一种基于 Transformer 深度神经网络的间歇天然气井分类识别方法

何　刚[1]　郝倚燃[2]　彭田子[1]　李　楠[1]　凤勇辉[1]　胡怀中[2]

1. 中国石油天然气股份有限公司长庆油田分公司第六采气厂，　陕西　延安　716000；
2. 西安交通大学电信学部自动化科学与工程学院，　陕西　西安　710049

摘　要：间歇开采工艺能同时解决天然气井产能下降和积液增多两大问题，但间歇开关生产制度通常由人工制定和调整，缺乏合理性及长期适用性，且调整工作繁琐。为实现间歇开关生产制度长期自适应优化，提出了一种基于 Transformer 深度神经网络的间歇天然气井分类识别方法。该方法以井场套压、油压、阀门状态、外输压力 4 维时序监测数据为输入，利用 Transformer 的多头自注意力机制捕捉跨时序的工况特征关联，并通过编码器、全局平均池化和分类头的任务适配架构，实现对间歇采气工况的精准分类，从而替代人工完成曲线特征识别与积液状态分类任务，并同步生成针对性的生产制度优化建议及策略，以破解间歇天然气井规模化生产下人工操作的瓶颈难题。在长庆油田某采气厂 5 类积液状态各异的典型气井上进行了测试试验，结果显示，其中 4 类需进行生产制度优化的测试井的日均产气量相较于传统人工制定生产制度气井的日均产气量平均提升约 68%，日均排液量平均提升 182%。研究结果为间歇天然气井的智能采气提供了技术支撑。

关键词：间歇天然气井；Transformer 深度神经网络；时序监测数据；分类识别；生产制度优化

DOI：10.3969/j.issn.1006-5539.2026.04.013

A classification and identification method for intermittent gas wells based on Transformer deep neural network

He Gang[1], Hao Yiran[2], Peng Tianzi[1], Li Nan[1], Feng Yonghui[1], Hu Huaizhong[2]

1. No.6 Gas Production Plant, Changqing Oilfield Company, PetroChina Company Limited, Yan'an, Shaanxi, 716000, China;
2. School of Automation Science and Engineering, Faculty of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, Shaanxi, 710049, China

Abstract: Intermittent production technology effectively addresses the dual challenges of declining gas well productivity and increasing liquid loading. However, the associated intermittent production control system is typically manually formulated and adjusted, lacking rationality, long-term applicability, and involving cumbersome adjustment procedures. To achieve long-term adaptive optimization of this production system, a classification and identification method for intermittent gas wells based on the Transformer deep

收稿日期：2026-01-22

作者简介：何　刚（1980-），男，高级工程师，学士，主要从事石油天然气行业数字化管理和研究工作。E-mail：hg01_cq@petrochina.com.cn

通信作者：胡怀中（1974-），男，副教授，博士，主要从事复杂系统的建模、优化与先进控制以及智能石油开采节能设备研制等领域研究。E-mail：huhuaizhong@mail.xjtu.edu.cn

neural network is proposed. This method takes four-dimensional time-series monitoring data—including casing pressure, tubing pressure, valve status, and export pressure at well sites—as input. It employs the Transformer's multi-head self-attention mechanism to capture cross-temporal correlations in operational features and utilizes a task-adaptive architecture composed of an encoder, global average pooling, and a classification head to achieve accurate classification of intermittent gas production conditions. This replaces traditional manual recognition of curve features and classification of liquid loading states, while simultaneously generating targeted suggestions and strategies for production system optimization, thus overcoming the bottlenecks of manual operations in large-scale production of intermittent gas wells. The proposed method and strategy were deployed and tested on five typical gas wells with differing liquid loading states at a gas production plant operated by Changqing Oil & Gas Company. Results demonstrate that, compared to traditional manually formulated production controls, the average daily gas production of four categories of wells requiring production system optimization increased by approximately 68%, and the average daily liquid discharge volume increased by 182%. This provides strong technical support for the intelligent production management of intermittent gas wells.

Keywords: Intermittent gas well; Transformer deep neural network; Time-series monitoring data; Classification and identification; Production system optimization

0　前言

随着天然气在中国能源消费结构中的占比不断提升[1-3]，天然气井开采进程逐步深入，大量气井呈现产量递减、流速衰减的态势，引发井底能量匮乏问题，因此转入间歇开关生产模式，成为间歇天然气井[4]。然而，间歇天然气井在开井作业阶段仍会持续产生井筒积液，严重制约气井生产效能，最终导致部分气井成为低产低效井[5]。基于此，需依据井底积液的动态变化情况，持续调整间歇开关生产制度。当前，间歇开关生产制度多依赖人工规划与决策，普遍存在作业效率低、实时响应能力不足及制度适配性欠佳等弊端。因此，如何提升间歇天然气井的运营效率，实时精准地优化间歇开关生产制度，充分发挥动态优化生产制度的优势以实现经济效益最大化，已成为当前天然气开采领域的研究热点[6]。

间歇开关生产制度的核心可控因素包括开、关井时长，油、套压力及井筒积液高度。从参数关联特性来看，当确定气井开、关井时长与油、套压力后，即可相应推导得出井筒积液高度；若明确开井时长与开井状态下的套压数据，也能计算获取开井油压。由此可见，开、关井时长与开、关井套压共同构成了间歇开关生产制度优化的 4 项关键参数，即实现间歇开关生产制度优化的核心在于完成对压力参数与开、关井时长的精准调控。间歇开关生产制度的优化质量至关重要，直接决定气井产量提升的成效。在相关研究领域，Gomez L E 等人[7]通过专项分析多口测试井，完成了井况生产状态评价，并在此基础上制定了适配性生产制度。Bhagwat S M 与 Ghajar A J[8]在上述研究成果基础上，完善了假设条件，从机理模型构建视角推导得出开井最低套管压力计算公式，为间歇开关生产制度的规范化制定提供了理论支撑。此外，Orkiszewski J 等人[9]、Beggs D H 等人[10]、Hasan A R 等人[11]分别从垂直管两相流压降、倾斜管两相流建模、井筒两相流简化建模等角度构建了井筒流动机制模型。李波等人[12]进一步建立了气井井筒温度、压力与积液综合预测模型，为间歇开关生产制度的机理分析提供了理论基础。王晓辉等人[13]依托历史生产数据，拟合得到关井阶段的压力恢复曲线，最终确立载荷系数是制定间歇开关生产制度的核心依据；林鹏等人[14]在王晓辉研究的基础上，结合历史数据提出了基于载荷系数与压力微升特征的开关井智能控制生产制度。马鹏举等人[15]基于载荷系数法优化了柱塞生产制度。李冰毅[16]提出了柱塞气举排水采气井工作制度优化方法。宁碧等人[17]开发了气井柱塞气举排液工艺参数优化设计软件，进一步丰富了生产制度优化的技术手段。

为解决人工决策的弊端，现有研究也尝试将支持向量机（Support Vector Machine，SVM）、随机森林、长短期记忆网络（Long Short-Term Memory，LSTM）等智能方法应用于气井积液识别与间歇开关生产制度优化[18-21]，但此类方法在实际应用中存在明显局限性：SVM 与随机森林为传统机器学习方法，仅能捕捉数据的浅层线性或简单非线性关联，无法挖掘套压、油压等时序数据跨时间维度的深层因果特征，对积液状态的分类精度受特征工程影响极大；LSTM 虽能处理时序数据，但存在局部依赖限制，在长时序压力数据的特征捕捉上易出现梯度消失的问题，且难以并行计算，处理海量井场监测数据时效率偏低，无法满足规模化气田的实时识别需求。

综合来看，国内外学者针对间歇开关生产制度优化的研究大致分为两种技术路径：其一是通过机理推导构建压力或积液相关模型，将其作为生产制度制定的核心依据；其二是依托历史生产数据，借助软件模拟或传统智能方法确定开、关井具体时长，进而完成生产制度设计。在工程实践中，柱塞气举排水采气作为间歇开采的重要辅助工艺得到广泛应用，张晓东等人[22]设计了柱塞气举排水采气远程控制系统，庄磊等人[23]在苏里格气田开展了柱塞气举装置的应用实践，翟中波[24]研究了智能柱塞的瞬时运行速度，Narseh N N 等人[25]提出了页岩气井柱塞举升过程的在线优化方法，韩国庆等人[26]综述了柱塞气举排水采气的研究现状与发展方向。但机理模型构建需引入大量假设条件，关键参数普适性差，难以适配复杂工况；传统智能方法则受限于特征捕捉能力或计算效率，在时序数据处理与规模化应用中存在明显短板。因此上述两种技术路径在当前实际生产场景中的实用性有限，工程技术人员往往仍通过分析压力曲线特征判断井底积液状态，进而制定生产制度。

本文提出一种基于 Transformer 深度神经网络的间歇天然气井分类识别方法，凭借多头自注意力机制与全局特征建模能力，弥补传统智能方法的不足，精准挖掘不同天然气井油压与套压曲线的跨时序深层特征，基于特征识别结果判定当前井底积液程度，最终输出动态优化的生产制度控制策略。

1 间歇开关生产制度

间歇天然气井在生产过程中大致分为关井复压阶段和开井生产阶段两个阶段。关井复压阶段：井口截断阀关闭，井眼周围油气逐渐聚集，井底能量逐渐恢复；开井生产阶段：井口截断阀打开，积蓄的压力将天然气排出井筒，油压和套压降低。在开井生产阶段，如果地层能量充足且关井复压较高，气井可放喷一段时间生产并带出积液；但随着排液生产，产出水和积液重新聚集在井底，当地层能量无法携液时，说明工作周期结束，重新关井复压，开始下一个工作周期。在关井复压阶段，油压和套压的恢复程度直接影响着下一轮开井周期的生产，压力充足时，释放压力时产气量和携带出的井底积液更多，反之则更少。

目前工程中常见的间歇开关生产制度分为定时模式和定压模式。在定时模式的间歇开关生产制度下，工程师根据实际的油压与套压曲线特征识别当前的积液情况，并结合该井的实际深度、现场产量等参数锚定开井与关井时间，并以此作为一段时间内该井的生产制度，直到井底积液出现明显变化后，工程师再根据新的积液情况重新锚定定时开关井的具体时间。在定压模式的间歇开关生产制度下，与定时模式类似，工程师也要根据实际的油压与套压曲线特征识别当前的积液情况并结合该井的实际深度和现场产量等参数锚定开、关井的条件，但此时的开、关井条件为套压是否达到预设条件。

定时模式和定压模式的间歇开关生产制度均有其合理性，但也存在较为显著的问题：首先这两种模式的间歇开关生产制度均需要人工设定，并且根据不同井的生产情况设定不同的开、关井参数，工作复杂繁琐；其次，当外界条件发生变化时需要人工干预调整或重新设定生产制度，单一制度的普适性较差；再者，工程师虽然有着丰富的现场经验，但人工设定的开、关井条件并未经过严密计算，并不一定完全合理且长期适合该井。因此，实际工程中需要一种“类人类智能”的方法及时识别井底积液状态的改变，针对性调整优化生产制度，而 Transformer 深度神经网络凭借其在时序数据处理上的独特优势，成为解决该问题的最优技术选择。

2 天然气井积液状态识别与生产制度优化

在实际工程中，工程师往往依据关井周期时油压、套压曲线的特征来判断天然气井积液状态。根据长庆油田的气井开采工程经验，工程师通过油压、套压曲线的特征将天然气井积液状态分为 5 类。

1）正常无积液。此类井开、关井周期内油压和套压曲线见图 1。由图 1 可见，开井期间油压和套压同步下降，关井时压力平稳上升且恢复一致，在整个开、关井周期内油压和套压曲线几乎“贴合”，此时井筒基本无积液，无需调整生产制度。

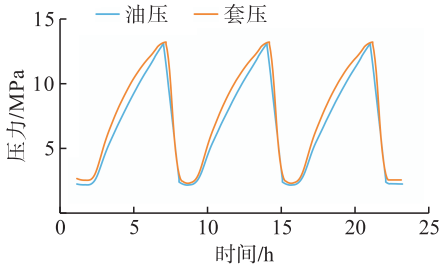


图 1 正常无积液井油压和套压曲线图

Fig. 1 Tubing and casing pressure curves of normal gas wells without liquid loading

2）轻微积液。此类井开、关井周期内油压和套压曲线见图 2。由图 2 可见，开井期间油压和套压同步下降，但生产时存在一定压差，关井时压力平稳上升且几乎能恢复一致，在关井周期内油压与套压曲线较为“贴合”，此时井筒存在少量积液，优化建议是维持现有制度或适量减少开井时间。

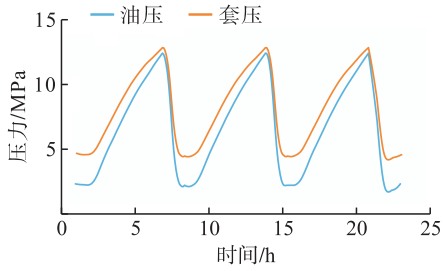


图 2　轻微积液井油压和套压曲线图

Fig. 2　Tubing and casing pressure curves of gas wells with slight liquid loading

3)中度积液。此类井开、关井周期内油压和套压曲线见图 3。由图 3 可见,开井期间油压和套压下降,但生产时存在较大的压差且套压在生产后期会缓慢上升继续产生积液,关井时油压上升缓慢有拐点,但无法恢复至套压水平,存在一定压差,套压轻微上升,恢复程度低。此时井筒内部存在较多积液,优化建议是依据开井时的套压拐点位置减少开井时间或调整至油压恢复到拐点后开井。

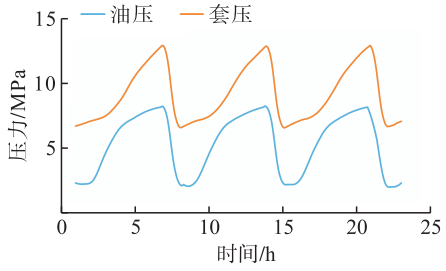


图 3　中度积液井油压和套压曲线图

Fig. 3　Tubing and casing pressure curves of gas wells with moderate liquid loading

4)重度积液。此类井开、关井周期内油压和套压曲线见图 4。由图 4 可见,开井期间油压下降但套压基本不变,生产时存在较大的压差,关井时压力平稳上升且几乎能恢复一致,在关井周期内油压上升缓慢有拐点,但无法恢复至套压水平,存在一定压差,套压基本不变。此时井筒存在大量积液,需要大幅延长关井时间,缩短开井时间,并且在开井时需要人工干预协助排液。

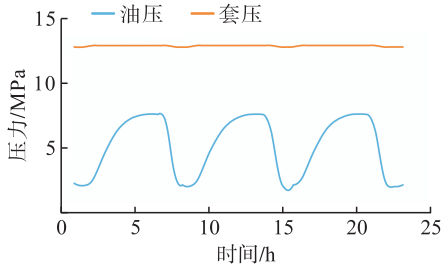


图 4　重度积液井油压和套压曲线图

Fig. 4　Tubing and casing pressure curves of gas wells with severe liquid loading

5)开井生产积液。此类井开、关井周期内油压和套压曲线见图 5。由图 5 可见,开井期间油压下降,套压先下降然后逐步回升,生产后期存在一定压差,关井时压力平稳上升但油压无法恢复至套压水平,存在一定压差。此时井筒逐渐积液,优化建议是延长关井时间、缩短开井时间。

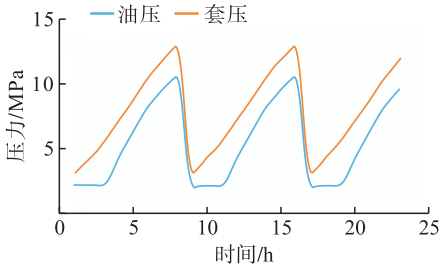


图 5　开井生产积液井油压和套压曲线图

Fig. 5　Tubing and casing pressure curves of liquid-loaded gas wells during production

3　基于 Transformer 深度神经网络的间歇天然气井分类识别

本文拟采用深度神经网络方法,替代传统人工完成曲线特征识别与积液状态分类任务,并同步生成针对性的生产制度优化建议及策略,以破解规模化生产下人工操作的瓶颈。

相较于 SVM、随机森林、LSTM 等现有智能方法[17-19],Transformer 作为基于自注意力机制的深度神经网络架构,在气井时序监测数据处理中具备不可替代的优势:1)通过多头自注意力模块动态计算序列中各元素的关联权重,可直接捕捉套压、油压等参数跨长时序的因果关联(如阀门状态突变与后续压力波动的延迟响应),实现全局特征建模,突破 LSTM 的局部依赖限制;2)结合位置编码显式捕捉时序和空间顺序信息,无需复杂的特征工程即可挖掘压力曲线的深层特征,解决 SVM、随机森林浅层特征捕捉的局限性;3)模型采用并行计算架构,处理海量井场分钟级监测数据时效率远高于 LSTM、门控循环单元等循环神经网络,可满足规模化气田的实时识别与分类需求;同时,通过残差连接与层归一化保障训练稳定性,在小样本与不平衡数据下仍能保持较高的分类精度。

依托气井间歇开采的工艺机理与工程实际需求,本文最终选取套压、油压、阀门状态、外输压力 4 维时序监测数据作为模型输入。套压、油压为判断井筒积液状态的核心参数,其曲线特征变化直接反映井底积液的积累程度与压力恢复情况,也是工程师人工研判的核心依据。阀门状态为开关井阶段的基础标识,其切换状态直接决定油套压的变化趋势,是关联压力参数与时序特征

的关键维度。外输压力为井场集输系统的基础压力参数，开井生产阶段油压会随天然气外输逐步下降至外输压力附近，该参数可有效辅助判定开井阶段压力变化的合理性，更能用于剔除油压异常波动，开、关井周期判定错误等异常周期数据，保障输入时序数据的有效性。本研究综合工艺关联性、数据有效性与工程可获取性，未选取油嘴大小、井口温度等参数，因油嘴大小为气井生产的固定工艺参数，在间歇开采周期内无动态变化，无法反映积液状态的实时动态特征，在实际工程中也无相应的传感器测点进行测量；井口温度受环境温度影响较大，与积液状态的直接关联性较弱。

Transformer 的核心架构摒弃了传统循环和卷积网络的局部依赖限制，能够直接对序列全局特征进行建模，在长距离依赖捕捉与关键信息聚焦上具备天然优势。工业场景中，套压、油压等参数的变化存在跨长时序的因果关联（如阀门状态突变与后续压力波动的延迟响应），Transformer 的自注意力机制可直接关联全序列特征，针对压力骤变、阀门状态切换等核心事件，Transformer 通过注意力权重动态分配，可自动强化对关键时序段的特征提取。基于 Transformer 深度神经网络的间歇天然气井分类识别方法网络结构见图 6。模型以多通道时序信号（套压、油压、阀门状态、外输压力）为输入，通过“编码器—全局平均池化—分类头”的模型进行“全局自适应关注”，最后输出分类结果。

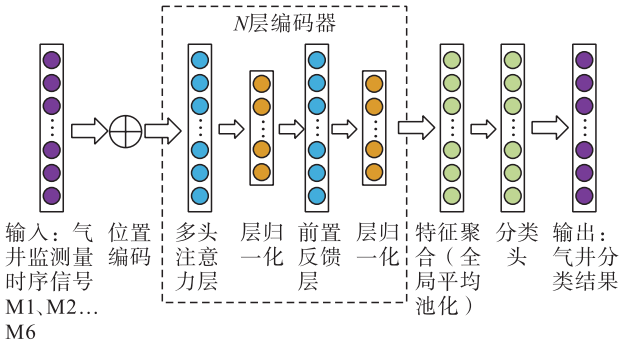


图 6　基于 Transformer 深度神经网络的间歇天然气井分类识别方法网络结构示意图

Fig. 6　Structure of the classification and identification method for intermittent gas wells based on Transformer deep neural network

基于 Transformer 深度神经网络的间歇天然气井分类识别方法网络结构模型的训练及验证流程见图 7。其主要步骤如下。

1）数据预处理由异常时序数据识别与剔除、归一化过程和不平衡处理过程组成。井场监测系统采集的套压、油压、阀门状态、外输压力 4 维时序数据，易受现场设备故障、通信传输干扰、人工操作临时干预等因素影响产生异常数据。异常数据会破坏压力曲线的时序特征关联性，降低模型识别精度，因此需先完成异常数据的识别与剔除。结合间歇天然气井生产工艺特征与时序数据统计特性，采用工艺规则 + 时序特征的联合方法完成异常数据筛查，先依托气井间歇开采物理机理制定硬规则，识别数值超限、状态失配、逻辑关联等显性异常；再通过滑动窗口法提取时序统计特征，检测隐性的时序突变、数据停滞异常。完成异常数据识别后，以 1 个开关井周期为最小训练样本单元，若单元内异常点占比≤5%，采用线性插值法补全；若占比 >5% 或存在连续异常，直接剔除该时序单元，最终形成无异常的标准化样本集。

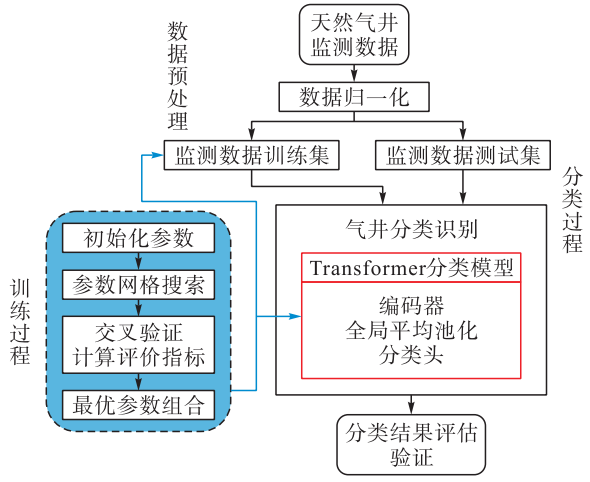


图 7　基于 Transformer 深度神经网络的间歇天然气井分类识别方法网络结构模型的训练及验证流程图

Fig. 7　Training and verification process of classification and identification method structure for intermittent gas wells based on Transformer deep neural network

数据归一化的意义在于消除各监测量间存在的量纲差异，归一化的方法为 min-max 归一化方法，计算方法见式（1）。

$$X_i = \frac{M_i - \min(M_i)}{\max(M_i) - \min(M_i)} \tag{1}$$

式中：X_i 为第 i 个样本的原始监测数据值；M_i 为第 i 个样本归一化后的数据值。

归一化完成后，将 20 口气井的标准化时序样本按 7∶3 的比例随机划分为训练集与测试集，其中训练集包含 2 864 个有效开关井周期样本，测试集包含 1 228 个有效开关井周期样本，样本覆盖 5 类积液状态，保证训练集与测试集的样本分布一致性。

2）训练过程基于 PyTorch 框架实现，设定训练周期为 100 轮，采用批次大小为 32 的小批次训练模式，优化器选取 Adam，权重衰减系数设为 0.000 1 以防止模型过拟合；训练过程中采用早停规则，以测试集 F1 分数（准确率 P 与召回率 R 的调和平均）为监控指标，当连续 15 轮训练测试集 F1 分数无提升时，立即终止训练，避免

模型过度训练。本文参数的优化采用 5 折交叉验证与网格搜索相结合的方式,网格搜索范围覆盖多头注意力头数(4 /8 /16)、编码器堆叠层数(2 /3 /4)、学习率(0.000 1 / 0.000 5 /0.001)等核心超参数,最终确定最优参数组合,同时确定混合采样方法的降采样率为 0.8、近邻数为 5,以解决样本不平衡问题。

3)采用训练完成的气井分类模型对测试集数据进行测试分类,根据测试结果,完成对分类模型的评估验证。

4)根据曲线识别分类的结果,针对性调整气井的开关井控制策略,并从长期验证气井产气量及积液情况的改善效果。

在分类模型中,准确率 P 和召回率 R 是 2 种常用的评估模型性能的核心指标,计算方法分别见式(2)、(3)。

$$P = \frac{x_{TP} + x_{TN}}{x_{TN} + x_{FN} + x_{FP} + x_{TP}} \tag{2}$$

$$R = \frac{x_{TP}}{x_{TP} + x_{FN}} \tag{3}$$

式中:P 为准确率;R 为召回率;x_{TP}为真正例数,个;x_{TN}为真反例数,个;x_{FN}为假反例数,个;x_{FP}为假正例数,个。

这 4 类样本是所有常用分类指标的基础,通过划分样本的“真实类别”与“模型预测类别”,清晰呈现模型的分类结果,其中最基础的二分类混淆矩阵见图 8。

真实类别/预测类别	正类(P)	负类(N)
正类(P)	真正例(TP)	假反例(FN)
负类(N)	假正例(FP)	真反例(TN)

图 8　二分类混淆矩阵图

Fig. 8　Binary classification confusion matrix

在神经网络多分类任务中,不能仅依赖准确率评估模型,需结合任务需求:若关注“不能漏检某类样本”,需重点看召回率;若样本均衡且无特殊漏检需求,可将准确率作为基础指标。实际工程中,常通过准确率—召回率($P-R$)曲线或 $F1$ 分数综合评估模型性能。因此,本文综合选取准确率、召回率和 $F1$ 分数综合评估模型性能。$F1$ 分数计算方式见式(4)。

$$F1 = 2 \times \frac{PR}{P + R} \tag{4}$$

本文 Transformer 神经网络参数结构见表 1。选取中国石油长庆油田某采气厂的 10 口不同积液情况的气井进行模型测试验证。每口井共选取约 6 个月大约 40 万条的分钟实时数据,以每个开关井周期的油压、套压、阀门状态、外输压力时序信号作为 1 个训练集或测试集进行验证,每口井的分钟实时数据随机划分为训练集和测试集进行训练验证,模型评估指标见表 2。

表 1　Transformer 深度神经网络参数结构表

Tab. 1　Parameter structure of Transformer deep neural network

参数	设定值
输入层层数 /层	4
特征嵌入维度 /个	64
多头注意力头数 /头	8
编码器堆叠层数 /层	3
前馈网络隐藏层维度 /个	128
学习率	0.000 5

表 2　模型评估指标表

Tab. 2　Model evaluation metrics

积液状态类别	准确率	召回率	$F1$ 分数
正常无积液	99%	99%	0.99
轻微积液	96%	90%	0.93
中度积液	97%	92%	0.94
重度积液	99%	98%	0.98
开井生产积液	92%	90%	0.91

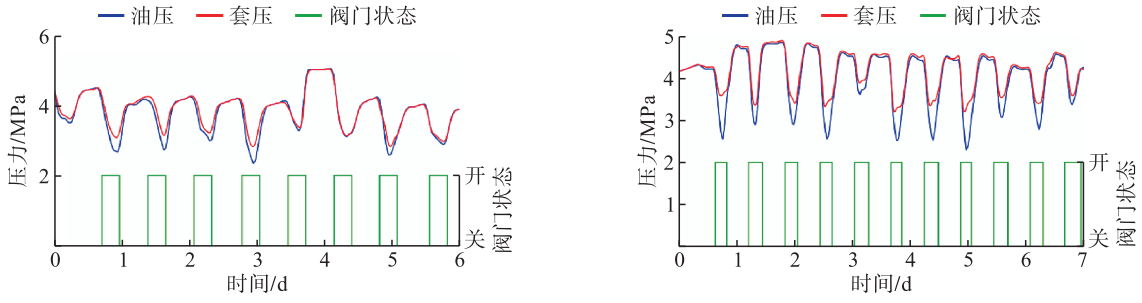
分类识别所选测试气井的积液状态后,生成每口井相应的优化策略,以改善气井的积液情况。选取中国石油长庆油田某采气厂的 5 口积液状态各异的测试井,分别识别当前的积液情况并应用对应的优化策略。对比优化前后的产气量、排液量以及油压和套压曲线,5 口测试井优化前后的产气量和排液量对比见表 3。由表 3 可见,优化后其中 4 口测试井日均产气量平均提升约 68% ,日均排液量平均提升 182% 。

表 3　测试井优化前后产气量和排液量对比表

Tab. 3　Comparison of gas production and liquid discharge of test wells before optimization

气井名称	优化前日均产气量 / 10^4 m^3	优化前日均排液量 / m^3	优化后日均产气量 / 10^4 m^3	优化后日均排液量 / m^3
高桥 A	0.351	0.04	0.362	0.05
高桥 B	0.244	0.06	0.332	0.09
高桥 C	0.287	0.06	0.377	0.12
苏南 D	0.112	0.05	0.256	0.14
苏南 E	0.091	0.03	0.161	0.15

高桥 A 采用本文方法分类识别并进行生产制度优化前、后的油套压曲线见图 9。运用本文方法分类识别图 9-a)曲线特征，确定该井积液状态为第一类积液状态：正常无积液。因此实际调整决策为维持当前生产制度。由表 3 可知，该井的日均产气量和日均排液量几乎维持在同一水平无明显变化。



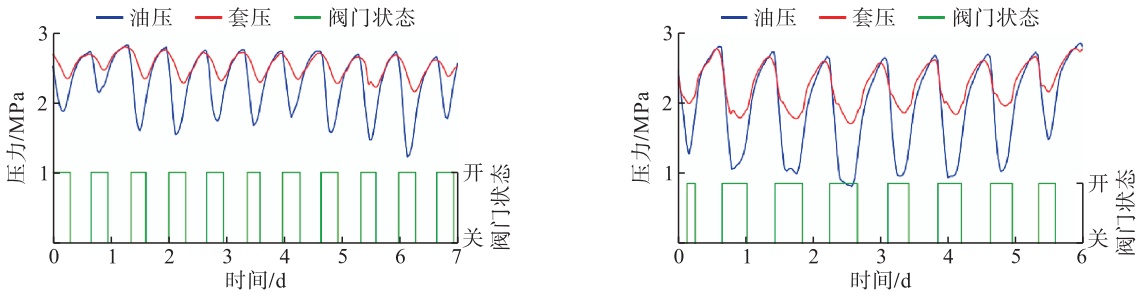
a)优化前　　b)优化后

a) Before optimization　　b) After optimization

图 9　高桥 A 优化前后油压和套压曲线特征图

Fig. 9　Characteristics of tubing and casing pressure curves of Gaoqiao A before and after optimization

高桥 B 采用本文方法分类识别并进行生产制度优化前、后的油套压曲线见图 10。采用本文方法分类识别图 10-a)的曲线特征后，确定该井积液状态为第五类积液状态：开井生产积液。其产生原因为开井时间过短导致井底的压力未被完全释放，因此积液未完全排出产能也未完全释放，实际调整决策为维持关井时间 9 h，适当增加开井时间，由 2 h 增加至 3.5 h。图 10-b)中曲线特征表明在开井阶段井底压力已得到充分释放且积液状态并未加剧。由表 3 可知，该井日均产气量由 0.244×10^4 m^3 提升至 0.332×10^4 m^3，提升 36%；日均排液量由 0.06 m^3 提升至 0.09 m^3，提升 50%。



a)优化前　　b)优化后

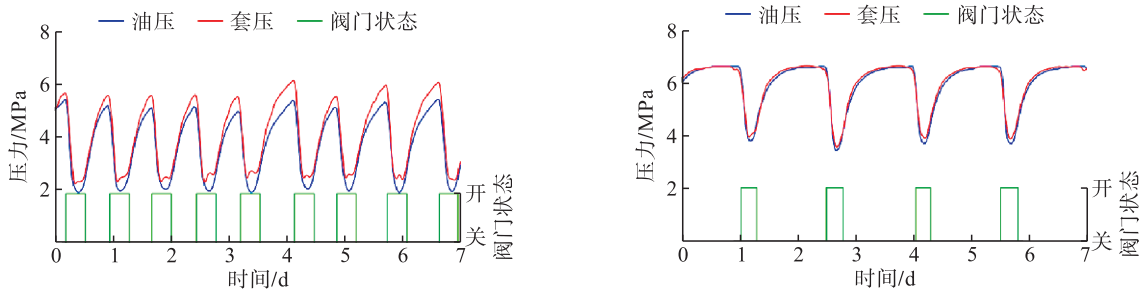
a) Before optimization　　b) After optimization

图 10　高桥 B 优化前后油套压曲线特征图

Fig. 10　Characteristics of tubing and casing pressure curves of Gaoqiao B before and after optimization

高桥 C 采用本文方法分类识别并进行生产制度优化前、后的油套压曲线见图 11。采用本文方法分类识别图 11-a)的曲线特征后，确定该井积液状态为第二类积液状态：轻微积液。其产生原因为关井时间过短导致井底蓄积的压力不足，积液未完全排出，实际调整决策为增加关井时间，由 12 h 增加至 20 h，并同步增加开井时间由 2 h 增加至 4 h。图 11-b)中曲线特征表明在开井阶段井底压力已得到充分释放且积液状态改善，该井井下几乎无积液。由表 3 可知，该井日均产气量由 0.287×10^4 m^3 提升至 0.377×10^4 m^3，提升 31%；日均排液量由 0.06 m^3 提升至 0.12 m^3，提升 100%。

苏南 D 采用本文方法分类识别并进行生产制度优化前、后的油套压曲线见图 12。采用本文方法分类识别图 12-a)的曲线特征后，确定该井积液状态为第三类积液状态：中度积液。其产生原因为关井时间较短，井底压力蓄积不够，不足以排出井底较重的积液，实际调整决策为大幅度增加关井时间，由 9 h 增加至 20 h，维持开井时间不变。图 12-b)中曲线特征表明油压、套压差进一步减小，积液状态改善，井下积液已大幅度减少。由表 3 可知，该井的日均产气量由 0.112×10^4 m^3 提升至 0.256×10^4 m^3，提升 129%；日均排液量由 0.05 m^3 提升至 0.14 m^3，提升 180%。

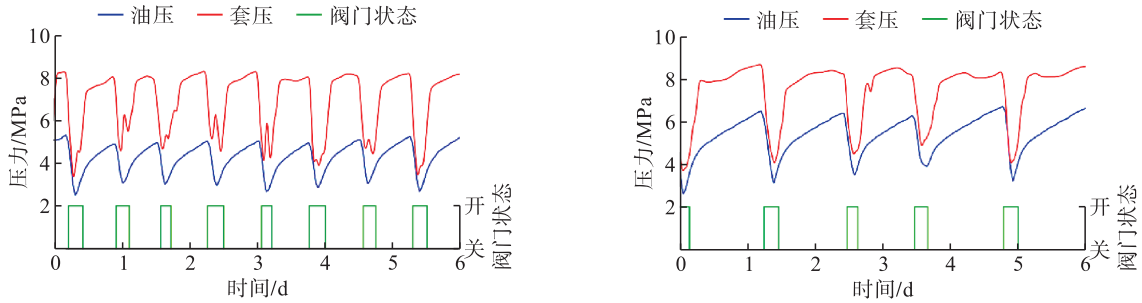


a)优化前　　b)优化后

a) Before optimization　　b) After optimization

图 11　高桥 C 优化前后油套压曲线特征图

Fig. 11　Characteristics of tubing and casing pressure curves of Gaoqiao C before and after optimization



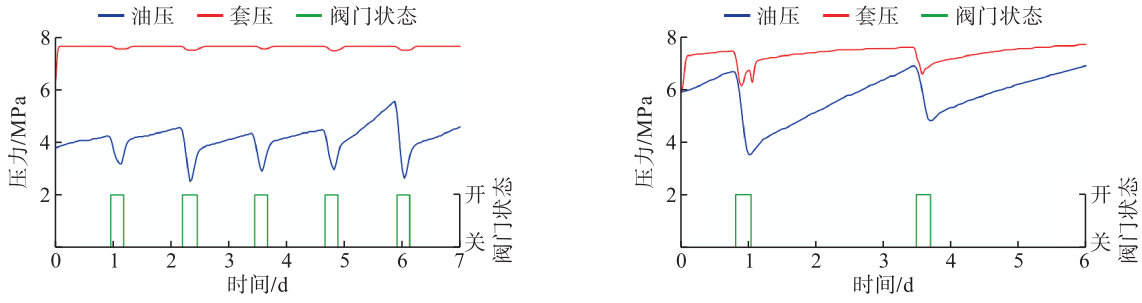
a)优化前　　b)优化后

a) Before optimization　　b) After optimization

图 12　苏南 D 优化前后油套压曲线特征图

Fig. 12　Characteristics of tubing and casing pressure curves of Sunan D before and after optimization

苏南 E 采用本文方法分类识别并进行生产制度优化前、后的油套压曲线见图 13。采用本文方法分类识别图 13-a)的曲线特征后，确定该井积液状态为第四类积液状态：重度积液。其原因是套压在开关井过程中已无明显变化，井底压力蓄积不够，不足以排出井底极为严重的积液，实际调整决策为大幅度增加关井时间，由 12 h 增加至 30 h，减少开井时间，由 4 h 减少至 2 h，并且在开井时采用泡排辅助排液。图 13-b)中曲线特征表明该井经过制度优化后套压已随开关井时间有明显波动，油压、套压压差大幅减小，表明井筒积液已大幅度排出，积液状态得到明显改善。由表 3 可知，该井日均产气量由 0.091×10^4 m^3 提升至 0.161×10^4 m^3，提升 77%；日均排液量由 0.03 m^3 提升至 0.15 m^3，提升 400%。



a)优化前　　b)优化后

a) Before optimization　　b) After optimization

图 13　苏南 E 优化前后油套压曲线特征图

Fig. 13　Characteristics of tubing and casing pressure curves of Sunan E before and after optimization

4 结论

1)本文围绕天然气开采工程中间歇气井生产制度优化调整的核心问题,针对传统人工制定制度存在的合理性不足、调整不及时、适配性差等问题,提出了一种基于 Transformer 深度神经网络的间歇天然气井积液状态分类识别方法。该方法以套压、油压、阀门状态、外输压力 4 维时序监测数据为输入,依托 Transformer 多头自注意力机制捕捉跨时序工况特征关联,通过“编码器—全局平均池化—分类头”架构实现积液状态精准分类,并针对性输出生产制度优化策略,替代传统人工完成曲线特征识别与积液状态判定,实现间歇采气生产制度的自适应优化。

2)该方法在中国石油长庆油田某采气厂 5 类积液状态的典型气井完成现场实证应用,结果表明,其中 4 类需优化生产制度的测试井在优化生产制度后,日均产气量平均提升约 68% ,日均排液量平均提升 182% ,充分验证了本文方法的工程实用性与有效性,为间歇天然气井的智能采气提供了技术支撑。

3)该方法虽取得了良好的现场应用效果,但仍存在一定局限性:一是模型训练依赖长庆油田特定区块的高质量时序样本,对数据积累不足的新井、老旧井泛化性有待提升,对轻微积液、开井生产积液等过渡性工况的识别稳定性需进一步增强;二是当前为离线静态分类模型,无实时数据输入与在线更新模块,难以匹配气井积液状态的动态变化,实时优化能力不足;三是方法依赖完善的现场监测系统,对数据缺失、监测维度单一的工况适配性较差,且未考虑多井协同生产的管网耦合效应,与气田规模化生产需求存在偏差。

4)针对上述不足,后续研究可从三方面开展:其一,融合储层物性、井身结构等静态特征与动态时序数据,结合迁移学习轻量化改进模型,提升模型的泛化能力与过渡工况识别精度;其二,搭建实时数据接口,开发在线学习模块,将静态模型升级为“识别—调整—反馈—优化”的动态闭环模型,实现生产制度的实时自适应优化;其三,设计数据缺失补全与自适应预处理模块,提升模型工程鲁棒性,并融入集输管网水力模型,构建单井—管网协同优化体系,让方法更贴合气田规模化生产的实际需求。

参考文献:

[1] 邹才能,赵 群,陈建军,等. 中国天然气发展态势及战略预判[J]. 天然气工业,2018,38(4):1-11.
Zou Caineng, Zhao Qun, Chen Jianjun, et al. Natural gas in China: Development trend and strategic forecast [J]. Natural Gas Industry, 2018, 38 (4): 1-11.

[2] 郑明贵,王 萍,钟聪红. 2020—2030 年中国天然气需求预测[J]. 中国矿业,2021,30(2):7-13.
Zheng Minggui, Wang Ping, Zhong Conghong. Forecast of China's natural gas demand from 2020 to 2030 [J]. China Mining Magazine, 2021, 30 (2): 7-13.

[3] 李俊杰. 对“十四五”中国天然气产业发展的思考[J]. 国际石油经济,2020,28(12):11-20.
Li Junjie. Reflections on the development of natural gas industry in China during the 14th Five-Year Plan [J]. International Petroleum Economics, 2020, 28 (12): 11-20.

[4] 天 工. 天然气价格飙升产业景气度高[J]. 天然气工业,2021,41(9):168.
Tian Gong. Natural gas prices soared, and the industrial boom was high [J]. Natural Gas Industry, 2021, 41 (9): 168.

[5] 张 昀,陈彦润,陈晓刚,等. 数据驱动的气井井筒积液与产量预测模型研究及应用[J]. 天然气与石油,2025,43(1):9-19.
Zhang Yun, Chen Yanrun, Chen Xiaogang, et al. Study and application of a data-driven prediction model for gas well liquid loading and production [J]. Natural Gas and Oil, 2025, 43 (1): 9-19.

[6] Wang Hao, Wu Zheng, Tang Tiezhu, et al. Research on production pattern optimization of intermittent wels [J]. Chemistry and Technology of Fuels and Oils, 2021, 57 (1): 133-142.

[7] Gomez L E, Shoham O, Schmidt Z, et al. A unified mechanistic model for steady-state two-phase flow in wellbores and pipelines [J]. SPE Journal, 2000, 5 (3): 339-350.

[8] Bhagwat S M, Ghajar A J. A flow pattern independent drift flux model based void fraction correlation for a wide range of gas-liquid two phase flow [J]. International Journal of Multiphase Flow, 2014, 59: 186-205.

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

[10] 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.

[11] Hasan A R, Kabir C S, Sayarpour M. Simplified two-phase flow modeling in wellbores [J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2010, 72 (1 /2): 42-49.

[12] 李 波,王军磊,宁 波,等. 气井井筒温度、压力与积液综合预测模型[J]. 石油钻采工艺,2014,36(4):64-70.
Li Bo, Wang Junlei, Ning Bo, et al. A comprehensive prediction model of wellbore temperature, pressure and accumulated liquid for gas wells [J]. Oil Drilling & Production Technology, 2014, 36 (4): 64-70.

[13] 王晓辉,何太洪,涂利辉,等. 柱塞排水采气井生产制度优

化[J]. 内蒙古石油化工,2019,45(12):55-58.
Wang Xiaohui, He Taihong, Tu Lihui, et al. Optimization of production system of plunger drainage gas well [J]. Inner Mongolia Petrochemical Industry, 2019, 45 (12): 55-58.

[14] 林　鹏,白　鹏,汪泳吉,等. 柱塞井智能优化模式应用探究[J]. 内蒙古石油化工,2021,47(2):46-49.
Lin Peng, Bai Peng, Wang Yongji, et al. Application and exploration of intelligent optimization mode in plunger well [J]. Inner Mongolia Petrochemical Industry, 2021, 47 (2): 46-49.

[15] 马鹏举,刘伊浩,杨　琼,等. 基于载荷系数法的柱塞生产制度优化方法[J]. 石油化工应用,2024,43(11):66-69.
Ma Pengju, Liu Yihao, Yang Qiong, et al. Optimization method of plunger production schedule based on load coefficient method [J]. Petrochemical Industry Application, 2024, 43 (11): 66-69.

[16] 李冰毅. 柱塞气举排水采气井工作制度优化方法[J]. 中国石油和化工标准与质量,2024,44(18):60-62.
Li Bingyi. Optimization method of working system of plunger gas lift drainage gas well [J]. China Petroleum and Chemical Standard and Quality, 2024, 44 (18): 60-62.

[17] 宁　碧,王　睿,葛苟苟,等. 气井柱塞气举排液工艺参数优化设计方法及软件[J]. 中国石油和化工,2016(4):59-61.
Ning Bi, Wang Rui, Ge Keke, et al. Optimization design method and software of gas well plunger gas lift drainage process parameters [J]. China Petroleum and Chemical Industry, 2016 (4): 59-61.

[18] 陆国琛,葛俊瑞,秦丙林,等. 基于 SVM 模型的排水采气效果预测研究[J]. 海洋石油,2024,44(3):62-66.
Lu Guochen, Ge Junrui, Qin Binglin, et al. Research on prediction of drainage gas production effect based on SVM model [J]. Offshore Oil, 2024, 44 (3): 62-66.

[19] 徐子鸿,王　仪. 基于 CNN-LSTM-Attention 的气井井筒积液诊断[J]. 成都工业学院学报,2025,28(1):14-20.
Xu Zihong, Wang Yi. Diagnosis of wellbore fluid accumulation in gas well based on CNN-LSTM-attention [J]. Journal of Chengdu Technological University, 2025, 28 (1): 14-20.

[20] 朱庆忠,胡秋嘉,杜海为,等. 基于随机森林算法的煤层气直井产气量模型[J]. 煤炭学报,2020,45(8):2846-2855.
Zhu Qingzhong, Hu Qiujia, Du Haiwei, et al. A gas production model of vertical coalbed methane well based on random forest algorithm [J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45 (8): 2846-2855.

[21] 邢志晟,韩国庆,贾友亮,等. 机理与数据双驱动柱塞气举瞬态仿真[J]. 石油机械,2025,53(12):119-128.
Xing Zhisheng, Han Guoqing, Jia Youliang, et al. Mechanism and data dual-driven transient simulation of plunger gas lift [J]. China Petroleum Machinery, 2025, 53 (12): 119-128.

[22] 张晓东,石章宏,宋继志,等. 柱塞气举排水采气远程控制系统设计[J]. 实验技术与管理,2025,42(6):182-187.
Zhang Xiaodong, Shi Zhanghong, Song Jizhi, et al. Design of a plunger gas lift drainage and gas production remote control system [J]. Experimental Technology and Management, 2025, 42 (6): 182-187.

[23] 庄　磊,李保全,王新刚,等. 柱塞气举排水采气装置在苏里格气田的应用与实践[J]. 石化技术,2024,31(10):250-252.
Zhuang Lei, Li Baoquan, Wang Xingang, et al. Application and practice of plunger gas lift drainage gas recovery device in Sulige gas field [J]. Petrochemical Industry Technology, 2024, 31 (10): 250-252.

[24] 翟中波. 智能柱塞瞬时运行速度研究与应用[J]. 油气与新能源,2021,33(5):78-83.
Zhai Zhongbo. Analysis and research on instantaneous running speed of the intelligent plunger [J]. Petroleum and New Energy, 2021, 33 (5): 78-83.

[25] Narseh N N, Kaisare N S, Gupta A. Online optimization for a plunger lift process in shale gas wells [J]. Computers & Chemical Engineering, 2018, 108: 89-97.

[26] 韩国庆,邢志晟,岳震铎,等. 柱塞气举排水采气研究现状及展望[J]. 天然气工业,2024,44(6):52-63.
Han Guoqing, Xing Zhisheng, Yue Zhenduo, et al. Research status and prospect of deliquification and gas recovery by plunger lift [J]. Natural Gas Industry, 2024, 44 (6): 52-63.