

文章编号:1009-9603(2021)03-0126-08

DOI:10.13673/j.cnki.cn37-1359/te.2021.03.016

基于GPR-DE模型的CO₂-原油体系 最小混相压力研究

侯智玮,刘勇,叶锋,官志锐,石丹,杨兴超
(中国石油辽河油田分公司勘探开发研究院,辽宁盘锦124010)

摘要:在对中外35个CO₂驱油藏注入气体组分、油藏温度、原油组分、注入气体临界温度和最小混相压力进行数据统计和处理的基础上,结合高斯过程回归(GPR)与差分进化算法(DE),建立了预测CO₂-原油体系最小混相压力的新模型——GPR-DE模型。利用统计误差和图形误差评价GPR-DE模型的精确度,利用实验数据和敏感性分析对模型结果进行了验证,并与现有模型的预测结果进行对比。结果表明,GPR-DE模型与其他模型相比,精确度更高、应用范围更广,平均绝对相对误差仅为2.060%,标准差仅为0.053 2。GPR-DE模型不仅可以预测CO₂-原油体系最小混相压力,还可以预测其他气体与原油体系最小混相压力。

关键词:CO₂;最小混相压力;高斯过程回归;差分进化算法;GPR-DE模型
中图分类号:TE348 **文献标识码:**A

Study on minimum miscibility pressure of CO₂-crude oil system based on GPR-DE model

HOU Zhiwei, LIU Yong, YE Feng, GUAN Zhirui, SHI Dan, YANG Xingchao

(Exploration and Development Research Institute, Liaohe Oilfield Company, CNPC, Panjin City, Liaoning Province, 124010, China)

Abstract: Based on the statistics and processing of injected gas composition, reservoir temperature, crude oil composition, critical temperature of injected gas, and minimum miscible pressure of 35 CO₂ flooding reservoirs at home and abroad, a new GPR-DE model integrating Gaussian process regression (GPR) and differential evolution algorithm (DE) is proposed for predicting the minimum miscibility pressure of a CO₂-crude oil system. The accuracy of the GPR-DE model is evaluated with regard to statistical errors and graphical errors. The model results are verified by experimental data and sensitivity analysis and compared with the prediction results of existing models. The results demonstrate that, compared with other models, the GPR-DE model has higher accuracy and wider applicability, with the average absolute relative error of only 2.060% and the standard deviation of only 0.053 2. The GPR-DE model can predict the minimum miscibility pressure of the CO₂-crude oil system and other gas and crude oil systems.

Key words: CO₂; minimum miscibility pressure; Gaussian process regression; differential evolution algorithm; GPR-DE model

CO₂混相驱替的成功与否,在很大程度上取决于CO₂与原油达到混相所需的最小混相压力(MMP)。目前测定最小混相压力的方法主要有实验方法和理论方法,实验方法主要有细管实验法^[1]、上升气泡仪法^[2]、蒸汽密度法^[3]、界面张力法^[4]、多级混相接触方法、溶胀/萃取实验方法等,其实验过程

繁琐,费时费力,且实验费用昂贵,比如构建一套完整的上升气泡仪器需要15 000美元,而构建一套完整的细管实验仪器则大概需要40 000美元^[5]。理论方法主要包含经验公式法、图版法、状态方程法、数值模拟方法、智能优化算法等。其中,经验公式法和图版法是根据某一特定油藏或特定的流体性质

收稿日期:2021-03-09。

作者简介:侯智玮(1993—),男,河北石家庄人,助理工程师,硕士,从事油气田开发工作。E-mail:2889590211@qq.com。

基金项目:中国石油天然气股份公司重大科技专项“辽河油田千万吨稳产关键技术研究与应用”(2017E-16)。

而得到的,适用范围较窄,精确度较差;状态方程法在计算最小混相压力时,需要根据油藏的具体特性计算出混相函数,而要确定具体混相函数比较复杂和困难;数值模拟方法要以大量的实验数据为基础,进行PVT数据拟合,建立数值模型,最后确定最小混相压力,整个过程耗时比较长。

近年来,随着智能优化算法在油藏工程领域的广泛应用,许多学者尝试利用该算法来预测CO₂-原油体系最小混相压力,其具有良好的鲁棒性、快速性和精确性,能够对输入自变量与输出变量之间的复杂关系进行建模。目前中外学者主要利用人工神经网络^[6]、遗传算法^[7]、交替条件期望^[8]、最小二乘支持向量机方法^[9]、基因表达编程^[10]及混合类算法^[11-13]构建预测模型。目前最小混相压力预测模型主要存在以下缺点:①模型大都是基于有限的数据点开发的,精确度差。②所使用的热力学参数和油藏流体参数取值范围有限。③模型预测的相关性不能准确地描述最小混相压力随输入参数变化的趋势。如根据实验数据,最小混相压力随着油藏温度的升高而增大,然而一些预测模型未能体现出这种关系。

为解决目前模型中数据点过少和模型精确度太低的问题,提出基于高斯过程回归(GPR)和差分进化算法(DE)的GPR-DE模型来预测CO₂-原油体系最小混相压力。

1 模型建立

1.1 数据采集和分析

通常模型或相关参数的适用性、可靠性和准确性与所使用基础数据的全面性和有效性有关。本次采用的数据库,比以往文献中数据更多,各项数据的取值范围也更广,主要包括油藏温度、注入气体中不同组分的组成、原油中C₅₊组分的分子质量(MWC₅₊)、原油中挥发组分与中间组分的比值、注入气体的临界温度和最小混相压力等,其实验数据主

要来源于中外35个油田,据此总结了各项参数取值范围(表1)。

1.2 模型基本原理

1.2.1 高斯过程回归

GPR是基于贝叶斯学习和统计理论发展起来的一种机器学习方法,在处理高维数和非线性等复杂回归问题时具有较大优势^[14-15],主要包括以下步骤。

第一步,预测过程。假设训练数据集为 $D = [(X, y)] = [(x_i, y_i)_{i=1}^n]$ 。 $f(x_i)$ 用来描述输入变量的随机过程。GPR由均值函数 $m(x)$ 和协方差函数 $k(x, x')$ 确定,因此,GPR可以定义为:

$$f(x) \sim GP[m(x), k(x, x')] \quad (1)$$

$$m(x) = E[f(x)] \quad (2)$$

$$k(x, x') = E[f(x) - m(x)][f(x') - m(x')] \quad (3)$$

一般情况下,GPR模型可以表示为:

$$y = f(x) + \varepsilon \quad (4)$$

由于, $\varepsilon \sim N(0, \sigma_n^2)$,因此(4)式可变为:

$$y \sim GP[0, k(x, x') + \sigma_n^2] \quad (5)$$

依据贝叶斯原理,在测试数据集 $D_* = [(X_*, y_*)]$ 可以得到训练数据输出和测试数据输出的高斯分布为:

$$\begin{pmatrix} y \\ y_* \end{pmatrix} \sim \left\{ 0, \begin{bmatrix} \mathbf{K}(X, X) + \sigma_n^2 I_n & \mathbf{K}(X, x_*) \\ \mathbf{K}(x_*, X) & k(x, x_*) \end{bmatrix} \right\} \quad (6)$$

在训练数据集和测试数据集确定后,可以计算出预测值的后验概率分布为:

$$y_* | X, y, X_* \sim N[\bar{y}_*, cov(y_*)] \quad (7)$$

$$\bar{y}_* = \mathbf{K}(x_*, X) [\mathbf{K}(X, X) + \sigma_n^2 I_n]^{-1} y \quad (8)$$

$$cov(y_*) = k(x_*, x_*) - \mathbf{K}(X, x_*)^T \times [\mathbf{K}(X, X) + \sigma_n^2 I_n]^{-1} \mathbf{K}(X, x_*) \quad (9)$$

第二步,训练过程。协方差核函数是对称正定函数,常用的协方差核函数为平方指数函数:

表1 不同参数的取值范围
Table1 Value range of different parameters

参数	注入气体组分摩尔含量(%)					注入气体的 临界温度(K)	油藏温 度(K)	挥发组分/ 中间组分	MWC ₅₊ (g/mol)	最小混相 压力(MPa)
	CO ₂	H ₂ S	C ₁	C ₂ -C ₅	N ₂					
最小值	40	0	0	0	0	220.85	295.89	0	135.74	6.5
最大值	100	50	20	25	9.8	380.98	397.85	13.81	302.5	34.67
平均值	86.94	5.85	4.79	2.65	0.21	302.85	340.89	1.6971	189.65	14.78
标准差	15.28	13.31	6.71	5.26	1.08	10.73	22.81	2.10	32.67	5.33

$$k(x_i, x_j) = \sigma_f^2 \exp \left[\frac{-(x_i - x_j)^2}{2l^2} \right] \quad (10)$$

通过建立训练样本的负对数似然函数计算超参数的初始值,并对每一项求偏导,再利用优化算法对偏导最小化得到超参数的最优解:

$$L(\theta) = -\frac{1}{2} y^T C^{-1} y - \frac{1}{2} \log |C| + \frac{n}{2} \log 2\pi \quad (11)$$

$$\frac{\partial L(\theta)}{\partial \theta_i} = -\frac{1}{2} \text{trace} \left[(\alpha \alpha^T - C^{-1}) \frac{\partial C}{\partial \theta_i} \right] \quad (12)$$

$$C = K(X, X) + \sigma_n^2 I_n \quad (13)$$

$$\alpha = C^{-1} y \quad (14)$$

求得最优超参数后,利用(8)和(9)式可求得测试数据对应的预测值均值和方差,最终高斯过程回归的关系式如下:

$$f(x) = \text{GPR}(\theta) \quad (15)$$

1.2.2 差分进化算法

DE算法是由RAINER等于1997年在遗传算法等进化思想的基础上提出的,用于求解多维空间中的整体最优解^[16]。由于该算法具有寻优能力强、收敛速度快、鲁棒性强等特点^[17],因而被广泛应用于数据挖掘、模式识别、油气田开发等各个领域。差分进化算法主要包括以下步骤。

第一步,种群初始化操作。在N维可行解空间随机生成初始种群 $X^0 = [x_{i1}^0, \dots, x_{iN}^0, x_i^0 = [x_{i1}^0, \dots, x_{iN}^0]^T$ 。

第二步,变异操作。从初始种群中随机选取3个个体进行变异操作,得到变异后的种群:

$$v_i^{t+1} = x_{r_1}^t + F(x_{r_2}^t - x_{r_3}^t) \quad (16)$$

第三步,交叉操作。将变异种群和初始种群交叉操作,得到交叉后的种群:

$$U_{ij}^{t+1} = \begin{cases} v_{ij}^{t+1} & \text{rand}(j) \leq C_R \text{ or } j = \text{randn}(i) \\ x_{ij}^t & \text{rand}(j) > C_R \text{ and } j \neq \text{randn}(i) \end{cases} \quad (17)$$

第四步,选择操作。基于贪婪选择方法,从初始种群和变异种群中选择适应度更高的个体进入下一代。当变异个体 U_i^{t+1} 的适应度优于 x_i^t 时,变异个体取代原个体,反之放弃变异个体,保留原个体,得到选择后的个体:

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} U_i^{t+1} & f(U_i^{t+1}) < f(x_i^t) \\ x_i^t & f(U_i^{t+1}) \geq f(x_i^t) \end{cases} \quad (18)$$

第五步,参数选择。差分进化算法的控制参数主要是种群规模、缩放因子和交叉概率,算法的性能很大程度上取决于控制参数的取值。

1.3 构建模型

构建模型的过程主要包括:第一步,确定输入和输出变量。输入变量包括油藏温度、原油中 C_{3+} 组分的分子质量、原油中挥发组分(C_1 和 N_2)/中间组分(C_2-C_5, H_2S 和 CO_2)、注入气体的临界温度和 CO_2 -原油体系最小混相压力实验数据,输出变量包括 CO_2 -原油体系最小混相压力预测值。第二步,训练和测试样本的选取。为建立准确可靠的模型,将模型所用数据集随机分为两个不同的样本,作为训练样本和测试样本。其中训练样本包含大约80%的数据点(约260个数据点),用于模型开发和学习 CO_2 -原油体系最小混相压力的物理规律。测试样本包括剩余20%的数据点(大约65个数据点),用于评估模型的准确性和有效性。第三步,建立 CO_2 -原油体系最小混相压力模型。GPR-DE模型在编程软件MATLAB环境下实现,其中DE用来优化GPR中的超参数,使模型精确度更好,构建模型的流程如图1所示。

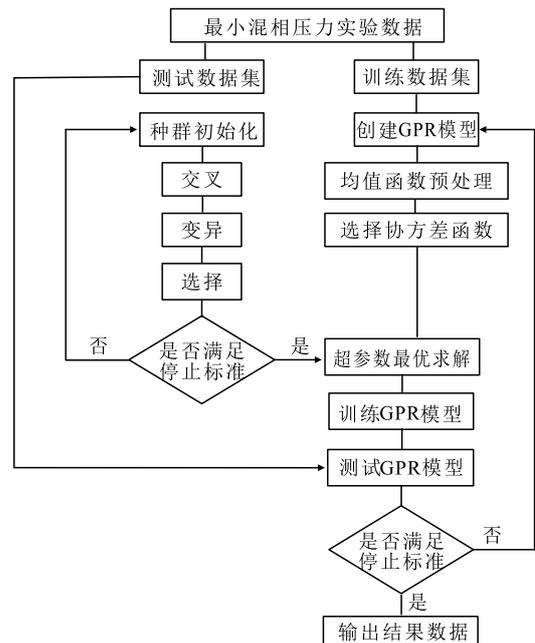


图1 GPR-DE模型流程
Fig.1 Flow chart of GPR-DE model

2 结果与讨论

2.1 GPR-DE模型预测结果

由于样本量过大,从预测结果中选取了15组代表性数据进行分析。由表2可知,模型预测结果与实验数据接近,为更加准确评价模型的误差,利用统计误差分析和图形误差分析来评价GPR-DE模型预测精确度。

表2 GPR-DE模型部分预测结果
Table2 Partial prediction results of GPR-DE model

注入气体组分摩尔含量(%)					注入气体的 临界温度(K)	油藏温 度(K)	挥发组分/ 中间组分	MWC ₅₊ (g/mol)	实验数 据(MPa)	预测结 果(MPa)
CO ₂	H ₂ S	C ₁	C ₂ -C ₅	N ₂						
45	45	10	0	0	323.95	331.98	187.80	0.74	10.38	10.39
80	0	0	20	0	304.41	322.04	187.27	1.50	9.66	9.12
80	0	0	20	0	304.41	338.71	187.27	1.50	10.50	10.42
90	0	0	10	0	304.29	322.04	187.27	1.50	10.07	9.15
80	0	0	20	0	304.41	322.04	187.27	1.50	7.93	9.11
86.4	0	10.7	2.9	0	292.05	346.48	227.00	7.71	23.09	23.13
90.84	0	7.97	0.99	0.2	294.77	353.15	165.59	4.62	16.1	16.72
92.5	0	7.5	0	0	295.65	327.59	185.83	0.14	10.35	10.396
95	0	4.9	0	0.1	298.43	344.26	207.90	0.32	16.83	16.81
92.5	0	7.5	0	0	295.65	327.59	185.83	0.14	10.4	10.93
100	0	0	0	0	304.17	377.55	153.96	1.77	22.00	21.91
100	0	0	0	0	304.17	355.35	261.64	0.33	21.35	21.16
100	0	0	0	0	304.17	327.55	168.39	1.01	11.8	11.78
100	0	0	0	0	304.17	330.93	202.61	0.42	11.7	11.79
100	0	0	0	0	304.17	385.37	213.5	1.16	24.1	23.70

2.1.1 统计误差分析

为了综合评价GPR-DE模型预测结果的准确性和精确度,对模型预测结果的平均绝对相对误差、平均相对误差、均方根误差、标准差、平方相关系数等误差参数进行了综合误差研究。其表达式分别为:

$$APRE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_i \quad (19)$$

其中:

$$E_i = \left[\frac{MMP_{iexp} - MMP_{ipred}}{MMP_{iexp}} \right] \quad (20)$$

$$AAPRE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |E_i| \quad (21)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (MMP_{iexp} - MMP_{ipred})^2} \quad (22)$$

$$SD = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \left(\frac{MMP_{iexp} - MMP_{ipred}}{MMP_{iexp}} \right)^2} \quad (23)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (MMP_{iexp} - MMP_{ipred})^2}{\sum_{i=1}^N (MMP_{ipred} - averageMMP_{pred})^2} \quad (24)$$

分析各项误差参数,结果表明,平均绝对相对误差的大小最有说服力,平均绝对相对误差越小,模型的精确度越高。GPR-DE模型计算的平均绝对相对误差为2.060%,标准差为0.053 2,平均相对误

差为-0.183%,均方根误差为0.655。

2.1.2 图形误差分析

将GPR-DE模型预测的最小混相压力与实验获得的最小混相压力交会(图2),数据点在45°线(X=Y)附近集中分布,证明其精确度较高。另外,还可以用模型的相关系数平方(R²)来表示,其值越大,模型精确度越高。由图2可以看出,R²为0.984 7,证明GPR-DE模型精确度较高。预测结果数据点在0°线附近集中(图3),也证明GPR-DE模型精确度较高。

2.2 与现有模型的对比

2.2.1 统计误差对比

现有预测模型多数仅能预测纯CO₂-原油体系

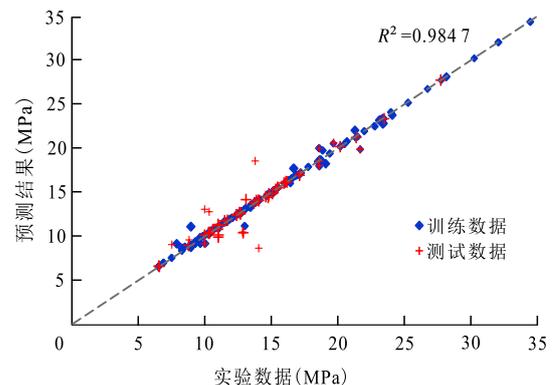


图2 GRE-DE模型数据交会图

Fig.2 Data crossplot of GRE-DE model

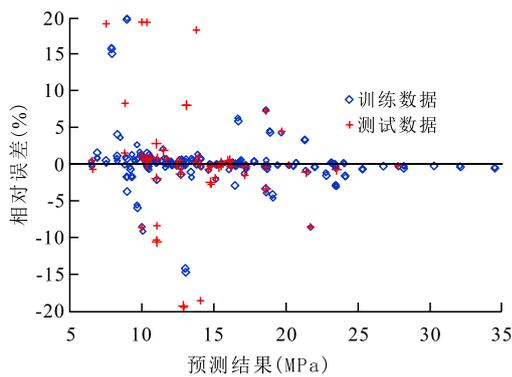


图3 GRE-DE模型结果相对误差

Fig.3 Relative error of GRE-DE model results

最小混相压力,而本文提出的GPR-DE模型既可以预测纯CO₂-原油体系最小混相压力,还能预测非纯CO₂-原油体系最小混相压力。为证明其精确度,对比部分文献模型预测结果的统计误差。由表3可以看出,ANFIS-PSO,ANFIS-GA提出的模型精确度较高。GLASO和KAMARI提出的模型精确度低。本文提出的GPR-DE模型的平均绝对相对误差为2.060%,平均相对误差为-0.183%,均方根误差为

0.655,整体上来看误差小。因此,本文提出的GPR-DE模型精确度高于其他模型。

2.2.2 图形误差对比

分别绘制GPR-DE模型、ANFIS-PSO模型及YELLIG,SHOKIR和LEE提出的模型预测结果交会图,并对比其相关系数平方。由图2和图4—图7可看出,本文提出的GPR-DE模型的相关系数平方(R^2 为0.9847)最大,证明GPR-DE模型的精确度较高。

2.3 参数敏感性分析

为验证模型的有效性和可靠性,需要证明模型预测结果与实验数据随各变量的变化趋势是一致的。分析油藏温度、原油中C₅₊组分的分子质量、挥发组分/中间组分和注入气体临界温度4个输入参数的敏感性。

由图8—图11可看出,模型预测结果与实验数据呈较好的一致性。模型预测的最小混相压力随着油藏温度、原油中C₅₊组分的分子质量、挥发组分/中间组分的增大而增大,随着注入气体临界温度的增大而降低,证明本文提出的GPR-DE模型可靠。

表3 不同模型预测结果的统计误差对比
Table3 Comparison between statistical errors in prediction results of different models

模型	平均绝对相对误差(%)	平均相对误差(%)	均方根误差	标准差
YELLIG(SEBASTIAN) ^[18]	18.34	7.55	4.41	0.236 0
YELLIG(ALSTON) ^[18]	19.61	12.67	4.71	0.248 7
ALSTON ^[19]	19.57	0.10	4.68	0.253 8
ALSTON(SEBASTIAN) ^[19]	21.77	4.37	5.23	0.293 1
SHOKIR ^[8]	24.67	7.18	5.12	0.315 0
KAMARI ^[10]	27.30	-10.44	5.27	0.183 1
FATHINASAB and AYATOLLAHI ^[12]	12.17	2.45	2.53	0.158 7
ANFIS-BP ^[13]	10.87	-3.85	1.98	0.019 6
ANFIS-PSO ^[13]	7.53	-1.36	1.68	0.012 1
ANFIS-GA ^[13]	8.10	-0.85	1.61	0.012 2
ANFIS-ACO ^[13]	9.16	-2.18	1.87	0.015 0
ANFIS-DE ^[13]	11.49	-1.19	2.03	0.021 3
GLASO(ALSTON) ^[20]	29.04	-13.29	5.47	0.360 3
GLASO(SEBASTIAN) ^[20]	31.83	-21.31	5.77	0.410 0
CRONQUIST(SEBASTIAN) ^[21]	21.97	-13.84	4.53	0.301 4
CRONQUIST(ALSTON) ^[21]	22.08	-8.00	4.65	0.295 2
ORR(SEBASTIAN) ^[22]	18.21	-4.9	4.33	0.252 0
ORR(ALSTON) ^[22]	18.79	-0.71	4.72	0.252 9
LEE(SEBASTIAN) ^[23]	18.46	-2.33	4.15	0.251 0
LEE(ALSTON) ^[23]	18.55	2.33	4.25	0.249 7
GPR-DE	2.060	-0.183	0.655	0.053 2

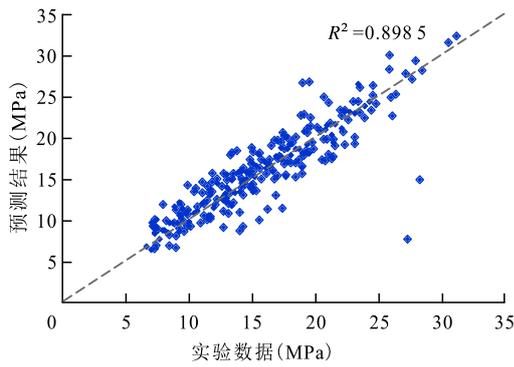


图4 ANFIS-PSO模型结果交会图

Fig.4 Crossplot of ANFIS-PSO model results

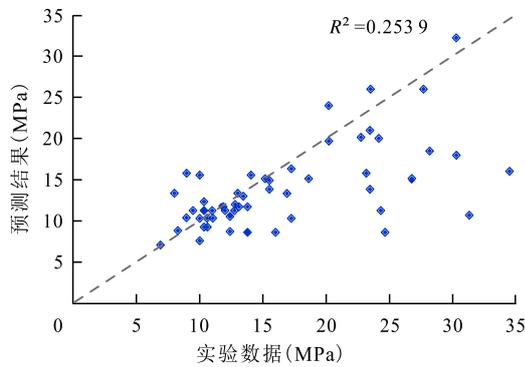


图5 YELLIG模型结果交会图

Fig.5 Crossplot of YELLIG model results

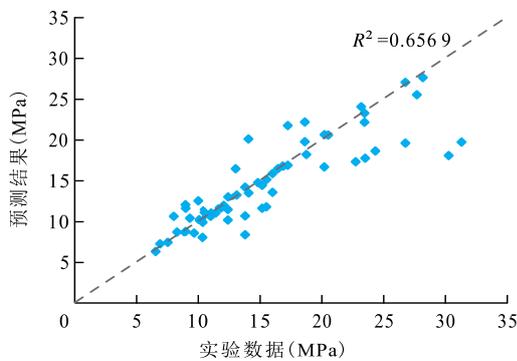


图6 SHOKIR模型结果交会图

Fig.6 Crossplot of SHOKIR model results

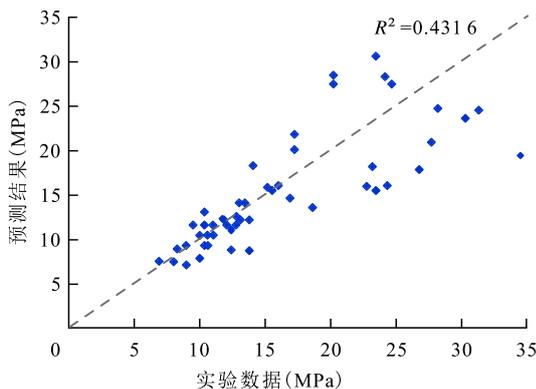


图7 LEE模型结果交会图

Fig.7 Crossplot of LEE model results

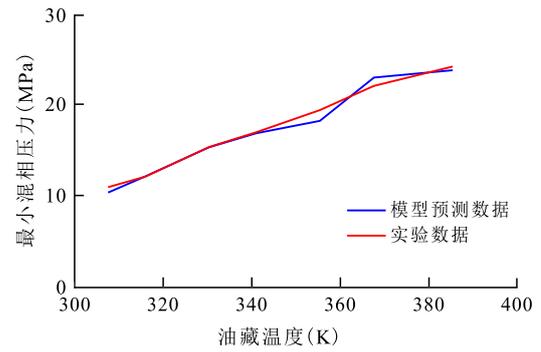


图8 最小混相压力随油藏温度的变化

Fig.8 Relationship between minimum miscibility pressure and reservoir temperature

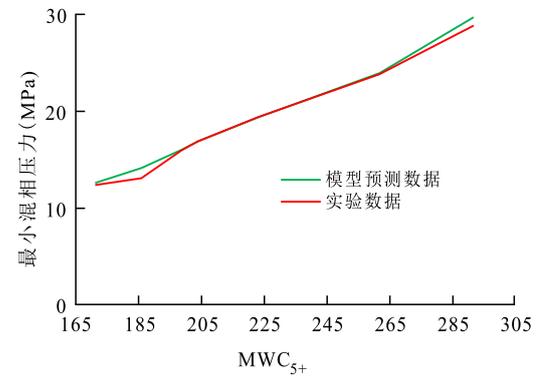


图9 最小混相压力随MWC₅₊的变化

Fig.9 Relationship between minimum miscibility pressure and MWC_{5+}

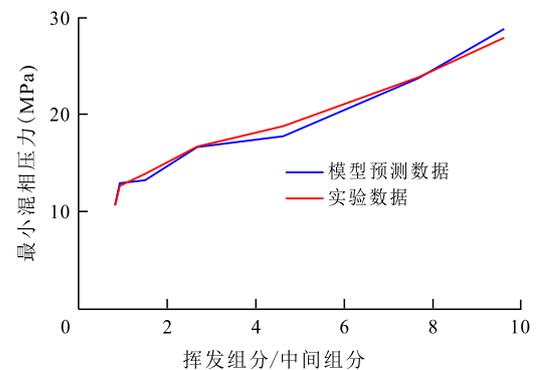


图10 最小混相压力随挥发组分/中间组分的变化

Fig.10 Relationship between minimum miscibility pressure and volatile components/intermediate components

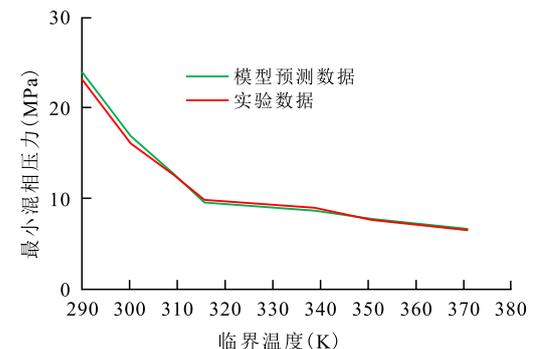


图11 最小混相压力随注入气体的临界温度的变化

Fig.11 Relationship between minimum miscibility pressure and critical temperature

3 结论

利用统计误差和图形误差评价 GPR-DE 模型的精确度,并与现有模型的预测结果进行了对比。结果表明,GPR-DE 模型预测最小混相压力精确度最高,平均绝对相对误差仅为 2.060%,在现有模型中误差最低。通过分析参数敏感性、统计误差和图形误差,验证了模型的有效性和可靠性。GPR-DE 模型具有容易实现、精确度高、收敛速度快、鲁棒性强、使用范围广等优点,不仅可以用于预测 CO₂-原油体系最小混相压力,还可以预测其他气体和原油体系最小混相压力,为最小混相压力的预测提供了一个简单、便捷、精确度高的新方法。

符号解释

$averageMMP_{pred}$ ——模型预测值的平均值,MPa;
 $AAPRE$ ——平均绝对相对误差百分比,%;
 $APRE$ ——平均相对误差百分比,%;
 $cov(y_*)$ ——测试数据 x_* 对应预测值 y_* 的方差;
 C ——噪声观测矢量;
 C_R ——交叉概率;
 D ——训练数据集;
 DE ——差分进化算法;
 E_i ——相对误差百分比,%;
 $E[f(x)]$ ——期望函数;
 F ——缩放因子;
 $f(x)$ ——高斯过程回归函数;
 GP ——高斯过程;
 GPR ——高斯过程回归;
 I_n —— n 维单位矩阵;
 i, j ——个体的第 i, j 个分量;
 $k(x, x')$ ——协方差函数;
 $k(x_*, x_*)$ ——测试点 x_* 本身的协方差;
 $K(X, X)$ —— n 阶对称正定的协方差矩阵;
 $K(X, x_*)$ ——训练数据 X 与测试数据 x_* 之间的 n 维列向量;
 l ——方差尺度;
 $L(\theta)$ ——负对数似然函数;
 $m(x)$ ——均值函数;
 MMP ——最小混相压力,MPa;
 MMP_{iexp} ——第 i 组最小混相压力实验数据,MPa;
 MMP_{ipred} ——第 i 组最小混相压力预测值,MPa;
 MWC_{S_* ——原油中 C_{S_*} 组分的分子质量,g/mol;
 N ——构建模型数据个数,取值为 325;
 N_p ——种群规模;

$randn(i)$ ——1, 2, ..., N 之间的随机量;
 $rand(j)$ ——[0,1] 之间的随机数;
 R^2 ——相关系数平方;
 $RMSE$ ——均方根误差;
 SD ——标准差;
 t ——种群代数;
 $U_{i,j}^{t+1}$ ——交叉后得到的种群;
 $v_{i,j}^{t+1}$ ——变异后得到的种群;
 x_i —— D 中第 i 个输入变量;
 x_i^t ——选择后的个体;
 $x_{i,j}^t$ ——交叉后的个体;
 $x_{r_1}^t, x_{r_2}^t, x_{r_3}^t$ ——初始种群中随机选择的 3 个个体;
 x_* ——测试数据 X_* 中的测试点;
 X ——训练数据;
 X_* ——测试数据;
 y ——训练数据 X 对应的输出;
 y_i —— D 中第 i 个输出结果;
 y_* ——测试点 x_* 对应的预测值;
 \bar{y}_* ——测试点 x_* 对应预测值 y_* 的平均值;
 α ——估计参数;
 θ ——模型的超参数;
 θ_i ——模型的第 i 个超参数;
 ε ——服从高斯分布的噪声;
 σ_f^2 ——信号方差;
 σ_n^2 ——噪声方差。

参考文献

- [1] RATHMEL J J, STALKUP F I, HASSINGER R C. A laboratory investigation of miscible displacement by carbon dioxide [C]. SPE 3483, 1971.
- [2] CHRISTIANSEN L, HAINES K. Rapid measurement of minimum miscibility pressure with the rising-bubble apparatus [J]. SPE Journal, 1987, 2(10): 523-527.
- [3] HOLM L W, JOSENDAL V A. Mechanisms of oil displacement by carbon dioxide [J]. Journal of Petroleum Technology, 1974, 26(12): 1 427-1 438.
- [4] RAO D N. A new technique of vanishing interfacial tension for miscibility determination [J]. Fluid Phase Equilibria, 1997, 139(12): 311-324.
- [5] ELSHARKAWY A M, POETTSMANN F H, CHRISTIANSEN R L. Measuring CO₂ minimum miscibility pressures: slim-tube or rising-bubble method [J]. Energy & Fuels, 1996, 10(2): 443-449.
- [6] HUANG Y, HUANG G, DONG M, et al. Development of an artificial neural network model for predicting minimum miscibility pressure in CO₂ flooding [J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2003, 37: 83-95.
- [7] EMERA K, SARMA K. Use of genetic algorithm to estimate CO₂-oil minimum miscibility pressure—a key parameter in design of CO₂ miscible flood [J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2005, 46(12): 37-52.

- [8] SHOKIR E M. CO₂-oil minimum miscibility pressure model for impure and pure CO₂ streams [J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2007, 58(12): 173-185.
- [9] SHOKROLLAHI A, ARABLOOR M, GHARAGHEIZI F, et al. Intelligent model for prediction of CO₂-reservoir oil minimum miscibility pressure [J]. *Fuel*, 2013, 112: 375-384.
- [10] KAMARI A, ARABLOO M, SHOKROLLAHI A, et al. Rapid method to estimate the minimum miscibility pressure (MMP) in live reservoir oil systems during CO₂ flooding [J]. *Fuel*, 2015, 153: 310-319.
- [11] MOUSAVI S A. Minimum miscibility pressure prediction based on a hybrid neural genetic algorithm [J]. *Chemical Engineering Research and Design*, 2008, 86(2): 173-185.
- [12] FATHINASAB M, AYATOLLAHI S. On the determination of CO₂-crude oil minimum miscibility pressure using genetic programming combined with constrained multivariable search methods [J]. *Fuel*, 2016, 173: 180-188.
- [13] ABDORREZA K T, SASSAN H. Application of adaptive neuro fuzzy interface system optimized with evolutionary algorithms for modeling CO₂ crude oil minimum miscibility pressure [J]. *Fuel*, 2017, 205: 34-45.
- [14] 何志昆, 刘光斌, 赵曦晶, 等. 高斯过程回归方法综述 [J]. *控制与决策*, 2013, 28(8): 1 121-1 129, 1 137.
HE Zhikun, LIU Guangbin, ZHAO Xijing, et al. Overview of Gaussian process regression [J]. *Control and Decision*, 2013, 28(8): 1 121-1 129, 1 137.
- [15] 王建民, 张锦. 基于高斯过程回归的变形智能预测模型及应用 [J]. *武汉大学学报: 信息科学版*, 2018, 43(2): 248-254.
WANG Jianmin, ZHANG Jin. Deformation intelligent prediction model based on Gaussian process regression and its application [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(2): 248-254.
- [16] RAINIER S, KENNETH P. Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces [J]. *Journal of Global Optimization*, 1997, 11(4): 341-369.
- [17] 丁青锋, 尹晓宇. 差分进化算法综述 [J]. *智能系统学报*, 2017, 12(4): 431-442.
DING Qingfeng, YIN Xiaoyu. Research survey of differential evolution algorithm [J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2017, 12(4): 431-442.
- [18] YELIG W F, METCALFE R S. Determination and prediction of CO₂ minimum miscibility pressures [J]. *Journal of Petroleum Technology*, 1980, 32(1): 160-168.
- [19] ALSTON R B, KOKOLIS G P, JAMES C F. CO₂ minimum miscibility pressure: a correlation for impure CO₂ streams and live oil systems [J]. *Society of Petroleum Engineers Journal*, 1985, 25(2): 268-274.
- [20] GLASO O. Generalized minimum miscibility pressure [J]. *SPE Journal*, 1985, 25(6): 927-934.
- [21] CRONQUIST C. Carbon dioxide dynamic displacement with light reservoir oil [J]. *SPE Journal*, 1978, 35(9): 981-989.
- [22] ORR F M, JENSEN C M. Interpretation of pressure-composition phase diagrams for CO₂/crude-oil systems [J]. *SPE Journal*, 1984, 24(5): 485-497.
- [23] LEE J. Effectiveness of carbon dioxide displacement under miscible and immiscible conditions [R]. Calgary: Petroleum Recovery Institute, 1979.

编辑 单体珍