

引用格式:李涛,美合日阿依·穆太力普,薛福生,等.基于BP神经网络的咸水黏度预测及其对渗流的影响[J].油气地质与采收率,2025,32(1):152-161.

LI Tao, MEIHERIAYI Mutailipu, XUE Fusheng, et al. Brine water viscosity prediction based on BP neural network and its effect on flow[J]. Petroleum Geology and Recovery Efficiency, 2025, 32(1): 152-161.

基于BP神经网络的咸水黏度预测及其对渗流的影响

李涛^{1,2}, 美合日阿依·穆太力普^{1,2}, 薛福生^{1,2}, 李延静^{1,2}, 敬嘉琦^{1,2}

(1.西北能源碳中和教育部工程研究中心,新疆乌鲁木齐830017; 2.新疆大学电气工程学院,新疆乌鲁木齐830017)

摘要:在碳中和背景下,采用CO₂咸水层封存技术来实现碳减排目标时,咸水黏度对储层中的CO₂-咸水两相渗流过程有着直接的影响。目前,基于压力影响的黏度预测方法仍有待完善。使用最小二乘法、BP神经网络和基于遗传算法的BP神经网络,将咸水黏度分别当作温度、质量摩尔浓度的二元函数以及温度、质量摩尔浓度、压力的三元函数优化了现有的计算方法,建立了考虑压力影响的黏度预测优化模型。在获得最佳的预测方式后,基于COMSOL软件的水平集方法系统分析了黏度对渗流的影响。研究表明,采用最小二乘法可以对现有的经验公式进行一定优化,但是效果不明显;采用二元BP神经网络可以将预测精度提高45.20%,考虑压力后采用三元BP神经网络可以将预测精度提高57.32%。因此,在实验数据充足的情况下,基于BP神经网络模型可以得到较大压力范围内可靠的咸水黏度值;由于经验公式法能够预测黏度变化趋势,在缺乏相应实验数据的情况下,可通过经验公式法获得咸水黏度值。此外,通过仿真结果可以发现,黏度会影响流体在流道的分布,进而影响流动速度,黏度比越大,出口平均速度波动越小且更快地趋于平稳;而且黏度比越大,残余水饱和度越小,越有利于驱替过程的进行,二者呈对数函数的关系。

关键词:咸水黏度;BP神经网络;压力;渗流模拟;CO₂咸水层封存

文章编号:1009-9603(2025)01-0152-10

DOI:10.13673/j.pgre.202311030

中图分类号:TE312

文献标识码:A

Brine water viscosity prediction based on BP neural network and its effect on flow

LI Tao^{1,2}, MEIHERIAYI Mutailipu^{1,2}, XUE Fusheng^{1,2}, LI Yanjing^{1,2}, JING Jiaheng^{1,2}

(1. Engineering Research Center of Northwest Energy Carbon Neutrality, Ministry of Education, Urumqi, Xinjiang, 830017, China; 2. School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang, 830017, China)

Abstract: In the context of carbon neutrality, brine water viscosity directly influences the CO₂-brine water two-phase flow process in the reservoir when the technology of CO₂ storage in brine water reservoirs is used to achieve carbon reduction targets. Currently, the viscosity prediction method based on the pressure effect still needs to be improved. In this study, the existing calculation methods were optimized by using the least squares method, BP neural network, and BP neural network based on a genetic algorithm. The brine water viscosity was taken as a binary function of temperature and molar concentration, as well as a ternary function of temperature, molar concentration, and pressure, respectively, and an optimized model of viscosity prediction considering the effect of pressure was established. Then, the optimal prediction was obtained, and the effect of viscosity on flow was systematically

收稿日期:2023-11-03。

作者简介:李涛(1995—),男,甘肃通渭人,硕士,从事二氧化碳地质封存与资源化利用研究。E-mail:otaly1114@stu.xju.edu.cn。

通信作者:美合日阿依·穆太力普(1989—),女,新疆喀什人,副教授,博士。E-mail:mhriay@xju.edu.cn。

基金项目:新疆维吾尔自治区中央引导地方科技发展专项“新疆高碳排放行业碳中和和关键技术及工程应用项目课题”(ZYD2022C16),新疆维吾尔自治区重点研发专项课题“区域CCUS源汇匹配优化路径及二氧化碳捕集与强化驱油关键技术”(2022B01033-2),新疆维吾尔自治区自然科学基金青年项目“基于低温多效蒸馏技术(MED)的矿井水淡化中盐水热力学特性研究”(2021D01C089),国家自然科学基金项目“致密层CO₂地质封存强化采水多相界面演化与孔渗特性变化研究”(52366010),新疆维吾尔自治区高校基本科研项目“基于相平衡理论的CO₂与咸水溶解-酸化特性研究”(XJEDU2023P026)。

analyzed based on the level-set method of COMSOL software. The results show that the existing empirical formula could be optimized using the least squares method, but the effect is not apparent. After considering the pressure, the prediction accuracy can be improved by 45.2% using the binary BP neural network and by 57.32% using the binary BP neural network. Therefore, in the case of sufficient experimental data, reliable brine water viscosity values can be obtained in a wide range of pressures based on the BP neural network model. In the absence of the corresponding experimental data, the brine water viscosity values can be obtained by the empirical formula method because the empirical formula method can predict the trend of viscosity change. In addition, it can be found that the viscosity affects the distribution of the fluid in the flow channel through the simulation results, which in turn affects the flow velocity. A larger viscosity ratio indicates a minor fluctuation of the average velocity at the outlet and faster stability, and a larger viscosity ratio indicates smaller residual water saturation, which is more favorable for the replacement process, and the two are in a logarithmic function of the relationship.

Key words: brine water viscosity; BP neural network; pressure; flow simulation; CO₂ storage in brine water reservoir

二氧化碳等温室气体的大量排放造成温室效应,对全球气候变化产生了显著影响。为了应对气候变化,减少温室气体排放成为全球共同努力的目标。二氧化碳捕集、利用与封存(CCUS)技术被广泛认为是减少温室气体排放的重要手段,得到了各国政府和国际组织的关注和支持。而咸水层分布广泛、容量巨大,成为最具潜力的CO₂地质封存体^[1-2]。在将CO₂注入咸水层封存的过程中,储层中的咸水(主要成分是NaCl)黏度对渗流过程以及驱替效率有举足轻重的影响^[3-6]。

DANA等通过压汞法和吸附法研究发现,当黏度比 < 1 时,即使润湿液黏度高于水的20倍,气体相对渗透率仍保持不变^[7];但是JEONG等通过非稳态实验研究发现,随着黏度比的增大CO₂相对渗透率增大,并将其归结为水力耦合效应^[8]。BENNION等通过总结加拿大西部阿尔伯塔省埃德蒙顿西南部Wabamun湖区6种地层的水-CO₂相对渗透率数据,分析发现水和CO₂之间的黏度比与最大CO₂饱和度和端点CO₂相对渗透率有良好的相关性,即黏度比越大(越有利),驱替效果越好^[9]。因此,准确测量或者评估对应储层环境下咸水黏度至关重要。

目前,咸水黏度的获取方法有实验测量和模型预测2种。其中,实验测量方法主要包括落球法(Fall-ball viscometer)、旋转黏度计(Rotational viscometer)、振动黏度计(Vibration viscometer)、声波传播法(Acoustic wave propagation method)以及磁力黏度计(Magnetic viscometer)^[10-11]。尽管选择合适的实验方法可以获得准确的结果,但都存在一定的局限性,如成本较高、时间较长、代表性不足以及操作难度较大等^[12-13]。因此,众多学者致力于在现有实验数据的基础上得到可靠的经验公式或者预测模型,弥补实验方法的不足,增强其普适性^[14-18]。

对于高浓度NaCl溶液,通常使用琼斯和多尔方程描述黏度随浓度的变化^[19];SURYANARAYANA等测量了温度从30 °C至55 °C,质量摩尔浓度从1 mol/kg至饱和的NaCl溶液的黏度,提出了NaCl溶液黏度与摩尔分数比值之间满足指数关系^[20];KOROSI和FABUSS使用扩展形式的Jones-Dole方程^[21]。以上方程仅适用于所述浓度和温度范围内的插值和机器计算。FALKENHAGEN等开发的理论方程可用于预测NaCl溶液的黏度,但仅限于稀释溶液^[22]。OZBEK等经过整合大量来源可靠的实验数据,得到了关于温度和浓度的二元经验公式^[21];ALEKSANDROV等在考虑了压力的影响后,将NaCl溶液的黏度表示为关于水的相对黏度,但是该经验公式过于复杂^[23]。OZBEK等提出的经验公式由于较好的预测效果,一直被广泛应用于咸水黏度的计算^[5]。该经验公式在给定条件下能够快速计算出对应的咸水黏度,但是,其与实验数据的偏差约为1.5%,且未能考虑压力对于黏度的影响。当温度和浓度一致,而压力存在较大差距时,该经验公式计算得出的黏度值与实验值出现较大偏差。

针对上述问题,基于BP神经网络提出了一种新的模型预测方法,该方法考虑了压力对咸水黏度的影响,可以有效提高计算值的可靠性。此外,基于水平集方法在COMSOL Multiphysics 6.0软件(简称COMSOL)中展开了CO₂-咸水在咸水层的流固耦合渗流模拟^[24],系统分析了黏度对CO₂驱替咸水过程的影响,以期CO₂驱替咸水层封存工程实践提供理论指导。

1 数据来源与计算方法

1.1 数据来源

NaCl溶液黏度参数来自OZBEK等整合的1 259

组可靠的实验数据,其温度为0~154 °C,压力为0.1~31.54 MPa,质量摩尔浓度为0~6.5 mol/kg^[21]。通过随机选取,将其中1 000组数据作为训练集,剩余的259组作为测试集。

1.2 计算方法

1.2.1 最小二乘法

最小二乘法是一种优化算法,其通过最小化误差平方和的方式来寻找最佳函数匹配。这种算法在估计未知数据方面具有简便性,并能确保估计结果与实际数据之间的误差平方和最小^[25]。其基本思路如下:

$$f(x) = \alpha_1\varphi_1(x) + \alpha_2\varphi_2(x) + \dots + \alpha_l\varphi_l(x) \quad (1)$$

式中: $f(x)$ 为拟合函数; x 为自变量; α_k 为待定系数, $k=1,2,\dots,l$; $\varphi_k(x)$ 为事先选定的一组线性无关的函数。

拟合准则是使目标函数 y_i 与待拟合函数 $f(x_i)$ 距离的平方和最小($i=1,2,\dots,n,l < n$),称为最小二乘准则^[26]。

1.2.2 BP神经网络算法

BP神经网络是1986年由RUMELHART等为首的科学家提出的概念^[27],是一种无需事先确定输入输出之间映射关系的数学方程,仅通过自身的训练学习某种规则,在给定输入值时得到最接近期望输出值的结果的一种多层前馈神经网络^[28],其示意图1a。基本思想是梯度下降法,利用梯度搜索技术,以期使网络的实际输出值和期望输出值的误差(均方差)为最小^[29]。

1.2.3 基于遗传算法改进的BP神经网络算法

在BP训练过程中,很容易出现陷入局部最小

值的情况,所以引入遗传算法进行优化。基于遗传算法改进的BP神经网络算法(GA-BP算法)的主要思路为:通过遗传算法的全局寻优能力获得最优的BP神经网络的初始权值和阈值,将其作为BP神经网络的初始权值和阈值,然后进行训练以避免陷入局部最小值^[30-31]。BP神经网络算法中的初始权值和阈值作为遗传算法个体的基因值,个体长度即为BP神经网络中权值和阈值的个数,每个基因即代表一个权值或阈值,基因上的数值就是BP神经网络中连接权值或阈值的真实值,如此便组成了遗传算法中的一个染色体。一定数量的染色体作为遗传算法训练的初始种群,再经过遗传算法的选择运算、交叉运算、变异运算等迭代过程后获得一个最优个体,然后以最优个体作为BP神经网络的初始参数进行训练,示意图1b。

2 黏度的计算

2.1 考虑温度和浓度的黏度

由于开发地热资源需要根据NaCl水溶液和其他电解质溶液的基本能量特性进行科学和工程计算,OZBEK等经过整合大量来源可靠的实验数据得到了经验公式,成为近些年来计算咸水黏度的主要方法,应用广泛,其表达式为^[21]:

$$\eta = C_1 + C_2 \exp(C_3 t) + C_4 \exp(C_5 m) + C_6 \exp[C_7(0.01t + m)] + C_8 \exp[C_9(0.01t - m)] \quad (2)$$

式中: η 为咸水黏度,mPa·s; C_1-C_9 为待定系数,其

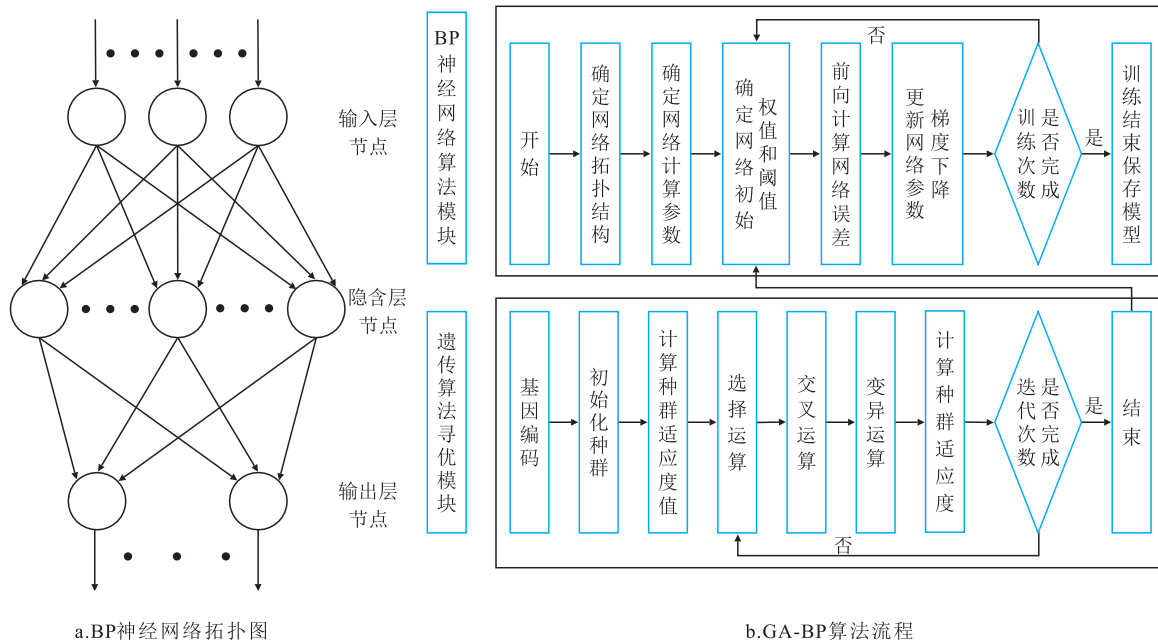


图1 BP神经网络拓扑图与GA-BP算法流程
Fig.1 BP neural network topology and GA-BP algorithm flowchart

值见表 1; t 为温度, $^{\circ}\text{C}$; m 为溶液的质量摩尔浓度, mol/kg 。

在给定条件下,该经验公式的确能够快速计算出对应的咸水黏度,但是,其与实验的偏差为 1.5% 左右。因此,对其进行优化,以提高预测精度。

2.1.1 经验公式优化

首先使用 MATLAB 软件内置的 Curving Fitting Tools(简称 cft 拟合工具)对经验公式(式(2))进行优化,优化结果见图 2。优化后的各项参数见表 1,计算其均方根误差(0.013 5)发现精度无法得到提高。之后选用最小二乘法对经验公式(式(2))进行优化。通过调整公式参数初始值和上下限优化后的参数(表 1),由优化效果(图 3a)可以发现,优化后的预测值与经验公式(式(2))基本重合,且有相同

的预测精度(0.013 4),其均方根误差的对比结果见图 4。

2.1.2 二元 BP 神经网络拟合

为了有效提高预测精度,选用二元 BP 神经网络模型对咸水黏度进行拟合和预测。通过设置 setdemorandstream(pi) 函数固定神经网络初始权重和阈值^[32],采用经验公式确定隐含层节点个数,其表达式为:

$$hiddennum = (y + z)^{1/2} + a \quad (3)$$

式中: $hiddennum$ 为隐含层节点个数; y 为输入层节点个数; z 为输出层节点个数; a 为 1~10 之间的整数。

通过将终止条件设置为结果具有最小误差,循环寻优发现,当隐含层节点个数为 8 时,二元 BP 神

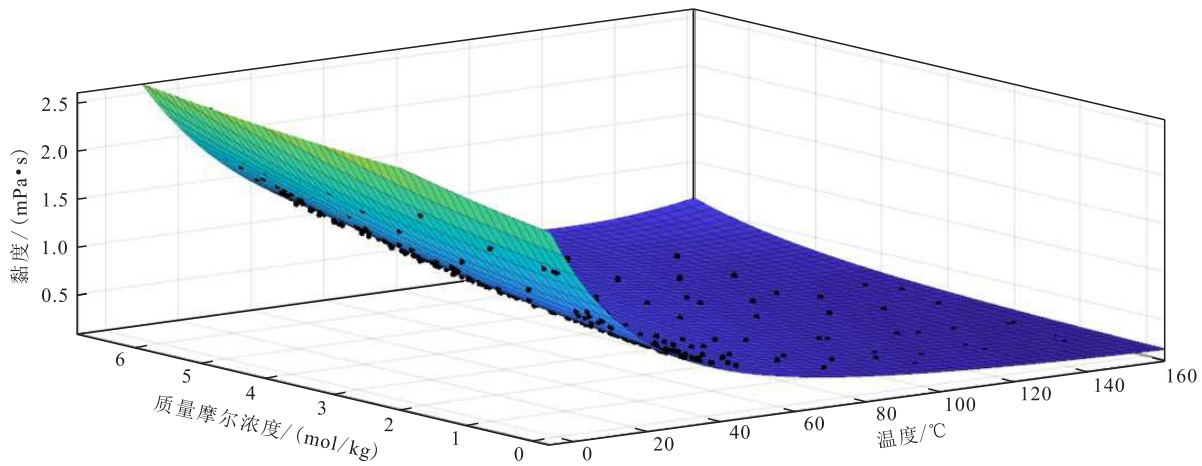


图2 cft 拟合工具优化经验公式
Fig.2 Curving fitting tools for optimizing empirical formula

表 1 公式优化前后参数

Table1 Parameters before and after formula optimization

方法	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	C_7	C_8	C_9
原经验公式	0.126 735	1.265 347	-0.042 967	-1.105 369	0.371 007	0.204 468	0.423 089	1.308 779	-0.325 983
cft 拟合工具优化后	0.126 615	1.267 020	-0.043 386	-1.103 522	0.372 975	0.200 799	0.427 481	1.314 171	-0.326 684
最小二乘法	0.126 854	1.271 025	-0.043 024	-1.094 524	0.371 397	0.202 914	0.422 813	1.296 449	-0.326 598

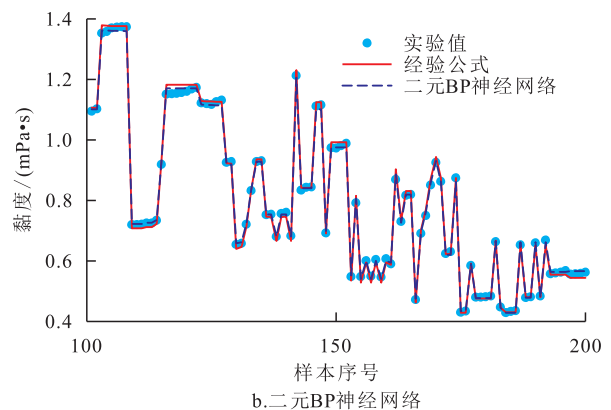
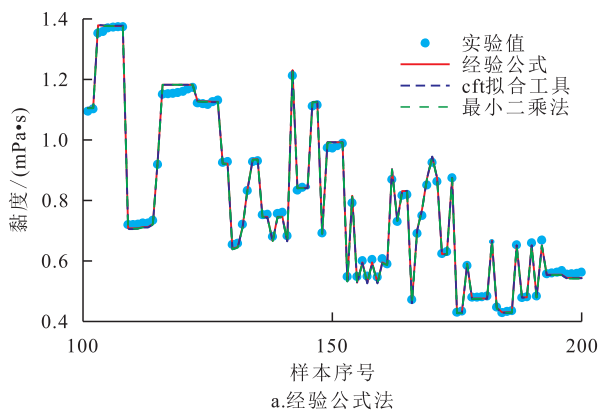


图3 未考虑压力拟合效果
Fig.3 Fitting effect without considering pressure

神经网络有最佳的预测效果(图 3b);且预测精度(均方根误差为 0.007 4)相比于经验公式法提高了 45.20%(图 4)。

在二元 BP 神经网络最佳隐含层节点数为 8 的基础上使用遗传算法对其进行优化,经调试发现设置种群规模为 110、遗传数为 400、交叉概率为 0.81、变异概率为 0.011 时(耗时 2 894 s),拥有最好的预测效果,其均方根误差为 0.006 859,相比于单纯的二元 BP 神经网络得到了一定优化。

2.2 考虑压力的黏度

统计不同温度-质量摩尔浓度下压力对黏度的影响(图 5)可以发现,黏度与压力基本呈正相关,且

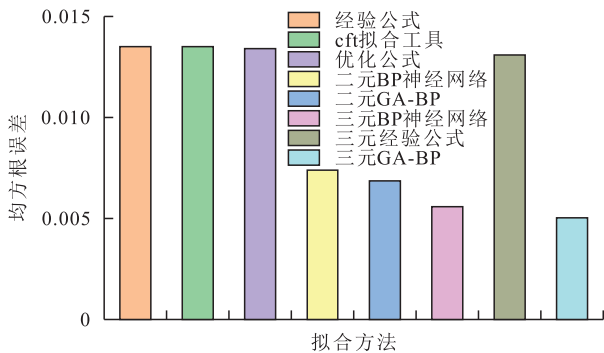


图 4 各种拟合方法均方根误差对比
Fig.4 Comparison of root mean square errors of various fitting methods

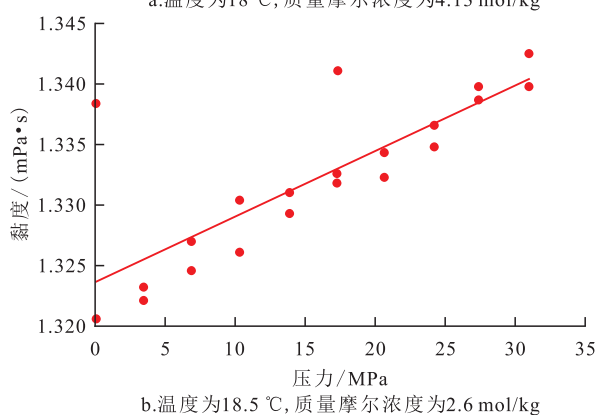
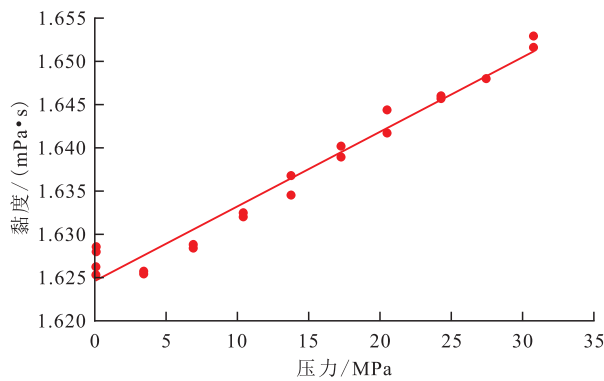


图 5 黏度与压力的关系
Fig.5 Relationship between viscosity and pressure

CO₂地质封存均在 7.38 MPa(超临界压力)以上环境中完成,因此将压力纳入咸水黏度的影响范围,在原来经验公式(式(2))的基础上加上咸水黏度的压力影响项 $f(p)$,即黏度是温度、压力、浓度的三元函数(以下简称三元经验公式):

$$f(p) = C_{10}p + C_{11} \quad (4)$$

式中: p 为压力,MPa; C_{10} 和 C_{11} 为待定参数。

采用最小二乘法对其进行拟合,通过调整公式参数初始值和上下限,优化后得到 C_1 — C_{11} 参数分别为 0.126 755、1.270 633、-0.430 38、-1.099 812、0.370 996、0.204 368、0.422 203、1.300 785、-0.032 633 4、0.000 05、0.005。计算后发现三元经验公式的均方根误差(0.013 1)相对于二元经验公式略有提高(图 4)。因此,在缺乏相应实验数据的情况下,可通过经验公式法获得咸水黏度值。

同时考虑温度、压力和质量摩尔浓度的影响,采用三元 BP 神经网络对咸水黏度进行预测,通过将终止条件设置为测试结果具有最小误差,循环寻优发现,当隐含层节点数为 11 时,三元 BP 神经网络有最佳的预测效果(图 6);且其预测精度(均方根误差为 0.005 6)相比于三元经验公式(均方根误差为 0.013 1)提高了 57.32%(图 4)。

在三元 BP 神经网络最佳隐含层节点数为 11 的基础上使用遗传算法对其进行优化,经调试发现设置种群规模为 180、遗传数为 280、交叉概率为 0.7、变异概率为 0.01 时(耗时 3 300 s),拥有最好的预测效果,其均方根误差为 0.005 04,相比于单纯的三元 BP 神经网络,其预测效果得到了一定优化。

综上所述,相对于经验公式,采用三元 BP 神经网络对咸水黏度进行预测的确可以有效提高精度,采用遗传算法优化后甚至可以更加精准,但是遗传算法的优化与迭代过程需要耗费大量的时间(一般为 30~60 min),综合考虑预测精度和耗费的时间,

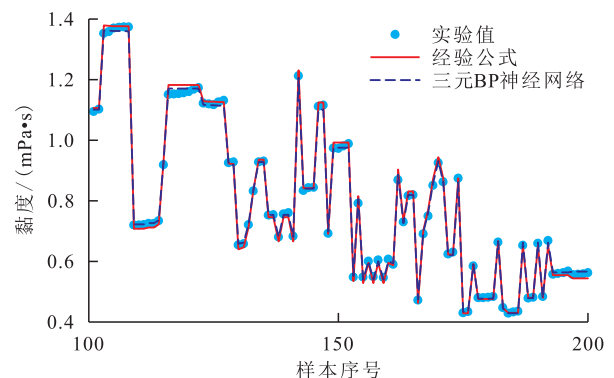


图 6 考虑压力拟合效果
Fig.6 Fitting effect considering pressure

选用三元BP神经网络对咸水黏度进行计算。

3 黏度对渗流过程的影响

在COMSOL中采用二维层流-水平集物理场,模拟CO₂驱替咸水的过程。在水平集方法中,分割2个相态流体界面传递的公式为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial \tau} + u \cdot \nabla \phi = \gamma \nabla \cdot \left(\epsilon_{1s} \nabla \phi - \phi(1-\phi) \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \quad (5)$$

式中: ϕ 为气液两相界面轮廓线,无量纲,在水中为0,在CO₂中为1; τ 为时间,s; u 为速度,m/s; γ 为决定重新初始化数量的参数,m³·s/kg; ϵ_{1s} 为2种流体间的界面厚度参数,m。

考虑界面张力及重力的影响,气液界面的迁移方程即N-S方程为:

$$\rho(u \cdot \nabla)u = \nabla \cdot \left[-p_0 \mathbf{I} + \mu(\nabla u + (\nabla u)^T) \right] + F + \rho g \quad (6)$$

式中: ρ 为密度,kg/m³; p_0 为入口压力,Pa; \mathbf{I} 为单位矩阵; μ 为动力黏度,Pa·s; F 为界面张力,N/m; g 为重力加速度,m/s²。

边界条件的设置见图7,其中右侧直线边界设置为速度入口, $u=0.3$ m/s;左侧直线边界设置为压力出口,其压力为0 Pa;驱替方向为由右往左,设置自左向右的重力加速度为9.8 m/s²。模型上下端直线边界设置为对称边界,其余所有边界均设置为无滑移润湿壁。模型初始条件为饱和咸水状态,咸水层温度为323.15 K,压力为12 MPa,接触角为0°^[33]。模拟所用物性参数包括:CO₂和咸水的密度分别为607.85和997.38 kg/m³,CO₂和咸水的黏度分别为

0.046 086和0.551 5 mPa·s,界面张力为26.8 mN/m。其中,咸水黏度来自考虑压力影响后三元BP神经网络的预测值。

在探讨黏度对渗流过程的影响时,通常使用黏度比进行研究。黏度比(M)一般指非润湿相黏度与润湿相黏度的比值,文中为CO₂与咸水黏度的比值。通过增大润湿相黏度和减小非润湿相黏度的方式改变黏度比,进而研究黏度比对渗流的影响。

3.1 黏度对速度的影响

随着驱替的进行,由 $M=0.084$ (即原始黏度比)条件下各个出口平均速度的变化(图8a)可以看出,靠近壁面的出口(出口1和出口6)速度较小且比较稳定,出口4速度波动最大。当孔隙中只剩束缚水时(时间为0.003 5 s),流动趋于稳定,各出口速度基本不再发生变化。选取受边界条件影响较小的出口3进行比较发现,黏度比越大($M \leq 1$ 时),出口平均速度波动越小且更快地趋于平稳(图8b)。这可能是因为黏度比越大($M \leq 1$ 时),两相拥有的相对黏度越小,由此带来的扰动也越小。

3.2 黏度对驱替过程的影响

由不同黏度流体在同一时刻的体积分布(图9)可见,当流体通过细窄喉道时,CO₂前端由于喉道毛管力阻碍作用会产生液滴分离。由于处于强水湿条件,CO₂在驱替过程中优先占据孔喉中间位置,并建立优势通道,逐渐完成驱替。同时可以发现,黏度比会影响流动过程流道的选取,进而影响驱替的进度:黏度比越小,“优势通道效应”越明显,CO₂溢出速度越快;随着黏度比增大,优势通道逐渐连通,波及范围增大^[6],CO₂溢出速度变慢。这可能是因为黏度比越小,表示两相流体的黏度差越大,CO₂越

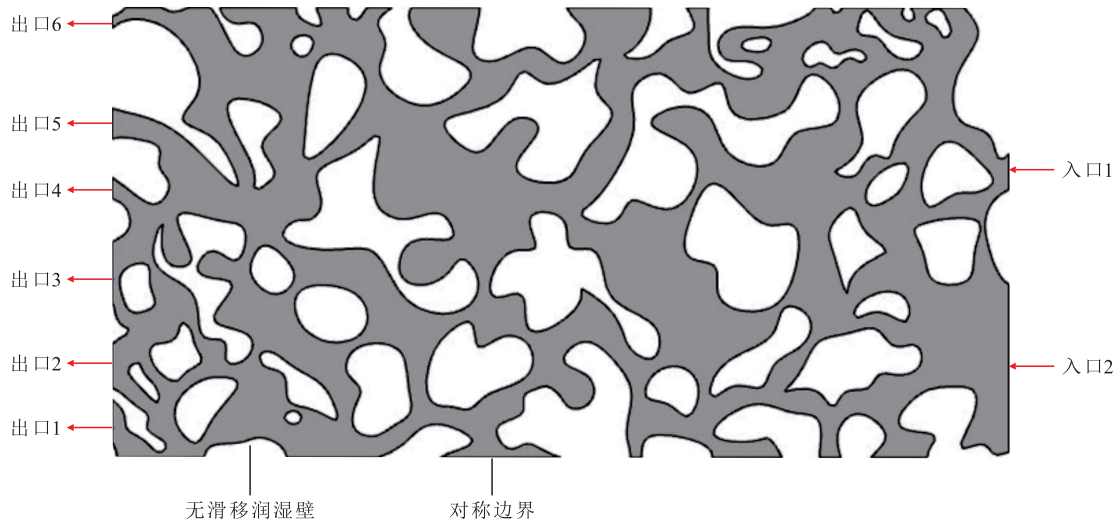


图7 边界条件设置

Fig.7 Boundary condition setting

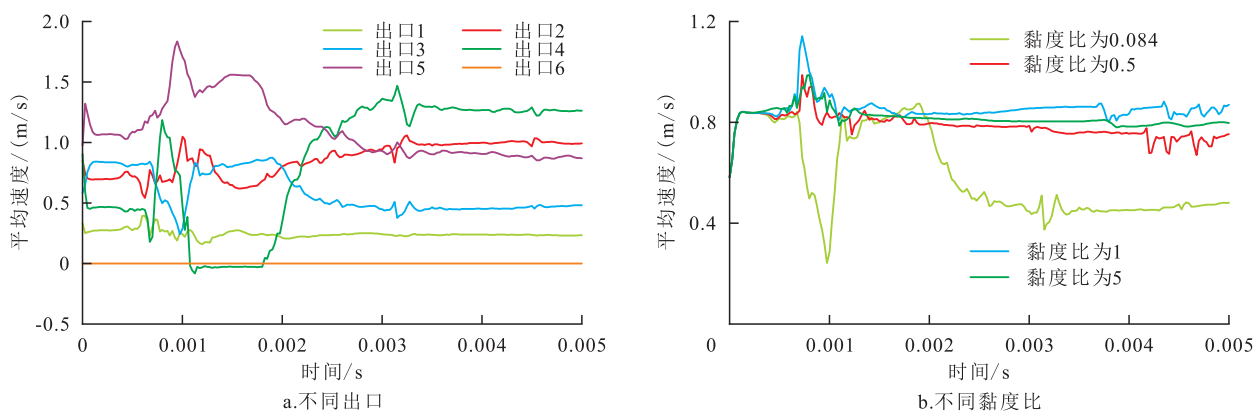


图8 黏度与出口速度的关系
Fig.8 Relationship between viscosity and velocity at outlet

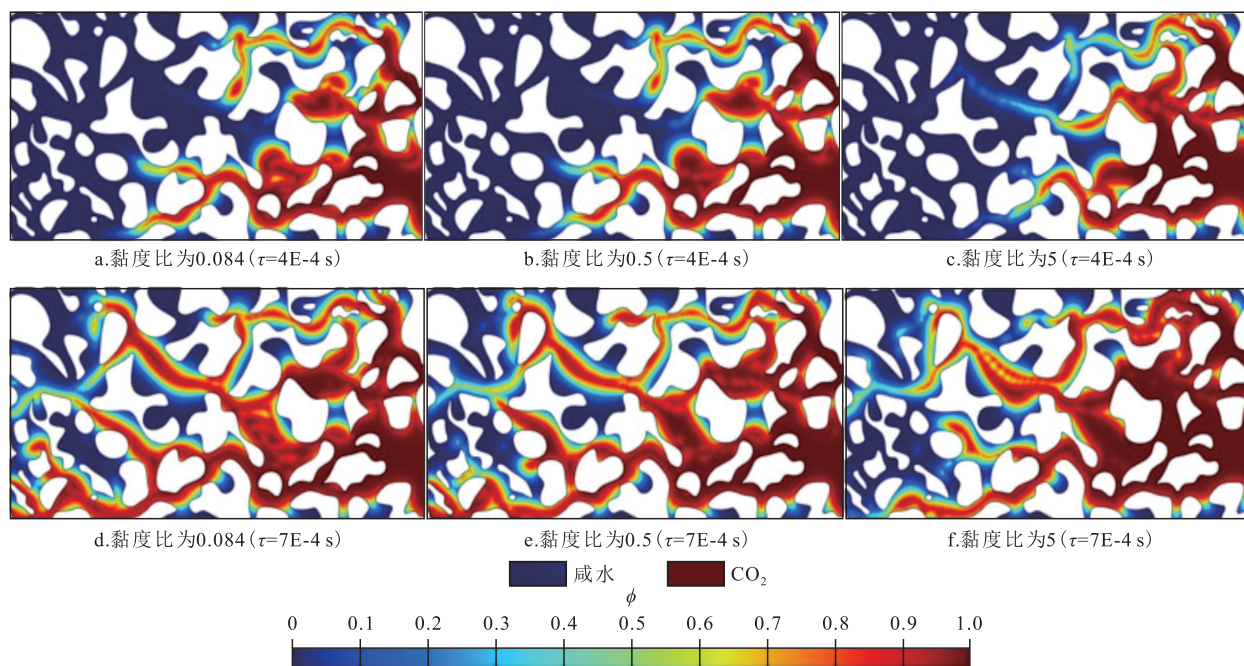


图9 驱替过程中不同黏度比时流体体积分布情况对比
Fig.9 Comparison of fluid volume distributions at different viscosity ratios during displacement

容易在较大孔隙中产生指进现象,快速从出口溢出。由不同黏度比对相对渗透率的影响(图10)可以看出,黏度比越小,CO₂的相对渗透率越大,咸水的相对渗透率越小,再次证明了上述结论的正确性。

从图11可以看出,黏度比越大,驱替结束后储层内剩余的咸水(蓝色面积)越少。统计发现,随着黏度比增大,残余水饱和度逐渐减小(图12),和BENNION等的研究^[9]有相同的趋势,说明CO₂黏度越大,驱替效果越好。可能是较大的咸水黏性力避免了指进现象的发生,有利于克服储层润湿性造成的吸附力,将咸水分子团从润湿壁驱离。之后逐渐趋于平稳,可能是剩余部分的咸水多为气体扩散后压力无法波及的区域及盲端内的束缚水。不同于BENNION等得到的线性关系^[9],采用不同注入速度

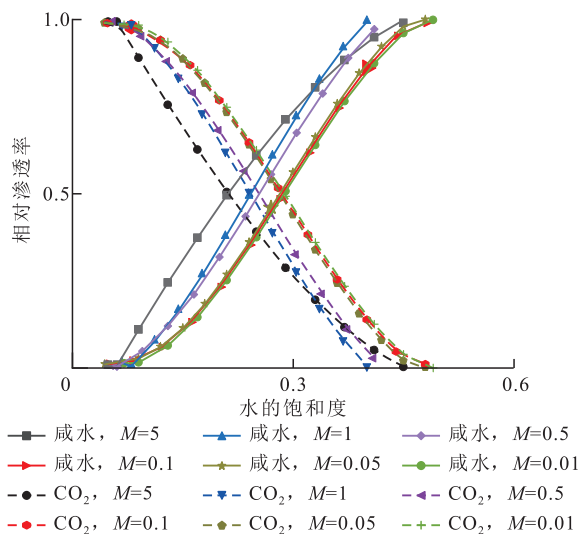


图10 驱替过程中黏度比对相对渗透率的影响
Fig.10 Effect of viscosity ratio on relative permeability during displacement

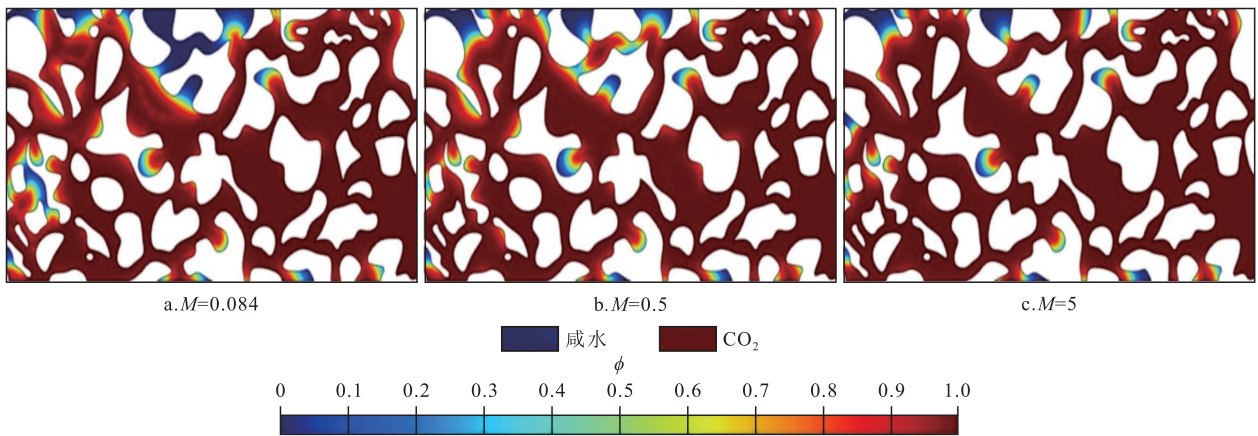


图 11 驱替结束不同黏度比的流体体积分布情况对比($\tau=5E-3$ s)

Fig.11 Comparison of fluid volume distributions at different viscosity ratios at end of displacement ($\tau = 5E-3$ s)

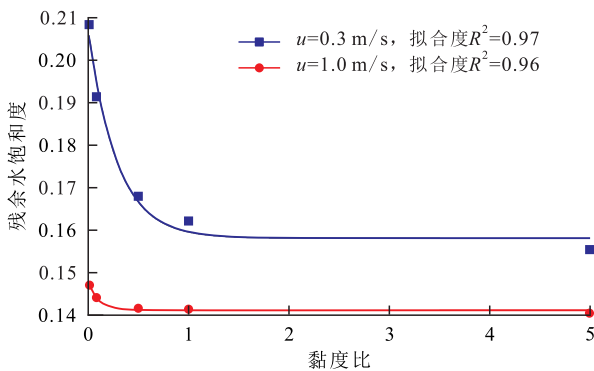


图 12 黏度比与残余水饱和度的关系

Fig.12 Relationship between viscosity ratio and residual water saturation

下残余水饱和度与黏度比进行拟合,发现其满足对数函数关系:

$$S_{wi} = -\alpha \times \ln M + \beta \quad (7)$$

式中: S_{wi} 为残余水饱和度; α 、 β 为与驱替条件有关的参数; M 为黏度比。

注入速度不同出现不同变化趋势的原因是,黏性力随流量的增加而增大,使得驱替效率更高^[34]。

4 结论

借助大量可靠的实验数据,利用BP神经网络拟合咸水黏度与温度、压力、浓度的关系,建立了考虑压力影响的黏度预测优化模型。

(1)由于采用拟合工具或者最小二乘法无法对现有的经验公式进行有效的优化,因此,采用BP神经网络,甚至是基于遗传算法的BP神经网络对咸水黏度进行预测,研究发现均方根误差小于0.007,而且在考虑压力的影响后可以有效提高预测值的可靠性。

(2)在实验数据充足的情况下,基于BP神经网络

模型可以得到较大压力范围内可靠的咸水黏度值;在缺乏相应实验数据的情况下,可通过经验公式法获得咸水黏度值。

(3)基于COMSOL软件的水平集方法系统分析了黏度对渗流的影响,研究发现,黏度会影响流体在流道的分布,进而影响流动速度,而且黏度比越大,残余水饱和度越小,越有利于驱替过程的进行,二者呈对数函数的关系。

参考文献

- [1] 刘思楠, 张力为, 苏学斌, 等. 二氧化碳咸水层封存条件矿物溶解与沉淀化学反应建模与参数取值综述 [J]. 水利水电技术, 2020, 51(11): 13-22.
LIU Sinan, ZHANG Liwei, SU Xuebin, et al. Review on modeling and parameter selection for chemical reactions of mineral dissolution and precipitation under the condition of CO₂ sequestration in saline aquifers [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2020, 51(11): 13-22.
- [2] 吴潇, 刘润昌. CO₂作用下碳酸盐岩物性及孔喉结构变化特征 [J/OL]. 油气藏评价与开发, 1-10 [2024-12-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1825.TE.20240911.2055.002.html>.
WU Xiao, LIU Runchang. Changes in physical properties and pore-throat structure of carbonate rocks under the influence of CO₂ [J/OL]. Petroleum Reservoir Evaluation and Development, 1-10 [2024-12-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1825.TE.20240911.2055.002.html>.
- [3] 张自印, 庄乐泉, 曹波波, 等. 含蜡油气水合物生成特性及其浆液黏度影响因素 [J]. 中国海上油气, 2024, 36(3): 221-229.
ZHANG Ziyin, ZHUANG Lequan, CAO Bobo, et al. Formation characteristics of waxy oil and gas hydrate and factors affecting viscosity of the hydrate slurry [J]. China Offshore Oil and Gas, 2024, 36(3): 221-229.
- [4] 张伟, 戴建文, 王亚会, 等. 海上高-特高含水期稠油油藏提高采收率实验研究 [J]. 地质科技通报, 2022, 41(3): 193-199.
ZHANG Wei, DAI Jianwen, WANG Yahui, et al. Experimental

- study on EOR of offshore heavy oil reservoir in high-ultra-high water cut stage [J]. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 2022, 41(3): 193-199.
- [5] 陈玲玉. 多孔介质内气—水两相渗流特性模拟研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2015.
CHEN Lingyu. The study on gas-water two phase percolation characteristics simulation in porous media [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2015.
- [6] 杨永飞, 王金雷, 王建忠, 等. 基于VOF方法的超临界二氧化碳—水两相流动孔隙尺度数值模拟 [J]. *天然气工业*, 2023, 43(3): 69-77.
YANG Yongfei, WANG Jinlei, WANG Jianzhong, et al. Pore-scale numerical simulation of supercritical CO₂-water two-phase flow based on VOF method [J]. *Natural Gas Industry*, 2023, 43(3): 69-77.
- [7] DANA E, SKOCZYLA F. Gas relative permeability and pore structure of sandstones [J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 1999, 36(5): 613-625.
- [8] JEONG G S, LEE J, KI S, et al. Effects of viscosity ratio, interfacial tension and flow rate on hysteric relative permeability of CO₂/brine systems [J]. *Energy*, 2017, 133: 62-69.
- [9] BENNION B, BACHU S. Relative permeability characteristics for supercritical CO₂ displacing water in a variety of potential sequestration zones in the western Canada sedimentary basin [C]. Dallas: Society of Petroleum Engineers, 2005, SPE 95547: 1-15.
- [10] 张健, 赵雄虎, 皮家安, 等. 粘度的测量方法及进展 [J]. *中国仪器仪表*, 2018, (4): 81-86.
ZHANG Jian, ZHAO Xionghu, PI Jiaan, et al. Methods and progress of the measurement of viscosity [J]. *China Instrumentation*, 2018, (4): 81-86.
- [11] 汪睦涵, 傅骁, 段发阶, 等. 基于超声反射法的液体粘度在线测量技术研究 [J]. *传感技术学报*, 2022, 35(1): 1-7.
WANG Muhan, FU Xiao, DUAN Fajie, et al. The research on online viscosity measurement of liquid based on reflection coefficient of ultrasound [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2022, 35(1): 1-7.
- [12] BHATTAD A. Review on viscosity measurement: devices, methods and models [J]. *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry*, 2023, 148: 6 527-6 543.
- [13] 黄开兴, 刘卫华, 吴朝容, 等. 基于布谷鸟—BP神经网络的页岩脆性指数预测研究 [J]. *中国石油勘探*, 2024, 29(2): 158-166.
HUANG Kaixing, LIU Weihua, WU Zhaorong, et al. Prediction of shale brittleness index based on cuckoo-BP neural network [J]. *China Petroleum Exploration*, 2024, 29(2): 158-166.
- [14] 刘林, 刘向君, 桑琴, 等. 川西中坝致密砂岩气储层微观孔隙结构特征及分类评价 [J/OL]. *特种油气藏*, 1-12 [2024-12-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1357.te.20240819.1047.002.html>.
LIU Lin, LIU Xiangjun, SANG Qin, et al. Characteristics and classification of micropore structure of dense sandstone gas reservoir in Zhongba, West Sichuan [J/OL]. *Special Oil & Gas Reservoirs*, 1-12 [2024-12-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1357.te.20240819.1047.002.html>.
- [15] 李奎周, 王团, 赵海波, 等. 基于深度前馈神经网络的致密砂岩储层孔隙度预测 [J]. *大庆石油地质与开发*, 2023, 42(5): 140-146.
LI Kuizhou, WANG Tuan, ZHAO Haibo, et al. Porosity prediction of tight sandstone reservoirs based on deep feedforward neural network [J]. *Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing*, 2023, 42(5): 140-146.
- [16] 杨子杰, 陈冬霞, 王翹楚, 等. 基于神经网络方法预测油气资源丰度——以渤海湾盆地东濮凹陷文留地区古近系沙河街组三段为例 [J]. *石油实验地质*, 2024, 46(2): 428-440.
YANG Zijie, CHEN Dongxia, WANG Qiaochu, et al. Prediction of petroleum resource abundance based on artificial neural network method: a case study of third member of Paleogene Shahejie Formation in Wenliu area of Dongpu Sag, Bohai Bay Basin [J]. *Petroleum Geology & Experiment*, 2024, 46(2): 428-440.
- [17] 冯高城, 李金蔓, 刘玉明, 等. 基于数据驱动的油藏流场重构方法 [J]. *新疆石油地质*, 2023, 44(5): 598-607.
FENG Gaocheng, LI Jinman, LIU Yuming, et al. A data-driven method to reconstruct reservoir flow field [J]. *Xinjiang Petroleum Geology*, 2023, 44(5): 598-607.
- [18] 徐楷, 苏堪华, 李猛, 等. 机器学习在油气钻井工程中的应用 [J]. *非常规油气*, 2023, 10(5): 8-17.
XU Kai, SU Kanhua, LI Meng, et al. Application and development of machine learning in oil and gas drilling engineering [J]. *Unconventional Oil & Gas*, 2023, 10(5): 8-17.
- [19] JONES G, DOLE M. The viscosity of aqueous solutions of strong electrolytes with special reference to barium chloride [J]. *Journal of the American Chemical Society*, 1929, 51(10): 2 950-2 964.
- [20] SURYANARAYANA C V, VENKATESAN V K. The viscosity of concentrated aqueous solutions of sodium chloride [J]. *Transactions of the Faraday Society*, 1958, 54: 1 709-1 711.
- [21] OZBEK H, FAIR J A, PHILLIPS S L. Viscosity of aqueous sodium chloride solutions from 0 - 150 °C [J]. *Lawrence Berkeley National Laboratory*, 1977.
- [22] FALKENHAGEN H, VERNON E L. The viscosity of strong electrolyte solutions according to electrostatic theory [J]. *Philosophical Magazine Series 1*, 1932, 14(92): 537-565.
- [23] ALEKSANDROV A A, DZHURAEVA E V, UTENKOV V F. Viscosity of aqueous solutions of sodium chloride [J]. *High Temperature*, 2012, 50(3): 354-358.
- [24] 徐洲, 孔祥伟, 谢昕, 等. 天然裂缝和层理的角度对深煤层水力裂缝扩展的影响 [J/OL]. *断块油气田*, 1-15 [2024-12-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/41.1219.te.20240806.1331.002.html>.
XU Zhou, KONG Xiangwei, XIE Xin, et al. Influence of different angles of natural fractures and beddings on hydraulic fracture [J/OL]. *Fault-Block Oil & Gas Field*, 1-15 [2024-12-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/41.1219.te.20240806.1331.002.html>.

- [25] 肖文博. 统计信息化 Excel与SPSS应用 [M]. 北京:北京理工大学出版社, 2017.
XIAO Wenbo. Statistical informatisation Excel and SPSS application [M]. Beijing: Beijing University of Technology Press, 2017.
- [26] 陈雄达. 数学实验(下) [M]. 上海:同济大学出版社, 2018.
CHEN Xiongda. Mathematics experiments (Volume II) [M]. Shanghai: Tongji University Press, 2018.
- [27] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back propagating errors [J]. Nature, 1986, 323: 533-536.
- [28] 闻新. 应用MATLAB实现神经网络 [M]. 北京:国防工业出版社, 2015.
WEN Xin. The application of MATLAB neural network [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2015.
- [29] 阮秀凯, 刘莉, 张耀举, 等. 现代无线通信系统盲处理技术新进展:基于智能算法 [M]. 上海:复旦大学出版社, 2015.
RUAN Xiukai, LIU Li, ZHANG Yaoju, et al. New progress of blind processing technology for modern wireless communication system based on intelligent algorithm [M]. Shanghai: Fudan University Press, 2015.
- [30] 秦淑芳, 刘昌华, 黄申奥. 基于K-means聚类算法和BP神经网络的稻米品种鉴别 [J]. 中国粮油学报, 2018, 33(2): 128-131, 141.
QIN Shufang, LIU Changhua, HUANG Shen'ao. Identification of rice varieties based on K-means clustering algorithm and BP neural network [J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2018, 33(2): 128-131, 141.
- [31] 李廷玉, 杨立新. 基于GA-BP神经网络的矿用刮板输送机故障诊断 [J]. 电子测试, 2021, 32(6): 51-52.
LI Tingyu, YANG Lixin. Fault diagnosis of mine scraper conveyor based on GA-BP neural network [J]. Electronic Test, 2021, 32(6): 51-52.
- [32] 姜琳, 武登茂, 陈杨杨. 基于神经网络的钢结构工程项目施工风险评价方法研究 [J]. 项目管理技术, 2020, 18(3): 42-46.
JIANG Lin, WU Dengmao, CHEN Yangyang. Research on construction risk evaluation method of steel structure engineering project based on neural network [J]. Project Management Technology, 2020, 18(3): 42-46.
- [33] 李梦越, 刘颖, 王力, 等. CO₂非混相驱微观孔喉波及特征研究 [J]. 当代化工, 2020, 49(4): 509-513.
LI Mengyue, LIU Ying, WANG Li, et al. Study on microscopic pore throat sweep characteristics of CO₂ immiscible flooding [J]. Contemporary Chemical Industry, 2020, 49(4): 509-513.
- [34] GU S J, KI S, LEE D S, et al. Effect of the flow rate on the relative permeability curve in the CO₂ and brine system for CO₂ sequestration [J]. Sustainability, 2021, 13(3): 1 543.

编辑 刘北羿