兰作军, 郭志强. 基于 LSTM-AE 的控压钻井异常检测方法[J]. 智能计算机与应用,2026,16(6):142-148. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.25110602

基于 LSTM-AE 的控压钻井异常检测方法

兰作军[1], 郭志强[2]

(1 中国石油集团西部钻探工程有限公司 工程技术研究院, 新疆 克拉玛依 834000;
2 西安石油大学 计算机学院, 西安 710065)

摘 要: 异常检测是控压钻井安全作业的核心环节,能够捕捉到溢流、漏失等突发状况的早期征兆,为应急处置和事故预防赢得先机。但传统异常检测方法存在模型精度低、适应性差且高度依赖异常数据标签等问题。因此,本文提出一种结合长短期记忆网络(LSTM)和自编码器(AE)的控压钻井异常检测方法。首先,提取钻井关键参数并构建时间窗口序列数据,将其划分为仅含正常工况数据的训练集、验证集,以及包含异常数据的测试集。再搭建 LSTM-AE 模型对正常工况数据进行训练,通过编码器提取时序特征并压缩至潜在空间,再由解码器重构原始序列以获得重构误差。之后选择训练集重构误差的 99 分位数作为阈值,对测试集进行异常检测,当其重构误差超过阈值时判定为异常工况。实验结果表明,该方法的精确率、召回率、*F*1 分数及准确率分别达到 90.62%、97.11%、93.33%和 95.38%,能为复杂钻井环境提供高度可靠的风险预警。

关键词: 控压钻井; 异常检测; 自编码器; 长短期记忆网络; 重构误差
中图分类号: TP274 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)06-0142-07

Anomaly detection method in Managed Pressure Drilling based on LSTM-AE

LAN Zuojun[1], GUO Zhiqiang[2]

(1 Engineering Technology Research Institute of CNPC Western Drilling Engineering Co., Ltd., Karamay 834000, Xinjiang, China; 2 School of Computer Science, Xi′an Shiyou University, Xi′an 710065, China)

Abstract: Anomaly detection is a core component of safe Managed Pressure Drilling operations; it can capture early signs of incidents such as kicks and losses, providing lead time for emergency response and accident prevention. However, traditional anomaly detection methods suffer from low model accuracy, poor adaptability, and a heavy reliance on labeled anomaly data. Therefore, this paper proposes an MPD anomaly detection method that combines Long Short-Term Memory (LSTM) networks and an AutoEncoder (AE). Firstly, key drilling parameters are extracted and used to construct time-windowed sequence data, which are split into training and validation sets containing only normal operating data, and a test set that contains anomalies. An LSTM-AE model is then trained on the normal data: the encoder extracts temporal features and compresses them into a latent space, and the decoder reconstructs the original sequences to obtain reconstruction errors. The 99th percentile of the training reconstruction errors is chosen as the threshold for anomaly detection; sequences in the test set whose reconstruction error exceeds this threshold are labeled as anomalies. Experimental results show precision, recall, *F*1 score, and accuracy of 90.62%, 97.11%, 93.33%, and 95.38%, respectively, indicating that the method can provide highly reliable risk warnings for complex drilling environments.

Key words: Managed Pressure Drilling; anomaly detection; AE; LSTM; reconstruction error

0 引 言

钻井作业固有的地质不确定性与工况动态性,使得井内压力系统极易失衡,从而诱发溢流、井漏等事故[1]。此类事故的发生具有极大危害,不仅拖延工期、抬升成本,更可能破坏油藏、污染环境,甚至引发井喷、井涌、井壁坍塌等灾难性后果,对人员财产安全构成直接威胁。若在异常发生的早期阶段,乃至萌芽期进行精准检测、预警并处理,可以降低钻井施工的风险,从而节约作业成本[2]。所以,控压钻

基金项目: 国家自然科学基金(52474015); 中国石油天然气集团有限公司科研项目"钻井安全控制软件"(2024ZZ46-05)。
作者简介: 兰作军(1980—),男,高级工程师。主要研究方向:控压钻井。
通信作者: 郭志强(2001—),男,硕士研究生。主要研究方向:人工智能应用。Email:13780236112@163.com。
收稿日期: 2025-11-06

井异常检测对及时发现并处理井下溢漏事故具有重大意义。

目前，异常检测方法主要分为基于阈值、统计模型和机器学习三类。其中，基于阈值的方法通过设定参数的上下限来预警，虽然简单直观，但其阈值固定，难以适应动态变化的钻井工况，误报率和漏报率较高[3]。基于统计模型的方法，如卡尔曼滤波[4]、自回归滑动平均模型（ARMA）[5]等，虽能处理一定的时序关系，但通常对数据分布有较强假设，且难以捕捉钻井过程中复杂的非线性动态特征。近年来，传统的机器学习方法如支持向量机（SVM）[6]、随机森林（RF）[7]等也被应用于此领域。但这些监督学习方法普遍面临一个问题，即高度依赖海量的、带有精确标签的异常数据样本进行训练，而在实际钻井场景中，异常数据稀少且难以获取，导致模型泛化能力不足，应用受限。

为解决上述问题，基于深度学习的无监督异常检测方法展现出巨大潜力[8]。本文提出一种基于 LSTM-AE 的控压钻井异常检测方法，在检测精度和可靠性上具有显著优势，且不必依赖大量的异常标签数据。

1　控压钻井异常检测模型

1.1　自编码器

自编码器（AE）是一种经典的无监督学习模型，其核心目标是学习输入数据本身的高效表示，网络结构主要由编码器（Encoder）和解码器（Decoder）组成[9]，具体如图 1 所示。编码器负责将输入数据 X 压缩至低维向量 z，获取原始数据的主要信息。解码器则执行相反操作，接受潜在向量 z 作为输入，尝试重构出与 X 尽可能一致的输出 X^R。

AE 模型的训练目标是最小化原始输入 X 与重构输出 X^R 之间的重构误差。该误差通常通过均方误差（MSE）等损失函数来度量[10]，其计算公式为：

$$L(X,X^R)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(X_i-X_i^R)^2 \tag{1}$$

在异常检测任务中，AE 通常利用正常工况数据进行训练，以此学习正常数据模式的内在规律。训练完成后，模型能以较低误差重构正常数据，而对于异常数据，由于其模式与正常数据的模式不符，重构误差会显著增大。通过设定一个合理的误差阈值，即可有效区分正常与异常工况，从而实现异常检测。然而，传统自编码器结构忽略了时间维度，无法有效处理具有动态演化规律的时序数据，这在一定程度上限制了其应用精度[11]。

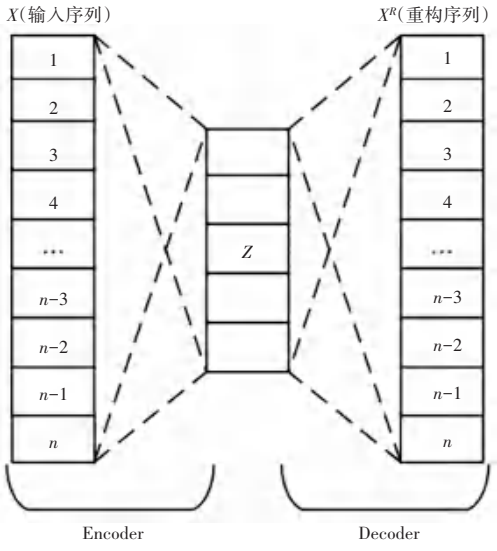


图 1　AE 网络结构

Fig. 1　Structure of AE

1.2　长短期记忆网络

长短期记忆网络（LSTM）是一种特殊的循环神经网络（RNN），旨在解决标准 RNN 在处理长序列时面临的梯度消失和梯度爆炸问题。其核心在于引入门控机制，由输入门（Input Gate）、遗忘门（Forget Gate）和输出门（Output Gate）组成[12]，结构如图 2 所示。

遗忘门决定前一时刻的记忆信息应当被保留多少，通过 Sigmoid 激活函数（σ）输出一个在 0 与 1 之间的权重系数向量，对前一状态进行筛选[13]。其数学表达为：

$$f_t=\sigma(\boldsymbol{W}_f\cdot[h_{t-1},X_t]+b_f) \tag{2}$$

其中，X_t 表示当前输入；h_{t-1} 表示前一时刻的隐藏状态；$\boldsymbol{W}_f$ 和 b_f 分别表示权重矩阵与偏置项。

输入门则控制当前输入信息有多少被写入记忆单元中[14]，包含 2 部分：决定更新比例的门控变量 i_t 和候选记忆内容 $\widetilde{C}_t$，具体公式为：

$$i_t=\sigma(\boldsymbol{W}_i\cdot[h_{t-1},X_t]+b_i) \tag{3}$$

$$\widetilde{C}_t=\tanh(\boldsymbol{W}_C\cdot[h_{t-1},X_t]+b_C) \tag{4}$$

当前时刻的细胞状态 C_t 则结合遗忘门和输入门的控制输出，数学公式为：

$$C_t=f_t\cdot C_{t-1}+i_t\cdot\widetilde{C}_t \tag{5}$$

输出门决定当前单元状态中哪一部分作为当前时刻的隐藏状态输出 h_t。输出门的计算同样依赖 Sigmoid 激活函数，最终隐藏状态结合当前单元状态经由 tanh 映射后得到[15]：

$$o_t = \sigma(\boldsymbol{W}_o \cdot [h_{t-1}, X_t] + b_o) \quad (6)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (7)$$

LSTM 的门控机制相辅相成,三者协同工作,使得 LSTM 能够在序列建模中更有效地捕捉长期依赖关系,并动态调节记忆内容,在语言建模、时间序列预测等任务中表现优异。

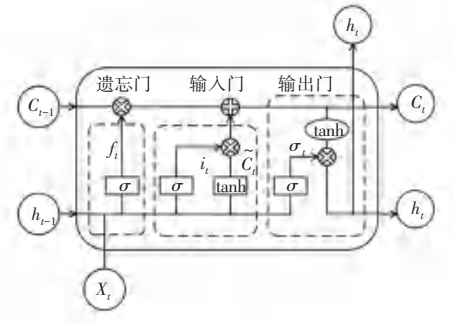


图 2 LSTM 网络细胞单元结构

Fig. 2 Structure of LSTM network cell

1.3 LSTM-AE 模型

LSTM-AE 是一种用于序列数据的无监督学习模型,有效结合了长短期记忆网络处理序列信息的能力和自编码器进行数据压缩与重构的思想[16]。主要由 LSTM 编码器和解码器组成,具体结构如图 3 所示。

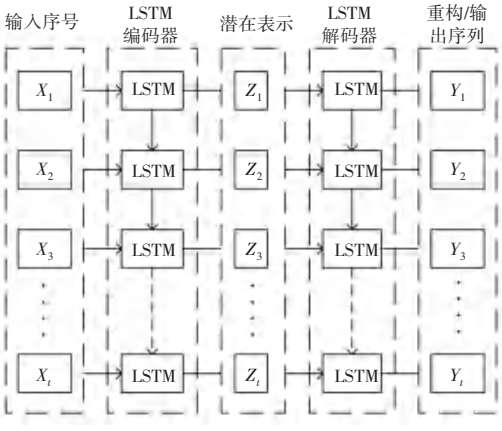


图 3 LSTM-AE 网络结构

Fig. 3 Structure of LSTM-AE

在本文研究中,LSTM-AE 模型被应用于控压钻井过程的异常检测阶段。通过对海量历史数据(正常工况)进行无监督学习,构建可以表征正常钻井行为的基准模型。该模型能够捕捉钻井参数间复杂、非线性的时间依赖关系,从而为识别异常提供可靠依据。

模型的输入序列 $X = (X_1, X_2, \cdots, X_t)$,是通过对正常工况数据应用滑动时间窗口所获得的关键钻井参数时间序列。序列中的每一个元素都是一个多维向量,囊括了某一时间段流量、压力等多个关键参数的观测值,共同构成了对钻井过程动态的完整描述。

接下来,输入序列被送入 LSTM 编码器。编码器凭借其独特的门控机制,能够有效地捕捉数据序列中的长期依赖关系和时间动态。通过逐个时间步地处理输入数据,将整个序列的历史信息和变化趋势逐步压缩、编码,最终生成一个潜在表示 $Z = (Z_1, Z_2, \cdots, Z_t)$。这个潜在表示是原始钻井数据序列的提炼,摒弃了数据中的冗余信息和随机噪声,提炼出正常钻井过程的核心模式。

在生成潜在表示后,LSTM 解码器开始执行逆向重构任务。通过接收潜在表示 Z,并以此为基础,逐个时间步地生成全新序列 $Y = (Y_1, Y_2, \cdots, Y_t)$。该序列也被称为重构序列,在结构和数值上都与原始输入序列 X 高度一致。

应用该模型进行异常检测的具体流程如图 4 所示,主要分为 3 个阶段:数据处理、训练和测试阶段。首先,数据处理主要包括对原始数据进行划分,并利用滑动窗口技术将其转化为时间序列数据。

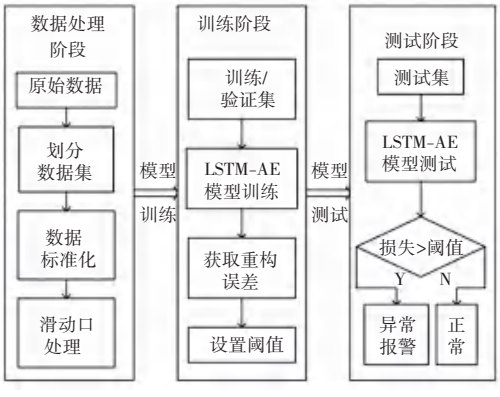


图 4 控压钻井异常检测流程

Fig. 4 Anomaly detection process of Managed Pressure Drilling

其次,在模型训练阶段,通过不断优化内部参数,最小化输入和输出时间序列之间的重构误差。通过这种自我监督的方式,模型被迫理解正常钻井工况的内在模式。训练完成后,基于模型在训练集上的重构误差,预先设定一个用于区分正常与异常工况的判断阈值。

最后,在测试阶段,已训练好的模型被用于处理包含异常的测试集数据。对于每一个输入序列,模型会生成对应的重构序列,并计算两者间的重构误差,量化当前工况与正常模式的偏离程度。通过将该误差与预设阈值进行比较:若误差低于阈值,则判定为正常状态;反之,若误差高于阈值,则判定为异

常并触发预警，从而实现对漏失、井涌等风险工况的智能、实时监控与早期预警。

2　实验

2.1　实验环境与参数设置

实验的硬件环境为 Intel i7 14650H CPU、32 GB 内存，所有实验均在 NVIDIA RTX 5060 GPU 上进行，软件条件为 Windows11 操作系统、CUDA 12.8、Python 3.7 以及 TensorFlow 2.11.0 开发环境。此外，模型的训练迭代次数为 100，批次大小为 64，学习率为 0.001，优化器和损失函数分别为 Adam、MSE，滑动窗口长度为 4。

2.2　实验数据集

2.2.1　数据来源与描述

本研究采用的实验数据均为真实钻井工况数据。该数据集于 2025 年 10 月 13 日在中国西部某钻探工程公司的控压钻井现场作业中，由井下参数监测系统以 5 s 的采样频率实时采集。其样例见表 1。

表 1　样本数据集

Table 1　Sample dataset

时间	出口流量/(L·s^{-1})	入口流量/(L·s^{-1})	出入口流量差/(L·s^{-1})	目标套压/MPa	实际套压/MPa	套压差/MPa
2025-10-13 00:00:04	17.100 7	17.401	0.300 3	0.322	0.347 2	0.025 2
2025-10-13 00:00:09	17.100 7	17.401	0.300 3	0.322	0.347 2	0.025 2
2025-10-13 00:00:14	17.100 7	17.401	0.300 3	0.322	0.358 8	0.036 8
2025-10-13 00:00:19	17.118 1	17.401	0.282 9	0.322	0.358 8	0.036 8
2025-10-13 00:00:29	17.135 4	17.401	0.265 6	0.322	0.335 6	0.013 6
2025-10-13 00:00:34	17.118 1	17.401	0.282 9	0.322	0.358 8	0.036 8

2.2.2　数据集划分

为模拟真实异常检测场景，将数据集按以下方式划分：训练与验证集由 13 066 条纯净的正常工况数据构成，其中 80%用作训练模型，20%用于监控模型训练过程并调整超参数；测试集由 1 452 条独立的实时数据构成，包含多种真实发生的异常工况，用于评估模型的泛化能力和异常检测性能。

多数据集出入口流量差和套压差随时间变化如图 5 所示。分析图 5 可知，训练集和验证集均为正常工况数据，参数曲线均表现出良好的稳定性，套压差均维持在 0.35 MPa 以内，出入口流量差也控制在 0.5 L/s 内。而测试集出现了显著的异常模式：套压差和出入口流量差曲线都出现了多个尖峰，最高峰值分别为 1.05 MPa、1.5 L/s，这些异常情况持续时间均超过 30 s，表明存在持续性故障。

此外，以上数据都采集自 2025 年 10 月 13 日的实时监测系统，其中训练集覆盖 13 日 00:00~16:00 时段，验证集涵盖 16:00~21:30 时段，测试集集中在 21:30~24:00(14 日 00:00)夜间时段，均为连续时间段，为异常检测模型提供了完整的时序数据基础。

2.2.3　数据预处理

(1)数据标准化：为消除各参数间量纲和数值范围的差异，对所有数据采用 Z-score 标准化处理，使其服从标准正态分布[17]，公式见如下：

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \tag{8}$$

$$Z_{\text{train}} = \frac{X_{\text{train}} - \mu_{\text{train}}}{\sigma_{\text{train}}} \tag{9}$$

$$Z_{\text{val}} = \frac{X_{\text{val}} - \mu_{\text{val}}}{\sigma_{\text{val}}} \tag{10}$$

$$Z_{\text{test}} = \frac{X_{\text{test}} - \mu_{\text{test}}}{\sigma_{\text{test}}} \tag{11}$$

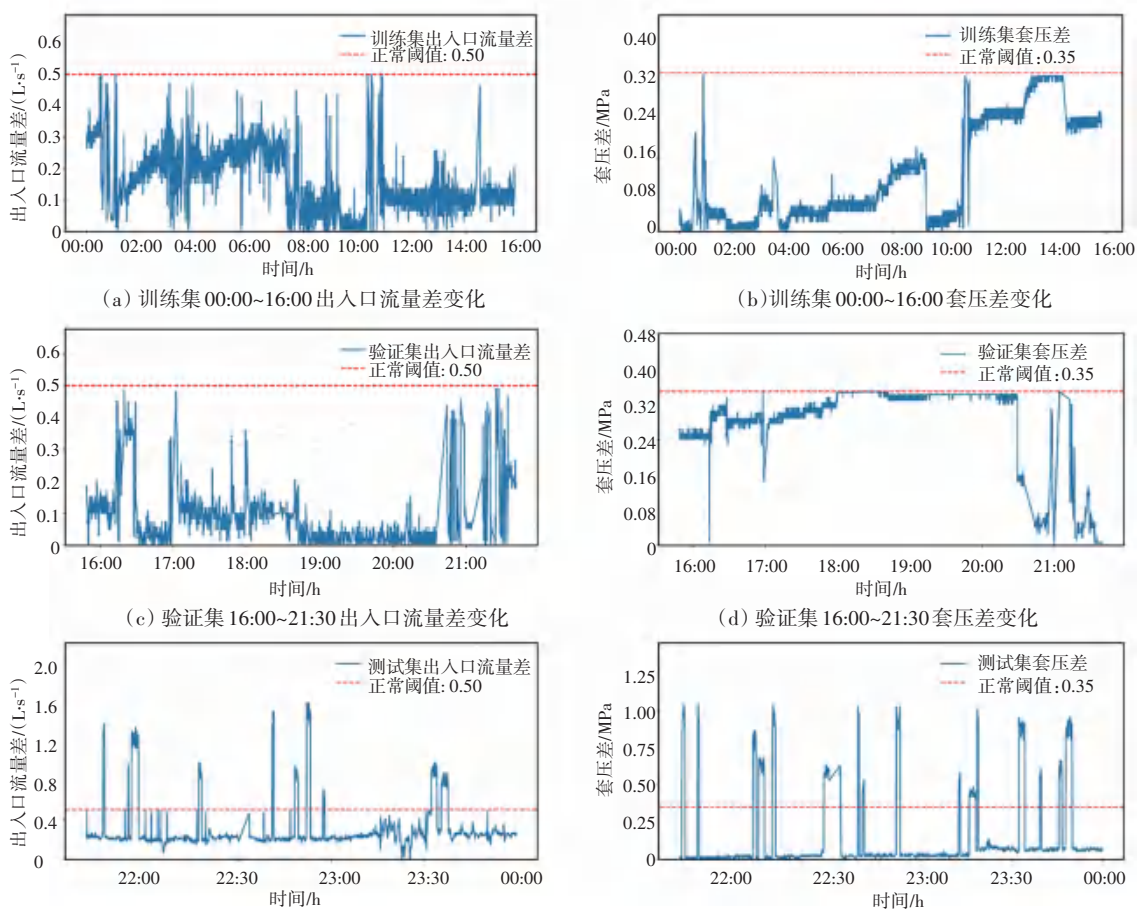
其中，X_{train} 表示训练集样本数据；μ_{train} 表示训练集所有样本数据的均值；σ_{train} 表示训练集所有样本数据的标准差；test、val 下标则表示测试集和验证集的相关变量。

(2)滑动窗口分割：将连续时序数据分割为重叠窗口，生成训练样本，增强数据多样性[18]，设置窗口长度为 4，步长为 1。

若设原始时间序列数据为 $M = (m_1, m_2, \cdots, m_t)$，其中 m_i 表示第 i 次取样时间点的多维特征向量。则通过滑动窗口生成的第 i 个样本可表示为：$m_i^{'} = (m_i, m_{i+1}, m_{i+2}, m_{i+3})$，例如前 2 个样本分别为 $m_1^{'} = (m_1, m_2, m_3, m_4)$ 、$m_2^{'} = (m_2, m_3, m_4, m_5)$。此过程从序列开头持续到末尾，最终将一个长度为 t 的长序列 M 转换成长度为 $t-3$ 的序列 $M^{'} = (m_1^{'}, m_2^{'}, \cdots, m_{t-3}^{'})$。

2.3　评价指标

本研究旨在提高控压钻井异常检测的性能，使用精确率 (P)、召回率(R)、$F1$ 分数和 Accuracy 衡量模型的准确性和泛化能力[19]，具体公式为：



(a) 训练集 00:00~16:00 出入口流量差变化

(b) 训练集 00:00~16:00 套压差变化

(c) 验证集 16:00~21:30 出入口流量差变化

(d) 验证集 16:00~21:30 套压差变化

(e) 测试集 21:30~24:00 出入口流量差变化

(f) 测试集 21:30~24:00 套压差变化

图 5 多数据集出入口流量差和套压差随时间变化

Fig. 5 Changes in multi-dataset Flow Difference and Pressure Difference over time

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{12}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{13}$$

$$F1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \tag{14}$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{15}$$

其中,TP、FP、TN、FN 分别表示真正、假正、真负和假负例的数量, P、R 为检测的精确率和召回率,反映了模型的检测效果是否准确、全面[20]。Accuracy 衡量所有样本中模型正确预测的样本所占的比例,但无法反映模型在少数类上的表现。$F1$ 是精确率和召回率的调和平均值,常用于平衡精确率和召回率,其值越高,模型的综合性能越好。

2.4 模型训练结果

本文的 LSTM-AE 模型训练过程稳定且收敛良好。图 6 展示了模型在训练过程中的损失变化曲线。在图 6 中,训练集和验证集上数据的损失随着训练周期的增加而迅速下降,在大约 20 个周期后下降减缓,并逐渐收敛。2 条曲线在整个训练过程中非常接近,表明模型学习效果良好,没有出现过拟合现象。

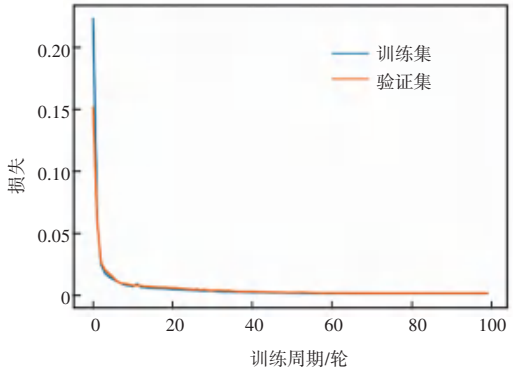


图 6 LSTM-AE 训练过程损失曲线

Fig. 6 LSTM-AE training process loss curve

2.5 对比实验

2.5.1 阈值策略对比实验

为了确定最优的阈值策略,本文基于训练好的模型,计算训练集上所有样本的重构误差,并对比 3 种不同阈值设定方法在测试集上的检测效果,结果

见表 2。

表 2　不同阈值策略对比

Table 2　Comparison of different threshold strategies

策略	阈值	P/%	R/%	$F1$ 分数/%	Accuracy/%
最大值	0.079 7	89.19	91.46	90.26	93.58
95 分位数	0.001 0	84.77	94.52	88.12	91.24
99 分位数	0.007 4	90.62	97.11	93.33	95.38

采用严格的阈值(最大值)策略会使模型变得保守,虽能有效减少误报,提高检测的精确率,但代价是牺牲了模型的敏感度,导致其无法捕获所有异常,这在安全至上的井下作业中是不可接受的。而较宽松的阈值(低分位数)则使模型具备了极高的敏感性,能够确保召回率较高。但这种高敏感性也使得模型对微小波动过于警惕,从而导致精确率下降,误报增多。最后,选择 99 分位数为异常判定阈值,保证了低漏报的前提下精确率最高,实现了最优的性能平衡。

2.5.2　不同架构对比实验

LSTM-AE 模型可设计不同架构,记为 $[h_1, h_2, \cdots, h_n]$,其中 n 为编码器中 LSTM 层的数量,h_i 为编码器第 i 层的输出特征维度,h_n 则为模型潜在空间维度。对比 5 种不同架构在测试集上的性能,结果见表 3。

表 3　LSTM-AE 模型不同架构对比

Table 3　Comparison of different architectures of LSTM-AE model

%

模型架构	P	R	$F1$ 分数	Accuracy
[4]	83.95	70.26	74.12	86.54
[16]	89.19	96.55	92.15	94.48
[64]	90.07	96.03	92.60	94.89
[16,4]	89.94	96.85	92.78	94.96
[64,16,4]	90.62	97.11	93.33	95.38

潜在空间维度的增加对模型性能有显著提升作用。在单层架构中,随着潜在空间维度从 4 增加到 16,$F1$ 分数出现跃升。这表明,对于维度为 6 的原始输入序列,过小的潜在空间可能造成表征瓶颈,导致关键信息丢失。其次,增加网络深度同样能优化模型表现。以 h_n 为 4 举例,双层架构和三层架构更优,能够更有效地从输入数据中提炼高阶特征,并过滤掉冗余信息的干扰,其效果优于单层网络的直接映射。

2.5.3　不同模型对比实验

为验证本文 LSTM-AE 模型的有效性,将其与 AE、CAE、GRU-AE 对比,结果见表 4。分析可知,AE 模型缺乏时序建模能力,无法有效学习正常工况数据的动态模式,存在严重的漏报现象。CAE 模型通过卷积操作提取局部特征,性能得到显著改善。而 GRU-AE 和 LSTM-AE 模型通过门控机制有效捕捉数据的长期依赖关系,基本消除了漏报问题。同时,这 2 个模型的精确率也稳步提升,增强了模型对正常与异常工况的区分能力。

表 4　不同模型对比

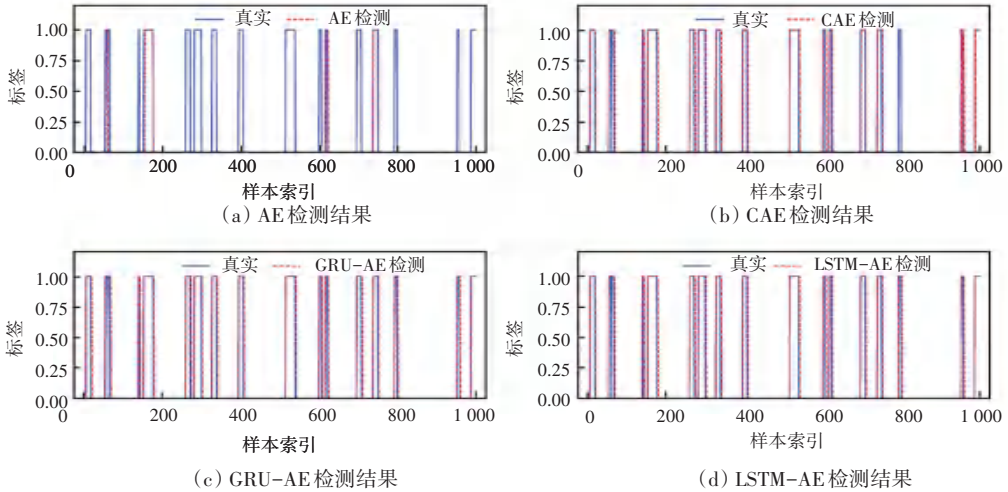
Table 4　Comparison of different models

%

模型	P	R	$F1$ 分数	Accuracy
AE	86.45	60.04	62.14	83.64
CAE	88.90	91.81	90.24	93.51
GRU-AE	90.17	96.94	92.97	95.10
LSTM-AE	90.62	97.11	93.33	95.38

2.6　可视化对比验证

为进一步验证模型的检测性能,使用测试集数据进行模型验证。在实验中,将本文 LSTM-AE 与 AE、CAE、GRU-AE 等其它模型进行比较,可视化检测结果如图 7 所示。



(a) AE 检测结果　(b) CAE 检测结果

(c) GRU-AE 检测结果　(d) LSTM-AE 检测结果

图 7　不同模型检测效果对比

Fig. 7　Comparison of detection effects using different models

通过对比分析,本文的 LSTM-AE 模型在时序异常检测的准确性和时效性方面均表现更优,检测曲线与真实标签高度吻合,能够有效解决异常模式识别不准确的问题,显著减少了由于数据波动与真实异常相似性导致的误报与漏报现象。

3 结束语

本文提出了一种基于 LSTM-AE 的控压钻井异常检测方法,选择[64,16,4]的模型架构,捕捉钻井参数间的时序依赖关系,学习正常工况数据的行为模式。模型训练完成后,以训练集重构误差的 99 分位数作为阈值,判断数据是否异常。与 AE、CAE 和 GRU-AE 等模型相比,本文模型的 P、R、$F1$ 分数和 Accuracy 分别为 90.62%、97.11%、93.33% 和 95.38%,表现最佳。其中,AE 忽略时间顺序,CAE 仅关注局部模式,而 LSTM-AE 可有效捕捉贯穿整个作业过程的长程依赖关系。此外,与 GRU-AE 相比,LSTM-AE 独特的门控设计使其在长期记忆和信息筛选方面更具优势。以上结果表明,本文模型显著提升了模型的异常检测性能,为复杂钻井环境提供了高度可靠的风险预警。

参考文献

[1] 张雪成. 面向高效安全作业:复杂地质钻井关键技术体系的构建与应用[J]. 中国石油和化工, 2025 (10): 94-96.

[2] 李琦. 基于机器学习的控压钻井溢漏风险实时监测技术研究[D]. 成都: 西南石油大学, 2023.

[3] 巨能攀, 何朝阳, 何燚, 等. 滑坡异常监测数据识别与预警方法优化研究[J]. 人民长江, 2025, 56(9): 2-9.

[4] 杨杰杰, 赵法峰. 灯光智能调控技术与电力系统协同运行方法探讨[J]. 灯与照明, 2025, 49(5): 21-23.

[5] 江亮, 黄再辉, 胡睿, 等. 基于混合模型的船舶主机排烟温度预测[J]. 舰船科学技术, 2025, 47(9): 165-169.

[6] TAO Y, YAN J, NIU E, et al. An SVM-based anomaly detection method for power system security analysis using particle swarm optimization and t-SNE for high-dimensional data classification[J]. Processes, 2025, 13(2): 549.

[7] JI Songhan, LIU Kai, LING Bo, et al. A study on improved random forest-based anomaly detection of regional tariff data under distributed photovoltaic access[J]. Results in Engineering, 2025, 27: 105920.

[8] LI Zhipeng, YANG Lin, LIU Jun, et al. Multiclass unsupervised anomaly detection with directional feature perturbation[J]. Pattern Recognition, 2023, 142: 109500.

[9] LEE S, KIM T, KIM S, et al. Unsupervised structural defect classification via real-time and noise-robust method in smartphone small modules[J]. Electronics, 2025, 14(17): 3455.

[10] ANUJA R, ANNROSE J. End-to-end deep learning for smart maritime threat detection: an AE-CNN-LSTM-based approach[J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 36316.

[11] HE Ming, XIE Mengshan, AO Yu, et al. Predictive modeling of high-speed ice-structure interaction using PD-AE-LSTM[J]. Ocean Engineering, 2026, 343: 123257.

[12] 王鑫, 宝财吉拉呼, 马志强, 等. 基于多尺度分解和多模型融合的锂电池剩余使用寿命预测[J]. 太阳能学报, 2025, 46(10): 107-116.

[13] 李文华, 杨镜田, 叶浩然, 等. 基于CNN-LSTM的锚链提升器液压系统故障诊断研究[J]. 机床与液压, 2026, 54(6): 193-199.

[14] WANG Cong, WANG Yu, SONG Fei. Research on electric vehicle charging load forecasting method based on improved LSTM neural network[J]. World Electric Vehicle Journal, 2025, 16(5): 265.

[15] GANGUNDI R, SRIDHAR R. IWM-LSTM encoder for abstractive text summarization[J]. Multimedia Tools and Applications, 2024, 84(9): 5883-5904.

[16] 吴明东. SMT 产线质量预测算法研究及其在数字孪生中的应用[D]. 北京:北京邮电大学, 2024.

[17] DEIHL E T, BODNAR M L, PARISI M S, et al. Early gestational weight gain and the risk of preeclampsia in dichorionic twin pregnancies[J]. American Journal of Perinatology, 2023, 40(10): 1040-1046.

[18] 梁佳鑫, 马志赛, 丁千, 等. 数据驱动的发动机剩余使用寿命直接预测[J]. 振动、测试与诊断, 2026, 46(1): 55-62.

[19] BARUAH B, HALDER A, KUMAR A. Protein sequence-based classification of Alzheimer's disease using deep learning and attention mechanism[J]. Iran Journal of Computer Science, 2025, 8: 2605-2633.

[20] 李克强, 高涛, 姬帅, 等. 基于熔池轮廓点集的激光焊接熔透状态实时监测[J/OL]. 焊接学报. (2025-09-30). https://link.cnki.net/urlid/23.1178.tg.20250930.1237.004.