

基于 PSO-CNN-GRU-Attention 的油气井生产监测与数字孪生管控研究

冉瑞平¹, 孙长浩¹, 刘长春², 王立平², 黄凯², 穆泽宇³

1. 中海油田服务股份有限公司油田化学事业部深圳作业公司 广东深圳 518000

2. 南京航空航天大学机电学院 江苏南京 210016

3. 中国石油集团测井有限公司华北测试分公司 河北廊坊 065007

通讯作者: Email: liuchangchun@nuaa.edu.cn

项目支持: 中国航天科工集团基础科研项目“数字孪生仿真与开发研究”(SCA24003)

引用: 冉瑞平, 孙长浩, 刘长春, 等. 基于 PSO-CNN-GRU-Attention 的油气井生产监测与数字孪生管控研究[J]. 油气井测试, 2025, 34(1): 55-61.

Cite: RAN Ruiping, SUN Changhao, LIU Changchun et al. Research on production monitoring and digital twin control of oil and gas wells based on PSO-CNN-GRU-Attention[J]. Well Testing, 2025, 34(1): 55-61.

摘要 油气井生产过程中,持续、精确地透明化监测有关生产质量的各项参数,对于确保作业成功率及后续井筒的完整性维护具有重要的作用。本文提出了一种基于数字孪生和深度学习的油气井生产质量透明化管控方法,构建了高度精细化的数字孪生三维模型,设计了孪生模型生产质量数据交互机制以及油气井生产过程实时响应与动作映射机制。基于映射的生产质量相关数据,运用 PSO-CNN-GRU-Attention 算法构建油气井生产质量预测模型,通过 CNN 网络提取油气井生产质量的关键特征要素,基于 GRU-Attention 挖掘关键特征要素之间的关联关系,运用 PSO 对网络参数进行寻优。实验结果表明,油气井数字孪生透明化监测与管控平台可以实现生产参数和质量的有效监测与预测,所提出的油气井生产质量透明化管控方法具有显著的优越性。

关键词 数字孪生; 油气井生产监测; PSO-CNN-GRU-Attention 算法; 深度学习; 质量预测; 透明化管控; 监控平台

中图分类号: TE319

文献标识码: B

DOI: 10.19680/j.cnki.1004-4388.2025.01.009

Research on production monitoring and digital twin control of oil and gas wells based on PSO-CNN-GRU-Attention

RAN Ruiping¹, SUN Changhao¹, LIU Changchun², WANG Liping², HUANG Kai², MU Zeyu³

1. Shenzhen Operations Company of Oilfield Chemistry Division of China Oilfield Services Co., Ltd., Shenzhen, Guangdong 518000, China

2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, Jiangsu 210016, China

3. Huabei Well Testing Branch, China National Logging Corporation, Langfang, Hebei 065007, China

Abstract: During the production process of oil and gas wells, continuous, accurate and transparent monitoring of various parameters related to production quality plays an important role in ensuring the success rate of operations and the subsequent maintenance of wellbore integrity. Hence, a method for transparent control of oil and gas well production quality based on digital twins and deep learning is proposed. A high-fidelity three-dimensional digital twin model is established to achieve millimeter-level geometric reconstruction of wellbore structures, while a multi-source data dynamic interaction mechanism and a real-time response-action mapping collaborative mechanism are developed to bridge physical-virtual space interactions. Leveraging the mapped production quality data, a novel hybrid prediction model based on PSO-CNN-GRU-Attention is constructed through multi-algorithm fusion. Convolutional Neural Networks (CNN) extract spatial-temporal features of production quality parameters, Gated Recurrent Units (GRU) with attention mechanisms capture long-term dependency relationships among key features, and Particle Swarm Optimization (PSO) dynamically adjusts hyperparameters for optimal model configuration. The experimental results show that the oil and gas well digital twin transparent monitoring and control platform can realize the effective monitoring and prediction of production parameters and quality. The proposed oil and gas well production quality transparent control method has significant advantages.

Keywords: digital twin; oil and gas well production monitoring; PSO-CNN-GRU-Attention algorithm; deep learning; quality prediction; transparent management and control; monitoring platform

在油气井生产过程中,持续、精确地监测诸如压力、温度、流量等关键参数,对于保障油气井作业的成功实施及后续井筒的完整性维护至关重要^[1-2]。这些参数的透明化监测有助于及时发现生产异常,预防潜在风险,从而确保油气井的高效、稳定运行^[3]。尽管石油勘探技术不断进步,但当前油气井作业中广泛使用的监测设备仍多沿袭自 20 世纪 90 年代的技术^[4]。这些设备普遍面临老化严重、功能单一(主要局限于基本的测量与显示功能)的问题^[5-6]。这种技术滞后不仅限制了油气井生产过程的全面监测,还影响了对生产数据的深入分析,进而制约了作业效率与质量的提升^[7-8]。由于现有监测设备的限制,所收集到的数据往往不够全面和精确,导致现有的参数分析方法难以实现对油气井生产过程的精准分析和预测^[9-10]。

作为一项新兴技术,数字孪生技术正受到前所未有的关注^[11]。数字孪生技术提供了一个全面的、数据驱动的生产模型,整合了来自各种来源的信

息^[12]。ABDELAGEED S 等^[13]深入剖析了数字技术为生产管理带来的多维度好处与潜在挑战。OPOKU D G J 等^[14]聚焦于数字孪生技术的创新应用,揭示了该技术在提升生产活动可持续性方面的独特价值。METALLIDOU C 等^[15]进一步拓展了数字技术在环保领域的边界。随着数据采集设备的多样化,利用深度学习进行生产质量数据挖掘、生产质量数据建模、生产质量数据分析对解决油气井生产管理问题起到了关键作用^[16]。

因此,本文提出了一种基于数字孪生和深度学习的油气井生产质量透明化管控方法,解决油气井生产现场质量相关参数繁杂难以处理难题的同时,有效提升油气井生产的效率和透明化程度,达到全面感知和预测趋势的新型油气井生产质量管理模式。

1 数字孪生监测与管控平台架构

基于上述文献的综合分析,提出了油气井数字孪生监测与管控平台架构(见图 1)。

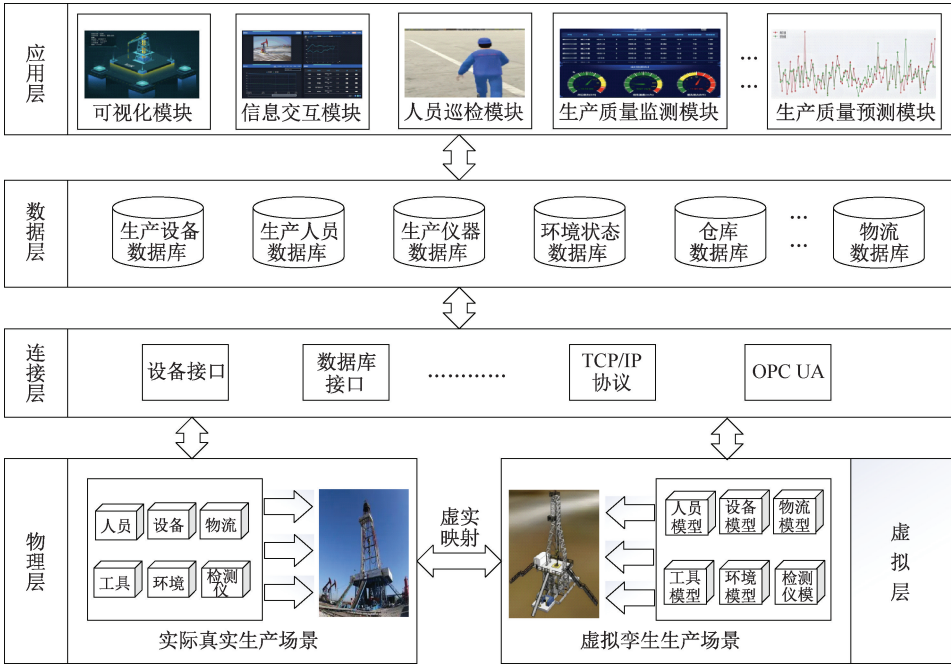


图 1 油气井生产监测与数字孪生管控平台架构

Fig. 1 Architecture of oil and gas well production monitoring and digital twin control platform

物理层作为实际生产工地的核心组成部分,全面涵盖了工地现场的各类复杂情况。连接层作为衔接物理层与虚拟层的关键桥梁,实现了对物理层各类数据的有效采集与传输。数据层通过实时数据的全面感知与深度分析技术,对经由连接层上传

的海量底层设备数据进行精细分类与处理。在油气井生产现场,数据分析层能够实现对生产设备运行状态、生产质量等一系列关键指标的实时监测与深入分析。应用层作为系统的最上层,承载着多样化的功能模块以满足实际生产需求。

2 关键支撑技术

为了实现油气井生产监测与数字孪生管控平台架构,需要具备油气井孪生模型构建、油气井孪生模型生产质量数据的交互机制等关键支撑技术。

2.1 油气井孪生模型的分析 and 构建

为了确保数字孪生油气井透明化管控平台能够精确监控生产质量,必须构建高度精细的油气井模型(见图 2)。通过明确规定模型的几何外形、物理属性和行为逻辑这三个方面,可以确保模型满足“三化”要求,即精准化、可视化和轻量化,描述为

$$TM = \sum_{i=1}^n (GS_i + PP_i + BL_i)$$

(1)

式中: TM 表示孪生模型,共由 n 个组件组成; GS_i 表示模型第 i 个组件的几何外形; PP_i 表示模型第 i 个组件的物理属性; BL_i 表示模型第 i 个组件的行为逻辑。

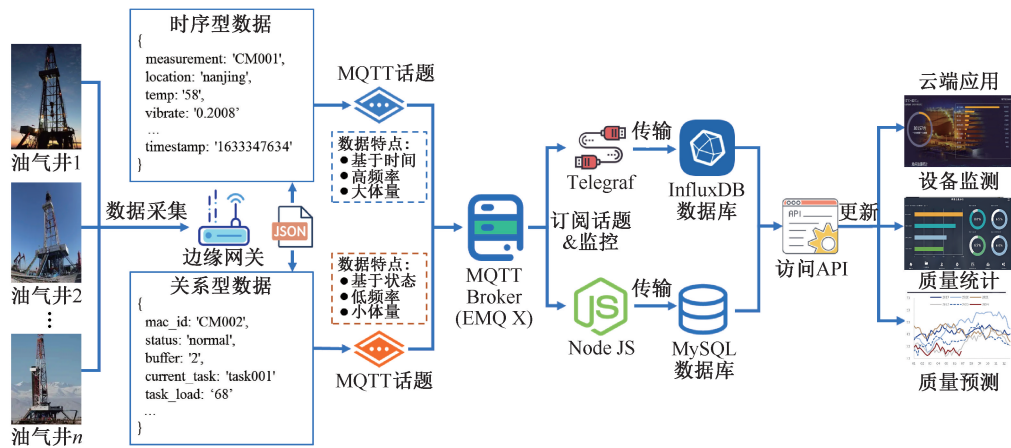


图 3 油气井生产关键参数采集与传输方案

Fig. 3 Key parameter acquisition and transmission scheme for oil and gas well cementing construction

对于时序型数据,本文使用 Telegraf 数据采集器向 MQTT 服务器订阅主题,并将从主题中解析获取的制造数据存储至 InfluxData 数据库。时序型数据在数据库中的存储位置由 JSON 格式数据中的测量和标签的属性值确定。对于关系型数据,本文使用 Node JS 服务向 MQTT 服务器订阅主题,并将主题中包含的关系型数据存储至 MySQL 数据库。

2.3 油气井生产过程实时响应与动作映射机制

油气井生产实时响应与动作映射机制如图 4 所示,充分展示了数字孪生油气井在数据处理方

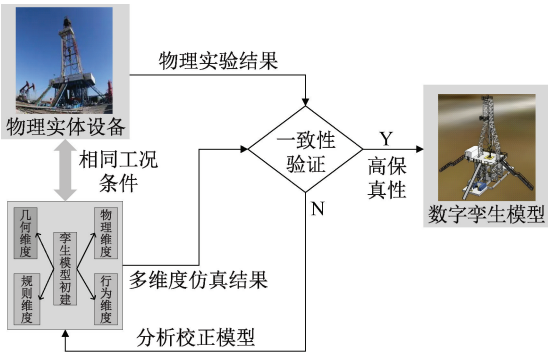


图 2 油气井生产孪生模型构建与校正

Fig. 2 Construction and calibration of digital twin production models for oil and gas well cementing

数字孪生模型作为物理实体的虚拟“镜像”,构成了构建数字孪生油气井模型的核心基础。在数字孪生模型初步构建完成后,需对其进行严格的精度验证。

2.2 油气井孪生模型生产质量数据的交互机制

针对时序型与关系型数据特点,本文设计了适用于两种数据结构的传输与存储方案(见图 3)。

面的先进性和高效性,为油气井生产过程的实时响应与动作映射提供了有力支持。在构建数字孪生油气井的过程中,以几何外形、物理属性以及行为逻辑这三个要素为核心,以确保孪生油气井能够实时且精准地映射出实际油气井生产过程中的动态行为。其中,静态数据主要通过 Unity 的 UI 界面进行直观展示,包括生产质量信息、故障信息以及设备信息等,为用户提供了清晰的数据概览。而非静态数据则通过模型数据接口被实时传输至驱动引擎,实现油气井生产过程实时响应与动作映射。

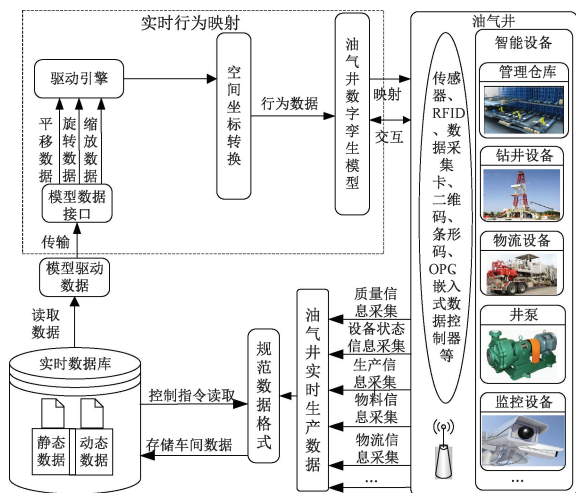


图 4 油气井生产实时响应与动作映射机制

Fig. 4 Real time response and action mapping mechanism for oil and gas well production

2.4 基于 PSO-CNN-LSTM 的油气井生产质量预测模型构建

(1) 油气井生产质量特征选择

随着油气井生产复杂性的日益加剧,涌现出大量多维度且具时变特性的生产质量影响因素数据。为精确预测并优化油气井质量,本研究深入探索了这些影响因素随时间的动态演变规律及其相互间的复杂交互作用,进而构建了一个全面反映生产质量的综合输入特征体系。随后,通过严谨的数据归一化处理与先进的 t-SNE 降维技术融合应用,成功将高维复杂数据映射至低维空间,不仅精准保留了数据间的内在关联与结构信息,还极大提升了数据的可视化清晰度与特征提取效率(见图 5)。此举措为后续的生产质量精准评估与提升策略的科学制定奠定了坚实的数据基础与理论支撑。

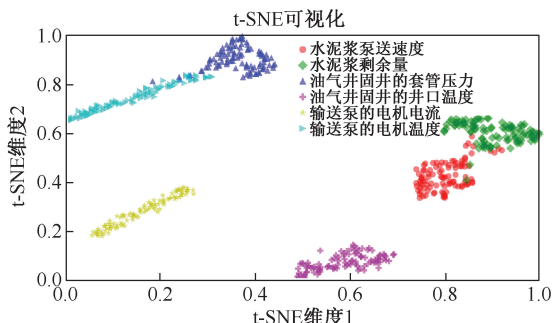


图 5 油气井固井施工质量特征选择

Fig. 5 Selection of quality characteristics for oil and gas well cementing construction

(2) 基于 PSO-CNN-GRU-Attention 的油气井生产质量预测模型网络构建

为了提高油气井生产质量预测模型的效率和

准确性,提出了一种基于 PSO-CNN-GRU-Attention 的油气井生产质量预测模型。图 6 详细描述了基于 PSO-CNN 和 GRU-Attention 的生产质量预测过程,在提出的结合注意力机制的卷积门控循环单元 (GRU) 多特征分类预测方法中,巧妙地融合了 CNN 的前向传播机制,通过滑动窗口内的元素乘积与累加,有效提取了油气井生产质量数据中的高级特征表示,为后续的 GRU 时序建模与注意力机制的应用奠定了坚实的基础。

$$x_j^n = f\left(\sum_{i \in M_j} x_i^{n-1} K_{ij}^n + b_j^n\right) f_{T_{RUL}}(l_1 | x_{1:k})$$

$$\cong \frac{1}{A} g_{T_{RUL}}(l_1 | x_{1:k}) \quad (2)$$

式中: M_j 为油气井生产质量数据的输入; x_j^n 为第 n 层的特征值 j ; K_{ij}^n 是卷积核函数; $f(\cdot)$ 是激活函数,此处采用的是 ReLU 函数; b_j^n 是偏置函数。

采用融合注意力机制的卷积门控循环单元进行多特征预测,该方法巧妙交替运用卷积与池化层。卷积层先行捕捉特征,随后池化层进行下采样,其计算过程精炼高效,有效整合信息,计算过程为

$$x_j^{n+1} = f\left(\sum_j x_j^n \omega_j^{n+1} + b_j^{n+1}\right) \quad (3)$$

式中: ω_j^{n+1} 是池化层的权值; $f(\cdot)$ 是池化函数,采用的是最大值池化函数; b_j^{n+1} 是偏置函数。

输出层得到的结果可以表示为

$$y = f_n(\cdots(f_2(f_1(x \cdot \omega^1) \omega^2) \cdots) \omega^n) \quad (4)$$

损失函数表示为

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C (y_{ji}^d - y_{ji})^2 \quad (5)$$

深度神经网络的性能高度依赖于精细调校的超参数配置。为此,本研究引入粒子群优化算法 (PSO) 作为自动选择与优化深度卷积神经网络 (CNN) 关键参数的高效策略。粒子群优化算法 (PSO) 始于一群随机初始化的粒子,通过迭代更新各粒子的速度与位置以探索解空间中的最优解。初始化步骤包括定义粒子群的规模、初速度、初始位置以及设定搜索空间边界,为后续优化过程打下基础,即

$$Y_i(0) = Y_{\max} - \alpha(Y_{\max} - Y_{\min}) \quad (6)$$

$$x_i(0) = 0.1S + R \quad (7)$$

式中: $Y_i(0)$ 为粒子 i 的初速度; Y_{\max} 和 Y_{\min} 分别为粒子速度的上下限; α 为 $(0,1)$ 中的随机数; $x_i(0)$ 为粒子 i 的初始位置; S 为 $(-1,1)$ 中的随机数; R 为待优化参数前根据人类经验选择的值。

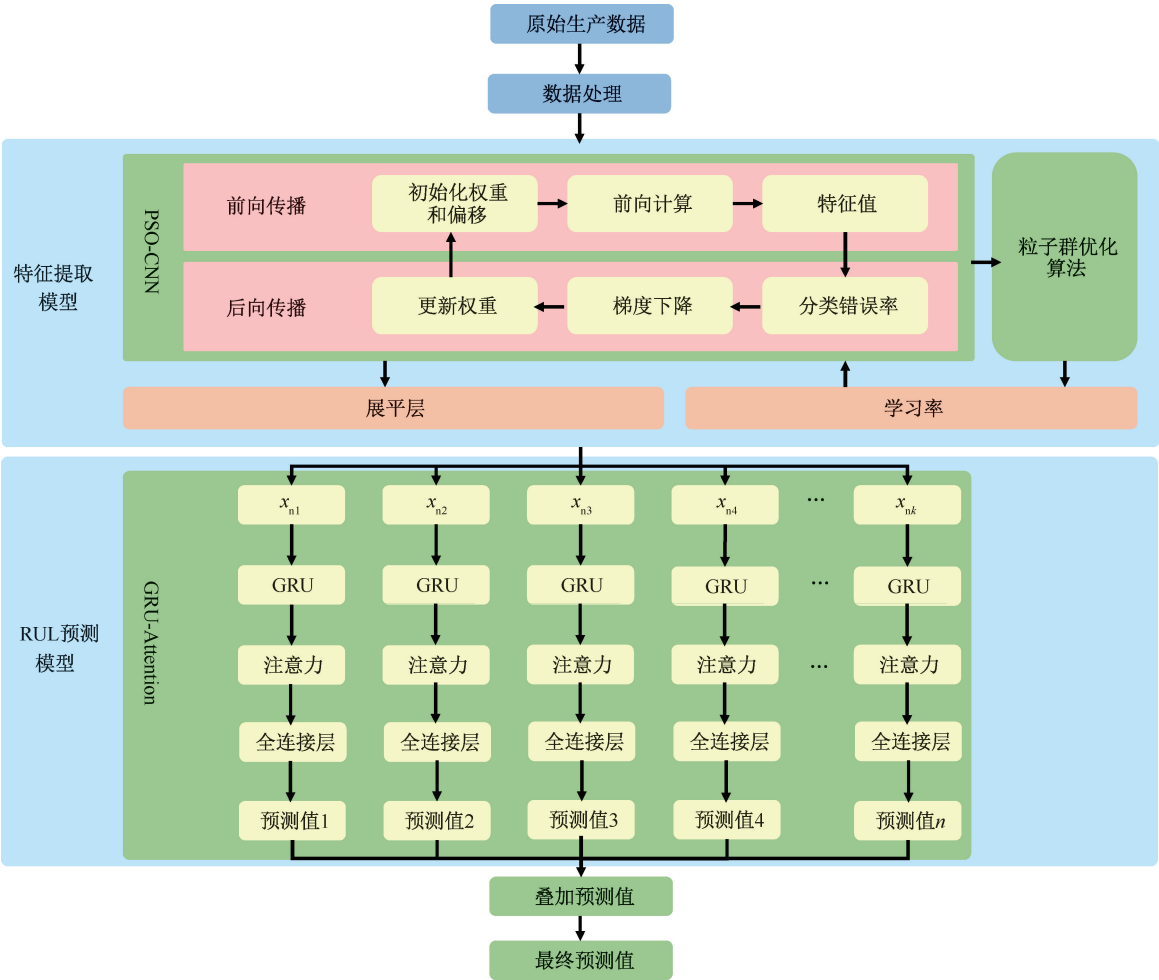


图 6 基于 PSO-CNN 和 GRU-Attention 驱动的油气井生产质量分析过程

Fig. 6 Quality analysis of oil and gas well cementing construction driven by PSO-CNN and GRU Attention

在粒子群优化(PSO)算法中,粒子位置与速度的更新遵循特定公式,其中位置更新基于个体最优与全局最优的加权和,而速度更新则考虑当前速度、个体认知与社会认知的影响,共同驱动粒子向更优解区域移动,即

$$x_i(t+1)=x_i(t)+Y_i(t+1) \tag{8}$$

$$Y_i(t+1)=wY_i(t)+h_1R_1(P_i-x_i(t))+h_2R_2(P_i-x_i(t)) \tag{9}$$

式中: h_1 和 h_2 表示加速度因子; w 是惯性因子; R_1 和 R_2 表示(0,1)中生成的随机数,其中, $x_i(t)$ 为粒子*i*在第*t*次迭代中的位置, $Y_i(t)$ 为粒子*i*在第*t*次迭代中的速度,基于粒子群优化(PSO)的卷积神经网络(CNN)超参数调优算法。

GRU 单元中的更新门输出,灵活调控信息流动,实现了状态的有效更新,GRU 单元更新门的输出为

$$z_t=\sigma(\omega_z\times[h_{t-1},x_t]) \tag{10}$$

$$r_t=\sigma(\omega_r\times[h_{t-1},x_t]) \tag{11}$$

$$h'_t=\tanh(\omega_l\times[r\cdot h_{t-1},x_t]) \tag{12}$$

$$h_t=(1-z_t)\times h_{t-1}+z_t\times h'_t \tag{13}$$

上述式中: σ 为激活函数; $\tanh()$ 为双曲正切函数; z_t 和 r_t 分别是更新门和复位门; x_t 为输入; h_{t-1} 为上一个 GRU 单元的输出; h'_t 为 h_{t-1} 和 x_t 中包含的信息; h_t 为 GRU 单元的最终油气井生产质量预测的输出。

为精准捕捉这些关键特征,本研究引入了基于注意力机制的深度学习架构,此策略通过差异化权重分配,优化了特征提取的精确性与效率,促进了信息处理能力的显著提升。

3 研究案例与数值分析

为了验证上文的关键支撑技术的有效性,在油气井生产现场进行了测试验证。

3.1 实验环境描述

图 7 展示了油气井生产关键参数采集与质量预

测的实验环境布局,直观呈现了油气井作业的真实生产场景,集成了针对主轴振动、电机表面温度、工作电流等关键参数的传感器阵列、高效数据采集卡以及工控机核心处理单元。

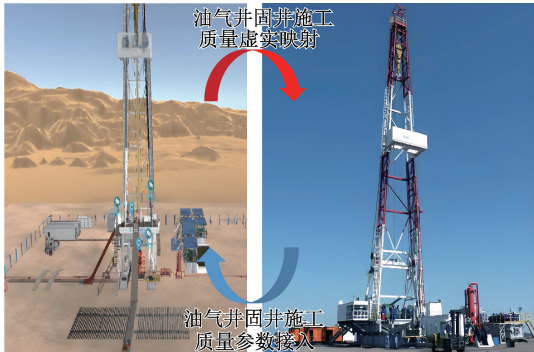


图7 油气固井施工关键参数采集及质量预测实验环境
Fig. 7 Experimental environment for key parameter collection and quality prediction in oil and gas well cementing construction

3.2 油气固井施工质量预测

基于 PSO-CNN-GRU-Attention 的油气井生产质量预测模型的训练过程见图 8(a),在初期 300 轮迭代中,模型呈现出较低的预测精度与较高的损失值。然而,历经 600 次迭代优化后,训练结果显示该模型成功实现了预测精度的显著提升,验证了其对于油气井生产质量预测任务的有效性。基于 PSO-CNN-GRU-Attention 的油气井生产质量预测分析结果见图 8(b),展示了油气井生产质量预测结果,其中预测值(橙色线)紧密围绕实际值(蓝色线)波动,这一趋势的高度一致性揭示了模型对油气井生产质量动态变化的精准捕捉能力。此结果表明,所构建的 PSO-CNN-GRU-Attention 模型已成功提取关键特征,并实现了高质量、高精度的油气井生产质量预测,为油气井生产质量的监控与优化提供了有力支持。

3.3 油气井生产质量透明化管控

数字孪生驱动的油气井生产质量透明化管控平台集成了先进的数据分析、模拟预测与可视化技术,实现对 A 地、B 地及 C 地等多地油气井生产质量的实时监控与统一管理。通过数字孪生模型的高度还原,生产管理人员可直观获取各井位生产质量的详尽信息,包括预测趋势与实际执行状况的同步展示。此功能不仅提升了生产管理的精确度与效率,更为质量风险的提前预警与策略的即时调整提供了强有力的数据支撑,显著增强了油气井生产的质量保障能力。

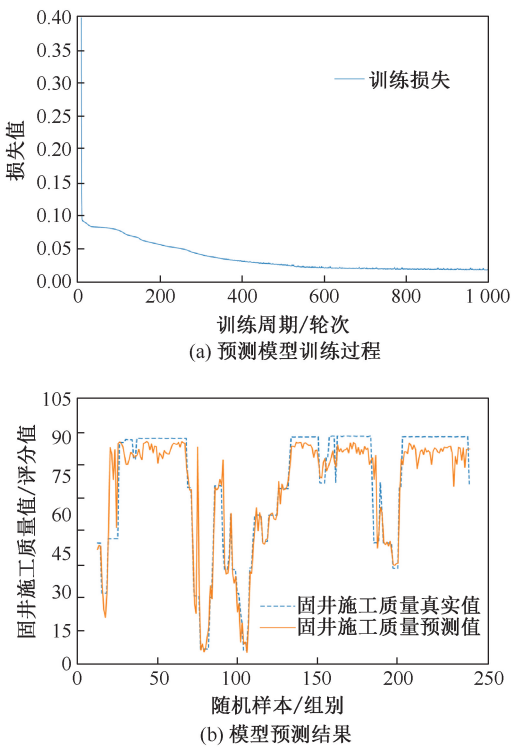


图8 基于 PSO-CNN-GRU-Attention 的油气固井施工质量预测模型训练过程以及预测结果
Fig. 8 Training process and prediction results of PSO-CNN-GRU-Attention-based cementing construction quality prediction model for oil and gas wells

4 结论

- (1) 针对现有油气井监测设备数据采集滞后、现有参数分析方法难以实现对油气井生产过程的精确剖析与前瞻性预测等难题,创新性地提出了一种融合数字孪生与深度学习技术的油气井生产质量透明化管控方法。
 - (2) 通过构建高度精细化的三维数字孪生模型,实现了生产过程的精准模拟与监控;设计的交互机制与实时响应系统,确保了数据的高效流通与即时反馈。
 - (3) 利用 PSO-CNN-GRU-Attention 算法模型,有效提取并分析了生产质量的关键特征,深入挖掘了特征间的复杂关联,显著提升了生产质量预测的准确性。实验验证表明,该方法在提高油气井生产质量预测精度及质量管控透明化方面展现出显著优越性。
- 致谢:感谢中国航天科工集团相关技术专家对于本文写作的支持。

参考文献

[1] 靳建洲,魏风奇,艾正青,等. 超深特深油气井关键技术

进展[J]. 钻采工艺,2024,47(2):104-112.

JIN Jianzhou, WEI Fengqi, AI Zhengqing, et al. Key technologies for cementing of deep and ultra-deep oil and gas wells [J]. Drilling & Production Technology, 2024, 47(2): 104-112.

[2] 曹旭东,薛大欢,何得平. 基于 TD-LTE 的智慧油田测控系统的研究与实现[J]. 计算机测量与控制,2016, 24 (5):117-119.

CAO Xudong, XUE Dahuan, HE Deping. Research and implementation of oil field measurement and control system based on TD-LTE [J]. Computer Measurement & Control, 2016, 24(5):117-119.

[3] 万浩东,毛炼,罗文伟,等. 油气井多相流环空压力预测及泄放规律研究[J]. 油气井测试,2024,33(6):54-59.

WAN Haodong, MAO Lian, LUO Wenwei, et al. Research on prediction and release law of multiphase flow in oil and gas wells [J]. Well Testing, 2024, 33 (6): 54-59.

[4] 王占峰. 提升油气井生产质量的技术探究[J]. 西部探矿工程,2022,34(11):81-82.

WANG Zhanfeng. Technical exploration on improving the quality of oil and gas well cementing construction [J]. West-China Exploration Engineering, 2022, 34 (11): 81-82.

[5] 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.

ZHANG Feifei, WANG Qian, WANG Xueying, et al. Multi source and multimodal data fusion technology and prospects for oil and gas well engineering [J]. Natural Gas Industry, 2024, 44 (9): 152-166.

[6] 史元,侯林,张冉,等. 数字化固井技术在油田开发中的应用[J]. 自动化与仪器仪表,2024(8):168-171.

SHI Yuan, HOU Lin, ZHANG Ran, et al. Application of digital cementing technology in oilfield development [J]. Automation & Instrumentation, 2024(8): 168-171.

[7] 张然,杨洪海,谷旭. 固井设备自动混浆和远程控制系统技术研究[J]. 中国设备工程,2024(16):131-133.

ZHANG Ran, YANG Honghai, GU Xu. Research on automatic mixing and remote control system technology for cementing equipment [J]. China Equipment Engineering, 2024(16): 131-133.

[8] 张云龙. 提高水平井固井质量配套技术研究与应用[J]. 西部探矿工程,2024,36(8):84-87.

ZHANG Yunlong. Research and application of supporting technologies for improving the quality of horizontal well cementing [J]. West-China Exploration Engineering, 2024, 36 (8): 84-87.

[9] 赵幸滨. 海上油气井测试射孔峰值压力预测方法[J]. 油气井测试,2024,33(1):14-18.

ZHAO Xingbin. Prediction method for peak pressure of perforation in offshore oil and gas well testing [J]. Well Testing, 2024, 33 (1): 14-18.

[10] 张春晓. 基于深度长短期记忆神经网络的油气井产量预测优化方法[J]. 石油化工应用,2023,42(11):28-31.

ZHANG Chunxiao. Optimization method for oil and gas well production prediction based on deep long short term memory neural networks [J]. Petrochemical Industry Application, 2023, 42 (11): 28-31.

[11] TAO F, XIAO B, QI Q, et al. Digital twin modeling[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022, 64: 372-389.

[12] ISMAIL F A, ABDUL Shukor S A, RAHIM N A, et al. Application of deep learning in building digital twin—a review[C]//Symposium on Intelligent Manufacturing and Mechatronics. Singapore: Springer Nature Singapore, 2023: 837-848.

[13] ABDELAGEED S, ZAYED T. A study of literature in modular integrated construction-critical review and future directions[J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 277: 124044.

[14] OPOKU D G J, PERERA S, OSEI-KYEI R, et al. Digital twin application in the construction industry: a literature review [J]. Journal of Building Engineering, 2021, 40: 102726.

[15] METALLIDOU C, PSANNIS K E, VERGADOS D D, et al. Digital twin and industrial internet of things architecture to reduce carbon emissions [C]//2022 4th International Conference on Computer Communication and the Internet (ICCCI). Japan: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2022: 185-189.

[16] SALEM A M, YAKOOT M S, MAHMOUD O. Addressing diverse petroleum industry problems using machine learning techniques: literary methodology-spotlight on predicting well integrity failures[J]. ACS omega, 2022, 7(3): 2504-2519.

编辑 邵振鹏

第一作者简介:冉瑞平,男,1978 年出生,工程师,专科,2001 年毕业于重庆石油高等专科学校石油地质专业,主要从事油气田油气井及油气井工具、附件方面的研究。电话:18217216932,Email:18217216932@163.com。通信地址:深圳市南山区中海油田服务股份有限公司油田化学事业部深圳作业公司,邮政编码:518000。