

# 基于机理模型和智能修正的油藏定点压力预测方法

吕远哲, 左信, 岳元龙

中国石油大学(北京)人工智能学院 北京 102249

通讯作者: Email: yueyuanlong@cup.edu.cn

项目支持: 中海油能源发展股份有限公司科研项目“FPSO 生产流程自主诊断技术研究”(ZX2024ZCCYF2482)

引用: 吕远哲, 左信, 岳元龙. 基于机理模型和智能修正的油藏定点压力预测方法[J]. 油气井测试, 2025, 34(4): 1-10.

Cite: LYU Yuanzhe, ZUO Xin, YUE Yuanlong. Reservoir point pressure prediction method based on mechanistic modeling and intelligent correction [J]. Well Testing, 2025, 34(4): 1-10.

**摘要** 在当前油田开发实践中,常规开发方案缺乏对油藏动态地质特征及井间渗流干扰的精细表征,易引发“盲注盲采”现象,最终致使区块整体采收率下降,尤其在多井共存、井网交错的复杂渗流系统中。开展多井耦合下的油藏定点压力动态预测方法研究,预测油藏任意指定坐标点因多井变产量生产引发的压力时空演化规律。首先,基于格林函数理论,在引入噪声的前提下,提出了一种鲁棒性更强的单井变流量离散压力动态响应计算方法。然后,指出目前在处理井间干扰时,常规多井压降叠加方案作为定产量稳态解的局限性。提出一种油藏定点压力的多井智能修正方案——等于各单井压力动态响应时变加权求和,并通过机器学习训练各井权重。利用各单井点源函数计算结果和长短期记忆神经网络,结合丢弃层和 $L_2$ 正则化机制,基于油藏数值模拟得到多井共同生产条件下油藏中深点的压力数据,对各井压力时变权重展开训练。测试集的预测结果表明,该方法的压力预测相对误差全程均低于3%,验证了基于机理模型和智能修正方法在油藏定点压力精准预测上的高效性。

**关键词** 油藏压力预测;井间干扰;格林函数;长短期记忆网络;鲁棒优化;时变加权

中图分类号: TE319

文献标识码: A

DOI: 10.19680/j.cnki.1004-4388.2025.04.001

## Reservoir point pressure prediction method based on mechanistic modeling and intelligent correction

LYU Yuanzhe, ZUO Xin, YUE Yuanlong

College of Artificial Intelligence, China University of Petroleum(Beijing), Beijing 102249, China

**Abstract:** In current oilfield development practices, conventional development plans often lack precise characterization of dynamic reservoir geological features and inter-well flow interference, leading to “blind injection and production,” which ultimately reduces the overall recovery factor of a block, particularly in complex flow systems with multiple wells and intricate well patterns. Therefore, a dynamic prediction method for point pressure in reservoirs under multi-well coupling was proposed to predict the spatiotemporal evolution of pressure at any designated coordinate due to varying production rates. Firstly, based on Green’s function theory and incorporating noise, a more robust method for calculating the discrete pressure transient response for a single well with varying flow rates was proposed. Secondly, the limitations of conventional multi-well pressure drop superposition schemes, which are based on steady-state solutions for constant rates, in handling inter-well interference were highlighted. A multi-well intelligent correction scheme for reservoir point pressure was proposed—calculating point pressure as a time-varying weighted sum of the pressure transient responses from individual wells—where the weights for each well are trained using machine learning. Using the calculated results from point-source functions for individual wells and a long short-term memory (LSTM) neural network, combined with dropout layers and  $L_2$  regularization, pressure data for mid-depth points under multi-well producing conditions were obtained from numerical simulation, and then the time-varying weights of pressure for each well were trained. Prediction results on the test set show that the relative error of the predicted pressure using this method remains below 3% throughout, validating the high efficiency of the mechanistic model and intelligent correction method in accurately predicting reservoir point pressures.

**Keywords:** reservoir pressure prediction; inter-well interference; Green’s function; long short-term memory network; robust optimization; time-varying weighting

当前,我国海洋油气资源开发已逐步迈向超深水海域。面对更加复杂的油藏状况和地质环境,油田开发智能化已经是发展的必然要求<sup>[1-4]</sup>。通过井下光纤传感网络实时获取储层-井筒多维度数据流,结合深度学习算法,实现各井流量配比的智能优化与地层压力的自适应调控,已经成为突破深水油气田高效开发瓶颈的重要技术路径<sup>[5-7]</sup>。

目前,针对单井和井间压力动态响应的研究较为成熟,但关于油藏压力动态响应研究较少。孟宪伟等<sup>[8]</sup>基于点源函数理论推导了各向异性油藏水平井瞬态压力的实数空间表征,并开展了变流量情况下的瞬态压力分析。孙召勃等<sup>[9]</sup>针对底水油藏油水两相分别建立无因次模型,分析了拉氏空间不同水体倍数下水平井的压力动态响应。姜永等<sup>[10]</sup>建立了底水油藏三维渗流模型,并分析了不同水体外边界条件下底水油藏压力、流量、累计流量的变化规律。

现有注采方案依赖井底压力数据,但井底压力无法直接反映油藏内部能量场的真实分布。在油藏压力预测领域,当前研究存在显著空白:主流方法仍依赖传统数值模拟技术,其优势在于物理机理完备、反演精度高,可精确刻画复杂储层中的渗流规律;但需构建全油藏网格模型,单次模拟耗时数小时至数天,计算效率难以满足实时调控需求。近年来,新型代理模型(如 PINN、Transformer 等)通过简化机理显著提升了计算效率<sup>[11-14]</sup>,但仍需对整个矿场进行全局计算。针对这一矛盾,本文所采用的源函数方法直接表征空间任意点对产量扰动的动态响应,无需求解全局渗流场。在保留机理可解释性的同时大幅降低运算成本。

首先,结合点源函数理论建立水平井变流量下离散压力动态响应模型,并提出一种 Huber 损失优化方法对离散模型进行数值约束。通过在真实单井压降数据中引入噪声,对比得到了较常规罚函数优化方法误差更小的结果,证实了所提出方法的鲁棒性优势。然后,指出处理井间干扰时压降叠加方案的局限性。在此基础上,提出油藏特定点压力动态响应等于各单井压力动态响应的时变加权求和方案;并引入长短期记忆网络(LSTM)建立特定点压降和各井贡献之间的权重训练,进一步弥补由机理建模不准确或干扰滞后等复杂边界条件造成的影响。最后,利用油藏数值模拟进行压力预测。通过测试算例检验了本文方法的高效性。

本研究将井间动态推广到储层影响,在多井共同作用的渗流场中计算特定监测点的压力动态响应。该理论体系为智能井的实时优化提供数学物理基础,通过压力场定向调控助力实现“靶向注采”,为生产开发的实时调配提供有效理论参考。

## 1 单井变流量工况压力动态响应计算

在非稳态工况下,水平井试井数学模型建立在动态系统理论与空间分解方法的基础之上。通过引入各向异性储层的瞬时点源解,借助三维正交空间分解技术将复杂渗流场分解成三个主方向的瞬时源函数乘积形式。为实现数值求解的可行性,进一步将连续时间域的积分方程离散化。这种数学转换保持了物理本质,通过建立流量历史与压力动态响应的时域映射关系,为工程数据反演计算提供基础。

### 1.1 水平井混合边界压力源函数模型建立

在储层流体开采过程中,若岩石骨架具有较高结构稳定性且孔隙压力扰动处于低幅值范围,在弱耦合状态下,渗流动力学行为可采用线性化控制方程式(1)建模表示。GRINGARTEN 和 RAMEY<sup>[15]</sup>在热传导问题的应用基础上,首次将格林函数法、镜像映射法和 Newman 乘积原理相结合,提出了褶积形式的变流量压力解式(2)。

$$\eta_x \frac{\partial^2 p}{\partial x^2} + \eta_y \frac{\partial^2 p}{\partial y^2} + \eta_z \frac{\partial^2 p}{\partial z^2} = \frac{\partial p}{\partial t} \quad (1)$$

$$\Delta p(x, y, z, t) = \frac{1}{\varphi C_i} \int_0^t q(\tau) S(x, y, z, t - \tau) d\tau \quad (2)$$

式中:  $\eta_{x,y,z}$  为地层各向导压系数,  $\text{cm}^2/\text{s}$ ;  $S(x, y, z, t - \tau)$  为源函数,  $\text{cm}^{-2}$ ;  $q(\tau)$  为输入信号,表示源的单位冲击强度,  $\text{cm}^3/(\text{s} \cdot \text{cm})$ ;  $\varphi$  为孔隙度,无因次;  $C_i$  为综合压缩系数,  $\text{MPa}^{-1}$ ;  $\Delta p$  为压力变化差值,  $\text{MPa}$ 。

源函数本质是储层对单位冲击信号的压力动态响应特性。当考虑流量非稳态波动时,系统的输入信号(流量时序变化)与系统单位冲击响应(源函数)的卷积,最终生成输出信号(压力动态响应)。封闭断块内各向异性油藏水平井模型如图 1 所示。

对于顶底面封闭不渗透、有界封闭断块内的一口水平井油藏系统,可将其分解成为  $x$  方向的混合边界平板源、 $y$  方向混合边界平面源、 $z$  方向封闭边界平面源。断块内水平井瞬时源函数为 3 个方向瞬时源函数乘积,如图 2 所示。

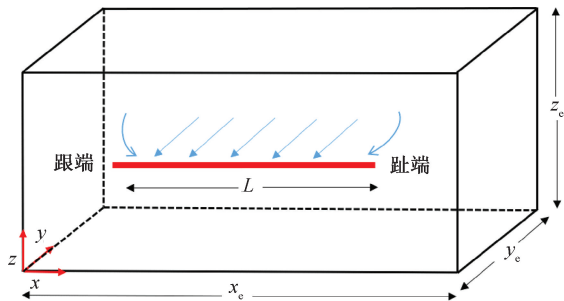


图 1 顶底封闭的各向异性油藏水平井模型

Fig. 1 Horizontal well model of a top-bottom closed anisotropic reservoir

孟宪伟等<sup>[16]</sup>通过数值对比实验提出了在级数个数大于 5 时可忽略截断误差,并证实了在平面封闭、定压和混合三种边界条件下,混合边界条件源

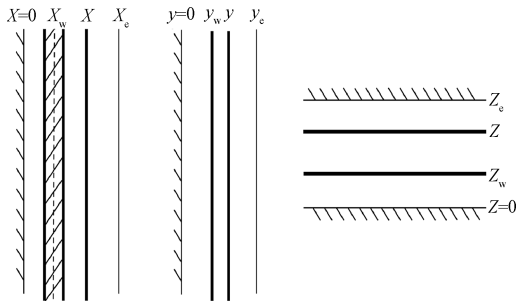


图 2 混合边界平行于顶底面水平井源函数分解

Fig. 2 Source function decomposition for horizontal wells with mixing boundaries parallel to the top-bottom plane

函数计算所得压力动态响应与真实井底压力动态响应曲线最为贴合。因此,采用混合边界条件建立水平井的三维源函数。表达式为:

$$S(x, t - \tau) = \left[ \frac{8}{\pi} \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{2n-1} \exp\left(-\frac{(2n-1)^2 \pi^2 \eta_x (t-\tau)}{4x_e^2}\right) \sin \frac{(2n-1)\pi L}{4x_e} \cos \frac{(2n-1)\pi x_w}{2x_e} \cos \frac{(2n-1)\pi x}{2x_e} \right] \quad (3)$$

$$S(y, t - \tau) = \left[ \frac{2}{y_e} \sum_{n=1}^{\infty} \exp\left(-\frac{(2n-1)^2 \pi^2 \eta_y (t-\tau)}{4y_e^2}\right) \cos \frac{(2n-1)\pi y_w}{2y_e} \cos \frac{(2n-1)\pi y}{2y_e} \right] \quad (4)$$

$$S(z, t - \tau) = \left[ \frac{1}{z_e} \left( 1 + 2 \sum_{n=1}^{\infty} \exp\left(-\frac{n^2 \pi^2 \eta_z (t-\tau)}{z_e^2}\right) \cos \frac{n\pi z_w}{z_e} \cos \frac{n\pi z}{z_e} \right) \right] \quad (5)$$

$$S(x, y, z, t - \tau) = S(x, t - \tau) S(y, t - \tau) S(z, t - \tau) \quad (6)$$

源函数方法的核心在于将真实生产系统分解为基本源函数的线性叠加。依据镜像映射、Newman 乘积原理,以及源项叠加的格林函数方法,将井筒抽象为时空域内的连续源项,构造满足特定边界约束的基本解。

### 1.2 单井变流量离散压力动态响应优化

在油藏动态分析中,源函数理论通过结合 Newman 乘积法和镜像映射法,能够精准刻画任意空间点的压力动态响应特征。当油井产量发生波动时,通过卷积运算可高效重构变流量条件下的压力动态演化规律。考虑到现场数据通常以离散形式采集且连续积分运算难以精准实现,将原连续卷积表达式转化为离散化的分步叠加形式。

$$\Delta p[x, y, z, t] = \frac{\Delta \tau}{\phi C_{t, n=0}} \sum_{n=0}^t q[n] \times S[x, y, z, t - n] \quad (7)$$

即:

$$\Delta p[t] = \frac{\Delta \tau}{\phi C_{t, n=0}} \sum_{n=0}^t q[n] \times S[t - n] \quad (8)$$

在每个测试点展开,可得到:

$$\begin{bmatrix} \Delta p[0] \\ \Delta p[1] \\ \Delta p[2] \\ \vdots \\ \Delta p[t] \end{bmatrix} = \frac{\Delta \tau}{\phi C_{t, n=0}} \times$$

$$\begin{bmatrix} S[0] & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ S[1] & S[0] & 0 & \cdots & 0 \\ S[2] & S[1] & S[0] & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ S[t] & S[t-1] & S[t-2] & \cdots & S[0] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q[0] \\ q[1] \\ q[2] \\ \vdots \\ q[t] \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中:  $\Delta \tau$  为离散数据的时间间隔, s;  $q[n]$  为随时间变化的流量,  $\text{cm}^3/(\text{s} \cdot \text{cm})$ ;  $\Delta p[n] = p[i] - p[t]$  ( $n = 1 \cdots t$ ) 为各个时间步上的压降值, MPa。

虽然可将流量序列代入上述矩阵迭代求出压降序列,但由于数值不稳定性,第一步所求压降和真实压降存在一定偏差,并会随着迭代过程反复放大,进而造成求解发散。孟宪伟,刘洪杰等提出了一种基于罚函数的优化方法解决这一问题。利用正向计算  $q[n]$  引起的压力动态响应  $p'[n]$ ,与实际

测试得到的单井压降数据  $p[n]$  最小化为目标函数,通过罚函数将有约束下的离散系统变流量压力动态响应问题转换为无约束的数学优化问题。

基于罚函数的优化方法虽然能够抑制离散卷积模型中的误差累积问题,但其对输入数据精度的敏感性可能成为关键瓶颈。由于原目标函数的核心是通过实测压力与预测压力的均方误差最小化,当现场数据出现非规律性偏差时,优化过程极易受到噪声干扰,最终影响储层评价的时效性与可靠性。因此,本文在其基础上采用了一种鲁棒性更强的 Huber 损失优化方法。

Huber 损失函数由统计学家 Peter J. Huber 于 1964 年提出,是一种结合平方损失和绝对损失的混合损失函数,通过调整阈值参数  $\delta$  控制对异常点的敏感程度:

$$L_{\delta}(e) = \begin{cases} \frac{1}{2}e^2 & \text{if } |e| \leq \delta \\ \delta(|e| - \frac{1}{2}\delta) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

通过将原始目标函数中的平方误差项替换为 Huber 损失项,并保留惩罚项,新的目标函数为:

$$F(X) = \sum_{i=1}^N L_{\delta}(\Delta P_{\text{measured},i} - \Delta P_i(X)) + M \cdot \text{Penalty}(X) \quad (11)$$

式中:  $\Delta P_{\text{measured},i}$  和  $\Delta P_i$  分别为真实压降和计算所得压降值,MPa;  $M$  为惩罚因子,无因次。

### 1.3 井场实例优化对比

孟宪伟等根据渤海区域某混合边界断块中一口水平井日产数据验证了水平井跟端在变流量下的压力动态响应计算结果。为了更加直观地突出 Huber 损失优化方法于噪声影响下的鲁棒性优势,在水平井静态模型参数和单井生产数据保持一致的前提下,开展单井抗扰数值优化对比实验。

为了模拟现场真实数据失准情况,在原始单井压力数据基础上,设置 8% 的异常点,并加入均值为 0、标准差为 3 的半正态分布噪声。分别设置超参数  $\delta=10, 5, 1$  重新进行离散卷积求解,各方法结果对比如图 3 所示。在数据存在显著异常点的情况下,与孟宪伟所使用的罚函数优化方法相比,Huber 损失函数所得结果和实测压力动态响应曲线的吻合程度更高;并且随着阈值参数  $\delta$  不断减小,拟合误差进一步缩小。模型计算结果与实际测试数据对比的相对误差情况统计见表 1。罚函数优化方法相对误差平均在 25% 左右;而 Huber 损失方法的相对误

差在  $\delta=10$  时平均为 20% 左右,并在  $\delta=1$  时降低到平均为 5% 左右。

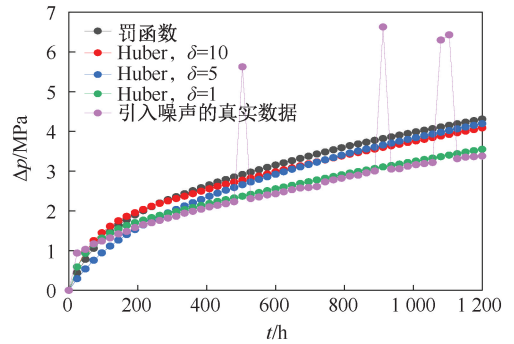


图 3 引入高斯噪声下各方法压力动态响应对比  
Fig. 3 Comparison of pressure dynamic responses of various methods under Gaussian noise

表 1 各方法相对误差对比

Table 1 Comparison of relative errors of methods

t/h	高斯噪声				复合非高斯噪声	
	罚函数 /%	Huber, δ=10/%	Huber, δ=5/%	Huber, δ=1/%	罚函数 /%	Huber, δ=1/%
120	11.47	22.26	-15.78	9.28	0.14	17.36
240	23.85	24.39	3.06	7.55	12.02	8.85
360	26.06	22.24	10.82	4.64	14.37	6.75
480	27.92	22.01	16.07	4.27	16.24	7.40
600	29.72	22.69	20.21	5.08	18.01	8.97
720	31.44	23.88	23.61	6.45	19.65	10.59
840	27.23	19.78	21.04	3.22	15.88	6.99
960	27.60	20.19	22.58	3.89	16.26	7.49
1 080	26.10	19.08	22.02	3.23	14.92	6.54
1 200	27.57	20.90	24.09	5.05	16.26	8.04

在油田实际生产环境中,压力监测数据常受多重复杂干扰影响。为贴合现场工况,本研究开展非高斯噪声下的鲁棒性测试,模拟现场三类典型干扰:仪器漂移噪声、脉冲型异常、周期性扰动对于压降数据的等效折算干扰影响。

考虑由传感器漂移导致的系统性误差,采用线性项+周期项建立漂移噪声的数学模型,如式(12)。

$$\text{noise}_{\text{drift}} = \text{drift\_rate} \cdot \left(\frac{t}{T}\right) + A \cdot \sin\left(\frac{2\pi t}{T}\right) \quad (12)$$

式中:  $\text{drift\_rate}$  为漂移率,无因次;  $A$  为等效长期波动幅值,MPa;  $T$  为周期,d。

考虑由电磁干扰、井筒气窜等现象导致的间歇性故障,基于泊松过程建立帕累托分布形式的脉冲型噪声数学模型,如式(13)、式(14)。

$$\text{noise}_{\text{spike}} = \sum \delta(t - t_i) \cdot X_i, X_i \sim f(x|k, \sigma, \theta) \quad (13)$$

$$f(x|k, \sigma, \theta) = \frac{1}{\sigma} \left( 1 + k \frac{x - \theta}{\sigma} \right)^{-1 - \frac{1}{k}} \quad (14)$$

式中:  $\delta(t - t_i)$  表示脉冲发生服从泊松过程;  $f(x|k, \sigma, \theta)$  表示幅值服从广义帕累托分布。

考虑由泵冲次振动、注水周期等现象导致的工况耦合, 基于多频耦合法, 建立周期性扰动数学模

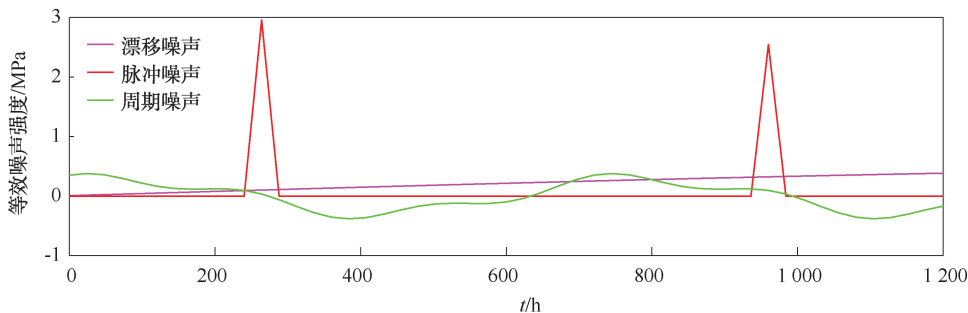


图4 非高斯噪声分量

Fig. 4 Non-Gaussian noise component

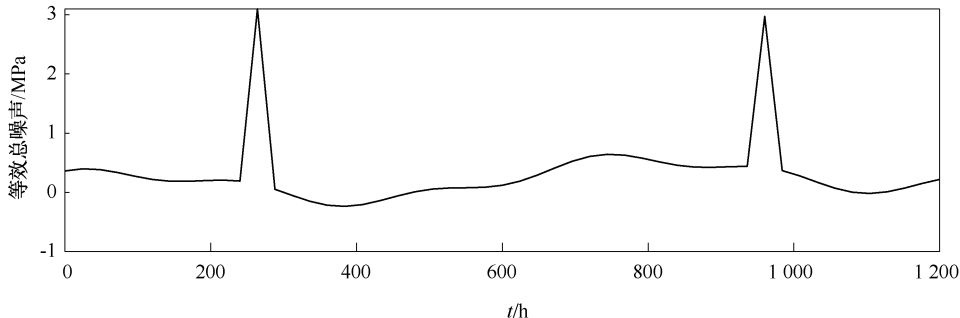


图5 复合非高斯噪声

Fig. 5 Composite non-Gaussian noise

通过在原始数据中添加复合噪声, 分别利用罚函数和 Huber 损失优化求解, 结果如图 6 所示。从优化结果可以看出, 高能量的复合噪声使两种方法均出现了一定程度的偏离。但 Huber 损失展现出更强的鲁棒性优势。测试表明, 在真实数据随机波动下, Huber 损失方法更好地剔除了异常点, 捕捉了数据的正常规律, 对生产数据具有更高的鲁棒性和可靠性。

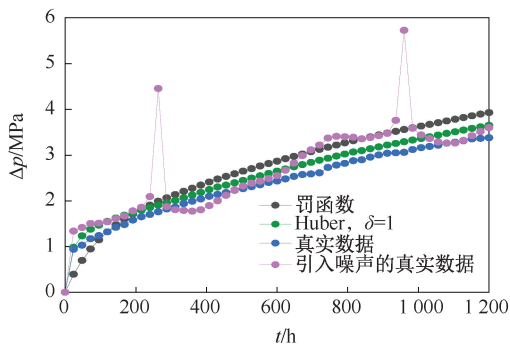


图6 引入非高斯噪声下各方法压力动态响应对比  
Fig. 6 Comparison of pressure dynamic responses of various methods under non-Gaussian noise

型, 如公式(15)。

$$noise_{cyclic} = \sum A_i \cdot \sin(2\pi f_i t + \phi_i) \quad (15)$$

式中:  $f_i$  表示固有频率,  $d^{-1}$ ;  $A_i$  表示周期噪声等效强度幅值, MPa;  $\phi_i$  表示随机相位, rad。

以上三种非高斯噪声分量如图 4 所示。将三种噪声叠加得到复合噪声, 如图 5 所示。

## 2 基于长短期记忆网络的多井压力动态响应修正

目前已经得到了各向异性油藏混合边界下更鲁棒的水平井单井压力动态响应计算方法。但在实际油田开发中, 当多井共同运行时, 井间压力波传播的时空叠加效应会显著改变储层动态特征。为此, 提出了一种基于数据驱动的多井压力动态响应计算方法: 首先将监测点压降分解为各单井压力动态响应在不同时步上的动态加权求和, 随后利用长短期记忆网络 (LSTM) 提取流量-压力序列的滞后关联特征, 对各井时变权重展开训练, 并结合  $L_2$  正则化约束和丢弃层避免过拟合。该方法在单井压力动态响应的基础上通过智能修正, 为多井协同开发中的动态调控提供了高精度量化工具。

### 2.1 时变加权的多井压降分配方法

在实际油田开发中, 常常不是一口井而是多口井同时工作。在多个源汇(注采井群)共同作用的

渗流场中,其中一口井的工作制度改变,会影响到周围相邻的其它井。这种井间的相互影响现象称为井间干扰。在常规的渗流力学知识中,把井间干扰下导致各井所在油层造成的压降看作除各井本体的压降外,再叠加临近井对它的压降影响——也就是传统的压降叠加原理<sup>[17-19]</sup>。

常规压降叠加原理基于稳态渗流假设,但在面对动态生产场景时存在明显局限。为此,提出一种时变权重的加权求和方法,将多井干扰下的压力动态响应分解为各单井压力动态响应在时间序列上的加权组合。具体而言,特定监测点  $t$  时刻的压降可表示为各井历史流量序列对其影响的累积效应,其数学表达式为:

$$P_{\text{总}}(t) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^t w_i(t-j) \cdot P_i(j) \quad (16)$$

式中: $N$  为井数; $w_i(t-j)$  表征第  $i$  口井在  $t-j$  时段对监测点的影响权重; $P_i(j)$  为第  $i$  口井在  $j$  时刻的单井压力动态响应。该模型通过时变权重矩阵量化井间动态耦合效应,为井群调控提供可计算的数学框架。

## 2.2 时变权重的预测模型建立

近年来,机器学习技术在改善石油产量预测方面显示出巨大的潜力<sup>[20-21]</sup>。广泛的机器学习模型——从 ANN、LSTM 和 Transformer 到基于神经模糊和强化学习的方法已被应用于解决石油产量的复杂预测问题<sup>[22-24]</sup>。多井的动态时步权重预测问题是一个随时间变化的复杂过程,且伴随一定的随机性,难以用机理模型表示。因此,需要从生产数据出发,通过具有时间序列学习能力的机器学习方法训练权重分配。LSTM 模型兼顾时序建模深度与模型泛化能力,使其成为多井动态权重预测的优选方法。

LSTM 作为一种特殊的递归神经网络(RNN)架构,有效地解决了传统 RNN 中遇到的梯度消失问题<sup>[25]</sup>。LSTM 的内部架构包含三个门控单元,即输

入门、遗忘门和输出门。这些门控单元通过学习来控制信息流,帮助 LSTM 网络更好地处理长期依赖关系<sup>[26]</sup>。

多井权重的动态预测是一个典型的动态时序性问题。随着开发时间和产量的变化,各井的实时权重变化明显。为了更好地使训练结果与实际情况匹配并防止过拟合,在常规 LSTM 结构上引入丢弃层和  $L_2$  正则化机制。

在复杂时序数据的建模过程中,当训练数据量有限或噪声干扰较强时,模型易过拟合。丢弃层(dropout)是针对这一问题的高效应对策略。其核心原理是在网络训练阶段,以预设概率随机“屏蔽”部分神经元节点,如式(17)。

$$d_i = r_i h_i \quad (17)$$

式中: $h_i$  为隐藏状态; $r_i$  是二进制掩码,表示以随机概率丢弃神经元; $d_i$  为丢弃层输出。

为了使模型训练结果更具物理意义——即各井压降在监测点的“叠加”效应,在原有的 MSE 损失外,引入了一项  $L_2$  正则化(式 18~式 19):

$$\text{reg\_loss} = \lambda \cdot \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \sum_{j=1}^n (w_{i,j} - 1)^2 \quad (18)$$

$$\text{LOSS} = \text{MSE} + \text{reg\_loss} \quad (19)$$

式中: $\lambda$  为  $L_2$  正则化系数; $B$  为并行计算的序列条数; $j$  为井个数。通过在损失函数中加入权重偏离“1”的平方惩罚,保留了物理先验。在没有明显证据表明哪口井权重需大幅偏离“1”的情况下,模型默认“直接相加”更为稳健。当数据确实表明某口井对特定点压降贡献略有不同时,模型仍可通过最小化总损失自动微调该井的权重,使其与真实物理效应更精准地匹配。本文中以 LSTM 为核心的多井时变权重预测模型,在引入丢弃层和  $L_2$  正则化机制后,完整训练过程见图 7。

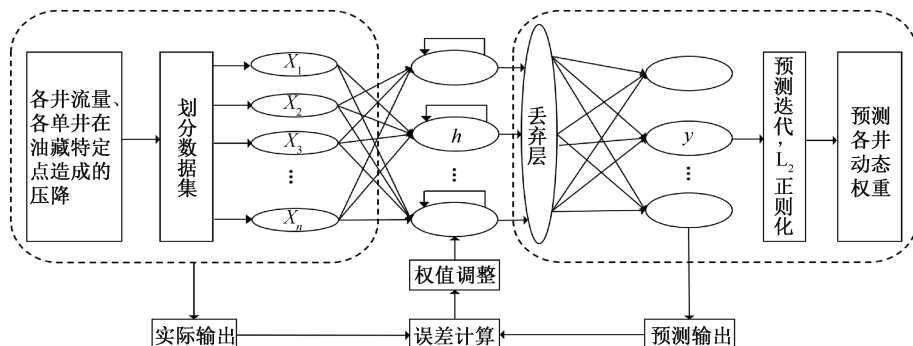


图 7 基于 LSTM 的多井时变权重预测模型训练过程示意图

Fig. 7 Diagram of training process of LSTM-based time-varying weight prediction model for multiple wells

### 3 基于机器学习的油藏定点压力预测

在前两章研究中,已经系统构建了基于单井压力动态响应与多井智能修正的融合模型框架。为进一步验证该理论方法的工程适用性,本章将采用油藏数值模拟技术生成时序压力数据集,并通过机器学习建立油藏多井变流量生产条件下的单井的压降对目标点压降的定量影响权重,通过多井压降耦合定量预测目标点油藏压力。

#### 3.1 油藏模型与数模参数

在训练数据构建阶段,首先利用油藏地质建模与油藏数值模拟软件建立各向异性三维盒状油藏模型。其尺寸设定为长 1 240 m、宽 800 m、厚 30 m。模型中部署六口水平生产井,按两排平行布局(每排三口,间距 200 m),水平段延伸长度均为 320 m,井号依次为 X1H~X6H(见图 8)。

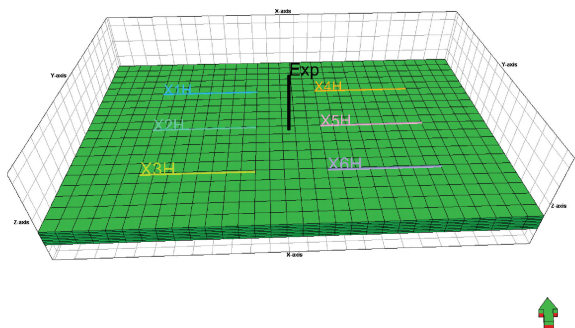


图 8 模型设计及井网部署图

Fig. 8 Model design and well network deployment diagram

为准确量化多井干扰效应并反映油藏整体动态特征,将特定监测点设置在六口生产井几何中心位置的油藏中深处(坐标(620,400,15))。在该坐标点设置一口产量恒定为 0 的监测井(井名为 Exp),连续记录其井底流压变化。本研究提出的油藏中深点预设监测井方案仅作为数值模拟阶段的理论验证工具,实际应用无需部署高成本光纤传感器。现场实施时,可通过关井(shut-in)压力反演技术替代直接测量:利用井口压力计记录压力曲线,结合管柱特性与储层渗流耦合模型反演地层压力。

然后,对三维网格进行了油藏孔隙度、渗透率物性参数赋值:水平渗透率为 1 000 mD,垂向渗透率为 10 mD,孔隙度为 0.3。选择与本研究中原油黏度接近的渤海湾某油田一口探井东营组实际高压物性资料和岩心分析相渗作为油藏数值模拟的高压物性数据(见图 9)和相渗曲线(见图 10)。各井

按阶梯式配产:第 1 季度配产 100 m<sup>3</sup>/d;第 2 季度配产 80 m<sup>3</sup>/d;第 3 季度配产 50 m<sup>3</sup>/d;第 4 季度配产 30 m<sup>3</sup>/d,模拟历时 1 年的生产动态。

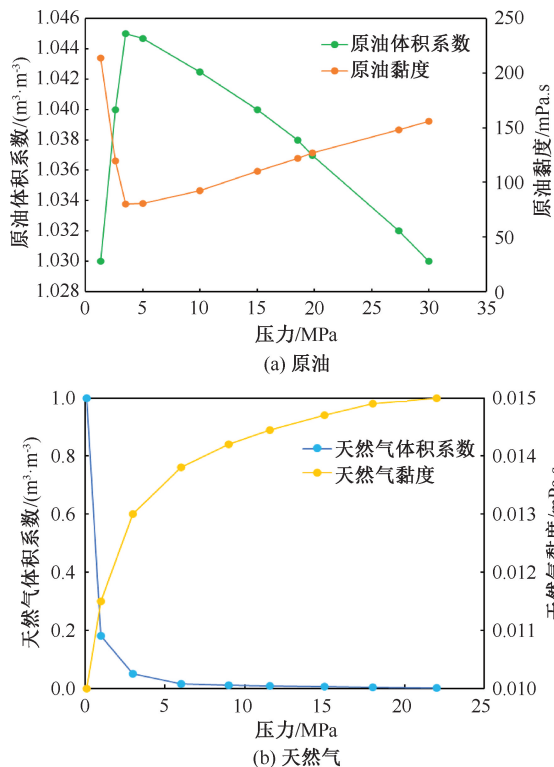


图 9 高压物性曲线图

Fig. 9 High-pressure physical property curves

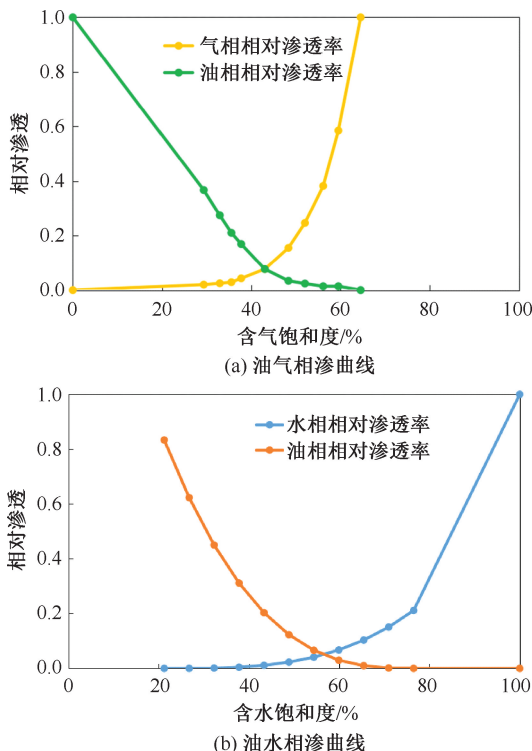


图 10 相渗曲线图

Fig. 10 Relative permeability curves

### 3.2 压降叠加局限性验证

在井间干扰分析中,传统压降叠加原理将多井作用下的总压降视为各单井压降的代数和。然而,通过六口井的数值模拟实验对比发现,叠加计算值略高于实际监测点压降(见图 11)。

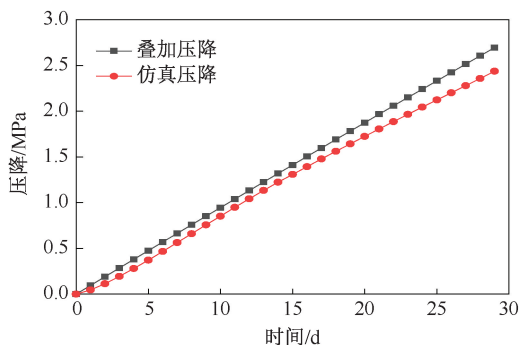


图 11 叠加压降和仿真压降结果对比

Fig. 11 Comparison of superimposed and simulated

初期阶段二者差异较小,但随着时间推移,误差逐渐扩大。这可能是由于机理模型不准确或边界条件理想化的原因。实际储层中多井压力波的传播存在耦合效应,例如某井变产量引发的压降会改变相邻井的渗流路径,而叠加原理无法量化此类动态交互;此外,模型假设储层边界恒定,但实际开发中注采平衡变化会导致边界压力动态调整,长期累积效应使误差放大。综上所述,其根源均在于传统方法的理论局限。这一对比验证了传统方法在复杂渗流场动态分析中的局限性,亟需引入数据驱动模型捕捉时空耦合规律。

### 3.3 机器学习训练结果

将数值模拟得到的油藏中深点压降作为完整数据集,把其中 70%划为训练集,30%划为测试集。将各井产量、时序压降输入到 LSTM 中训练,对任意时刻各井贡献权重进行预测。六口井时序权重演化结果(见图 12)表明 LSTM 网络成功量化了井间干扰的时变特性。

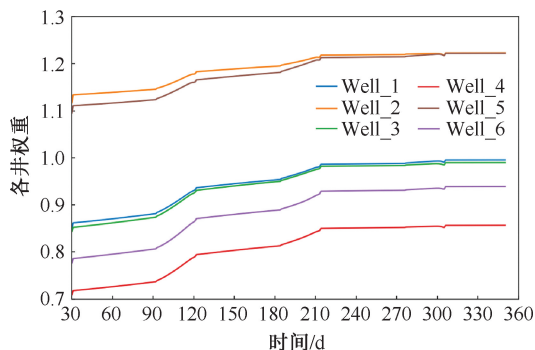


图 12 六口井时变权重训练结果

Fig. 12 Weights training results for six wells

井 2 和井 5 始终保持最高贡献权重,油藏中深点压力对其产量波动最为敏感。在每个季度初附近,各井权重突增,对应其产量从  $100 \text{ m}^3/\text{d}$  逐渐降至  $30 \text{ m}^3/\text{d}$  的工况调整,模型精准捕捉到该井变产量引发的压力波强化传播现象。

模型在训练集和测试集上的评价指标(见表 2)进一步验证了其可靠性。

表 2 LSTM 在训练集/测试集预测性能指标  
Table 2 LSTM prediction performance metrics in training/test set

压降权重	LSTM	
	训练集	测试集
MSE	0.08	0.46
MAE	0.21	0.67
$R^2$	0.98	0.96
MAPE	2.17	4.24
SMAPE	2.16	4.15

LSTM 在训练集和测试集上所有评价指标均呈现较优趋势。在训练集上的  $R^2$  达到了 0.98,在测试集也有很小的 MSE、MAE 和 SMAPE 值,表明其能够准确捕捉生产趋势并适应动态条件。对历时一年的生产数据进行训练,LSTM 总共用时 2 min,而传统数值模拟方法用时 15 min。结果证实,LSTM 模型不仅提供了准确的权重预测,而且在数据集的所有分区中都表现出了一致的突出性能。这种动态权重映射克服了传统叠加原理的局限,揭示了“产量突变-压力响应滞后-权重再平衡”的闭环调控机制。

图 13 清晰地展示了直接加和与加权求和在特性上的差异。

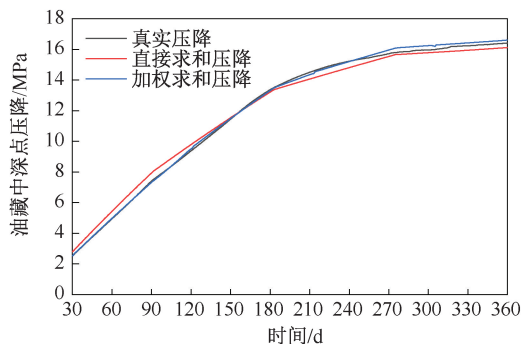


图 13 加权和叠加求解压降动态响应对比

Fig. 13 Comparison of dynamic response of weighted and superposition solved pressure drop

从压降拟合效果来看,基于 LSTM 的时变加权方法相比传统的代数加和能更准确地捕捉实际压降的动态响应,尤其在流量突变时能够快速跟踪真实压降的剧烈波动,显著提高了对非稳态过程的建

模精度。而传统的压降叠加方法虽在后期稳态阶段表现尚可,误差维持在约2%(见图14),但在早期动态响应中误差较大且随时间波动明显,难以真实反映压力场的即时变化,这也验证了“常规压降叠加原理通常基于稳态假设,适用于恒定流量条件下的静态压力分布”这一结论。

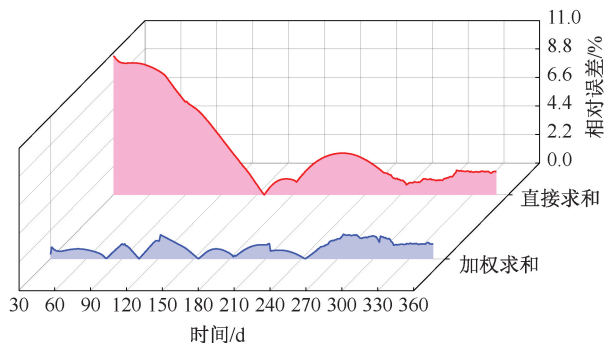


图14 相对误差情况对比

Fig. 14 Comparison of relative errors

综上所述,本文提出的基于LSTM的时变权重动态预测方法,不仅继承了传统压降叠加的物理先验知识,还通过压降数据智能修正,有效预测了油藏压力的动态演变规律。更进一步,任意油藏特定点(如井筒位置、供给边缘等)均可作为预测目标,只需将待求点坐标替换代入源函数中求解即可。训练所得各井时变权重可量化各井产量对目标点的贡献度与敏感性,从而避免“盲注盲采”,为油藏压力定点调控提供了可靠的依据。

## 4 结论

(1)针对变产量下的油藏定点压力动态预测难题,创新性地提出一种融合机理模型与智能修正的精细化压力预测方法。把多井变产量导致的油藏特定点压力动态响应表示为各单井造成压力动态响应的时变加权求和,将复杂渗流场的压力响应解耦为单井动态响应与时空权重的联合求解问题。

(2)在单井压力动态响应计算中,基于混合边界源函数理论,构建各向异性油藏三维瞬态压力解析解,并进行数值离散优化。针对现场数据噪声干扰,提出一种鲁棒性更强的Huber损失离散优化方法,较传统罚函数方法误差显著降低。

(3)传统压降叠加方案处理井间动态干扰具有一定局限性。通过构建LSTM神经网络,实现各井时变权重的精准量化。采用丢弃层和 $L_2$ 正则化机制训练各井权重,得到了各向异性油藏定点压力精细化表征。数值模拟表明,与传统压降叠加相比,

时变加权方法全程动态误差始终维持在3%以内。训练结果表明,在训练集和测试集上的表现俱佳,且训练过程耗时短。该方法有效处理了油藏压力动态快速预测问题,为智能油田的精准压力调控、注采方案优化及采收率提升奠定了理论基础。

**致谢:**感谢中国石油大学(北京)同意本文公开发表。

## 参考文献

- [1] 马颖. 智能完井技术发展现状及应用前景分析[J]. 石油化工应用, 2025, 44(2): 9-13.  
MA Ying. Analysis on the development status and application prospects of intelligent well completion technology[J]. Petrochemical Industry Application, 2025, 44(2): 9-13.
- [2] 孙虎, 郭阳, 张媛, 等. 智能化钻井完井技术与工程实践[J]. 钻采工艺, 2025, 48(1): 46-54.  
SUN Hu, GUO Yang, ZHANG Yuan, et al. Research and practice of intelligent drilling and completion technology[J]. Drilling & Production Technology, 2025, 48(1): 46-54.
- [3] 邱浩, 文敏, 于继飞, 等. 海上油气田智能完井应用前景分析[J]. 海洋石油, 2024, 44(2): 51-56.  
QIU Hao, WEN Min, YU Jifei, et al. Application prospect analysis of intelligent well completion in offshore oil and gas fields[J]. Offshore Oil, 2024, 44(2): 51-56.
- [4] 于洋. 智能钻井尚需补脑——专访中海油研究总院副总经理兼总工程师(钻完井)李中[J]. 中国石油石化, 2023(16): 34-35.  
YU Yang. Smart drilling still needs improvement — an exclusive interview with LI Zhong, deputy general manager and chief engineer (drilling and completion) of CNOOC research institute[J]. China Petrochem, 2023(16): 34-35.
- [5] 李中. 海洋钻完井智能感知关键技术研究与应用[J]. 石油钻探技术, 2024, 52(5): 20-25.  
LI Zhong. Key technologies and field applications of intelligent perception in offshore drilling and completion[J]. Petroleum Drilling Techniques, 2024, 52(5): 20-25.
- [6] 李中. 中国海油油气井工程数字化和智能化新进展与展望[J]. 石油钻探技术, 2022, 50(2): 1-8.  
LI Zhong. Progress and prospects of digitization and intelligentization of CNOOC's oil and gas well engineering[J]. Petroleum Drilling Techniques, 2022, 50(2): 1-8.
- [7] 李根生, 宋先知, 祝兆鹏, 等. 智能钻完井技术研究进展与前景展望[J]. 石油钻探技术, 2023, 51(4): 35-47.  
LI Gensheng, SONG Xianzhi, ZHU Zhaopeng, et al.

- Research progress and the prospect of intelligent drilling and completion technologies [J]. *Petroleum Drilling Techniques*, 2023, 51(4): 35-47.
- [8] 孟宪伟, 刘洪杰, 王佩文, 等. 各向异性油藏水平井变流量压力动态响应计算方法[J]. *石油钻采工艺*, 2019, 41(2): 203-211.  
MENG Xianwei, LIU Hongjie, WANG Peiwen, et al. A calculation method for the pressure behavior response of horizontal well in anisotropic reservoirs at variable flow rate [J]. *Oil Drilling & Production Technology*, 2019, 41(2): 203-211.
- [9] 孙召勃, 贾晓飞, 李彦来, 等. 有限水体底水油藏水平井压力动态分析模型[J]. *大庆石油地质与开发*, 2018, 37(6): 49-53.  
SUN Zhaobo, JIA Xiaofei, LI Yanlai, et al. Analyzing model of the pressure dynamics of the horizontal well in the bottom-water oil reservoir with finite water bodies [J]. *Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing*, 2018, 37(6): 49-53.
- [10] 姜永, 刘洪洲, 王迪, 等. 底水油藏压力及流量变化规律研究[J]. *石油地质与工程*, 2018, 32(2): 72-74.  
JIANG Yong, LIU Hongzhou, WANG Di, et al. Study on bottom water reservoir pressure and flow variation regularity [J]. *Petroleum Geology and Engineering*, 2018, 32(2): 72-74.
- [11] YAN X, LIN J, WANG S, et al. Physics-informed neural network simulation of two-phase flow in heterogeneous and fractured porous media [J]. *Advances in Water Resources*, 2024, 189: 104731.
- [12] HANNA J M, AGUADO J V, COMAS-CARDONA S, et al. Residual-based adaptivity for two-phase flow simulation in porous media using physics-informed neural networks [J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2022, 396: 115100.
- [13] HAN J X, XUE L, WEI Y S, et al. Physics-informed neural network-based petroleum reservoir simulation with sparse data using domain decomposition [J]. *Petroleum Science*, 2023, 20(6): 3450-3460.
- [14] LYU S, LI D, ZHA W, et al. Solving seepage equation using physics-informed residual network without labeled data [J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2024, 418: 116563.
- [15] GRINGARTEN A C, RAMEY H J, Jr. The use of source and green's functions in solving unsteady-flow problems in reservoirs [J]. *Society of Petroleum Engineers Journal*, 1973, 13(5): 285-296.
- [16] 孟宪伟, 刘洪杰, 王佩文, 等. 基于卷积和矩阵变流量压降试井解释新方法[J]. *油气井测试*, 2018, 27(3): 1-6.  
MENG Xianwei, LIU Hongjie, WANG Peiwen, et al. A new interpretation technique based on convolution and matrix for variable-rate falloff test [J]. *Well Testing*, 2018, 27(3): 1-6.
- [17] 徐献中. *石油渗流力学基础* [M]. 武汉: 中国地质大学出版社, 1992: 108-120.
- [18] 程林松. *高等渗流力学: 第2版* [M]. 北京: 石油工业出版社, 2011: 81-84.
- [19] 孔祥言. *高等渗流力学: 第3版* [M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2020: 76-77.
- [20] ELMABROUK S, SHIRIF E, MAYORGA R. Artificial neural network modeling for the prediction of oil production [J]. *Petroleum Science and Technology*, 2014, 32(9): 1123-1130.
- [21] CHENG Y, YANG Y. Prediction of oil well production based on the time series model of optimized recursive neural network [J]. *Petroleum Science and Technology*, 2021, 39(9/10): 303-312.
- [22] ZHANG J, LIU Y, ZHANG F, et al. Integrating petrophysical, hydrofracture, and historical production data with self-attention-based deep learning for shale oil production prediction [J]. *SPE Journal*, 2024, 29(12): 6583-6604.
- [23] ZHANG Z, LIAO J, LI Z. Prediction of oil production in a tight sandstone reservoir: triassic Chang 9 member, Jiyuan area, Ordos basin, NW China [J]. *Processes*, 2024, 12(2): 382.
- [24] CHEN P, ZHOU L, JIANG C, et al. Stratified yield prediction in fractured wells based on a multitasking bidirectional recurrent network [J]. *Petroleum Science and Technology*, 2024: 1-23.
- [25] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory [J]. *Neural Computation*, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [26] ZHANG L, CHENG Z, HAO Z, et al. Integrating inflow control valve control with LSTM networks for oil production forecasting in horizontal intelligent well application [J]. *Journal of Petroleum Exploration and Production Technology*, 2025, 15(3): 51.

编辑 吴志力

第一作者简介: 吕远哲, 男, 2001年出生, 中国石油大学(北京)人工智能学院硕士研究生在读, 专业方向为智能完井、水下控制系统。电话: 13752703569, Email: lvyuanzhe01@126.com。通信地址: 北京市昌平区府学路18号中国石油大学(北京), 邮政编码: 102249。