

基于深度学习的水平气井积液诊断与智能排采分析

刘王涵

中海油能源发展股份有限公司工程技术湛江分公司, 广东 湛江

收稿日期: 2026年6月10日; 录用日期: 2026年8月24日; 发布日期: 2026年9月3日

摘要

为解决水平气井中后期因井底积液诊断不准、排采措施滞后而导致产能下降与经济性差的问题, 提出一种融合井下传感器高频数据与多相管流机理的物理信息神经网络与双向长短期记忆网络(PINN-Bi-LSTM)耦合模型。将压力梯度偏微分方程作为物理约束正则项嵌入神经网络损失函数, 准确预测气井开始特征, 并构建“泡排-气举-速度管柱”三级智能排采优选矩阵。应用表明, 模型在复杂工况下的积液诊断准确率达93.5%, 优于常规积液诊断模型与纯数据驱动模型。实施智能决策系统后, 单井平均自喷期延长14个月, 操作成本降低18.2%, 投资回收期缩短至0.67年。所提模型兼具数据挖掘与物理可解释性, 为水平气井全生命周期智能排采与经济评价提供了一套可靠的技术方案。

关键词

页岩气, 水平井积液, 物理信息神经网络, 时序预测, 智能排采, 经济评价

Diagnosis of Liquid Loading in Horizontal Gas Wells and Intelligent Deliquification Analysis Based on Deep Learning

Wanghan Liu

Engineering Technology Zhanjiang Branch of CNOOC Energy Technology & Services Limited, Zhanjiang Guangdong

Received: June 10, 2026; accepted: August 24, 2026; published: September 3, 2026

Abstract

To address the challenges of inaccurate liquid-loading diagnosis and delayed drainage measures in

文章引用: 刘王涵. 基于深度学习的水平气井积液诊断与智能排采分析[J]. 石油天然气学报, 2026, 48(3): 432-437.
DOI: 10.12677/jogt.2026.483047

the mid-to-late stages of horizontal gas wells, which lead to production decline and poor economic performance, this paper proposes a hybrid model coupling a physics-informed neural network with a bidirectional long short-term memory network (PINN-Bi-LSTM). To achieve precise characterization of liquid loading initiation, the partial differential equation describing pressure gradients is incorporated into the loss function of neural network, as a physics-informed regularization term. In addition, a three-level intelligent optimization framework for drainage strategy selection-encompassing foam lifting, gas lift, and velocity string technologies-is constructed. Field test results verify that, under dynamically changing and complex operating scenarios, the proposed model attains a liquid-loading diagnosis accuracy of 93.5%, which surpasses the performance of both traditional diagnostic models and approaches relying solely on data-driven methodologies. After the deployment of the intelligent decision-making system, the average flowing duration of each well has been prolonged by 14 months, operational expenses have been cut by 18.2%, and the investment payback period has been reduced to 0.67 years. By fusing data-driven efficiency with physical interpretability, the model presented herein delivers a reliable technical approach for intelligent drainage and full-lifecycle economic assessment of horizontal gas wells.

Keywords

Shale Gas, Horizontal Well Liquid Loading, Physics-Informed Neural Network (PINN), Time-Series Prediction, Intelligent Deliquification, Economic Evaluation

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

全球能源消费模式逐渐朝向低碳能源转变,非常规天然气逐渐成为能源保供的主力之一[1]。压裂技术作为非常规天然气成功开发的主要手段,随着生产的持续进行,地层能量逐渐降低,造成携液能力不足,水平气井容易出现气液滑脱的问题,导致气井积液[2]。积液的产生不仅会增加回压、造成产气量下降,严重时会导致气井“水淹”停产,给实际气田带来重大的经济损失[3]。

目前,通常采用 Turner 模型或者相关的临界携液流量模型进行气井积液的判断[4]。然而,对于包含直井段、造斜段及水平段的水平气井,井身结构复杂且携液能力较常规直井复杂,且当实际日产气量在 $3 \times 10^4 \text{ m}^3/\text{d}$ ~ $15 \times 10^4 \text{ m}^3/\text{d}$ 的范围内剧烈变化时,常规基于稳态假设的模型,可能在复杂的非稳态工况下出现失效的情况[5]。近年来,为突破传统机理模型在复杂工况下的局限性,深度学习技术被逐步引入油气生产系统。早期研究利用长短期记忆网络(LSTM)等时序模型预测井底流压及产气量,取得了一定效果。然而,纯数据驱动模型往往忽视流体力学内在规律,在样本稀疏或工况突变时容易出现物理不一致的预测结果,例如违反质量守恒或动量守恒定律,导致结果缺乏可解释性。为解决这一瓶颈,物理信息神经网络(PINN)作为一种将物理定律(常/偏微分方程)融入神经网络训练的范式,近年来在多相流模拟领域展现出巨大潜力。已有研究显示人工智能在多相流系统中的创新应用,指出 PINN 能够有效结合观测数据与控制方程,显著提升小样本下的预测鲁棒性[6]-[8]。

尽管 PINN 在流体力学基础研究中发展迅速,但将其应用于实际水平气井瞬态积液诊断,并与双向长短期记忆网络(Bi-LSTM)进行深度融合以捕捉井下时序波动特征的研究,目前仍鲜有报道。已有研究表明,迫切需要一种兼具数据挖掘效率与严格物理可解释性的混合模型,以应对实际生产中非稳态积液工况的预测挑战。

针对实际水平气井预测精度不高、经济性不强等问题,本文以实际水平气井为研究对象,创新性地提出一种融合深度融合 PINN 与 Bi-LSTM 的积液诊断模型。该模型在损失函数中显式引入了气液两相管流压降方程的物理约束项,并利用井下传感器阵列数据反演流态特征,旨在解决纯数据驱动模型物理一致性差的难题[7]。与此同时,基于积液预测及诊断结果,建立排液采气工艺的经济评价矩阵,利用“智能诊断-工艺优选-经济创效”的逻辑思路,为天然气开发的精细化管理提供支撑。

2. 物理约束深度学习诊断模型

耦合多气液两相管流的动力学方程与常规的时序神经网络,构建具有数据挖掘能力且遵循流体力学物理定律的有效模型(PINN-Bi-LSTM) [8]。

2.1. 流体力学方程约束的井底动态

在水平气井的水平段及造斜段中,管流的压降主要由于气液两相流体重力、流体与管壁间的摩擦,以及流速不均引起的加速压降[9],其控制方程可由式(1)表示。

$$\frac{dp}{dz} = \left(\frac{dp}{dz} \right)_{ele} + \left(\frac{dp}{dz} \right)_{fric} + \left(\frac{dp}{dz} \right)_{acc} \quad (1)$$

式中, $\left(\frac{dp}{dz} \right)_{ele}$ 、 $\left(\frac{dp}{dz} \right)_{fric}$ 、 $\left(\frac{dp}{dz} \right)_{acc}$ 分别为重力梯度、摩擦压降梯度以及加速压降梯度, MPa/m。通过将流体的连续性方程、动量守恒方程结合进行残差(Residuals)的计算,作为提升模型预测精度和鲁棒性的评价项,可以持续不断调整过程中的超参数。

2.2. 优化的时序特征与物理信息损失函数设计

已有研究表明气井积液是一个动态的缓慢过程,可以通过利用 Bi-LSTM 来处理井下载感器获取的温度、压力、瞬时流量等时序特征数据,分析序列数据联系,可以准确判断由于流动过程中气液滑脱引起的微小压力波动特征,从而实现井底流压、持液率等分布的预测[10]。

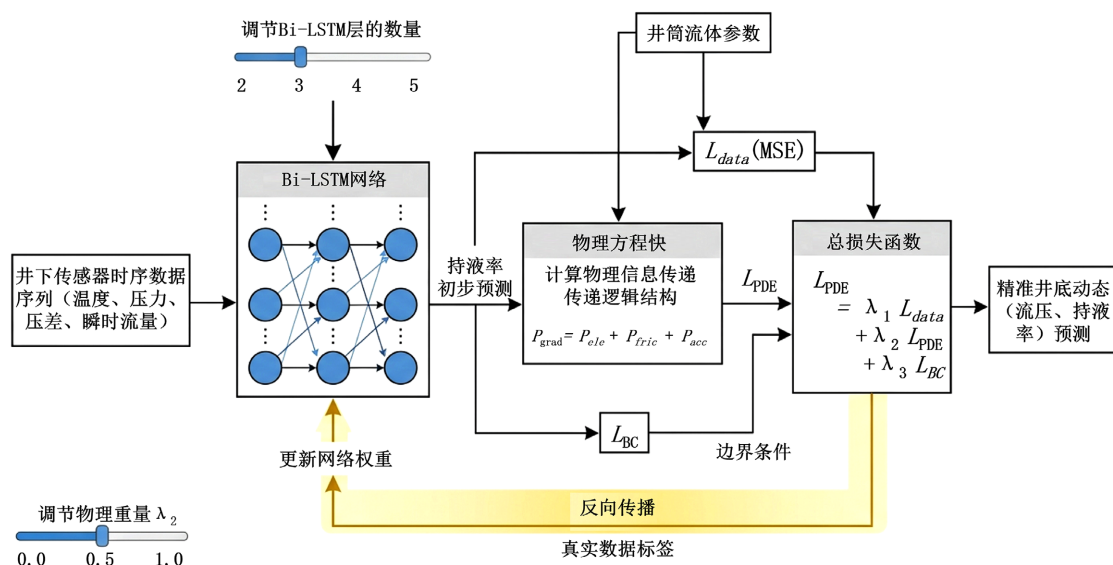


Figure 1. Physics information transfer architecture of the coupled PINN-Bi-LSTM model

图 1. PINN-Bi-LSTM 耦合模型物理信息传递架构

常规用于预测的神经网络算法，通常会依赖真实的数据(实测 Data)，进行模型预测精度评价的均方误差(MSE)计算[11]。然而，本文提出的模型核心，主要是基于重新构建这个重要的损失函数(Loss Function)，以期通过增加各部分的自适应动态权重参数，有效提升模型的预测精度与鲁棒性，如式(2)所示。

$$\mathcal{L}_{total} = \lambda_1 \mathcal{L}_{data} + \lambda_2 \mathcal{L}_{PDE} + \lambda_3 \mathcal{L}_{BC} \quad (2)$$

式中， $\mathcal{L}_{data}$ 、 $\mathcal{L}_{PDE}$ 、 $\mathcal{L}_{BC}$ 分别为预测值与实测值间的误差、流体力学计算的残差(用以确保流压的预测结果及规律，不违背已有的多相管流规律)、施加的边界条件误差(比如井底与井口的压差在经验许可的范围内)，%； λ_1 、 λ_2 、 λ_3 则为针对各部分误差增加的有效自适应动态权重系数。通过创建结构(如图 1 所示)，可以有效保障模型在较小的数据量，或者监测数据不足的工况条件下，依然能够保持较高的预测精度。

3. 实际水平气井现场应用与分析

3.1. 基础数据与前处理

基础数据是已报道的大型气田实际数据，不同于已有研究依赖实际井口实时测试数据，本研究在于数据的获取依托于部署在井下水平段的阵列传感器[12]。这种方式，能够直接获取到反映水平段气液流态演变的临界状态特征。收集的数据，能够覆盖气井高产期与低产积液期的全生命周期特征，且不会丢失生产量突变的奇异特征数据。

3.2. 预测效果分析对比

将构建的 PINN-Bi-LSTM 模型与传统 Beggs-Brill 多相管流模型，以及仅依赖数据的 LSTM 模型[8] 进行计算对比，分析预测效果，结果如表 1 所示。

Table 1. Accuracy comparison of different liquid loading diagnostic models in complex operating conditions
表 1. 不同积液诊断模型在复杂工况下的精度对比

诊断模型	测试样本数	误报率(FPR)	漏报率(FNR)	综合准确率(Accuracy)
传统机理模型(B-B)	1500	18.4%	22.1%	76.5%
纯 LSTM 数据驱动	1500	11.2%	14.5%	85.8%
PINN-Bi-LSTM(本文)	1500	4.1%	6.2%	93.5%

通过表 1 分析发现，常规已有的模型在实际水平气井产气量预测中的适应性偏差，而且针对气流状态突变时依赖数据的 LSTM 模型表现结果也未能满足实际工程精度的要求。但是，通过流体力学方程的引入约束，可以将准确率提高到 93.5%，而且预测结果中流压变化的曲线更加平滑，说明其预测结果较为贴合气液两相流体结构演变的物理实际，从而有效降低实际气井的误判风险。

4. 排采措施优选与合理评价

针对预测结果进行有效分析，结合水平气井的有效排采工艺制定智能优化的方针，实现产液气井高效生产周期的延长，达到提高最终采收率的目标。

4.1. 排采方法的优化

根据预测的结果，有效分析气井的积液严重程度，纳入其产能的实际特征，优化三阶段的预防及排采方法：

第一阶段：对应的是开发早期的轻度积液(如产气量稳定在 8 万方/天以上，需根据应用场景进行进一

步确认)。这个阶段,可以结合“智能加药泡排”系统实施排采措施。这个系统,结合起泡剂的半衰期可以自动根据预测的积液量,通过井下毛细管加注合适的药量,能够有效降低药剂浪费。

第二阶段:对应的是开发中期的严重积液(如产气量 3 万方/天至 8 万方/天,需根据应用场景进行进一步确认)。针对这个阶段,可能触发“无阀气举”、“连续气举”、“智能化柱塞气举”等排采措施。基于模型预测的积液恢复时间,合理选择气举模式及措施参数,进行积液的有效清除并维持气井高效生产。

第三个阶段:此时气井已进入开发中后期,面临较为严重的积液现象(如产气量不足 3 万方或者更低,根据应用场景需进行进一步确认)。此阶段的气井需要重点管理,综合评估气井生产特征及可采用的排采措施,如“速度管柱”、“连续油管”等排采能力较强的工艺措施,配套制定合理有效的工艺参数,持续维持气井的常规生产。

4.2. 合理评价分析

针对实施该决策系统的 10 口典型水平气井(A1~A10 井组)进行分析,统计近 3 年措施及成本、效益量化结果。通常,考察的核心指标包括初始成本投入、综合措施成本,以及净现值、投资回收期等[13],详细分析结果如图 2 所示。

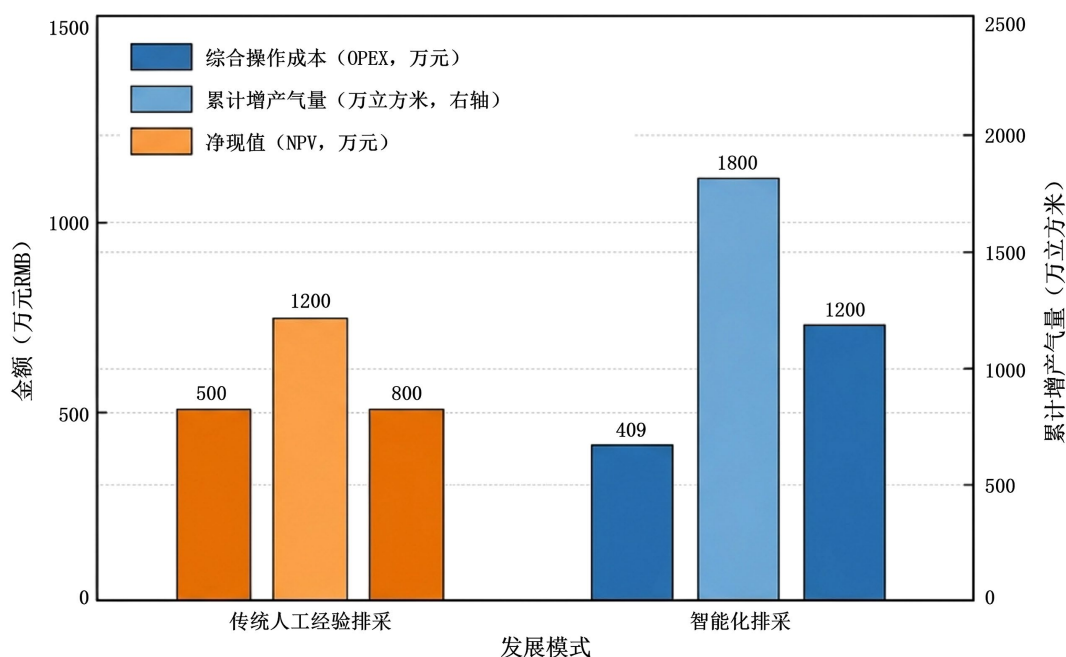


Figure 2. Analysis of practical effects of conventional drainage and recovery vs. intelligent strategies

图 2. 常规排采与智能化策略实践效果分析

通过分析图 2 发现,常规模式下频繁的井筒测压作业,以及盲目加药会导致措施成本相对很高。但是,依托井下获取的数据及有效的排采决策,积液气井的单井年均起泡剂消耗量下降了 25%,巡检频次降低了 60%,措施成本同比降低了 18.2%。与此同时,较之于“积液水淹井进行复产”常规流程,较早的有效干预,可以促使 A 井组平均单井自喷期延长近 14 个月,且累产天然气增量高达近 1800 万立方米。

虽然初期投入阵列传感器与核心计算硬件的成本较高(单井增加 CAPEX 约 20 万元),但是实际测算表明,增加的收益、降本效益,通常措施后 8 个月内能够覆盖初始的投资(0.67 年)。整体上,全周期内部

收益率(IRR)可以达到 34.5%，具有较强的使用意义。

5. 结论与建议

1) 针对水平气井积液的普遍问题，构建的基于 PINN-Bi-LSTM 诊断模型能够融合水平段流体流动特征的数据与多相管流基本规律，克服了已有方法适用性窄、数据驱动缺乏可解释性的难题，诊断准确率高达 93.5%。形成的排采工艺优选方法，可以提高气田现场管理效率。

2) 决策方法能够有效延长气井自喷期，同时降低操作支出，显著提升天然气开发的经济性。如条件合适，可以在相关气田的数字化转型中，针对“物理约束与经济寻优”的双核决策系统进行一定的采纳与运用。

参考文献

- [1] 邹才能, 何东博, 贾成业, 等. 世界能源转型内涵, 路径及其对碳中和的意义[J]. 石油学报, 2021, 42(2): 233-247.
- [2] 蒋廷学, 王海涛. 中国石化页岩油水平井分段压裂技术现状与发展建议[J]. 石油钻探技术, 2021, 49(4): 14-21.
- [3] Peng, X., Hu, Y., Zhang, F., Zhang, R. and Zhao, H. (2024) A Review on the Water Invasion Mechanism and Enhanced Gas Recovery Methods in Carbonate Bottom-Water Gas Reservoirs. *Processes*, **12**, Article 2748. <https://doi.org/10.3390/pr12122748>
- [4] 杜社教, 梁钰, 王武杰, 等. 预测倾斜气井临界携液流量新模型[J]. 石油与天然气化工, 2019, 48(3): 72-77.
- [5] 朱维耀, 陈震, 宋智勇, 等. 中国页岩气开发理论与技术研究进展[J]. 工程科学学报, 2021, 43(10): 1397-1412.
- [6] Asif, S., Wenhui, Y., Ur-Rehman, S., Ul-Ain, Q., Amjad, K., Yueyang, Y., *et al.* (2024) Advancements and Prospects of Machine Learning in Medical Diagnostics: Unveiling the Future of Diagnostic Precision. *Archives of Computational Methods in Engineering*, **32**, 853-883. <https://doi.org/10.1007/s11831-024-10148-w>
- [7] Pang, Y., Liu, Z., Nie, L., Zhang, Y., Shao, J., Bai, P., *et al.* (2022) 3D Multi-Scale Resistivity Inversion Method Applied in the Tunnel Face to Borehole Observations for Tunnel-Ahead Prospecting. *Journal of Applied Geophysics*, **196**, Article ID: 104510. <https://doi.org/10.1016/j.jappgeo.2021.104510>
- [8] Zhang, X., Tu, J., Hibiki, T., Gui, N., Yang, X. and Jiang, S. (2026) Innovative Applications and Technological Breakthroughs of Artificial Intelligence in Complex Multiphase Flow Systems: A Review. *Experimental and Computational Multiphase Flow*, **8**, 1-20. <https://doi.org/10.1007/s42757-025-0275-9>
- [9] 欧阳伟平, 张冕, 孙虎. 井筒气液两相流对致密气压裂水平井试井的影响[J]. 力学学报, 2016, 48(2): 464-472.
- [10] Jin, M. and Emami-Meybodi, H. (2025) Prediction of Flowing Bottomhole Pressure in Gas-Lifted Wells Using LSTM-ANN Models. *Energy & Fuels*, **39**, 14992-15002. <https://doi.org/10.1021/acs.energyfuels.5c02240>
- [11] Rolon, L., Mohaghegh, S.D., Ameri, S., Gaskari, R. and McDaniel, B. (2009) Using Artificial Neural Networks to Generate Synthetic Well Logs. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, **1**, 118-133. <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2009.08.003>
- [12] 张菲菲, 王茜, 王学迎, 等. 油气井工程多源多模态数据融合技术与展望[J]. 天然气工业, 2024, 44(9): 152-166.
- [13] 胡振华, 袁静. 企业效益评价因子分析模型及应用[J]. 中国管理科学, 2012(1): 69-71.