of GOR. The results demonstrate that the optimized POA-LSTM and POA-TCN models achieve mean absolute percentage errors (MAPE) of 3.71% and 7.73%, respectively, whereas the POA-LSTM-TCN hybrid model achieves a significantly lower MAPE of 2.40%, outperforming the single models by 1.31% and 5.33%. Numerical simulation further verifies that the traditional gas reservoir engineering approach based on average pressure fails to effectively capture retrograde condensation occurring within fractures. In contrast, the POA-LSTM-TCN model not only provides high-accuracy and efficient GOR prediction but also identifies retrograde condensation when deviations exceed the predefined threshold. Therefore, this study overcomes the limitations of conventional engineering methods in detecting local retrograde condensation and establishes an early-warning approach based on anomaly recognition. The findings hold substantial theoretical and practical significance for production dynamics analysis, retrograde condensation mechanism identification, and development optimization of complex condensate gas reservoirs.

Keywords: Tarim Basin; Bozi Gas Reservoir; complex media; condensate gas reservoir; gas-oil ratio; anti-condensate; neural network

近年来,塔里木盆地深层超深层油气藏开发取得显著进展。顺北、富满、大北—博孜等油气田埋深7 500~10 000 m,油气资源量超 20×10^8 t,为能源增储上产提供了有力支撑^[1-2]。此类深层砂岩凝析气藏通常具有复杂的孔隙结构,且普遍发育大量断裂和裂缝带^[3-4]。其中,大北—博孜气藏是具备典型孔—缝—断三重介质特征的典型案例^[5-7]。在生产过程中,裂缝系统的局部低压易诱发反凝析现象,而基质压力较高、气藏平均压力远高于露点压力,导致储层反凝析动态难以及时监测。因此,需在开发早期识别生产异常,为干预决策提供关键窗口期。

当前,非常规储层非均质性研究日益深入。多尺度基质孔隙、微裂缝及复杂裂缝网络间的流体交互作用,使流动过程呈现多尺度、多相态耦合的复杂动态特征^[8-9]。鲜波等^[10]基于Blasingame产量递减模型,对比分析了缝洞型碳酸盐岩气藏斜井的三孔单渗和三孔双渗模型差异。赵玉龙等^[11]通过引入三重孔隙模型并结合多尺度有限元法,实现了离散介质动态行为的精细化表征。然而,三重介质气藏的复杂流动机制、相变过程及其快速演化特征仍难以被有效捕捉。热力学模型与PVT实验表明:反凝析过程中气油比(GOR)呈现“先升后稳”或“先升后降”的特征,动态监测GOR可为反凝析风险预警提供关键依据——其快速响应特性使得相变过程的变化显性化。

近年来,神经网络模型在石油工程领域的应用逐渐拓展,部分学者针对GOR预测展开研究。ABAD等^[12]提出MELM-PSO、LSSVM等算法预测近井区凝析油黏度(间接GOR);FATH等^[13]建立了多层感知器(MLP)神经网络模型和径向基函数(RBF)网络模型预测油藏溶解气油比。总体而言,基于人工智能的GOR直接预测研究仍较为有限。然而,在油藏产量预测和复杂储层参数建模中,深度学习方法如长短记忆网络(LSTM)、门控循环

单元(GRU)、卷积神经网络(CNN)、时序卷积网络(TCN)及其组合模型已得到广泛应用^[14-16],但这些方法在预测精度、对异常数据的鲁棒性及超参数优化^[17-18]方面仍存在不足。

为解决上述问题,本研究分析了孔—缝—断复杂介质的流动特殊性,完成了数据的分阶段处理。在此基础上,提出了使用LSTM和TCN模型,利用鹌鹑优化算法(POA)寻找最优超参数,并构建POA-LSTM-TCN组合模型以提高预测精度。该方法实现了气油比的准确预测,为反凝析现象的早期异常检测提供了一种有效的预警方法。

1 研究区块分析

1.1 工区流体物性特征

实验数据取自塔里木盆地北部库车坳陷的博孜气藏,构造区平均井震误差小,为长轴断背斜构造圈闭。该凝析气藏露点压差大,反凝析液量较低(最大为2.71%),有利于开采。凝析油含量为 107.183 g/m^3 ,为中液烃含量的凝析气藏流体。

A井为X区块的首口生产井,其2017年取样数据最具代表性。根据PVT报告,A井气藏原始压力为114.53 MPa,高于凝析气临界压力57.05 MPa,代表性较高。该区块样品分析表现为天然气甲烷含量高(平均87.3%)、富含轻烃(C_2^+ :8.8%~11.3%),非烃气体含量低。凝析油具有轻质(平均密度为 0.798 g/cm^3)、高含蜡(平均14.5%)的特点,且层间性质无差异、与邻近区块相近。该气藏气油比范围介于 $5\ 198 \sim 5\ 434 \text{ m}^3/\text{m}^3$ (凝析油含量介于 $140.54 \sim 147.89 \text{ g/m}^3$),反凝析液量介于2.71%~3.27%,属中液态烃含量凝析气藏。其中,轻质组分流速快,更快产出且产

出含量高;中质、重质组分流速慢,产出含量相对较低,导致生产过程中气油比逐渐升高。

1.2 孔-缝-断复杂介质的流动特殊性

孔-缝-断复杂介质气藏由孔隙、裂缝和断层构成,具有高度非均质性和复杂渗流特征。在气藏渗流过程中,不同介质间的窜流行为至关重要^[19-20]。基于多重介质理论,气藏基质渗透率低,是气体的主要储集空间,而气体则通过裂缝实现窜流。多重介质气藏中^[21-22],连续裂缝不仅具备储集功能,还能促进气体流动并向大裂缝运移。凝析油析出受压力控制^[23-24],首先发生在低压区的断裂介质中,其次是裂缝与基质中,且裂缝中凝析油饱和度通常高于基质^[25]。凝析油析出并聚集后,会降低气相有效渗透性,增大气体流动阻力,导致气藏产量下降、采气速度减缓。凝析油逐渐替代气相,进一步削弱气体传导能力和压力维持能力,从而加速气藏压力的衰减^[26-27]。

基质控制储量,而微裂缝和断裂则控制产能。如图

1所示,反凝析现象最早出现在微裂缝和断裂中,虽然其影响范围有限,但对产能的影响却非常显著^[28]。该现象较为隐蔽,且裂缝与基质的压力差异显著,导致储层平均压力的计算往往不准确,无法及时判断反凝析现象的发生。很可能出现断裂和微裂缝中已发生反凝析,而基质中尚未出现的情况。

井口油压在一定程度上反映了气藏压力的变化趋势。然而,在开采过程中,随着气藏压力逐渐下降,井口油压通常会下降。GOR值异常波动可作为相变发生的预警信号。对于不同压力区间下的气油比,分阶段研究有助于更细致地理解气藏在不同开发阶段下的行为模式。因此,对复杂介质气藏而言,如果不进行分阶段研究,模型可能会掩盖各阶段之间的流动差异,导致预测结果偏离实际生产规律。通过阶段划分,能更好地揭示压力变化与GOR波动之间的对应关系,揭示反凝析在不同介质(基质/裂缝)和不同开发阶段发生机理,从而提升预测模型的精度与适应性。

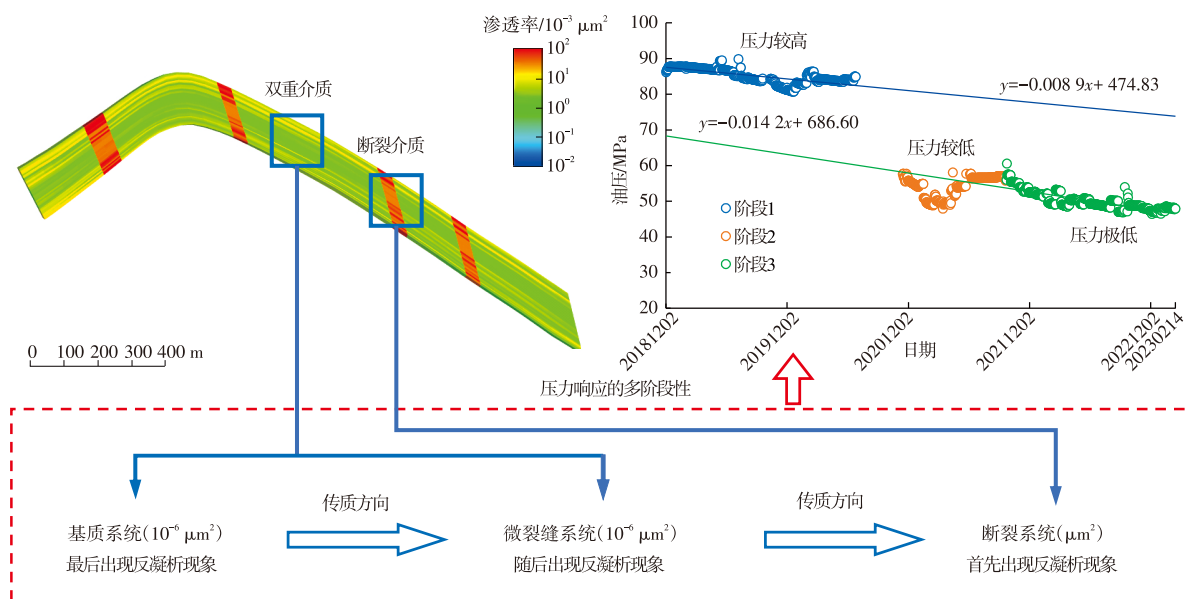


图1 孔-缝-断复杂介质结构示意图及其对应油压变化阶段特征

Fig. 1 Schematic diagram of the pore-fracture-fault complex medium structure and corresponding oil pressure variation stages

根据图1中井口油压的变化趋势将数据主要分为3个阶段,其中阶段一:稳步下降时期,压力缓慢下降;阶段二:不稳定波动时期,因配合新井投产关井一段时间后压力减小并出现明显波动;阶段三:加速衰减时期,在阶段二数据平稳后阶段三压力继续下降但衰减速度高于阶段一。通过辅助线拟合,阶段一(高压阶段)和阶段三(低压阶段)的压力-时间关系直线斜率分别为-0.008 9和-0.014 2,表明压力变化幅度微小。因此,仅依靠压力变化进行阶段划分或反凝析判断较为困难。相比之下,引入人工智能方法能够更快速、灵敏地捕捉压力变化的细

微特征与差异,从而实现反凝析过程更精确的判定。

2 模型组合方法

2.1 POA超参数调优

POA是一种基于鹈鹕捕食行为的随机优化算法,特点是通过随机生成猎物位置,增强对问题解空间的搜索能力^[29-30]。其基本过程如下:

第一阶段:向猎物移动(探索阶段)。当鹈鹕确定猎物位置后向其移动。猎物的位置由搜索空间中随机生

成,以此建立 POA 猎物识别阶段的数学模型,公式如式(1)所示^[31]。

$$x_{ij}^{P_1} = \begin{cases} x_{ij} + r(P_j - Ix_{ij}), F_p < F_i \\ x_{ij} + r(x_{ij} - P_j), \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中: P_1 为第一阶段(探索阶段)的缩写; $x_{ij}^{P_1}$ 为个体*i*在第*j*维的更新后的位置; r 为随机数,取值范围(0,1); I 为等于1或2的随机数; P_j 为猎物在第*j*维的位置; F_p 为猎物位置的目标函数值, F_i 为个体*i*当前位置的目标函数值。

若目标函数的值在该位置得到改善,则接受鹈鹕的新位置,这被称为有效更新,防止移动到非最优区域,具体公式如下:

$$X_i = \begin{cases} X_i^{P_1}, F_i^{P_1} < F_i \\ X_i, \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $X_i^{P_1}$ 为第*i*只鹈鹕的新状态; $F_i^{P_1}$ 为第一阶段的第*i*个猎物的目标函数值。

第二阶段:水面上展翅(利用阶段)。鹈鹕在水面上张开翅膀吸引猎物并捕获它,这种策略导致更多的猎物在攻击区域被捕获,并再次使用有效更新来接受或拒绝新的鹈鹕位置,具体公式如下:

$$x_{ij}^{P_2} = x_{ij} + R\left(1 - \frac{t}{T}\right)(2r - 1)x_{ij} \quad (3)$$

式中: P_2 为第二阶段(利用阶段)的缩写; $x_{ij}^{P_2}$ 为第*i*只鹈鹕在第二阶段第*j*维的更新后位置; R 为0或2的随机整数; t 为当前迭代次数; T 为最大迭代次数; $R\left(1 - \frac{t}{T}\right)$ 为 x_{ij} 的邻域半径。

经过第一阶段和第二阶段的更新后,算法根据种群的新状态和目标函数值更新当前最佳解,并进入下一次迭代。该过程循环执行,直到达到最大迭代次数,最终输出的最佳为问题的准最优解。

2.2 POA-LSTM-TCN模型组合

由于凝析油析出的复杂性及其对气相流动的多方面影响,在进行气油比预测时,采用擅长处理长时间依赖的 LSTM 模型和能够处理复杂非线性关系的时间序列预测模型 TCN^[32]。首先,定义权重范围为0到1,步长为0.01,并将最佳性能设为无穷大以便后续比较。随后,使用嵌套循环遍历2个权重 w_1 和 w_2 ,在权重范围内取值,并计算对应的组合模型预测值。最后,利用均方根误差(RMSE)评估性能,误差越小的模型权重越大。其计算公式如下:

$$P_{\text{red}} = \frac{(w_1 \times \hat{y}_{\text{POA-LSTM}}) + (w_2 \times \hat{y}_{\text{POA-TCN}})}{w_1 + w_2 + 1 \times 10^{-10}} \quad (4)$$

式中: P_{red} 为权重结合的预测值; w_1 为 POA-LSTM 模型的权重,从权重区间中均匀随机产生; w_2 为 POA-TCN 模型的权重,从权重区间中均匀随机产生; $\hat{y}_{\text{POA-LSTM}}$ 为 POA-LSTM 的预测值; $\hat{y}_{\text{POA-TCN}}$ 为 POA-TCN 的预测值。

初始化 LSTM 和 TCN 的超参数,定义种群大小为10、最大迭代次数为5,分别构建2个模型的评估函数。其次,基于利用随机参数构建 LSTM 与 TCN 模型,并通过评估函数对模型分别进行评估。最后,通过 POA 的不断搜索、更新,最终输出使评估指标 loss 最小的最优超参数组合。基于得到的最优超参数重新训练模型并完成预测后,进一步确定 POA-LSTM 与 POA-TCN 输出结果的最优权重组合,实现融合预测。POA-LSTM-TCN 组合模型的完整开发流程如图2所示。

2.3 评估方法

在本研究中,使用均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、平均绝对百分比误差(MAPE)评估每个模型的预测结果。RMSE 和 MAE 越接近0表示预测误差越小,MAPE 越接近0越好,通常 MAPE 小于10%被认为是优秀模型,10%~20%是可接受的误差范围。其应用公式如下:

$$R_{\text{MSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (5)$$

$$M_{\text{AE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (6)$$

$$M_{\text{APE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (7)$$

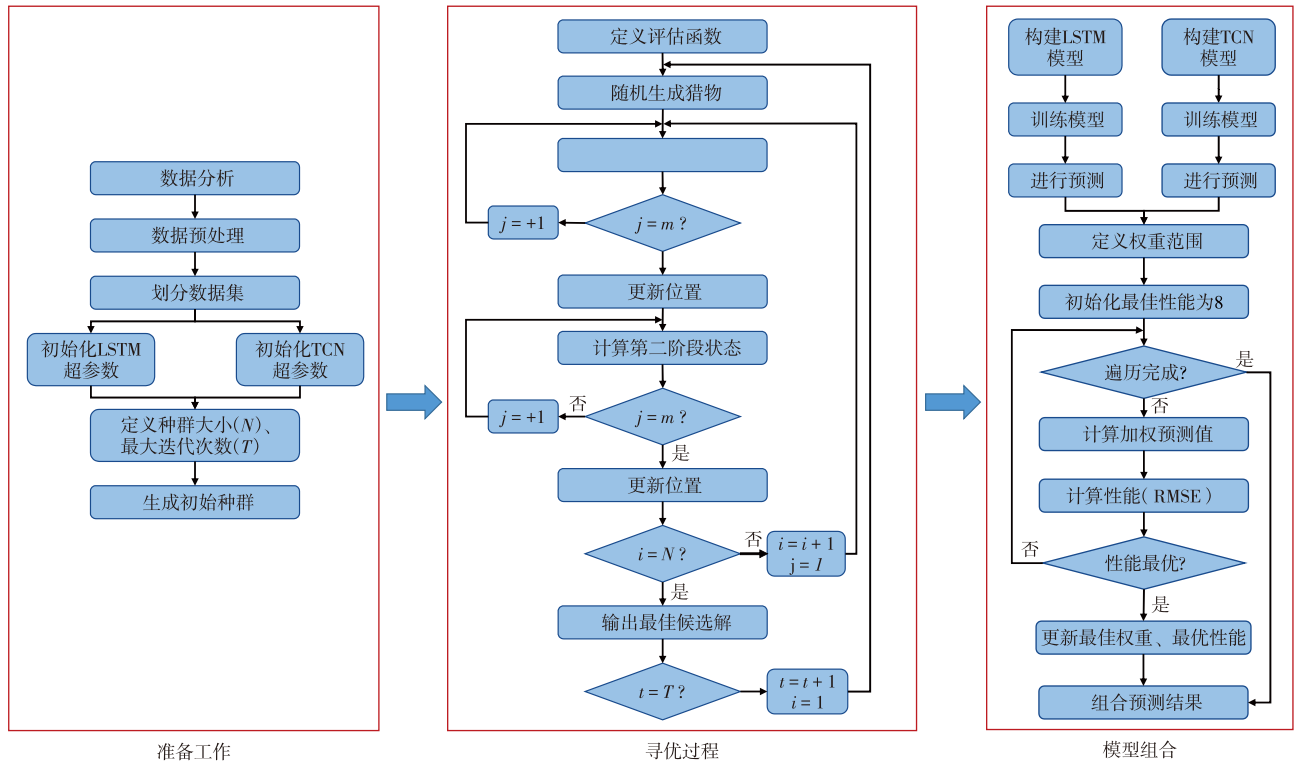
式中: R_{MSE} 为均方根误差、 M_{AE} 为平均绝对误差、 M_{APE} 为平均绝对百分比误差; y_i 为真实值; \hat{y}_i 为预测值。

3 结果与讨论

3.1 特征选择

博孜气藏 X 区块记录了2018年12月2日至2023年2月14日每天的井生产数据,数据包含日期、井号、层位、采油方式、日产液量、日产油量、日产水量、日产气量、气油比、水气比、油压、套压、回压、井口温度、嘴后温度。删除数据集中无关列:井号、层位、采油方式、日产液量、日产油量,计算并加入累产气量列,利用皮尔逊相关系数分析参数之间的相关性(图3)。

通过相关性分析发现:水气比与气油比呈负相关,油压与气油比呈正相关,回压与气油比呈负相关,且三者与气油比的线性相关强度均为中等。气相流速可通过日产气量间接反映;累产气量的变化直接反映了采出程度的



注: N 为种群大小; j 为个体索引; i 为种群索引; t 为迭代次数; T 为最大迭代次数, m 为搜索阶段的个体维度。

图2 POA-LSTM-TCN组合模型流程图

Fig. 2 Flowchart of the POA-LSTM-TCN combined model

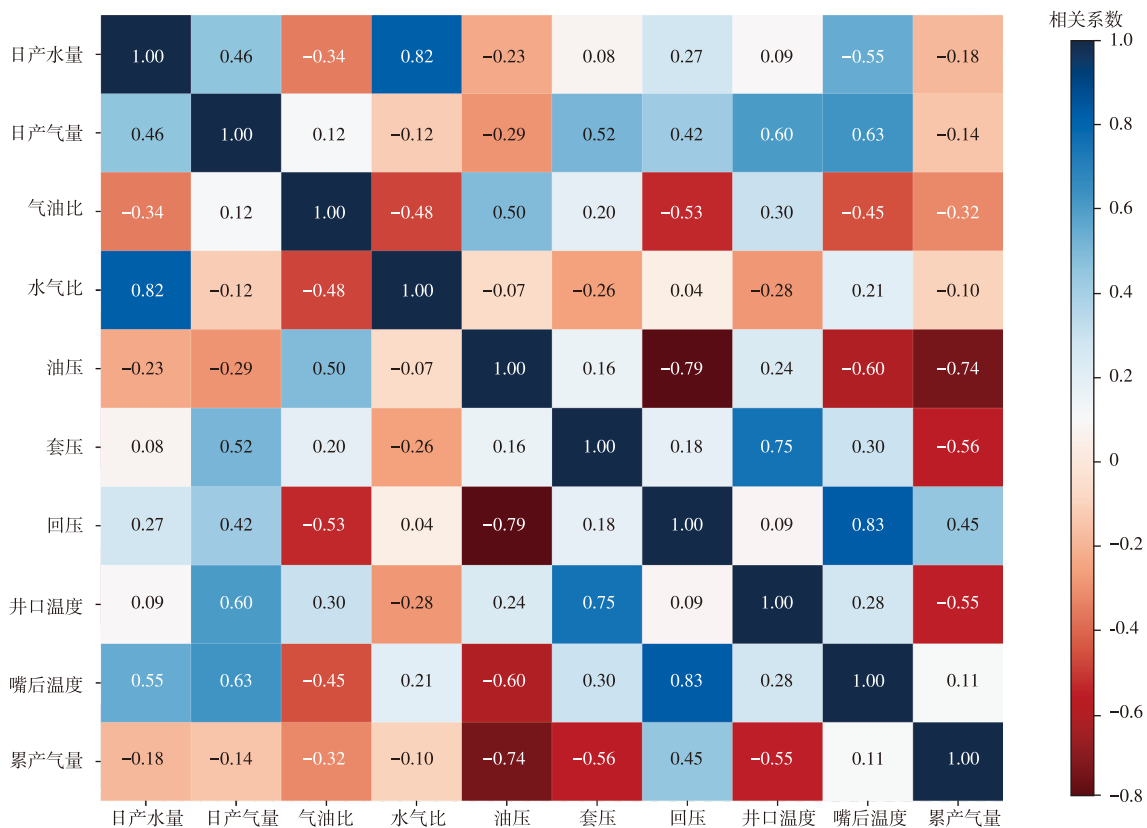


图3 反凝析关键参数的皮尔逊相关性

Fig. 3 Pearson correlation of key parameters for retrograde condensation

不同;水气比是表征水侵强度的关键指标;油压和回压会影响相态变化。综合相关性分析及水侵、相态变化

等理论依据,最终选择日产气量、累产气量、水气比、油压、回压作为输入特征,气油比作为输出特征。

3.2 数据预处理

生产数据中存在多处关井检修以及配合新井投产长期关井,因此删除其前后出现的异常值及缺失值,将时间序列按“d”为单位进行排列。对模型输入、输出特征完成数据预处理:

1)数据归一化:归一化通过缩放数据至[0,1]或(-1,1)区间,使处理更便捷高效。它是一种简化计算的方法,将有量纲数据转换为无量纲纯量,变换公式如下:

$$X' = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (8)$$

式中: X' 为单个数据的取值; X 为当前数据值; X_{\min} 和 X_{\max} 分别为数据在不同时间的最小值与最大值。

2)增强迪基-富勒(ADF)检验:本文利用ADF检验对输入、输出参数的每一列进行平稳性测试。检验结果包括ADF统计量、 P 值及不同显著性水平(如1%、5%、10%)下的临界值。ADF检验的原假设为序列存在单位根(非平稳)。当ADF统计量小于临界值或 P 值小于显著性水平0.05时,拒绝原假设,认为序列是平稳的;反之,若ADF统计量大于临界值或 P 值大于显著性水平,则无法拒绝原假设,表明序列是非平稳的,需进一步进行差分等处理以实现平稳化。检验结果如表1所示。

表1 反凝析参数的ADF检验结果

Table 1 ADF test results of retrograde condensation parameters

参数	ADF统计量	P 值	平稳性
日产气量	-14.915 1	1.438 8×10 ⁻²⁷	平稳
累产气量	-2.830 5	0.054 0	非平稳
水气比	-12.951 8	3.363 7×10 ⁻²⁴	平稳
油压	-7.310 7	1.266 4×10 ⁻¹⁰	平稳
回压	-17.855 5	3.067 5×10 ⁻³⁰	平稳
气油比	-9.464 0	4.270 0×10 ⁻¹⁶	平稳

输入特征列及输出特征列除累产气量外均被检验为平稳时间序列数据。累产气量由于呈现单调递增趋势被判定为非平稳序列。考虑其在气藏动态表征中的重要意义,本文在模型构建的同时引入累产气量原值及趋势残

差作为输入特征。首先,将时间序列索引 s 作为自变量,累产气量 G_s 作为因变量,构建线性回归模型用以拟合其长期累积趋势。其公式如下:

$$\hat{Y}_s = \beta_0 + \beta_1 s \quad (9)$$

式中: \hat{Y}_s 为通过线性回归模型得到的第 s 个生产时间点的累产气量趋势预测值; s 为生产时间序列索引; β_0 为线性回归模型的截距项,当 $s = 0$ 时的理论累产气量; β_1 为线性回归模型的斜率,表示累产气量随时间的平均增长速度。

随后,计算实际值与趋势预测值之间的残差:

$$e_s = G_s - \hat{Y}_s \quad (10)$$

式中: e_s 为残差(Residual),表示实际累产气量相对于长期趋势的偏离程度。 G_s 为第 s 个生产时间点的实际累产气量。

该序列有效捕获了累产气量围绕长期趋势线的波动特性,其平稳性经ADF检验确认(ADF统计量为-11.657 4, P 值为1.970 2×10⁻²¹)。

3.3 POA-LSTM-TCN模型开发

将数据集拆分为80%的训练集和20%的测试集。采用滑动窗口算法将时间序列数据转换为监督学习格式,对其进行归一化处理并将数据重塑为三维矩阵(样本数×时间步×特征数),以满足模型的输入要求。

本文利用POA搜索最优超参数构建LSTM、TCN模型:将训练轮数固定为500,定义LSTM和TCN的其余超参数的取值范围(最大、最小值)。在TCN结构设计中,前2层卷积采用固定的卷积核尺寸1,第3层卷积核的尺寸设置为滑动窗口长度(window size)。膨胀系数均为1,且未采用残差连接,以保证模型结构的稳定性。分别构建LSTM与TCN的评估函数,利用获取到的随机参数构建神经网络模型,通过POA的不断搜索、更新,最终输出最优超参数组合如表2所示。

在对比实验中,为保证公平性,所有算法均在相同的超参数搜索空间与计算资源下运行,统一设置种群规模为10、最大迭代次数为5。在此基础上,研究对比了不同优化算法的计算速度结果如表3所示:

表2 超参数优化结果

Table 2 Hyperparameter optimization results

模型	阶段	关键参数配置	批次大小	窗口大小	损失值
POA-LSTM模型	阶段1	隐藏层数:1;隐藏单元数:193	6	2	0.001 418
	阶段2	隐藏层数:1;隐藏单元数:64	8	2	0.005 428
	阶段3	隐藏层数:2;隐藏单元数:182	8	2	0.002 300
POA-TCN模型	阶段1	滤波器数量:6,13,11	2	9	0.004 763
	阶段2	滤波器数量:11,13,10	4	7	0.009 331
	阶段3	滤波器数量:13,7,12	2	10	0.006 536

表3 不同优化算法对比计算结果

Table 3 Comparison of different optimization algorithms compare the calculation results.

算法	特定参数	最优均方误差(MSE)	耗时/s
粒子群优化算法(PSO)	惯性权重 $w = 0.7$; 学习因子 $c1 = c2 = 1.5$	0.001 863	45.17
遗传算法(GA)	交叉概率 $P_c = 0.8$; 变异概率 $P_m = 0.05$	0.003 270	18.22
差分进化算法(DE)	缩放因子 $F = 0.5$; 交叉率 $C_R = 0.9$	0.001 634	27.36
鹈鹕优化算法(POA)	无需额外显式参数	0.000 618	31.54

结果显示,相较于 PSO、GA、DE 三个常用算法, POA 算法速优化精度更高,且计算效率更好,综合误差与耗时表现最佳,满足本研究在有限计算资源下的对“效率与精度”的权衡需求。

模型编译时,采用 MSE 作为损失函数,利用 Adam 优化器进行模型优化。为防止过拟合,引入早停法:监控验证集损失,随着验证集损失不断减小至不再改善时停止训练,即损失函数已趋于收敛。最后对训练集进行训练并在测试集上做出评估。

分别对训练集、测试集进行预测后,分阶段对 POA-LSTM 和 POA-TCN 模型的预测结果进行加权融合(迭代不同权重组合),并采用 RMSE 评估各权重组合的性能。通过优化,最终得出各阶段 RMSE 最小的权重组合为 (0.065 72, 0.048 98)。

根据最优权重组合值,分阶段将 POA-LSTM 与 POA-TCN 的训练集与测试集进行权重结合,并合并所有阶段拟合及预测的数据。模型评估结果如表 4 所示,绘制真实值与预测值的折线图如图 4a 所示。

预测结果表明:仅使用 POA-TCN 模型可以预测整体趋势,但预测结果整体低于真实值;单独使用 POA-LSTM 模型时,对真实数据对的拟合效果较好,但预测结果相较于 POA-LSTM-TCN 组合模型稍显振荡;而 POA-LSTM-TCN 组合模型的预测结果与真实值基本重合,显示出更优的预测性能。从评估结果的 MAPE 值来看,所有模型误差均小于 10%,达到优秀精度等级,且组合模型误差均小于单一模型。在如图 4b 所示的散点图中,单一的

表4 单一模型与组合模型评估结果

Table 4 Evaluation results of single models and the combined model

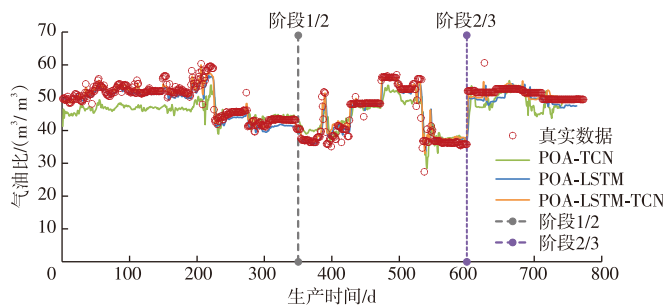
模型	POA-LSTM	POA-TCN	POA-LSTM-TCN
M_{AE}	1.762 0	3.792 7	1.110 4
R_{MSE}	2.483 6	4.687 0	1.711 8
M_{APE}	0.037 1	0.077 3	0.023 9

注: R_{MSE} 为均方根误差; M_{AE} 为平均绝对误差; M_{APE} 为平均绝对百分比误差。

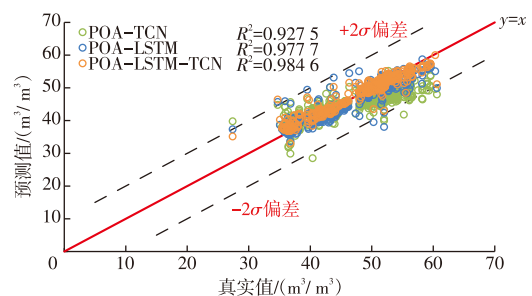
POA-LSTM 和 POA-TCN 模型的数据点分布较为分散,相比之下,组合模型的数据点紧密聚集在 $y=x$ 对角线两侧,且预测值与真实值之间的偏差基本控制在 $\pm 2\sigma$ 范围内,进一步验证了组合模型的预测效果更优。

3.4 数值模拟验证

本次研究利用 tNavigator 软件建立了数值模型,对该预测方法进行了验证。模型网格规模为 $332 \times 58 \times 35$ (单元大小约 $70 \text{ m} \times 70 \text{ m} \times 4 \text{ m}$)。基质孔隙度为 3.14%~10.50% (均值 6.30%)、渗透率 $(0.04 \sim 1.00) \times 10^{-3} \mu\text{m}^2$ (均值 $0.178 \times 10^{-3} \mu\text{m}^2$)、裂缝系统孔隙度为 0.50%~2.50% (均值 1.20%)、渗透率为 $(10 \sim 50) \times 10^{-3} \mu\text{m}^2$ (均值 $28.4 \times 10^{-3} \mu\text{m}^2$)、开度约 0.000 8 m。断层渗透率 $(100 \sim 500) \times 10^{-3} \mu\text{m}^2$ (均值 $225.7 \times 10^{-3} \mu\text{m}^2$, 开度 0.002 m)。裂缝-基质耦合采用双重介质模型与离散裂缝耦合模型,分别描述基质、连续裂缝及大尺度裂缝的流动特征。相态部分选择基于实验数据拟合的组分模型(CCE+定容衰竭),拟



a. 真实值与预测值对比折线图



b. 真实值与预测值对比散点图

注: σ 为标准差。

图4 气油比预测结果对比

Fig. 4 Comparison of gas-oil ratio prediction results

合误差小于1%。X区块A井处的裂缝渗透率场如图5所示,当前地层平均压力为81.9 MPa,单井最小井底流压为64.4 MPa,露点压力大小为53.14 MPa。当前尚未出现反凝析现象,但未来几年存在凝析油析出的潜在风险。为预测反凝析现象发生时间,通过数值模拟软件对研究区块未来生产动态进行模拟。

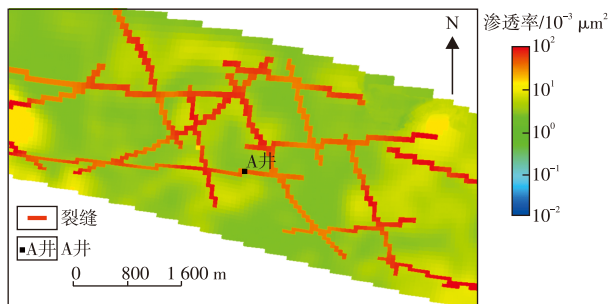


图5 塔里木盆地博孜气藏X区块的裂缝渗透率分布平面图
Fig. 5 Plan view of fracture permeability distribution in Block X of the Bozi gas reservoir, Tarim Basin

模拟结果如图6所示,图中显示裂缝系统的压力明显低于基质系统,并呈现了模型预测在2031年6月时A井附近基质、裂缝的含油饱和度分布。此时裂缝系统压力已降至露点压力以下,裂缝中将开始析出凝析油;而基质系统压力仍高于露点压力,故未发生反凝析现象。故根据气藏工程方法计算的平均压力未能有效识别出裂缝

中的反凝析。

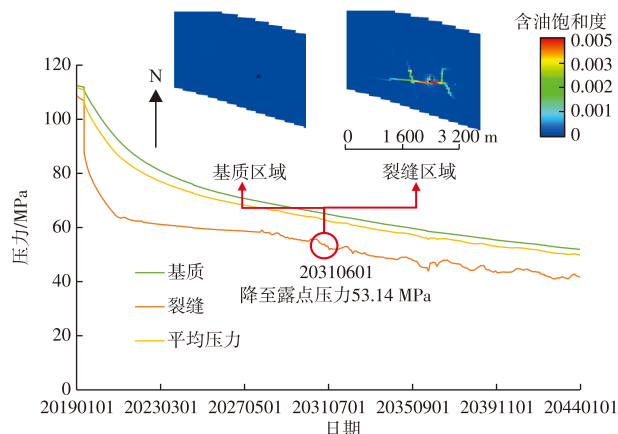


图6 压力变化临界点处各区域含油饱和度

Fig. 6 Oil saturation in different regions at critical pressure change points

为验证模型可行性,现基于数值模拟软件生成的生产数据作为模拟基准值,利用POA-LSTM-TCN模型对气油比进行预测。由图7所示,在预测期的初始阶段,气油比波动较小,模型的整体预测效果及局部拟合效果均较理想。而在预测后期,由于裂缝中反凝析现象导致波动幅度显著增加,导致气油比出现大幅度剧烈波动,模型预测值与数值模拟预测值之间的偏差逐渐扩大。

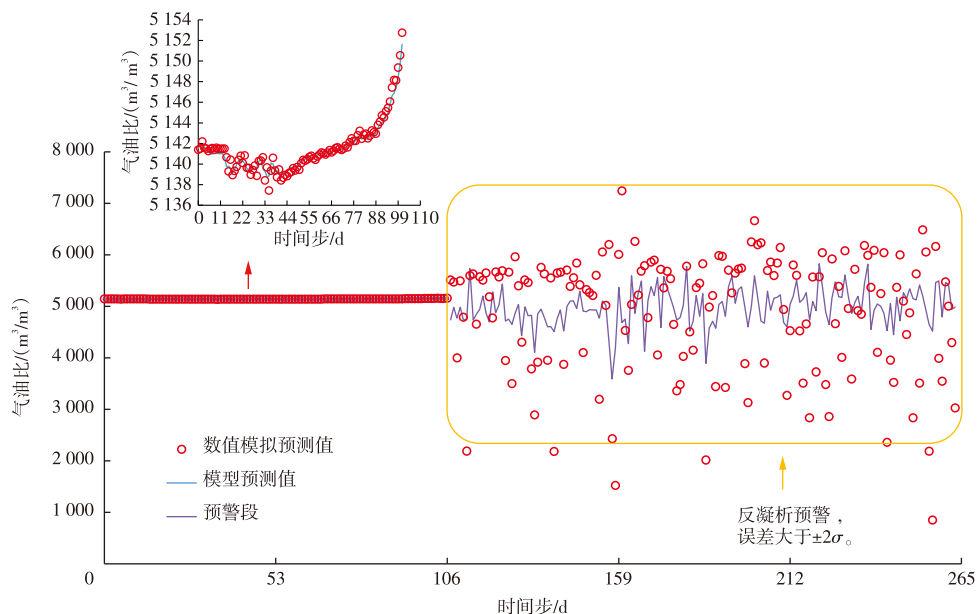


图7 塔里木盆地博孜气藏X区块A井反凝析预警效果

Fig. 7 Early-warning effectiveness of retrograde condensation

3.5 现场应用

大北一博孜气藏是典型的深层、常温、超高压、中等烃含量的凝析气藏,其反凝析液量较低。该气藏的开发

遵循“少井高产”策略,且区块整体处于开发初期,大部分生产区块的储层压力仍远高于露点压力。仅有X区块的储层压力已接近流体露点压力,处于反凝析可能发生的预警状态,而该关键区块仅有A、B两口井可供监测。为

验证方法的有效性,本文以尚未发生反凝析的B井为例(生产曲线如图8a所示),对所构建的POA-LSTM-TCN组合模型进行现场应用。

结果表明,模型对GOR的预测值与真实值间的MAPE仅为4.08%,预测效果如图8b所示。该模型在未

反凝析阶段展现出极高的预测精度。因此,通过该模型对气油比预测,不仅能够有效判断气藏中可能存在的反凝析现象,还可实现提前预警。该方法弥补了传统气藏工程方法的局限性,为生产优化及油气藏开发方案的科学制定提供了重要支持。

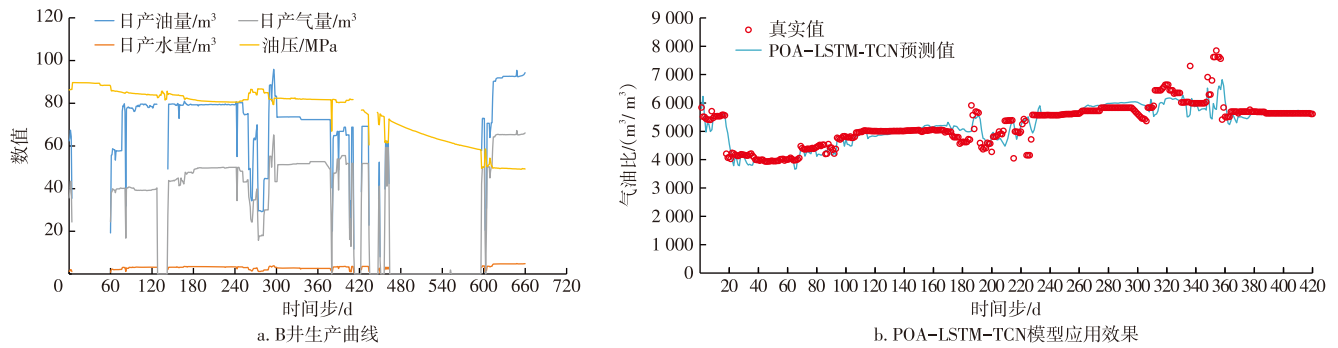


图8 塔里木盆地博孜气藏X区块B井现场应用预测

Fig. 8 Anti-condensation warning effect of well A in block X of Bozi gas reservoir, Tarim Basin

4 结论

本文建立了POA-LSTM-TCN组合模型,对深层孔-缝-断复杂介质凝析气藏的储层生产气油比开展预测研究。研究表明:生产气油比的变化规律可用于反凝析预警,并通过数值模拟机理模型验证了该方法的准确性。主要结论如下:

1)以塔里木盆地北部库车坳陷的博孜气藏为研究对象,分析了气油比变化特征对孔-缝-断复杂介质气藏的流动特殊性的响应规律。通过分析A井3个压力变化阶段,揭示了GOR波动与反凝析现象的内在联系,为提升预测模型的精度和适应性提供了机理支撑。

2)提出采用POA分别对LSTM与TCN模型超参数进行优化,并通过权重融合构建POA-LSTM-TCN组合预测模型,实现对GOR的精准预测。结果表明:优化后的组合模型预测精度优于单一模型,MAPE较POA-LSTM、POA-TCN单一模型分别降低1.31%、5.33%。

3)利用POA-LSTM-TCN模型预测GOR异常波动,可实现对反凝析现象提前预警。该方法有效解决了传统气藏工程方法中因平均压力计算偏差导致的反凝析识别误差问题。

4)本文建立的模型与方法基于超深孔-缝-断复杂介质凝析气藏的地质特征与渗流机理构建,模型结构与关键参数具有特异性。因此,将其应用于储集类型不同的常规凝析气藏时,需对模型结构与参数进行针对性修正与重新标定。后续研究将重点关注该方法在不同类型气藏中的推广应用与适应性优化,进一步提升模型的普

适性与预测精度。

参考文献

- [1] 任泓宇,张子轶,肖重阳,等. 顺北4号断裂带凝析气藏相态特征及差异富集主控因素[J]. 油气藏评价与开发, 2025, 15(1): 56-63. REN Hongyu, ZHANG Ziyi, XIAO Chongyang, et al. Phase characteristics and main controlling factors of differential enrichment of condensate gas reservoirs in the Shunbei No. 4 fault zone[J]. Petroleum Reservoir Evaluation and Development, 2025, 15(1): 56-63.
- [2] 张宁,曹飞,李宗宇,等. 顺北超深断控凝析气藏流体非平衡相变对开采效果影响[J]. 油气藏评价与开发, 2025, 15(3): 471-478. ZHANG Ning, CAO Fei, LI Zongyu, et al. Impact of non-equilibrium phase transition of reservoir fluid on production performance in Shunbei ultra-deep fault-controlled condensed gas reservoir[J]. Petroleum Reservoir Evaluation and Development, 2025, 15(3): 471-478.
- [3] 黄沛铭. 库车坳陷博孜一大北区带超深致密砂岩储层裂缝特征与定量预测[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2023. HUANG Peiming. Characteristics and quantitative prediction of fractures in ultra-deep tight sandstone reservoirs, Bozi-dabei zone, Kuqa Depression [D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2023.
- [4] 苏洲,张慧芳,韩剑发,等. 塔里木盆地库车坳陷中、新生界高蜡凝析油和轻质油形成及其控制因素[J]. 石油与天然气地质, 2018, 39(6): 1255-1269. SU Zhou, ZHANG Huifang, HAN Jianfa, et al. Origin and controlling factors of Mesozoic-Cenozoic gas condensates with high wax content and high-gravity oil in Kuqa Depression[J]. Oil & Gas Geology, 2018, 39(6): 1255-1269.
- [5] 何登发,贾承造,赵文智,等. 中国超深层油气勘探领域研究进展与关键问题[J]. 石油勘探与开发, 2023, 50(6): 1162-1172. HE Dengfa, JIA Chengzao, ZHAO Wenzhi, et al. Research progress and key issues of ultra-deep oil and gas exploration in China[J]. Petroleum Exploration and Development, 2023, 50(6): 1162-1172.

- [6] 赵文智,汪泽成,黄福喜,等.中国陆上叠合盆地超深层油气成藏条件与勘探地位[J].石油学报,2023,44(12):2020-2032.
ZHAO Wenzhi, WANG Zecheng, HUANG Fuxi, et al. Hydrocarbon accumulation conditions and exploration position of ultra-deep reservoirs in onshore superimposed basins of China[J]. Acta Petrolei Sinica, 2023, 44(12): 2020-2032.
- [7] LIU Z L, ZHANG Y L, ZHANG Y Z, et al. Influencing factor analysis on the fractured tight sandstone gas reservoir characteristics: A case study of Bozi 3 gas reservoir in the Tarim Basin[J]. Frontiers in Earth Science, 2022, 10: 881934.
- [8] LI R, ZHANG Y, CHEN Z X. A Brinkman - triple - porosity - permeability model and its discontinuous Galerkin methods[J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2025, 150: 109027.
- [9] 李亚龙,刘先贵,胡志明,等.基于三重介质等效缝网的页岩气产能预测新模型[J].煤炭学报,2020,45(增刊1):377-383.
LI Yalong, LIU Xiangui, HU Zhiming, et al. A new model for shale gas productivity prediction based on the equivalent fracture network of triple-porosity media[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45 (Suppl. 1): 377-383.
- [10] 鲜波,朱松柏,周杰,等.缝洞型碳酸盐岩气藏斜井Blasingame产量递减模型[J].大庆石油地质与开发,2025,44(1):93-100.
XIAN Bo, ZHU Songbai, ZHOU Jie, et al. Blasingame production decline model of deviated well in fractured - vuggy carbonate gas reservoirs[J]. Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing, 2025, 44(1): 93-100.
- [11] 赵玉龙,强贤宇,张芮菡,等.深层-超深层碳酸盐岩油气藏储层特征及渗流特征研究进展[J].辽宁石油化工大学学报,2024,44(5):44-53.
ZHAO Yulong, QIANG Xianyu, ZHANG Ruihan, et al. Research progress on reservoir characteristics and seepage characteristics of deep and ultra-deep carbonate oil and gas reservoirs[J]. Journal of Liaoning University of Petroleum & Chemical Technology, 2024, 44 (5): 44-53.
- [12] BEHESHT ABAD A R, MOUSAVI S, MOHAMADIAN N, et al. Hybrid machine learning algorithms to predict condensate viscosity in the near wellbore regions of gas condensate reservoirs[J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2021, 95: 104210.
- [13] HASHEMI FATH A, MADANIFAR F, ABBASI M. Implementation of multilayer perceptron (MLP) and radial basis function (RBF) neural networks to predict solution gas-oil ratio of crude oil systems [J]. Petroleum, 2020, 6(1): 80-91.
- [14] TOHIDI-HOSSEINI S M, HAJIREZAIE S, HASHEMI-DOULATABADI M, et al. Toward prediction of petroleum reservoir fluids properties: A rigorous model for estimation of solution gas-oil ratio[J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2016, 29: 506-516.
- [15] PAN S W, WANG J Z, ZHOU W. Prediction on production of oil well with attention-CNN-LSTM[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 2030: 012038.
- [16] CHEN H, ZHENG Y, HUANG H, et al. A point-interval prediction framework for minimum miscibility pressure of CO₂-crude oil systems[J]. Fuel, 2025, 381: 133573.
- [17] CHE Z, PENG C, YUE C. Optimizing LSTM with multi-strategy improved WOA for robust prediction of high-speed machine tests data[J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2024, 178: 114394.
- [18] KAUR B P, SINGH H, HANS R, et al. A Genetic algorithm aided hyper parameter optimization based ensemble model for respiratory disease prediction with Explainable AI[J]. PLoS One, 2024, 19(12): e038015.
- [19] 彭小龙,杜志敏,戚志林,等.多重介质渗流模型的适用性分析[J].石油天然气学报(江汉石油学院学报),2006,28(4):99-101.
PENG Xiaolong, DU Zhimin, QI Zhilin, et al. Analysis on the adaptability of multi-medium percolation model[J]. Journal of Oil and Gas Technology, 2006, 28(4): 99-101.
- [20] 毛钰鑫.裂缝性潜山凝析气藏渗流规律及开发策略数值模拟研究[D].北京:中国石油大学(北京),2023.
MAO Yuxin. Numerical simulation study on the flow characteristics and development strategies of fractured buried-hill condensate gas reservoirs[D]. Beijing: China University of Petroleum (Beijing), 2023.
- [21] 陈帅,孙可明.稠油热采三重介质三渗模型及压力动态分析[J].应用力学学报,2022,39(5):981-988.
CHEN Shuai, SUN Keming. Triple permeability model in triple media and pressure dynamic analysis of thermal recovery of heavy oil [J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 2022, 39(5): 981-988.
- [22] 付天宇,刘启国,岑雪芳,等.碳酸盐岩三重介质气藏NPI产量递减分析研究[J].油气藏评价与开发,2021,11(6):905-910.
FU Tianyu, LIU Qiguo, CEN Xuefang, et al. Normalized pressure integral production analysis of triporate-uniphase parallel inter-porosity flow model[J]. Petroleum Reservoir Evaluation and Development, 2021, 11(6): 905-910.
- [23] 康浩,李林凯,高建,等.致密油藏多重介质非线性渗流压力响应分析[J].兰州理工大学学报,2022,48(4):71-75.
KANG Hao, LI Linka, GAO Jian, et al. Pressure analysis of nonlinear flow in multiple media of tight oil reservoir[J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2022, 48(4): 71-75.
- [24] 孙博文,郭平,伍轶鸣,等.基于交替条件期望变换的凝析气藏露点压力预测模型[J].油气藏评价与开发,2020,10(4):107-112.
SUN Bowen, GUO Ping, WU Yiming, et al. Dew point pressure prediction model of condensate gas reservoir based on alternating conditional expectation transform[J]. Petroleum Reservoir Evaluation and Development, 2020, 10 (4): 107-112.
- [25] 彭家俊.超深层孔-缝-断三类介质凝析气藏建模数模一体化研究[D].成都:西南石油大学,2024.
PENG Jiajun. Study on modeling and numerical simulation integration of ultra-deep condensate gas reservoir with pore-fracture-fault media [D]. Chengdu: Southwest Petroleum University, 2024.
- [26] 王奥,李菊花,郑斌.多孔介质中凝析气相态特征[J].大庆石油地质与开发,2021,40(1):61-67.
WANG Ao, LI Juhua, ZHENG Bin. Study on the phase behaviors of the condensate gas in porous media[J]. Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing, 2021, 40(1): 61-67.
- [27] 汤勇,陈焜,胡小虎,等.页岩凝析气受限空间相态及开发特征研究[J].油气藏评价与开发,2024,14(3):343-351.
TANG Yong, CHEN Kun, HU Xiaohu, et al. Phase behavior and development characteristics of shale condensate gas in confined space[J]. Petroleum Reservoir Evaluation and Development, 2024, 14

- (3):343-351.
- [28] 邹春梅, 汤勇, 晏军, 等. 凝析气藏反凝析伤害评价方法及应用[J]. 油气藏评价与开发, 2019, 9(6): 30-34.
ZOU Chunmei, TANG Yong, YAN Jun, et al. The evaluation methods and application of retrograde condensation damage in condensate gas reservoir[J]. Petroleum Reservoir Evaluation and Development, 2019, 9(6): 30-34.
- [29] TROJOVSKÝ P, DEGHANI M. Pelican optimization algorithm: A novel nature-inspired algorithm for engineering applications[J]. Sensors, 2022, 22(3): 855.
- [30] 刘魏岩, 齐迹, 梁红, 等. 基于混合策略的鹈鹕优化算法[J]. 山东大学学报(理学版), 2025, 60(9): 52-61.
LIU Weiyan, QI Ji, LIANG Hong, et al. A pelican optimization algorithm based on hybrid strategy[J]. Journal of Shandong University (Natural Science), 2025, 60(9): 52-61.
- [31] AKINOLA I T, SUN Y, ADEBAYO I G, et al. Daily peak demand forecasting using Pelican Algorithm optimised Support Vector Machine (POA-SVM)[J]. Energy Reports, 2024, 12: 4438-4448.
- [32] BATES J M, GRANGER C W J. The combination of forecasts[J]. Journal of the Operational Research Society, 1969, 20(4): 451-468.
- (编辑 郭群)