PSO-BP神经网络压降预测模型在涪陵页岩气井积液诊断中的应用

胡 峰
(中石化江汉油田分公司石油工程技术研究院,湖北 武汉 430000)

摘要:通过室内物理模拟实验,模拟涪陵页岩气田生产情况,发现在不同气液比、流型及倾斜角度下传统经验公式预测气井压力分布时精度会随气液比变化而改变。本文将基于粒子群算法(PSO)优化的BP神经网络模型应用于涪陵页岩气田压降预测工作中,采用420组实验数据及涪陵现场流压测试数据对神经网络开展优化训练。优化后的PSO-BP模型在预测不同工况下的气液两相流压降时展现出良好的预测性能,预测平均误差3.17%,显著优于传统方法。通过涪陵页岩气田实际生产气井验证,结合气井流压预测方法,运用PSO-BP模型能够准确预测气井实际积液位置,建立准确的气井积液高度预测模型,有效指导排水采气措施。

关键词:粒子群算法;神经网络;气液两相流;压降预测;积液高度;页岩气井;涪陵页岩气田
中图分类号:TP183;TE319 **文献标识码**:A **文章编号**:2096-9686(2026)06-0170-08

Application of PSO-BP neural network-based pressure drop prediction model for Fuling shale gas wells

HU Feng
(*Petroleum Engineering Technology Research Institute, Sinopec Jianghan Oilfield Company, Wuhan Hubei* 430000, *China*)

Abstract: Laboratory physical simulation experiments were carried out to simulate the production conditions of the Fuling Shale Gas Field. The results show that when traditional empirical formulas are adopted to predict pressure distribution in gas wells under different gas-liquid ratios, flow patterns and inclination angles, the prediction accuracy varies with the gas-liquid ratio. In this paper, a hybrid BP neural network model based on particle swarm optimization (PSO) is applied to pressure drop prediction for the Fuling Shale Gas Field. A total of 440 sets of experimental data and field flowing pressure test data from the Fuling Gas Field are used to train and optimize the neural network. The optimized PSO-BP model exhibits favorable prediction performance for gas-liquid two-phase flow pressure drop under various working conditions, with an average prediction error of 3.17%, which is obviously superior to traditional methods. Verified by actual producing gas wells in the Fuling Shale Gas Field, combined with the gas well flowing pressure prediction method, the PSO-BP model can accurately locate liquid loading positions and establish an accurate prediction model for liquid loading height, so as to effectively guide gas well deliquification measures.

Key words: particle swarm optimization; neural network; gas-liquid two-phase flow; pressure drop prediction; liquid loading height; shale gas well; Fuling Shale Gas Field

0 引言

气井井筒压力预测是气井监测中的关键环节,准确的压力分布计算对于完井管柱设计、气井生产制度优化以及积液诊断具有重要意义。随着涪陵页岩气田天然气开采比例的大幅增加,气井井筒沿程压力计算越来越重要。国内外科研工作者已经建立了多种气液两相流压降计算模型[1-7],用于气井井筒压力分布预测。

收稿日期:2025-10-23; **修回日期**:2026-01-31 **DOI**:10.12143/j.ztgc.2026.06.019
作者简介:胡峰,男,汉族,1986年生,从事页岩气储层改造工作,湖北省武汉市硚口区古田二路,274714068@qq.com。
引用格式:胡峰.PSO-BP神经网络压降预测模型在涪陵页岩气井积液诊断中的应用[J].钻探工程,2026,53(6):170-177.
HU Feng. Application of PSO-BP neural network-based pressure drop prediction model for Fuling shale gas wells[J]. Drilling Engineering, 2026,53(6):170-177.

现阶段压降模型以经验或半经验公式为主,在运用不同方法解决现场实际问题时,经验、半经验模型适应性较差且带有很大的区域性,而机理模型又存在流型预测界限不封闭,计算复杂的问题[8]。李洪伟[9]通过整理国内外测压数据对8种常用模型进行评价后,发现不同气液比条件下相同模型计算精度存在差异。张凤娟等[10]、邵孟良等[11]通过模型计算值与CFD软件模拟结果对比,认为气液比与管道倾角会影响部分模型的计算精度。

涪陵页岩气田共建成焦石坝、江东、平桥、白涛和白马五个生产区块,页岩气井产量呈现前期快速递减、后期低产稳产的特点,工况差异导致不同生产阶段气井所匹配的气液两相流模型不同,频繁调整压降计算模型的参数会耗费大量的人力成本与科研成本。本文通过室内实验模拟实际井筒中气液两相流动,利用实验数据及气井生产测压数据,训练基于粒子群算法优化的BP神经网络(PSO-BP)用于井筒沿程压降分布,解决了现阶段经验、半经验模型在现场应用时预测不准确的问题[12]。通过现场实例验证,新模型结合井底流压,能够准确预测气井积液高度,在气井排采工艺选择和设计上更有前瞻性。

近年来,深度学习(如卷积神经网络CNN、长短期记忆网络LSTM等)在复杂非线性预测中展现出较大潜力[13-14]。然而,这些模型通常需要海量训练数据,且结构复杂、解释性相对较弱。涪陵页岩气井的工况数据规模有限,属于典型的"小样本"工程问题。PSO-BP神经网络作为一种结合了全局优化算法与经典前馈网络的方法,在数据量适中、输入输出关系明确的场景下,具有结构清晰、训练高效、能有效避免传统BP网络局部最优问题的优势。因此,本文选择PSO-BP模型,旨在以相对简洁的架构实现高精度预测,更贴合当前气田数据基础和工程应用的实时性要求。

1　实验设计

利用室内实验室模拟涪陵页岩气井井筒内气液两相流动。实验装置如图1所示,分别选用75、60 mm管径作为流动管段,总长11.5 m。管段上安装有压力传感器、温度传感器、压差传感器、快关阀等装置。两个快关阀之间的距离为9.5 m,包括7 m的有机玻璃管以及2.4 m的不锈钢管。放水阀用于将快关阀关闭后的井筒中剩余液体放入量筒进行液相体积的测量,进而计算持液率。

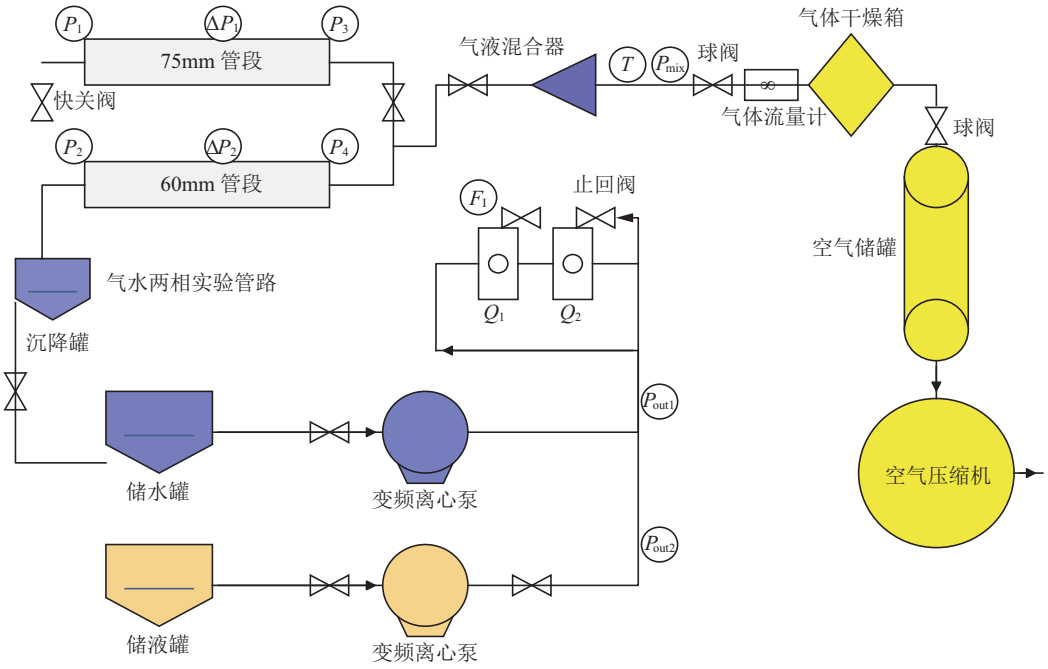
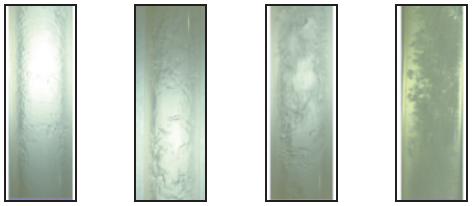


图1　实验装置示意

Fig.1　Schematic diagram of the experimental device

实验中用到的气体为空气，液体为自来水。水的表面张力为37 mN/m，水和空气的密度分别为1000、1.205 kg/m^3，黏度分别为1、0.0181 mPa·s，利用水和空气能够准确模拟天然气和采出水在井筒中的流动情况。

对不同条件下气液两相流沿程压降变化规律进行实验研究，完成倾斜角度为10°、30°、45°、50°、55°、60°、70°、90°的气液流动流态实验共计420组。实验通过固定液量调整气液比，对不同角度条件下流态进行室内实验模拟，气量范围为500～20000 m^3/d，液量范围为10～100 m^3/d，能够反映涪陵页岩气井实际生产情况。实验中分别观察到泡状流、段塞流、搅动流、环状流4种流动状态，如图2所示。



(a) 泡状流 (b) 段塞流 (c) 搅动流 (d) 环状流

图2 实验中出现的流动状态

Fig.2 Flow states observed in the experiment

2 经典压降模型误差

为评估经典模型的适用性，本文选用在油气井筒多相流计算中广泛应用的Beggs-Brill模型。根据Beggs-Brill理论，井筒管流中气液两相流动压降表达式如下：

$$\frac{\mathrm{d}p}{\mathrm{d}H}=\rho_{\mathrm{m}}v_{\mathrm{m}}\frac{\mathrm{d}v_{\mathrm{m}}}{\mathrm{d}H}+\rho_{\mathrm{m}}g\sin\theta+\frac{f_{\mathrm{m}}\rho_{\mathrm{m}}v_{\mathrm{m}}^2}{2D} \tag{1}$$

式中：p——压力，Pa；H——流向沿程高度，m；ρ_{m}——气液两相混合密度，kg/m^3；v_{m}——气液两相混合流速，m/s；g——重力加速度，m/s^2；θ——流向与水平面的夹角，(°)；f_{m}——混相摩阻系数；D——圆管直径，m；$\frac{\mathrm{d}p}{\mathrm{d}H}$、$\rho_{\mathrm{m}}v_{\mathrm{m}}\frac{\mathrm{d}v_{\mathrm{m}}}{\mathrm{d}H}$、$\rho_{\mathrm{m}}g\sin\theta$、$\frac{f_{\mathrm{m}}\rho_{\mathrm{m}}v_{\mathrm{m}}^2}{2D}$——分别为总压降、加速度压降、重位压降及摩阻压降，Pa/m。

由于井筒单位高度差较小，气相、液相流速变化较小，因此加速度压降常在计算中忽略。故(1)式可简化为：

$$\frac{\mathrm{d}p}{\mathrm{d}H}=\rho_{\mathrm{m}}g\sin\theta+\frac{f_{\mathrm{m}}\rho_{\mathrm{m}}v_{\mathrm{m}}^2}{2D} \tag{2}$$

Beggs-Brill气液两相流的沿程阻力系数：

$$f_{\mathrm{m}}=\lambda'\mathrm{e}^{s} \tag{3}$$

其中：

$$\lambda'=\left[2\lg\left(\frac{Re'}{4.5223\lg Re'-3.8215}\right)\right]^{-2} \tag{4}$$

$$Re'=\frac{Dv\left[\rho_{\mathrm{l}}E_{\mathrm{l}}+\rho_{\mathrm{g}}(1-E_{\mathrm{l}})\right]}{\mu_{\mathrm{l}}E_{\mathrm{l}}+\mu_{\mathrm{g}}(1-E_{\mathrm{l}})} \tag{5}$$

式中：λ'——“无滑脱”的沿程阻力系数，无量纲；s——指数；Re'——“无滑脱”的雷诺数；μ_{l}、μ_{g}——分别为液相、气相的黏度，Pa·s；E_{l}——无滑脱液相体积分数。

式中的指数s可按下式计算：

$$s=\ln Y/[-0.0523+3.182\ln Y-0.8725(\ln Y)^2+0.01853(\ln Y)^4] \tag{6}$$

其中：

$$Y=\frac{E_{\mathrm{l}}}{\left[H_{\mathrm{l}}(\theta)\right]^2} \tag{7}$$

利用实验得到的不同气液比条件下数据对重位压降及摩阻压降验证后，发现计算误差较大，由图3可知，经典模型计算精度随着气液比的升高而上升。

为准确预测气液两相流压力分布，克服常用经验模型局限性，本文基于粒子群算法优化对神经网络训练，能够准确预测不同气液比条件下的压降变化规律。

3 基于粒子群算法的BP神经网络气液两相流预测模型

反向传播(Back-propagation，简称BP)神经网络是一种基于误差逆向传播机制的神经网络架构[15]，其结构通常涵盖三个基本层级：输入层负责接收外界信息，中间层(亦称隐含层)负责信息的内部处理与特征提取，输出层负责结果的输出。该网络的核心特性在于信息的正向流通路径——从输入层经由中间层至输出层，以及误差的逆向反馈机制——从输出层回溯至输入层以调整权重。BP神经网络在处理非平稳、非时间序列的流动参数方面展现出显著优势，然而，其固有的局限性在于易陷入局部最优解，进而影响预测结果的精确度[16]。

粒子群算法(Particle Swarm Optimization，

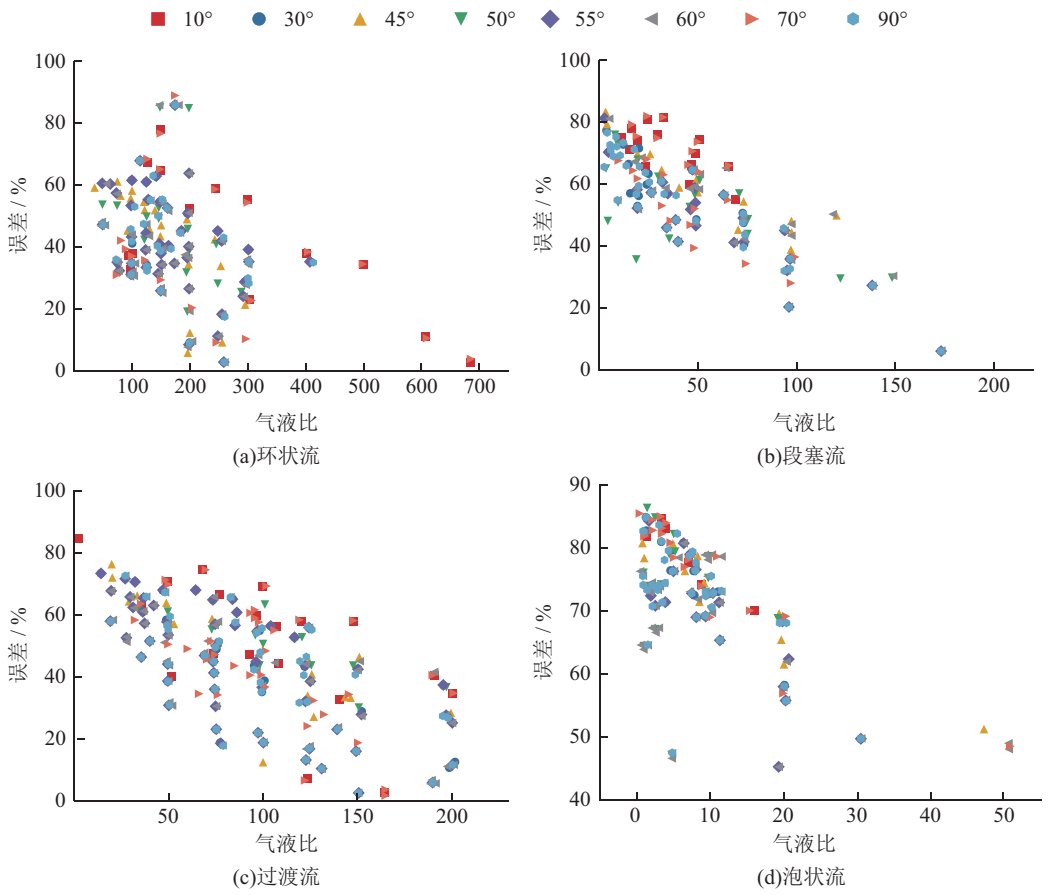


图3　不同流型下误差值随气液比变化规律

Fig.3　Variation of error values with gas-liquid ratio under different flow patterns

PSO)作为群体智能搜寻策略，巧妙地模拟了鸟群间协同竞争的自然现象，将待优化问题的潜在解构想为在搜索空间中游弋的“粒子”，这些粒子虽不计体积与质量，却以明确的速率穿梭其间[17]。每个粒子依据预设的评价函数评估其适应度，进而依据个体及整个群体当前发现的最优位置(即最高适应度值)动态调整其飞行速度与轨迹，旨在迭代探索直至锁定全局最优解。关于粒子如何精确调控其速度与位置，可分别通过以下数学表达式予以阐述：

$$\begin{cases} v_i^{k+1} = \omega v_i^k + c_1 r_1\left(p_i^k - x_i^k\right) + c_2 r_2\left(p_g^k - X_i^k\right) \\ X_i^{k+1} = X_i^k + v_i^{k+1} \end{cases} \tag{8}$$

式中：ω——惯性权重；k——当前迭代次数；$i=1,2,\cdots,m$；r_1、r_2——$[0,1]$区间内均匀分布的随机数；c_1、c_2——学习因子；p_i^k——第k次迭代的最优解；p_g^k——目前为止的全局最优解[18]。

考虑到BP神经网络随机产生的权阈值会影响模型精度，因此在涪陵页岩气田实际生产中，充分发挥PSO的优势，得到BP神经网络最佳的权阈值，选择PSO-BP神经网络应用到井筒压力分布计算中指导现场方案设计。

实施步骤如下：

(1)明确BP神经网络的结构配置和相关参数设定。

(2)初始化群体规模、粒子速度及位置，并确立个体与全局最优位置，其中个体最优基于粒子当前表现，全局最优则取自整个群体。

(3)赋予粒子适应度，用于衡量每个粒子的性能。通过训练BP神经网络，将训练误差作为粒子当前位置的适应度评估，若此适应度优于历史记录，则更新个体最优位置。

(4)全局最优位置动态更新，若存在粒子的个体最优超越了当前的全局最优，则进行替换。

(5)根据式(8)，重新调整粒子的速度与位置。

(6)判断是否满足算法终止标准，即最大迭代次数或误差精度是否满足预设要求。若满足，则输

出最优权阈值并继续模型仿真；否则，返回步骤3继续迭代。

由于不同指标之间的数据存在较大的量级差异，因此必须进行归一化处理消除数据量级的差别，使数据在0和1之间散布，否则，各个维度影响因素量级的差别会造成输出结果的误差较大。本文归一化计算公式如下：

$$X_k=\frac{X_k-X_{\min}}{X_{\max}-X_{\min}} \tag{9}$$

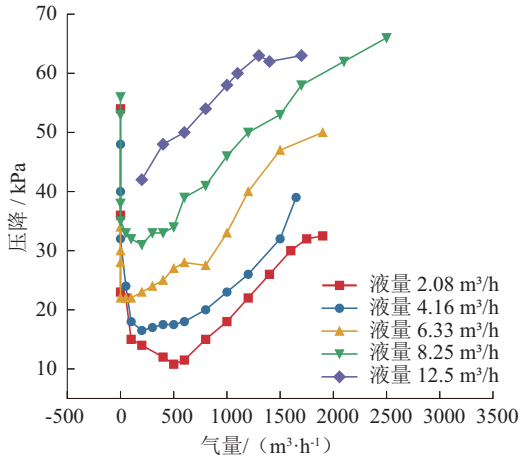
式中：$X_{\max}$——该样本数据集中的最大值；$X_{\min}$——样本数据集中的最小值。

从理论层面分析，3层结构的BP神经网络具备以任意精度逼近连续非线性函数的能力，能够有效应对实际应用中广泛存在的非线性数据处理需求。鉴于此，选择3层BP神经网络模型，明确了层次结构，设定了相应的参数配置，输入层与中间层间的网络传递函数选用了MATLAB平台下的Sigmoid函数，而中间层与输出层间的传递函数则采用了Purelin函数。此外，神经网络的训练过程设定学习率为0.05，最大训练迭代次数为500，且期望误差设定为0.001。在粒子群优化算法的应用中，群体规模设定为100，学习因子c_1与c_2均取值1.494，惯性权重为0.7，算法的最大迭代次数为200。

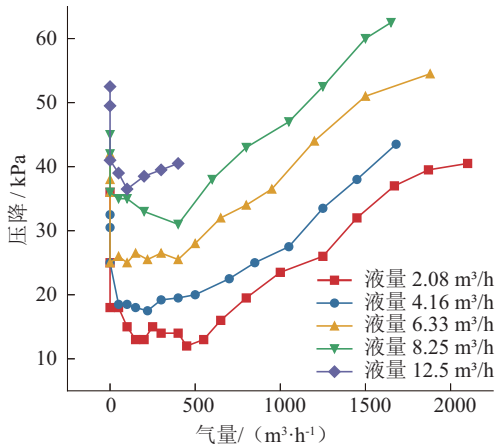
4 优化模型的性能评估

通过分析实验数据，提取影响气液两相管流压力梯度变化的关键特征量。分析不同倾斜角度下的压降变化规律（图4）发现，在任一给定倾斜角度下，压降梯度随气相流量的增加均呈现出先减小后增大的非线性变化趋势。这一现象可从两相流动机理解释：在较低气量下，流型通常为泡状流或段塞流，液相是连续相，摩阻损失较大；随着气量增加，流型向搅动流或环状流转变，气相逐渐成为连续相，对液相的携带效率提高，使得摩阻压降显著降低，从而导致总压降出现最小值；当气量继续增大至较高范围时，虽然持液率进一步降低，但气相流速的急剧增加使得摩擦压降再度成为主导，总压降转而回升。上述分析表明，气相流量是通过改变流型与摩阻特性来主导井筒压降变化的核心操作变量。

对3种可以表征气液比的无量纲数——雷诺数、弗劳德数、气液量之比，分别与实验结果进行相关性分析，如图5所示。



(a) 倾斜角 60°



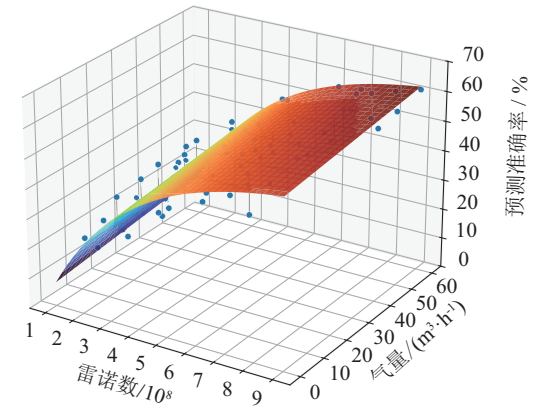
(b) 倾斜角 45°

图4 不同倾斜角度下压降变化规律

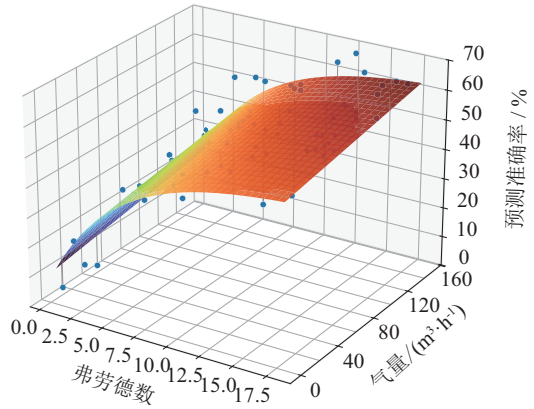
Fig.4 Variation of pressure drop at the different tilt angles

与气液量比值和弗劳德数相比，雷诺数与压降实验值的相关性最高，因此选取雷诺数作为输入参数之一用以提高预测精度。对输入层改进，最终输入参数为$\lg Re$、Q_g、Q_l、δ、P、T、D，分别代表雷诺数的常用对数、气体流量、液体流量、管壁粗糙度、环境压力、环境温度、管径，如图6所示。

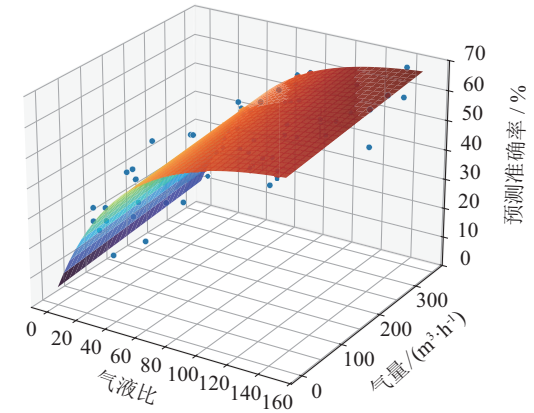
倾斜角度对压降有显著影响（参见图4），尤其是在中低气液比区域。然而，在构建适用于涪陵页岩气田实际井筒的预测模型时，考虑到现场生产井的井身轨迹（倾斜角度）在短时间内是固定不变的，而流量、压力等参数是动态变化的。为了构建一个更通用且输入参数易于从日常生产数据（如流量、压力、温度）中实时获取的模型，本研究在输入参数中未将倾斜角度作为直接变量，但上述参数本身是



(a) 雷诺数



(b) 弗劳德数



(c) 气液比

图 5　不同参数与预测准确率相关性

Fig.5　Correlation between the different parameters and prediction accuracy

流速、管径、流体物性的函数，而流速和流型受角度影响显著。模型通过大量覆盖不同角度的训练数据，能够建立从（Re，Q_g，Q_l，...）到压降的复杂映射，其中已包含了角度的信息。

选用基于粒子群算法改进的 BP 神经网络作为压力梯度计算预测模型。输入层仅作为样本的输入缓冲器，节点数等于特征向量中的分量数，即 I=8。隐层完成对输入样本的非线性映射，因此，隐层节点激活函数采用非线性的 Sigmoid 函数。确定隐含层节点数 J=17。

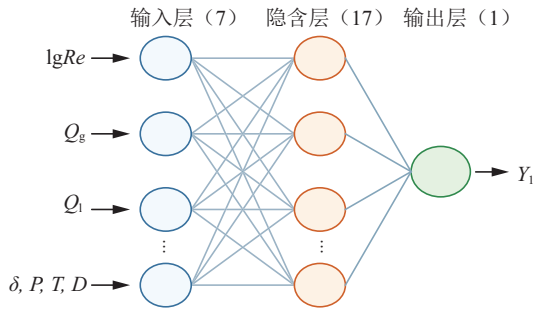


图 6　BP 神经网络结构示意

Fig.6　Schematic diagram of BP neural network structure

选取 350 组气液两相流动数据对网络进行训练，网络的误差曲线如图 7 所示。

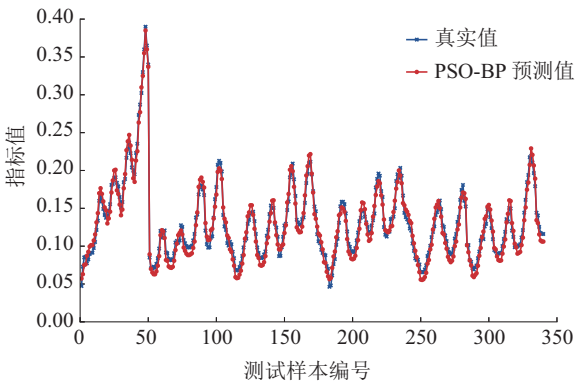


图 7　测试样本与实际值对比

Fig.7　Comparison between the test samples and actual values

训练完毕后，另取 70 组数据作为测试样本对网络学习效果进行仿真。预测精度相较于传统的 BP 神经网络有大幅提高，能够很好地对气液两相流动进行预测，预测平均准确率达到 91.14%，如图 8 所示。

5　压降模型在涪陵气井积液诊断现场应用

涪陵页岩气田焦石坝主体区 A 井 2021 年 11 月 29 日产气量为 1.1×10^4 m³/d，产液量 0.1 m³/d，实测积液位置 1553 m，根据液柱反算得到纯液柱下压力：

$$p_l=\rho gh \tag{10}$$

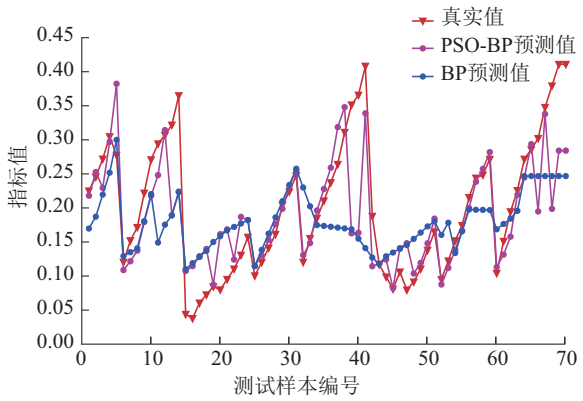


图8 样本预测值与真实值对比

Fig. 8 Comparison of the sample prediction values and true values

根据产能方程推断涪陵页岩气田井底流压后，由井底流压配合纯液柱压力计算方法，得到由井底计算的纯液柱下的压力（也就是积液段压力值，图9中蓝线）。由井口油压配合优化后的压降模型，得到由井口油压计算的气液两相流压力（即新模型压力计算值，图9中红线）。交点即为现场计算得到的气井积液位置，计算得到积液位置为1575 m，实际流温流压测试结果显示积液位置为1553 m，计算误差为1.42%。

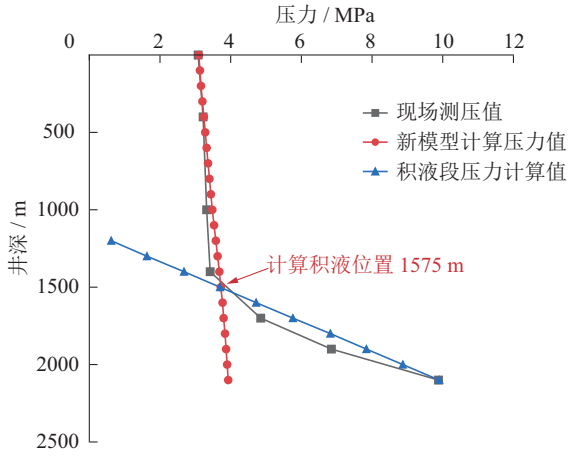


图9 A井积液现场测试值与计算值对比

Fig.9 Liquid loading comparison between the field test values and calculated values of Well A

另选取涪陵页岩气井共计20井次，利用优化后的神经网络算法进行积液诊断，诊断后的结果如图10所示。

将训练后的PSO-BP神经网络应用于现场，经过20井次实际验证后发现，该方法能够很好地预测涪陵页岩气井老井井底积液位置，预测平均误差为3.17%，最大误差为10.34%，能够有效满足现场应用，指导排采工艺选择。

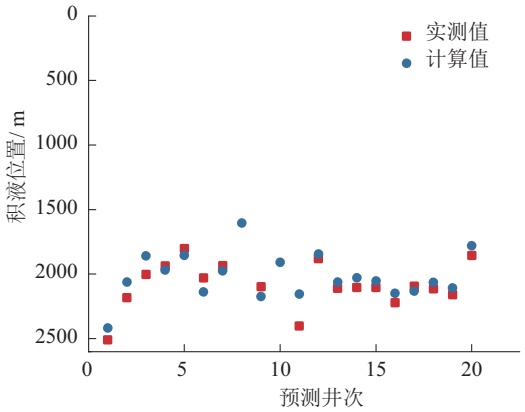


图10 各井积液现场测试值与计算值对比

Fig.10 Liquid loading comparison between field test values and calculated values of different wells

6 结论

由于页岩气田储层特性，涪陵页岩气井生产状态的频繁变化导致半经验模型在现场应用时精度不稳定，而传统的BP网络预测精度较低，且易陷入局部最优和出现过拟合的情况。针对上述情况，引入粒子群算法（PSO）对BP神经网络进行优化，显著提升了模型的学习效率和预测性能，避免了BP神经网络在训练过程中可能陷入的局部最优解问题，确保了模型参数的全局最优调整。采用420组室内实验数据与现场实际测压数据，对PSO-BP神经网络进行训练，优化后的神经网络预测沿程压降平均准确率为91.14%。将训练后的算法应用在涪陵页岩气井积液位置判断中，实际验证该方法配合井底流压的准确预测，积液位置判断平均误差为3.17%，对气井排采工艺优选有重要指导意义。

参考文献（References）：

[1] Orkiszewski J. Prediction two-phase pressure drops in vertical pipe [J]. Journal of Petroleum Technology, 1967, 19 (6): 829-838.

[2] Beggs D H, Brill J P. A study of two-phase flow in inclined pipes [J]. Journal of Petroleum Technology, 1973, 25 (5): 607-617.

[3] Mukherjee H, Brill J P. Liquid holdup correlations for inclined two-phase flow [J]. Journal of Petroleum Technology, 1983, 35 (5): 1003-1008.

[4] Aziz K, Govier G W. Pressure drop in wells producing oil and

gas[J]. Journal of Canadian Petroleum Technology, 1972, 11(3):38-48.

[5] Hasan A R, Kabir C S. A simple model for annular two-phase flow in wellbores[J]. SPE Production and Operations, 2007, 22(2):168-175.

[6] Kaya A S, Sarica C, Brill J P. Comprehensive mechanistic modeling of two-phase in deviated wells[C]//SPE Annual Technical Conference and Exhibition. Houston: Society of Petroleum Engineers, 1999: SPE-56522-MS.

[7] 周云龙，孙斌，陆军.改进BP神经网络在气液两相流流型识别中的应用[J].化工学报，2005，56(1)：110-115.
ZHOU Yunlong, SUN Bin, LU Jun. Application of improved BP neural network in identification of air-water two-phase flow patterns[J]. CIESC Journal, 2005, 56(1):110-115.

[8] 李海涛，王博睿.基于粒子群算法优化的BP神经网络在海水水质评价中的应用[J].海洋科学，2020，44(6)：31-36.
LI Haitao, WANG Borui. Application of BP neural network based on particle swarm optimization in seawater quality assessment[J]. Marine Sciences, 2020, 44(6):31-36.

[9] 李洪伟.基于数字图像处理技术的气液两相流型识别与演化规律研究[D].北京：华北电力大学，2012.
LI Hongwei. Identification method and evolutionary research of gas-liquid two-phase flow regime based on digital image processing technology[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2012.

[10] 张凤娟，陈国定，吴昊天.基于遗传算法/神经网络组合技术的气液两相流型辨识[J].机械科学与技术，2005，24(6)：670-672.
ZHANG Fengjuan, CHEN Guoding, WU Haotian. Study of the identification methods of gas-liquid two-phase flow regime based on combination technology of genetic algorithms and neural network[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2005, 24(6):670-672.

[11] 邵孟良，于颖敏.基于遗传算法的BP神经网络气液两相流持液率预测模型优化[J].西安石油大学学报(自然科学版)，2019，34(6)：44-49.
SHAO Mengliang, YU Yingmin. Optimization of gas-liquid two-phase flow liquid hold-up prediction model with BP neural network based on genetic algorithm[J]. Journal of Xi′an Shiyou University (Natural Science), 2019, 34(6):44-49.

[12] 游国忠，赵晓丹，苏清祖.基于遗传算法的柴油机气缸压力信号识别[J].农业机械学报，2006，37(2)：9-13.
YOU Guozhong, ZHAO Xiaodan, SU Qingzu. Diagnosis of engine cylinder pressure signal based on genetic algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(2):9-13.

[13] 胥知画，姜杰，周长春，等.基于粒子群优化的融合特征选择钻速预测模型研究[J].钻探工程，2025，52(2)：134-143.
XU Zhihua, JIANG Jie, ZHOU Changchun, et al. Research on a rate of penetration (ROP) prediction model based on feature selection integrated with particle swarm optimization (PSO)[J]. Drilling Engineering, 2025, 52(2):134-143.

[14] 熊秀丽，李谦，刘君豪，等.基于神经网络的液力马达提速效果预测研究[J].钻探工程，2025，52(5)：42-50.
XIONG Xiuli, LI Qian, LIU Junhao, et al. Research on evaluating of using hydraulic motor based on neural network[J]. Drilling Engineering, 2025, 52(5):42-50.

[15] 王嵘冰，徐红艳，李波，等.BP神经网络隐含层节点数确定方法研究[J].计算机技术与发展，2018，28(4)：31-35.
WANG Rongbing, XU Hongyan, LI Bo, et al. Research on method of determining hidden layer nodes in BP neural network[J]. Computer Technology and Development, 2018, 28(4):31-35.

[16] 朱馨渝，马平.基于改进PSO-BP神经网络的PID参数优化方法[J].现代电子技术，2022，45(21)：127-130.
ZHU Xinyu, MA Ping. PID parameter optimization method based on improved PSO-BP neural network[J]. Modern Electronics Technique, 2022, 45(21):127-130.

[17] 范国松，齐正.PSO-BP神经网络的电力负荷预测研究[J].微型电脑应用，2022，38(10)：130-133.
FAN Guosong, QI Zheng. Research on power load forecasting based on PSO-BP neural network[J]. Microcomputer Applications, 2022, 38(10):130-133.

[18] 郭利进，于洋.PSO-BP神经网络在油料产量预测中的应用[J].粮食与油脂，2022，35(4)：107-110.
GUO Lijin, YU Yang. Application of PSO-BP neural network in forecasting oil material production[J]. Cereals & Oils, 2022, 35(4):107-110.

（编辑　王文）