文章编号:1673-2677(2026)01-0133-10 DOI:10.12388/j.issn.1673-2677.2026.01.015
引用:贺雅楠,熊小琴,黄德林,等.二氧化碳溶气原油黏度实验研究及模型优化[J].新疆石油天然气,2026,22(1):133-142.
Cite:HE Yanan,XIONG Xiaoqin,HUANG Delin,et al. Experimental study and model optimization of carbon dioxide dissolved gas crude oil[J]. Xinjiang Oil & Gas,2026,22(1):133-142.

二氧化碳溶气原油黏度实验研究及模型优化

贺雅楠[1],熊小琴[1],黄德林[1],王培尧[1],马启钊[2],廖涛[2]
(1.中国石油大学(北京)克拉玛依校区,新疆克拉玛依 834000;2.中国石油新疆油田分公司采油工艺研究院,新疆克拉玛依 834000)

摘 要:随着CO_2驱油提高采收率(CO_2-EOR)技术的发展,研究CO_2注入对原油黏度的影响机制具有重要意义。通过室内实验系统考察了温度(20~40 ℃)、压力(0.5~3.5 MPa)和含水率(0%~60%)对饱和CO_2溶气原油黏度的协同影响。结果表明:在恒定压力下,温度每升高5 ℃,黏度下降约60%~80%;在恒定温度下,压力每增加0.5 MPa,黏度下降约1%~5%;反相点前(含水率<40%),含水率每增加10%,黏度上升15%~50%;反相点后(含水率>40%),含水率每增加10%,黏度下降50%~80%。基于实验数据,评估了Standing、Glaso和Vazquez & Beggs(V&B)三种经典模型的预测性能,发现V&B模型具有最优的鲁棒性。采用XGBoost算法结合贝叶斯优化对V&B模型进行动态修正,建立了温度-压力-含水率的多参数映射关系,将模型平均相对误差从20.1%降低至6.9%,平均绝对误差降低约66%。研究成果可为CO_2驱油条件下油气集输系统的工艺设计与动态优化提供理论依据和智能预测工具。

关键词:CO_2溶气原油;黏度模型;XGBoost;贝叶斯优化;降黏机理
中图分类号:TE357.45 **文献标识码:**A

Experimental Study and Model Optimization of Carbon Dioxide Dissolved Gas Crude Oil

HE Yanan[1],XIONG Xiaoqin[1],HUANG Delin[1],WANG Peiyao[1],MA Qizhao[2],LIAO Tao[2]
(1.Karamay Campus,China University of Petroleum (Beijing),Karamay 834000,Xinjiang,China;2. Oil Production Technology Research Institute,PetroChina Xinjiang Oilfield Company,Karamay 834000,Xinjiang,China)

Abstract: With the technical progress in carbon dioxide (CO_2) flooding for enhanced oil recovery (CO_2-EOR), it is of great significance to study the influence mechanism of CO_2 injection on the viscosity of crude oil. This study systematically investigated the synergistic effects of temperature (20-40 ℃), pressure (0.5-3.5 MPa), and water content (0%-60%) on the viscosity of saturated CO_2 dissolved gas crude oil through laboratory experiments. The results showed that under constant pressure, for every 5℃ increase in temperature, the viscosity decreases by approximately 60%-80%. At a constant temperature, for every 0.5 MPa increase in pressure, the viscosity decreases by approximately 1%-5%. In terms of water content, a 10% increase in water content leads to a rise in viscosity by 15%-50% before the inverted point (water content < 40%). After the inverted point (water content>40%), for every 10% increase in

基金项目:新型油气勘探开发国家科技重大专项"准噶尔盆地砾岩油藏CCUS-EOR混相驱技术与集成示范"(2025ZD1408400)。
第一作者:贺雅楠(2002-),中国石油大学(北京)油气储运专业在读硕士研究生,主要研究方向为油气储运工艺优化。(E-mail)heyananm@163.com
通讯作者:熊小琴(1983-),2007年毕业于西南石油大学油气储运专业,硕士,副教授,主要从事油气输送工艺优化方面的研究和教学工作。(E-mail)xiongxiaoqin@cupk.edu.cn

water content, the viscosity decreases by 50%–80%. Based on the experimental data, the prediction performance of three classic models, namely Standing, Glaso and Vazquez & Beggs (V&B), was evaluated. It was found that the V&B model had the best robustness. The XGBoost algorithm combined with Bayesian optimization was used to dynamically correct the V&B model, and a multi-parameter mapping relationship of temperature, pressure and water content was established. The average relative error of the model was reduced from 20.1% to 6.9%, and the average absolute error was decreased by approximately 66%. This study provides a theoretical basis and intelligent prediction tool for the process design and dynamic optimization of oil and gas gathering and transportation systems under CO_2 flooding conditions.

Key words: CO_2 dissolved gas crude oil; viscosity model; XGBoost; Bayesian optimization; viscosity reduction mechanism

随着全球能源需求持续攀升及碳减排形势日益严峻，CO_2驱油技术作为兼顾提高采收率与碳封存效益的战略途径，在油气田开发中展现出广阔应用前景[1]。CO_2注入地层后与原油相互作用，能够显著改变体系物化性质，其中原油黏度降低是提升流动性与驱替效率的核心机理[2]。因此，精确表征CO_2–原油体系的黏度变化规律，对驱油方案设计、集输系统优化及开发动态预测具有关键指导意义。

在CO_2–原油体系流变性研究方面，前人已取得一系列重要认识。实验研究普遍证实，CO_2溶解可显著降低原油黏度，其影响程度受温度、压力及气油比等参数协同调控。国丽萍等[2]指出，CO_2的注入不仅显著降低原油黏度，改善其流动性，也会改变油水乳化体系的稳定性，直接影响到采出液的管道输送与后续处理工艺。杨红霞利用高温高压反应釜装置，研究了温度、压力和增溶剂对CO_2在稠油中溶解行为及其降粘效果的影响规律[3]。在微观机理层面，姜会心等[4]通过分子模拟发现CO_2可有效抑制沥青质聚集，王爽[5]通过分子动力学模拟，从微观层面揭示了CO_2在油、水及乳状液体系中的传质行为存在显著差异。模型构建方面，程显闻[6]则通过引入组分修正因子提升了传统模型的预测精度。

现有研究在推进工程应用方面仍面临显著挑战。其一，对高含水率（>40%）及反相点附近黏度突变行为的机理认知尚不清晰，使得现有模型在此关键工况的预测误差高达95%[7]；其二，实验手段存在局限，多数实验方案仅考虑单因素或双因素影响，未能充分捕捉温度–压力–含水率多场耦合带来的协同效应，尤其在集输系统常见的压力范围（如0.5~3.5 MPa）内，压力变化直接影响CO_2在原油中的溶解度（溶解气油比随压力增大而增大），进而通过改变流体组成和分子间作用影响黏度；其三，模型本身普遍缺乏对动态工况的适应性，这极大地制约了其在集输工艺优化中的有效应用[8-13]。

针对上述问题，本研究基于自主构建的高压物性测试平台，实现了温度（20~40 ℃）、压力（0.5~3.5 MPa）与含水率（0~60%）多场耦合条件下溶气原油黏度的精准测量。通过系统实验，厘清了多因素对黏度的协同影响规律；进而，在验证传统模型局限性的基础上，提出了融合XGBoost与贝叶斯优化的模型动态修正方法，显著提升了预测精度。本研究为油气集输系统的智能优化提供了关键的技术支撑。

1 CO_2溶气原油黏度实验

1.1 实验试样与仪器设备

实验选用样品来自示范区的混合油样（1#），其基础物性见表1。并在实验室制备不同压力、温度和含水率下的溶气原油样品。

表1 基础物性测试结果

Tab. 1 Test results of basic physical properties

油样编号	20 ℃相对密度	20 ℃黏度/（mPa·s）	凝固点/℃	酸值	初馏点/℃	析蜡点/℃
1#	0.85	104.63	22	0.3	191.6	28.50

主要设备包括高温高压注气泵、活塞制备容器、落球黏度计等。温度变化范围为20~40 ℃、压力0.5~3.5 MPa的条件下，测试CO_2–原油体系的黏度，为系统研究压力、温度与含水率对目标特性的影响，本研究设计了一个全因子实验。具体实验方案如下：压力（0.5 MPa、1.5 MPa、2.5 MPa、3.5 MPa）、温度（20 ℃、25 ℃、30 ℃、40 ℃）和含水率（0%、20%、40%、60%），通过对三因素四水平进行完全组合，实验方案见表2。

表2 CO_2–原油混合体系黏度测定方案

Tab. 2 Viscosity determination scheme for CO_2– crude oil mixture

含水率/%	压力/MPa	温度/℃
0	0.5	20
20	1.5	25
40	2.5	30
60	3.5	40

本研究系统考察了三因素在不同水平下的组合效应，共计完成64组实验。

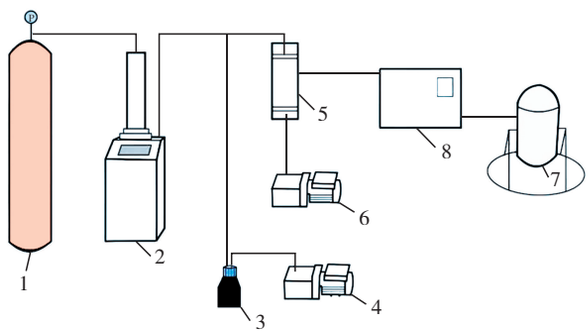
1.2 实验原理及步骤

实验原理：根据斯托克斯黏性阻力定律推导，得落球法测流体黏度公式为

$$\mu=\frac{d^2(\rho_0-\rho)g}{18\frac{L}{t}}\left[1-2.104\frac{d}{D}+2.09\left(\frac{d}{D}\right)^3-0.95\left(\frac{d}{D}\right)^5\right] \quad (1)$$

式中:L为球体运动中的测量距离,mm;t为球体经过L所需时间,s;ρ_0为小球密度,kg/m^3;ρ为待测流体密度,kg/m^3;g为重力加速度,m/s^2;d为球体直径,mm;D为圆筒直径,mm。

CO_2-原油混合体系的黏度测定实验主要包括饱和溶CO_2气体原油样品配制、未溶气体分离及黏度测定三部分,实验流程如图1所示。样品饱和阶段(含水油样需增加一步乳状液制备:采用高速搅拌仪,3 000 r/min;搅拌10 min至乳状液均匀。):取原油置于活塞配样制备器中,按流程连接管线并确保密封。打开制备器阀门,通过真空泵对装置及连接管线持续抽真空30 min,以彻底去除空气及气体杂质。随后将CO_2气体温度稳定于40 ℃,初始压力控制为3.5 MPa(允许略超压0.1~0.2 MPa以形成注入压差)。通过水泵从容器下部注水,维持系统压力为3.5 MPa。开启高温高压注气泵,注入过量CO_2气体,采用恒流注入方式保持压力稳定,直至上下压差一致,获得溶气原油样品。将配样容器置于40 ℃恒温环境中充分平衡。未溶气体分离:将平衡后的装置连接至闪蒸设备,缓慢释放未溶解CO_2,直至第一滴原油排出(表明未溶气体已排尽),最终获得饱和CO_2溶气原油样品,用于后续溶解



1-CO_2气瓶;2-高温高压注气泵;3-气液分离瓶;4-抽真空泵;5-活塞制备容器;6-水泵;7-落球黏度计;8-闪蒸系统

图1　CO_2-原油混合体系黏度测定实验流程

Fig. 1　Experimental workflow for viscosity determination of CO_2-crude oil mixture

度测定。

黏度测定:将所得饱和溶气原油样品转移至落球黏度计,在设定条件下进行黏度测量。完成一组压力测定实验后,重复上述样品制备与黏度测试步骤,依次改变温度、含水率等参数,开展其他实验方案的测试。

1.3　实验结果及分析

针对油样,测试了温度、压力、含水率对饱和溶气原油黏度的影响。

1)温度对黏度的影响

不同含水率下温度-黏度关系图如图2所示。

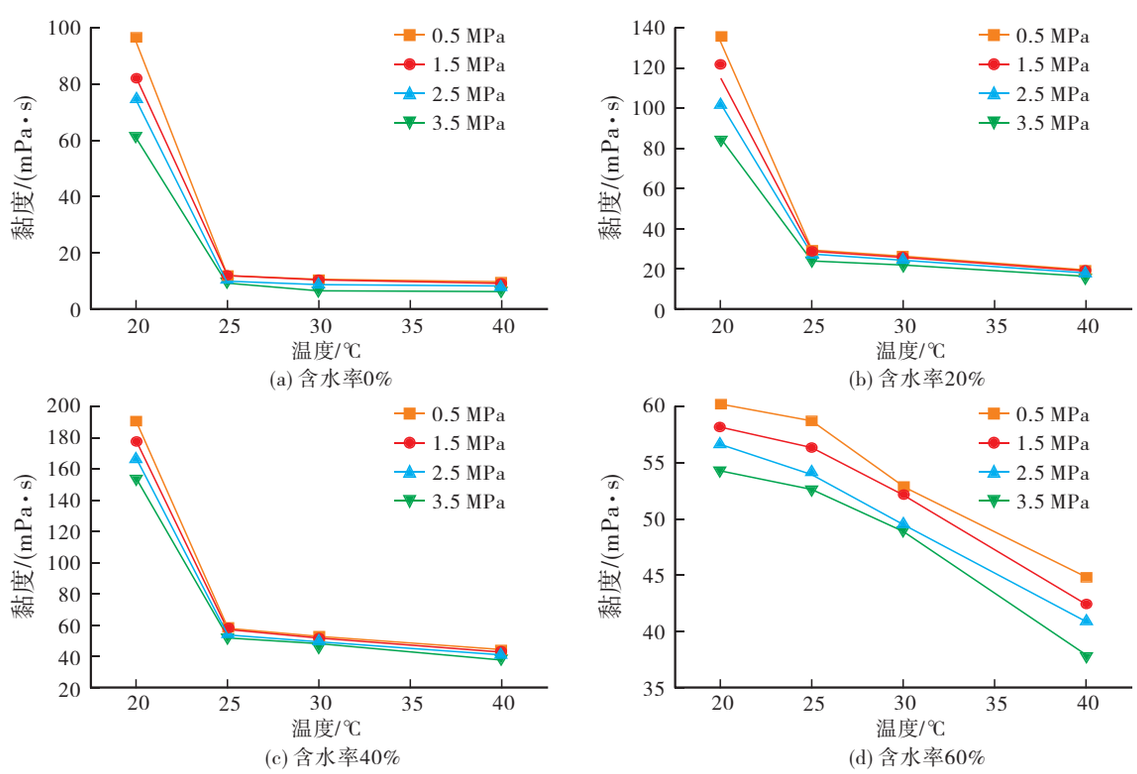


图2　不同含水率下温度-黏度关系图

Fig. 2　Temperature-viscosity relationship in cases of different water contents

随着温度的升高，饱和溶气原油黏度降低，在含水率从0%增大至反相点（约40%）的过程中，黏度降低趋势基本一致。这一现象与温度升高导致分子运动加剧密切相关。在20 ℃至25 ℃，降黏率约69%~88%；在25 ℃至30 ℃，降黏率约6%~11%；在30 ℃至40 ℃区间每升高5 ℃，降黏率约2.5%~13%。

2）压力对黏度的影响

不同含水率下压力-黏度关系图如图3所示。

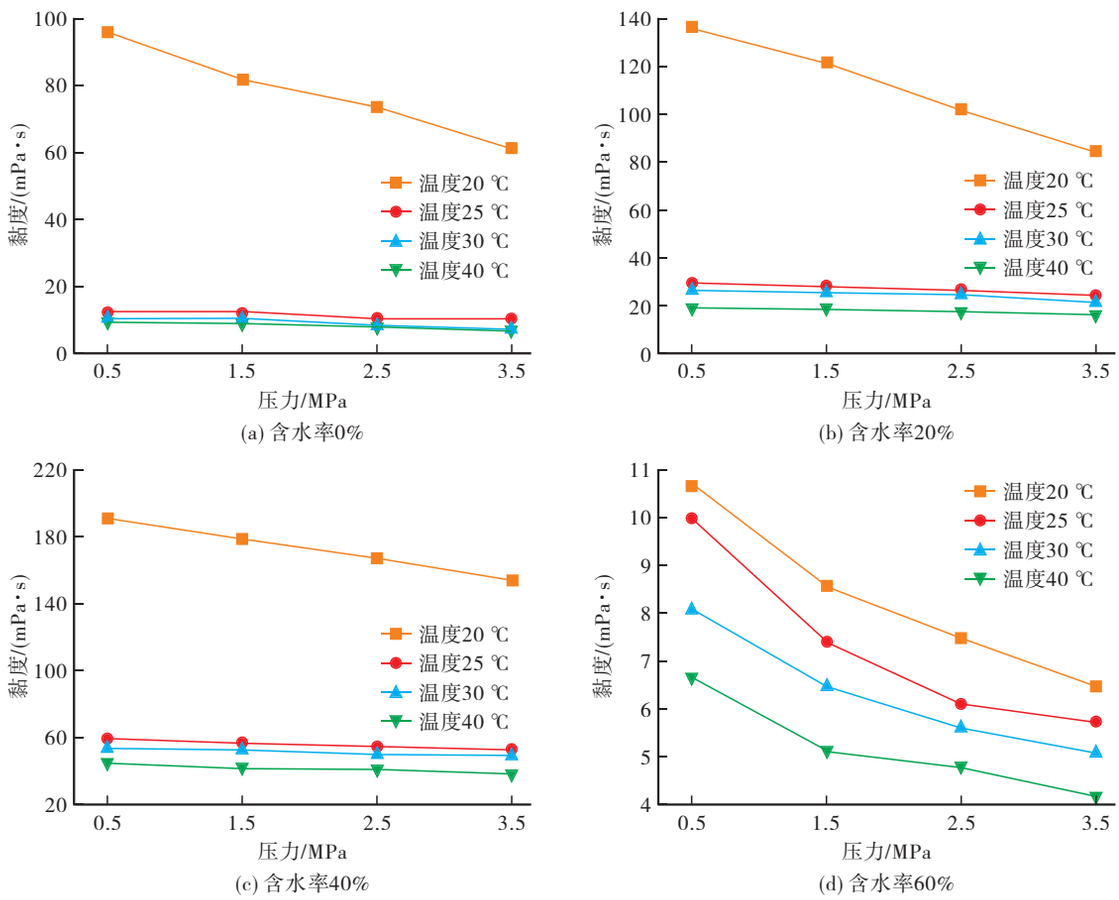


图3 不同含水率下压力-黏度关系图

Fig. 3 Pressure-viscosity relationship in cases of different water contents

饱和溶气原油黏度受压力的影响较小，随着压力的增大黏度降低，压力增大0.5 MPa，降黏率约1%~5%。

3）含水率对黏度的影响

不同温度下含水率-黏度关系图如图4所示。饱和溶气原油黏度随含水率增加而增大，从含水率0%增大至反相点（含水率约40%）后急剧下降。同一含水率条件下，随着压力的增大黏度降低，同一温度压力条件下，含水率增加10%，黏度增大率约为15%~50%。

4）多因素结果分析

1#油样在不同含水率下温度-压力-黏度三维关系如图5所示。

①温度影响：1#油样在20 ℃~40 ℃范围内，每5 ℃温升对应的降黏率为2.5%~25%；在20~25 ℃区间降黏率高达69%~88%，表现出更强的温度敏感性。②压力影响：压力增加0.5 MPa时，压力对高黏度油样（1#）的影响更为显著，降黏率均为1%~5%。③含水率影响：当含水率低于反相点（约40%）时，黏度随含水率增加而上升（增幅15%~50%）；超过反相点后，黏度急剧下降，含水率每增加10%，黏度下降50%-80%。

2 CO_2溶气原油黏度计算模型

2.1 已有模型的选择

准确预测温度、压力及溶气原油黏度是油气集输工艺设计与动态模拟的关键环节[14-15]。目前，工程实践中广泛采用的黏度预测模型多基于溶天然气（主要为甲烷）的原油体系实验数据建立。为系统评估这些传统模型在CO_2溶气原油这一特定体系中的适用性与预测精度，本研究选取了三种在主流商业模拟软件（如PIPEPHASE、OLGA）中内嵌的经典模型：Standing模型、Glaso模型及V&B模型，见表3。

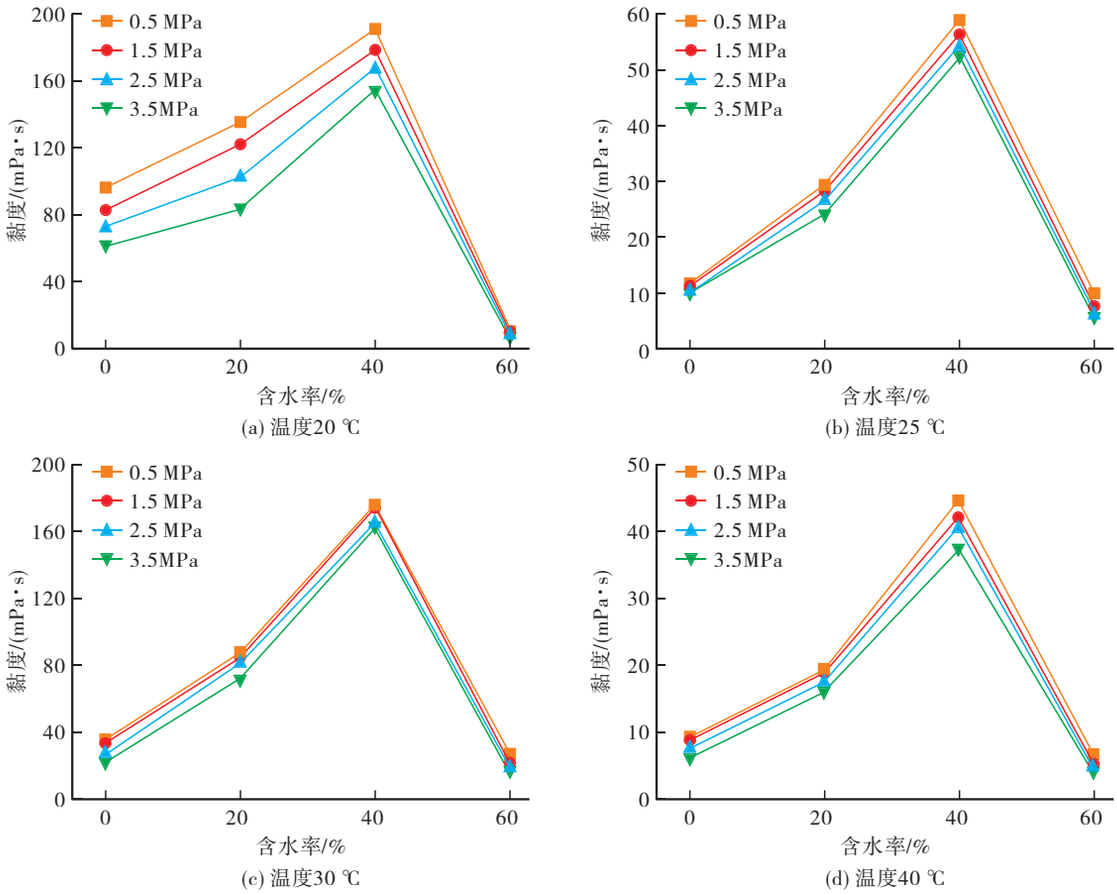
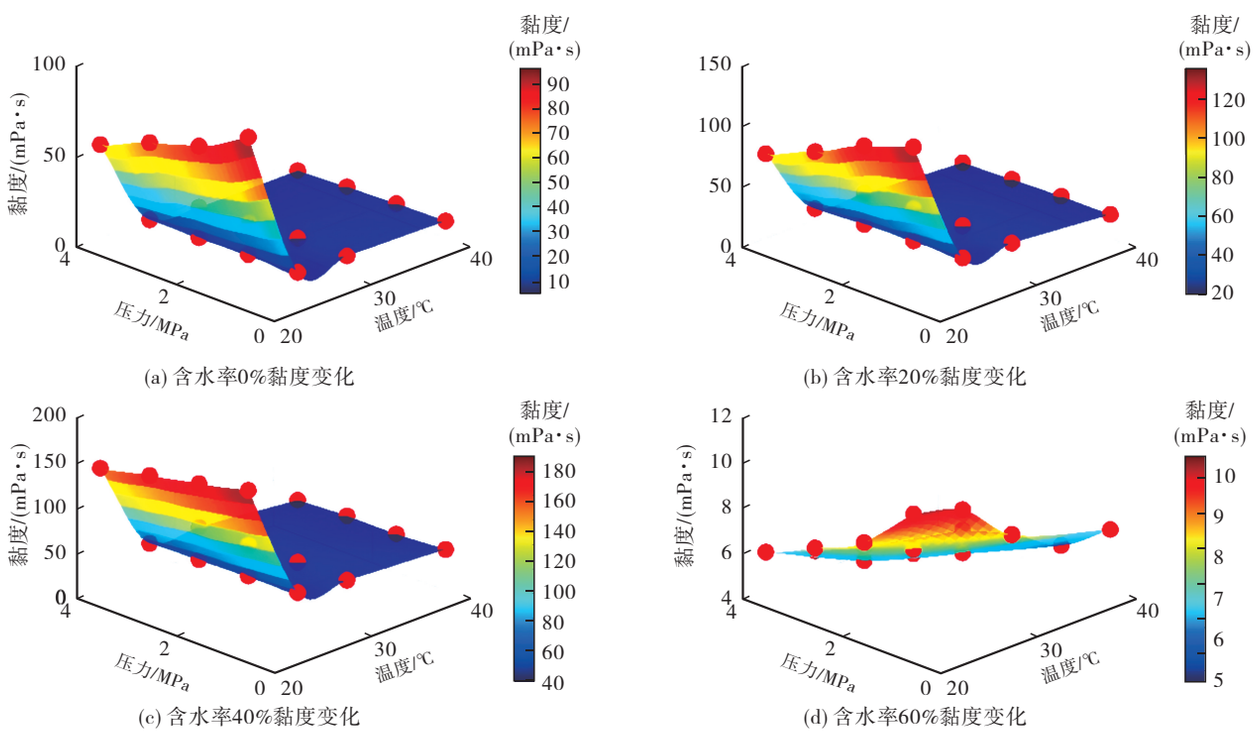


图4　不同温度下含水率-黏度关系图

Fig. 4　Water content-viscosity relationship at different temperatures



红色散点为实际测量值,曲面为插值拟合结果

图5　油样1#在不同含水率下温度-压力-黏度三维关系图

Fig. 5　Three-dimensional relationship diagram of temperature, pressure, and viscosity for Oil Sample #1 in cases of different water contents

表3 常用模拟软件内置黏度模型

Tab. 3 Built-in viscosity models in common simulation software

模型名称	计算公式	使用条件	
Standing	$\mu_{od}=\left(0.31+\frac{1.8\times10^{7}}{\gamma_{API}^{4.53}}\right)\left(\frac{360}{T-260}\right)^{a}$ $a=10^{\left(0.43+8.33/\gamma_{API}\right)}$	15<API<55，T(R)	(2)
Glaso	$\mu_{od}=KT^{-3.44}\left(\log\gamma_{API}\right)^{a}$ $a=10.313\log T-36.447$ $K=3.141\times10^{10}$	API>15，T(F)	(3)
Vazquez & Beggs	$\mu_{o}=\mu_{ob}\left(\frac{p}{p_b}\right)^{m}$，$m=2.6p^{1.187}10^{a}$ $a=(3.9\times10^{-5})p^{-5}$ $\mu_{ob}=10^{a}(T-460)^{b}$	API>15，T(R) API<30(b=−1.163， a=3.032 4−0.020 23API) API>30(b=−1.081， a=2.855 1−0.001 588API)	(4)

式中：μ_{od}为脱气原油黏度，mPa·s；μ_{ob}为泡点压力下原油黏度，mPa·s；γ_{API}为原油的API重度，无量纲；p为压力，psia；p_b为泡点压力，psia；T为温度，在式(2)、式(3)中单位分别为℉、℉。

通过对模型预测值与实验测定值的对比分析，可明确各模型的误差特性与适用范围，为后续模型优化遴选提供可靠的基准模型。

2.2 已有模型计算结果误差分析

将模型计算值与实验值进行对比。1#油样黏度模型对比结果如图6所示。

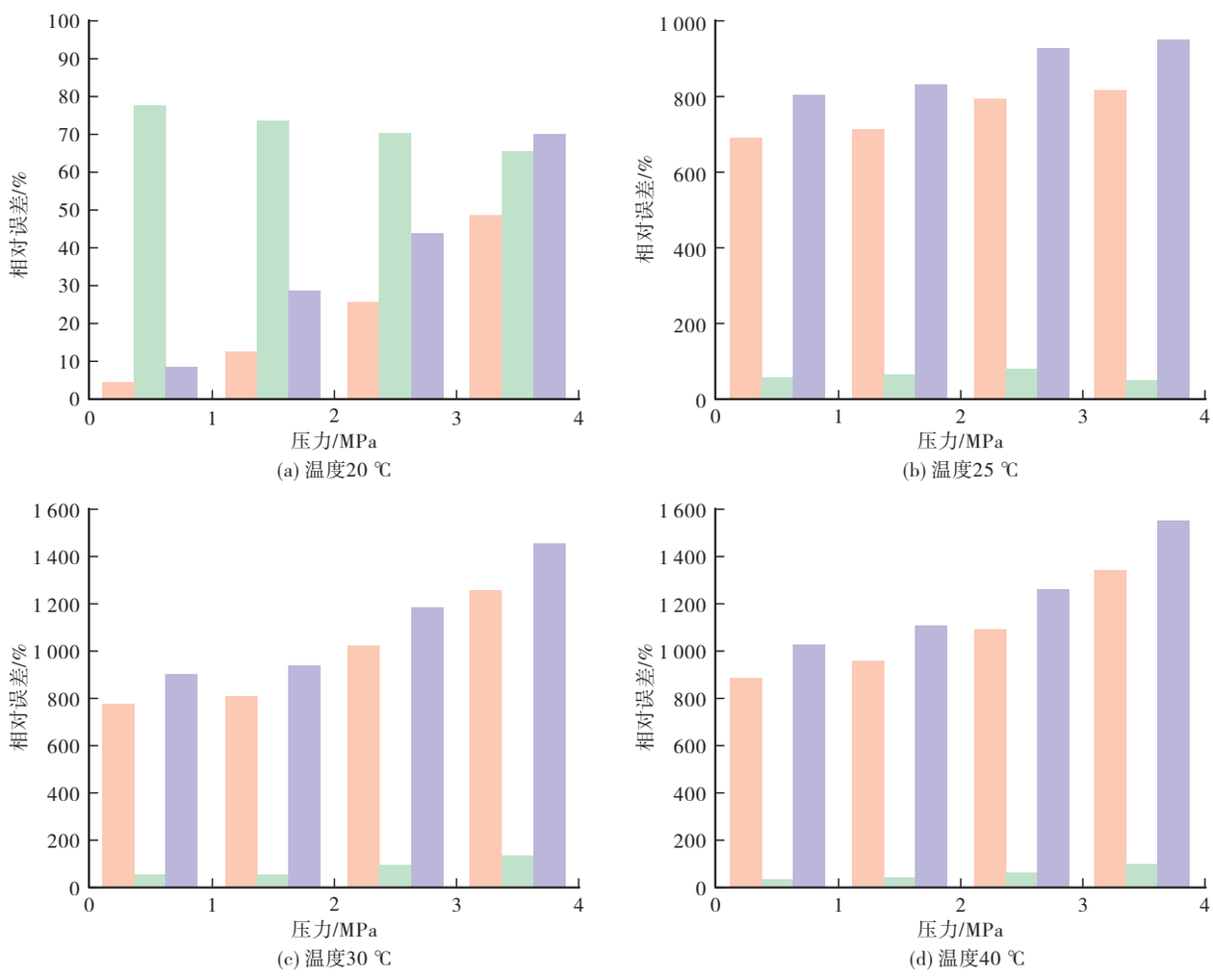


图6 油样1#不同模型与实验值的相对误差

Fig. 6 Relative error plots of different models and experimental values for Oil Sample #1

三个传统模型在预测CO_2溶气原油黏度时均表现出显著的系统性偏差,其整体平均相对误差(MRE)普遍较高,最优模型的MRE也达到了20.1%,而表现最差的模型MRE高达28.7%,远高于其在原生天然气体系中的典型误差范围(通常<10%)。这定量地印证了其经验关联式在从天然气体系向CO_2体系外推时存在根本局限性。CO_2与原油之间更强的分子间作用(如更高的溶解度与对沥青质的更强胶溶能力)和不同的溶解特性,是导致预测产生系统性正偏差的根本原因。

Standing模型:在低温区间(20 ℃)预测相对稳定,平均相对误差为18.3%。但随着温度升高,其误差波动性显著增大,在40 ℃时平均相对误差升至31.5%,且在不同压力点间的绝对误差极差达到42.7 mPa·s,表明其对温度变化的适应性较差。

Glaso模型:在整个实验温压范围内,其预测误差的波动幅度最大,稳定性不佳,其整体MRE最高(28.7%),且在不同工况下的误差标准差为±12.4%。这与其模型结构对原始北海原油数据集的强依赖性有关,在面对CO_2-原油这一新体系时泛化能力严重不足。

V&B模型:在四个温度工况下均表现出最为稳定和可控的误差水平,其整体MRE最低(20.1%)。特别是在25~40 ℃的中高温区间,其相对误差变化幅度最小,绝对误差极差稳定在15.8 mPa·s以内,展现出优于其他模型的鲁棒性,因而被选为后续优化的基准模型。

综上,V&B模型在Standing、Vazquez&Beggs和Glaso三个常用模型中对于CO_2溶气原油的预测表现最优,其平均相对误差为20.1%,但在高含水率工况下误差仍达37.2%,因此,选择V&B模型作为基准模型,以期通过优化使其在CO_2溶气原油体系中获得更好的预测效果。

3　算法优化模型

3.1　混合算法修正框架

为提高V&B模型在高含水率及反相点附近的预测精度,克服传统经验模型在描述温度、压力、含水率多因素耦合效应时的局限性,本文提出一种物理模型与数据驱动算法相结合的混合修正方法[16]。该方法的核心思想是以物理模型为基础保证预测趋势的合理性,利用机器学习算法[17]捕捉复杂非线性残差,从而实现物理可解释性与数据驱动精度的统一。

3.1.1　基准模型与残差定义

选取第2章中表现最优的V&B模型作为基准模型,其表达式为:

$$\mu_{\mathrm{pred-base}} = a\mu_o^b exp\left(cT + dP + eW_C\right) \tag{5}$$

式中:a、b、c、d、e为拟合参数(a=0.892,b=1.036,c=-0.028 5,d=-0.018 2,e=0.023 7)

通过实验数据拟合获得的扩展V&B模型参数在训练集上表现出良好的数值稳定性,为混合模型提供了可靠的物理基础。

定义基准模型的预测残差ε为实验值μ_{exp}与模型预测值$\mu_{pred-base}$之差:

$$\varepsilon = \mu_{exp} - \mu_{pred-base} \tag{6}$$

残差序列包含了V&B模型未能有效描述的温度、压力、含水率之间的复杂耦合关系,尤其是反相点附近的黏度突变行为,为后续机器学习修正提供了目标变量。

3.1.2　基于XGBoost的残差修正模型

为精确预测残差ε,本研究采用极端梯度提升(eXtreme Gradient Boosting,XGBoost)算法构建残差修正模型。XGBoost是一种高效的梯度提升决策树算法,具有强大的非线性拟合能力和抗过拟合特性,适用于小样本高精度回归问题。

1)特征工程

模型的输入特征不仅包括基本工况参数,还引入了交互项以显式表征多因素耦合效应:温度(T)、压力(P)、含水率(W_C)、CO_2溶解度(R_S),$T\times W_C$(温度-含水率交互项)、$P\times W_C$(压力-含水率交互项)、$T\times P$(温度-压力交互项)。$\log(R_S+1)$,用于处理溶解度的非线性影响。

2)贝叶斯超参数优化

为避免人工调参的主观性和耗时问题,采用贝叶斯优化算法对XGBoost的关键超参数进行自动寻优。优化参数空间包括:树的最大深度(max-depth,[3,10])、学习率(learning-rate,[0.01,0.3])、弱学习器数量(n-estimators,[50,200])、子采样比例(sub-sample,[0.7,1.0])。优化目标为最小化5折交叉验证下的平均绝对误差(MAE)[18-22]。

3)混合模型最终形式

经过XGBoost修正后的最终黏度预测模型为:

$$\begin{aligned}\mu_{final} &= \mu_{pred} + \varepsilon_{XGBoost} \\ &= A\mu_o^B + f_{XGBoost}\begin{pmatrix} T,P,W_C,R_S,TW_C,PW_C, \\ TP,\log\left(R_S+1\right)\end{pmatrix}\end{aligned} \tag{7}$$

式中:$f_{XGBoost}(\cdot)$为经训练的XGBoost模型对应的残差预测函数,μ_{final}为最终预测黏度值。

3.2　模型性能对比与分析

为评估混合模型的性能,将全部64组实验数据按

7∶3的比例随机划分为训练集(45组)和测试集(19组)[23]。训练集用于模型训练与超参数优化,测试集用于公正评估模型的泛化能力。对比模型包括V&B原模型、纯随机森林模型[24]以及本文提出的混合模型,评价指标为平均绝对误差(MAE)和平均相对误差(MRE),精度对比见表4。

表4 模型预测精度对比

Tab. 4 Comparison of prediction accuracy among different models

模型	平均绝对误差/(mPa·s)	平均相对误差/%	高含水率(*Wc*>40%)/%
M1:Vazquez & Beggs原模型	7.65	20.1	37.2
M2:随机森林修正模型	3.05	11.2	17.1
M3:XGBoost-Hybrid	2.6	6.9	9.8

XGBoost-Hybrid模型MRE为6.9%,显著优于V&B原模型的20.1%和随机森林的9.8%;在低温区间(20~25 ℃)MRE为5.2%,显著优于V&B原模型的18.3%和随机森林的9.8%;在中高温区间(30~40 ℃),混合模型在各温度点均保持稳定性能,MRE波动范围4.8%~7.6%,而V&B原模型在40 ℃时误差升至31.5%;混合模型在各温度点均保持稳定性能,MRE波动范围4.8%~7.6%,而V&B原模型在40 ℃时误差升至31.5%;在低压区间(0.5~1.5 MPa)三种模型预测误差相对接近,混合模型MRE为6.2%;高压区间(2.5~3.5 MPa)混合模型优势明显,MRE为5.8%,而V&B原模型误差达24.3%。混合模型在低含水率(*Wc*<40%)MRE为5.1%,较V&B原模型(15.6%)显著提升;在高含水率(*Wc*>40%)工况下,将预测误差从V&B原模型的37.2%大幅降低至9.8%,显著提升了模型在反相点附近的预测能力。模型预测值与实验值对比拟合效果如图7所示。

XGBoost-Hybrid混合模型将V&B原模型的平均相对误差从20.1%显著降低至6.9%,降幅达13.2个百分点;平均绝对误差从7.65 mPa·s降低至2.6 mPa·s,降幅达66%;在含水率>40%的高含水率工况下,混合模型将预测误差从37.2%大幅降低至9.8%。

XGBoost-Hybrid模型在不同工况下的误差标准差为±3.1%,显著低于V&B原模型的±8.5%和随机森林的±5.2%,混合模型在测试集上的预测值与实验值相关系数R^2达到0.964,表现出优异的拟合能力。

通过5折交叉验证,混合模型在各折上的MRE波动范围为6.2%~7.8%,验证了模型的稳定泛化性能;在未见过的测试集样本上,混合模型仍保持6.9%的MRE,表明其具有良好的外推能力。

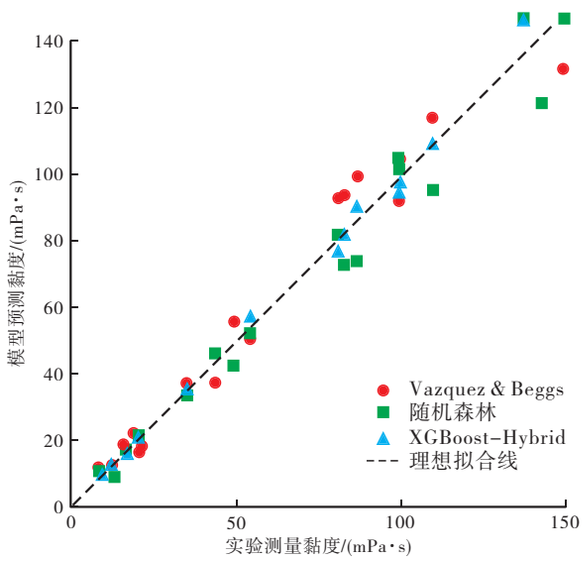


图7 模型预测值与实验值对比

Fig. 7 Comparison between the model predictions and the experimental results

4 结论

本研究通过实验与模型优化,揭示了温度、压力与含水率对CO_2溶气原油黏度的耦合影响规律。研究发现,温度是主导因素,在20~25 ℃范围内每升高5 ℃可使黏度下降69%~88%[25],表现出显著的温度敏感性;压力影响相对温和,每增加0.5 MPa黏度下降约1%~5%;含水率的影响则呈现明显非线性特征,在反相点(含水率约40%)前黏度随含水率上升而增加,增幅达15%~50%,超过反相点后则急剧下降50%~80%,这与乳状液相态转变密切相关。

在模型构建方面,传统经验模型如V&B在预测该体系时存在局限,尤其在含水率高于40%时误差显著。为此,本研究提出融合物理机理与数据驱动的V&B-XGBoost-Hybrid混合模型,将平均相对误差从20.1%降低至6.9%,平均绝对误差下降约66%,显著提升了全工况特别是高含水率条件下的预测精度与稳定性。该模型为油气集输系统的工艺设计与运行优化提供了可靠工具,工程上建议优先利用20~25 ℃高效降黏区间进行温度调控,并在高含水率阶段辅以适当增压,以实现节能降耗。本研究也印证了机器学习在增强传统石油工程模型性能方面的应用潜力。

参考文献

[1]伦小秀,王强,吴博.二氧化碳驱油封存技术全球进展[J].安全与环境学报,2025,25(9):3362-3370.
LUN Xiaoxiu, WANG Qiang, WU Bo. Global innovations in carbon dioxide capture, utilization, and storage technology[J].

Journal of Safety and Environment,2025,25(9):3362-3370.

[2]国丽萍,王海洋,石辰子,等.原油及其乳化体系性质受CO_2影响的研究进展[J/OL].化工进展,1-11[2026-01-09].https://doi.org/10.16085/j.issn.1000-6613.2025-0703.
GUO Liping, WANG Haiyang, SHI Chenzi, et al. Research progress on the influence of CO_2 on the properties of crude oil and its emulsification system[J/OL]. Chemical Industry and Engineering Progress, 1-11 [2026-01-09]. https://doi. org/10.16085/j.issn.1000-6613.2025-0703.

[3]杨红霞.二氧化碳作用下稠油降粘机制研究[D].中国石油大学(华东),2021.
YANG Hongxia. Study on the viscosity reduction mechanism of heavy oil under the action of carbon dioxide[D]. China University of Petroleum (East China),2021.

[4]姜会心,杨红霞,崔梦雨,等. 二氧化碳对稠油中沥青质分子聚集行为的影响[J]. 油田化学,2023,40(1):87-91.
JIANG Huixin, YANG Hongxia, CUI Mengyu, et al. Effects of CO_2 on the aggregation behavior of asphaltene molecules in heavy oil[J]. Oilfield Chemistry,2023,40(1):87-91.

[5]王爽. 二氧化碳驱采出液多相体系相间传质机理及界面特性研究[D]. 大庆:东北石油大学,2025.
WANG Shuang. Study on interphase mass transfer mechanism and interface characteristics of multiphase system of carbon dioxide flooding produced liquid[D]. Daqing: Northeast Petroleum University,2025.

[6]程显闻. 溶气高含水含蜡原油的低温集输技术研究[D]. 北京:中国石油大学(北京),2022.
CHENG Xianwen. Study on the low temperature gathering and transportation of gas-saturated waxy crude oil during high water-cut period[D]. Beijing: China University of Petroleum (Beijing),2022.

[7]钟海全,郑传根,任呈祥,等. 塔河油田稠油黏度预测模型研究与修正[J]. 中国科技论文,2023,18(1):45-49、56.
ZHONG Haiquan, ZHENG Chuangen, REN Chengxiang, et al. Research and correction of heavy oil viscosity prediction model in Tahe Oilfield[J]. China Sciencepaper,2023,18(1):45-49,56.

[8]王海燕,宋时凤,张永年,等.含蜡原油流变性描述及降黏机制研究进展[J].当代化工,2024,53(10):2460-2467.
WANG Haiyan, SONG Shifeng, ZHANG Yongnian, et al. Research progress in rheological description and viscosity reduction mechanism of waxy crude oil[J]. Contemporary Chemical Industry,2024,53(10):2460-2467.

[9]周奥.溶气油水两相流流动特性及水力计算模型研究[D].青岛:中国石油大学(华东),2022.
ZHOU Ao. Study on the flow characteristics of dissolved gas oil-water two-phase flow and hydraulic calculation model[D]. Qingdao: China University of Petroleum (East China),2022.

[10]王春兰,王毅杰,刘文臣,等. 溶气原油CO_2溶解度预测模型[J]. 石油与天然气化工,2024,53(4):36-43.
WANG Chunlan, WANG Yijie, LIU Wenchen, et al. Prediction model of carbon dioxide solubility in crude oil [J]. Chemical Engineering of Oil and Gas,2024,53(4):36-43.

[11]戚亚明,罗新占.玛湖油田溶气原油流动特性研究[J].山东化工,2022,51(7):189-194.
QI Yaming, LUO Xinzhan. Study on the flow characteristics of crude oil with dissolved gas in the Mahu Oil Field[J]. Shandong Chemical Industry,2022,51(7):189-194.

[12]罗海军.关联原油物性的油水混合体系黏度与转相预测模型研究及应用[D].大庆:东北石油大学,2024.
LUO Haijun. Research and application of viscosity and phase inversion prediction model for crude oil-water mixed system with correlation of crude oil physical properties[D]. Daqing: Northeast Petroleum University,2024.

[13]孔维敏. 高含水溶气原油不加热集输流动特性研究[D]. 北京:中国石油大学(北京),2021.
KONG Weimin. Research on flow characteristics of high water-cut dissolved gas crude oil gathering and transportation without heating[D]. Beijing: China University of Petroleum (Beijing),2021.

[14]田慧洋,刘瑞恒,李冬爽,等. DeepSeek大模型在石油工程中的应用前景与展望[J]. 新疆石油天然气,2025,21(2):55-63.
TIAN Huiyang, LIU Ruiheng, LI Dongshuang, et al. Applications and prospect of Deepseek large language model in petroleum engineering[J]. Xinjiang Oil & Gas, 2025, 21(2):55-63.

[15]李欣泽,王德中,张海帆,等. 新疆油田超临界二氧化碳管道投产置换过程温压及相变特性[J]. 新疆石油天然气,2024,20(4):77-86.
LI Xinze, WANG Dezhong, ZHANG Haifan, et al. Temperature, pressure and phase transition characteristics of supercritical CO_2 pipeline during commissioning replacement process in Xinjiang Oilfield[J]. Xinjiang Oil & Gas, 2024, 20(4):77-86.

[16]王思哲. 基于机器学习的混合原油凝点、黏度预测方法研究[D]. 北京:中国石油大学(北京),2022.
WANG Sizhe. Prediction of gel point and viscosity of mixed crude oil based on machine learning[D]. Beijing: China University of Petroleum (Beijing),2022.

[17]赵艳伟,胡正祥,乔登攀,等. 一种基于贝叶斯优化和XGBoost的膏体流变参数预测模型[J]. 有色金属(矿山部分),2024,76(5):118-128.
ZHAO Yanwei, HU Zhengxiang, QIAO Dengpan, et al. A prediction model for paste rheological parameters based on Bayesian optimization and XGBoost [J]. Nonferrous Metals

(Mining Section),2024,76(5):118-128.

[18]王金咏. 特征优化结合深度集成学习的造纸废水出水指标预测研究[D]. 南京:南京林业大学,2024.
WANG Jinyong. Feature optimization combined with deep ensemble learning for modeling effluent indicators of papermaking wastewater[D]. Nanjing:Nanjing Forestry University,2024.

[19]冼天朗,李小虎,张赟,等. 基于XGBoost和贝叶斯优化的静力触探地层分类预测方法[J]. 岩土工程技术,2025,39(5):656-666.
XIAN Tianlang,LI Xiaohu,ZHANG Yun,et al. Stratigraphic classification prediction method for static cone penetrate test based on XGBoost and Bayesian optimization[J]. Geotechnical Engineering Technique,2025,39(5):656-666.

[20]刘涛. 基于XGBoost算法的碳酸盐岩储层横波速度预测研究[D]. 成都:成都理工大学,2023.
LIU Tao. Prediction of shear wave velocity in carbonate reservoir based on XGBoost algorithm [D]. Chengdu: Chengdu University of Technology,2023.

[21]蒲万芬,靳星,唐晓东,等. 基于BP神经网络的低渗透底水油藏油井见水模式预测模型[J]. 新疆石油天然气,2024,21(2):37-47.
PU Wanfen, JIN Xing, TANG Xiaodong, et al. Prediction model of water breakthrough patterns of low-permeability bottom water reservoirs based on BP neural network[J]. Xinjiang Oil & Gas,2024,21(2):37-47.

[22]彭家骏. 基于GP的贝叶斯优化算法超参数优化研究[J]. 中国新技术新产品,2025,(11):38-40.
PENG Jiajun. Research on hyperparameter optimization of Bayesian optimization algorithm based on GP[J]. New Technology and New Products of China,2025,(11):38-40.

[23]彭白雪. 基于XGBoost和SHAP的环境试验箱制冷系统故障诊断方法[D]. 淮南:安徽理工大学,2025.
PENG Baixue. Fault diagnosis method for refrigeration system of environmental test chambers based on XGBoost and SHAP[D]. Huainan: Anhui University of Science and Technology,2025.

[24]熊玥雯,向海昀,杨宏楠.随机森林算法在石油领域的应用[C]//西安石油大学,陕西省石油学会.2024油气田勘探与开发国际会议论文集Ⅰ.西南石油大学计算机与软件学院;西南石油大学石油与天然气工程学院;2024:616-626.
XIONG Yuewen,XIANG Haiyun,YANG Hongnan. Application of random forest algorithm in petroleum [C]// Xi′an Shiyou University,Shaanxi Petroleum Society. Proceedings of the 2024 International Conference on Oil and Gas Field Exploration and Development Volume I. School of Computer and Software,Southwest Petroleum University;School of Petroleum and Natural Gas Engineering,Southwest Petroleum University;2024:616-626.

[25]闫锋,陈思杭,李其抚,等. 原油分子组成及物性模型研究[J]. 石油工程建设,2025,51(1):54-58、63.
YAN Feng,CHEN Sihang,LI Qifu,et al. Study on the molecular composition and physical property model of crude oil [J]. Petroleum Engineering Construction,2025,51(1):54-58,63.

(修改回稿日期:2026-01-12 编辑:粟刘)