

引用格式: 管震, 李雪松, 王建华, 等. 基于气测数据的钻井溢流智能实时预警模型[J]. 世界石油工业, 2024, 31(5): 83-90.
GUAN Z, LI X S, WANG J H, et al. Intelligent real-time early warning model for drilling overflow based on gas logging data[J]. World Petroleum Industry, 2024, 31(5): 83-90.

基于气测数据的钻井溢流智能实时预警模型

管震, 李雪松, 王建华, 覃吉, 胡宏涛, 李洪松, 谢冬
(昆仑数智科技有限责任公司, 北京 100043)

摘要: 溢流是井喷的重要先兆, 及时发现早期溢流是成功且有效控制井喷的直接途径和关键手段。针对钻井过程中溢流风险难以及时发现的问题, 应用随钻实时数据, 为实现溢流风险智能预警开展积极探索。地层流体中的气体以破碎气、扩散气、渗滤气的形式侵入井筒, 表现出不同的气测数据特征。破碎气的气测曲线表现为“山峰状”或“箱状”, 扩散气气测曲线表现为基值抬升, 渗滤气气测曲线一般表现为“箱状”。通过深入研究地层流体进入井筒方式及气测数据表现特征, 分析总结“高压低渗”“单根气监测分析”溢流预警机理, 形成样本学习案例集, 建立溢流风险智能预警全连接神经网络模型, 进而实现预警自动化、智能化。测试表明预警模型能够适应大量溢流井诱发溢流的地质工程条件, 尤其适于非常规油气井的溢流监测, 可以动态反映液柱压力与地层压力之间的平衡关系。在溢流风险发生之初及时准确提示溢流风险, 指导钻井现场有效防控溢流, 实现溢流发现处置到主动防范的转变。基于气测数据的溢流智能预警模型, 针对钻井溢流风险实时监控分析, 做了积极且富有成效的探索, 具有推广应用价值。

关键词: 钻井; 溢流; 智能预警; 气测数据; 高压低渗; 单根气; 全连接神经网络

中图分类号: TE28

文献标识码: A

文章编号: 1006-0030(2024)05-0083-008 DOI: 10.20114/j.issn.1006-0030.20230912002

Intelligent real-time early warning model for drilling overflow based on gas logging data

GUAN Zhen, LI Xuesong, WANG Jianhua, QIN Ji, HU Hongtao, LI Hongsong, XIE Dong
(Kunlun Digital Intelligence Technology Co., Ltd., CNPC, Beijing 100043, China)

Abstract: Overflow is an important precursor of blowout. Timely detection of early overflow is the direct and critical way to successfully and effectively control blowout. In response to the challenge of timely detection of drilling overflow risks, active exploration is conducted to achieve intelligent early warning of overflow risks using real-time data during drilling. Hydrocarbons in the formation fluid invade the wellbore in the form of fractured gas, diffused gas, and percolated gas, exhibiting different characteristics of gas logging data. The gas logging curve of fractured gas appears as "peak-shaped" or "box-shaped", the curve of diffused gas shows a rise in baseline, and the curve of percolated gas generally appears as "box-shaped". Through in-depth study of the ways in which formation fluid enters the wellbore and the characteristics of gas logging data, the early warning mechanisms of overflow risks for "high pressure and low permeability" and "connection gas monitoring analysis" are analyzed and summarized. A sample learning case set is formed, and a fully-connected neural network model for intelligent early warning of overflow risks is established. Furthermore, this can lead to the automation and intelligence of early warning systems. Tests indicate that the early warning model can adapt to a wide range of geological and engineering conditions that induced overflow risks in wells, especially suitable for overflow monitoring in unconventional wells. It can dynamically reflect the balance relationship between hydraulic pressure and formation pressure. At the beginning of overflow risks, accurately alarm the overflow risks in time, and guide the effective prevention and control of overflow on the drilling site. This enables the transition from overflow detection to active prevention. The intelligent early warning model of overflow based on gas logging data has conducted active and effective exploration for real-time monitoring and analysis of drilling overflow risks, demonstrating high promotion and application value.

Keywords: drilling well; overflow; intelligent early-warning; gas logging data; high pressure and low permeability; connection gas; fully-connected neural network

收稿日期: 2023-09-12 修回日期: 2024-08-06

基金项目: 中国石油天然气集团有限公司“钻完井及井下作业智能优化系统研发”(2021DJ7401)

第一作者: 管震(1969—), 男, 硕士, 高级工程师, 从事油气地质工程一体化研究工作, 长期致力于钻完井人工智能专业技术软件研发及推广应用。E-mail: guanzhen06@cnpc.com.cn

0 引言

钻井钻遇井下地层油气水层时,如果井底压力低于地层压力,地层中的流体会侵入井筒,导致井口返出钻井液流量大于泵入量,停泵后井筒流体从井口自动外溢,出现溢流现象^[1-2]。此时,如果不加以控制,很容易诱发井喷,导致不可估量的后果。很多井从发现溢流到井喷持续时间只有5~10 min,有的时间更短,甚至溢流和井喷同时发生,因此溢流越早发现越容易处理,并可避免引发井喷事故^[3]。

一般利用钻井液罐池体积和出口流量来监测溢流,有一定的报警效果但也存在弊端。池体积的监测主要由作业人员坐岗和钻井液池体积传感器来完成,出口流量也有相应的传感器连续监测。人工坐岗监测的实时性和可靠性不能保证^[4],而且需要增加人员劳动强度。池体积传感器因罐面波动,严重影响数据质量;向泥浆罐加材料、倒灌等操作,也影响溢流监测;起下钻时对溢流实时监测更是缺乏有效、快捷手段^[5]。出口流量传感器采集精度普遍较低且受沉砂、雾气、钻井液波动飞溅等干扰,导致数据可信度差,一般需要其他参数配合才能判断溢流。上述通过监测钻井液循环体积变化的方式判断溢流,报警时溢流已经发了一段时间,通常存在一定的滞后性。

随钻过程中提前发现溢流潜在隐患,将风险消灭在溢流蓄积阶段,在钻井液未出现流量明显增大时,即发出溢流预警并积极预防,无疑将会化解溢流后停钻关井处置的被动局面,增强井控安全的主动性。

目前,利用气侵对溢流作出风险预判准确度很差。通常情况下,随着油气水层的揭开,井侵并不会立即发生溢流,而是有一个衍变过程。即使井侵

由槽面油花气泡显示升级到气侵(即油花或气泡占槽面30%~50%,钻井液性能变化明显),也不会立即发生溢流。这是因为尽管气侵对钻井液柱压力有一定影响,但是气侵的钻井液在不同深度的密度是不同的,气侵钻井液接近地面时其密度才变得很小,所以即使地面钻井液气侵严重,密度降低很多,井底钻井液柱压力减少并不明显。因此气侵仅是溢流可能发生的一个预示,单纯通过气侵开展溢流预警是不全面的,而且有时候溢流发生速度很快,甚至没有明显的气侵现象。

本文通过研究气测数据反映井筒压力与地层压力之间的平衡关系,创建基于“高压低渗”和“单根气监测分析”溢流预警模型,利用人工智能手段监测钻井过程中气测数据表现异常特征,及时发现溢流风险进而实施溢流预警,在不同地区测试应用效果良好。

1 地层流体进入井筒方式及气测数据表现特征

井侵发生后,地层流体中的烃类气体通过破碎气、扩散气、渗滤气(压差气)的方式侵入井筒,不同的侵入方式表现出不同的气测数据特征。

在受到钻头的机械破碎或井壁坍塌破碎形成岩屑的过程中,岩石中的油气有一部分逐渐释放到钻井液中,这部分气体就是破碎气。钻到大裂缝或溶洞油气藏,可能出现具有置换性的大量气体突然侵入钻井液。单位时间内钻开的油气层体积越大,进入钻井液的油气越多。气测曲线表现为“山峰状”或“箱状”,典型特点是全烃曲线基值经过抬高后能迅速回到基值或比基值稍高(见图1)。

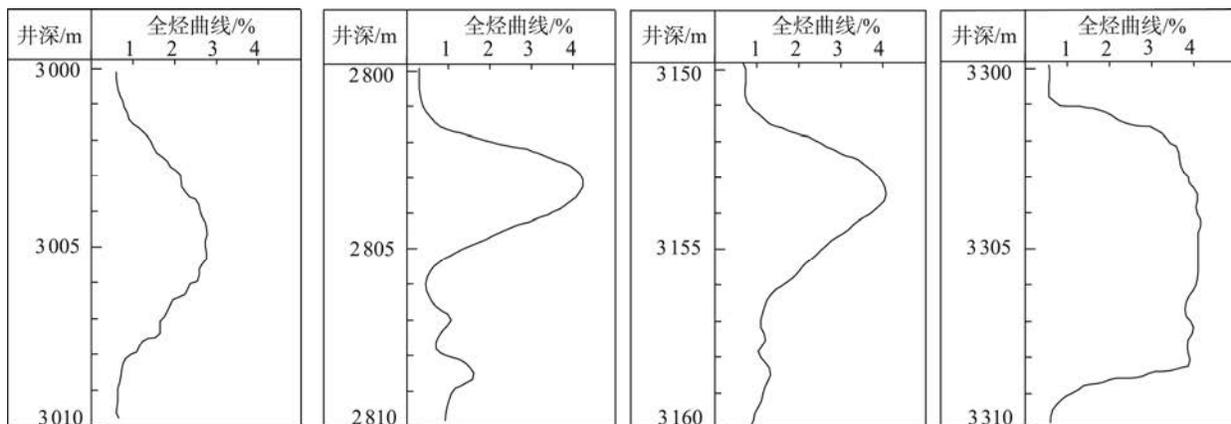


图1 破碎气全烃曲线形态特征

Fig.1 Morphological characteristics of total hydrocarbon curve of crushing gas

地层中的油气分子通过某种介质从浓度高的地方向浓度低的地方移动而进入钻井液，这部分气体就是扩散气。扩散气侵入井筒的浓度与井筒液柱压力无关，与钻井液成分、性能、泥饼厚度和泥饼致密程度关系很大，泥饼越厚、越致密，对油气的隔绝程度越高，扩散气浓度越低。扩散气在气测数据上的表现就是气测基值在钻穿油气层后，基值抬升，成为气测背景值的重要来源，影响了气测背景值的高低（见图2）。这也是一些井上即使钻井液比重较大，钻井液地面净化除气基本彻底，但气测背景值随钻穿油气层数量的增加越来越高的一方面原因；除此以外，种种原因导致的泥饼剥落和井壁坍塌也加速了扩散气的侵入。

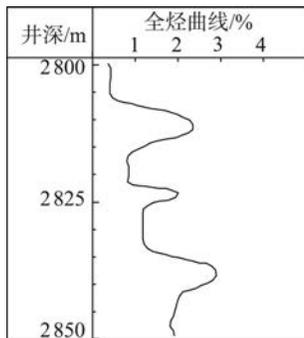


图2 扩散气全烃基值曲线形态特征
Fig.2 Morphological characteristics of total hydrocarbon base value curve of diffusion gas

油气层的压力大于井筒液柱压力时，油气在压力差的作用下，沿岩石的裂缝、孔隙以及构造破碎带，向压力较低的钻井液中移动，这部分气体就是渗滤气（压差气）。渗滤气（压差气）在钻进气测数据上通常表现为“箱状”特征。

单根气是渗滤气的一种表现形式。单根气是接单根（立柱）时停泵导致井底压力降低、钻具上提抽汲地层油气、开泵时空气急剧压缩和释放带出油气等因素综合作用的结果，产生过程较为复杂，各因素在不同地质工程条件下的影响程度也会不同，一般表现为单峰，有时出现双峰。通常情况下，单根峰曲线多为尖脉冲形态，上升与下降基本对称，呈现出固定时间间隔的规律性，随着井深的增加，钻井液循环时间加长，接单根时钻具内的空气和烃类气体被分散在大段的钻井液中，当钻井液返至井口时，钻井液中烃类气体的浓度相对降低，单根气幅度会越来越小（见图3）。

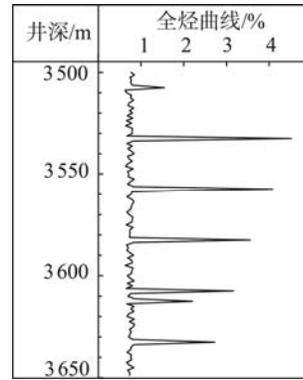


图3 单根气全烃曲线形态特征
Fig.3 Morphological characteristics of total hydrocarbon curves of connection gas

在不同的钻井阶段，钻井地质条件不同，破碎气、扩散气、渗滤气（压差气）既会以单一形式出现，也会以2种、甚至3种相互叠加形式出现。例如起下钻或短起下时，钻井液长时间静止且钻具活动频繁，井筒液柱压力降低诱使气体侵入井筒滑脱上升、抽汲作用、泥饼剥落、油气储层垮塌等多种因素相互促进，渗滤气（压差气）、扩散气、破碎气混合在一起出现了后效气，此时气测数据表现为逐渐上升后长时间的高值平台段。

2 气测数据溢流智能预警业务机理

通过研究刻画井侵背景下溢流形成过程中的地质工程相互作用关系，利用综合录井气测数据和工程参数，分析了不同区域大量的溢流案例，总结了高压低渗气测溢流智能预警机理和单根气监测分析溢流智能预警机理。

随着油气勘探开发的深入，油气资源的开采重点转向低渗透、非常规、高含水、异常高压、深部储层^[6-7]，越来越多的溢流风险井气测数据表现出高压低渗特征。由于高压低渗储层往往带有原地成藏、连续性成藏或近距离成藏的特点，隔层、夹层与主力油气层边界不明显，钻井时泥饼相对疏松且井壁易剥落，扩散气活跃；大量的扩散气连续长时间侵入井筒，导致钻井液密度变小，井筒液柱压力降低，溢流风险不断蓄积增大。此时，在气测数据曲线上表现为气测由基值升到峰值后长时间不回落，或者回落幅度小，气测异常表现出明显的“拖尾”现象（见图4）。由此数据表征和大量的溢流数据统计分析，确定了循环工况下

气测全烃峰值、峰值持续时间、峰值回落的门限，自动识别溢流历史井高压低渗井段并纳入神经网络样本数据集。

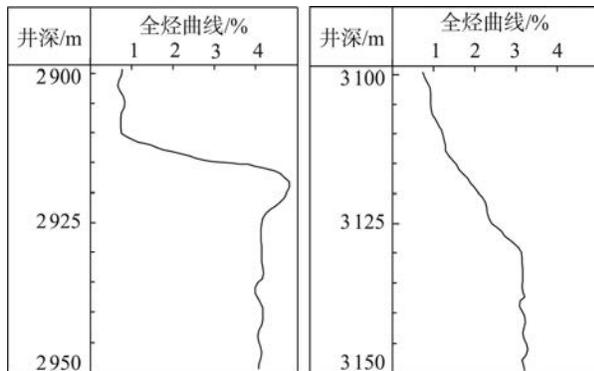


图4 高压低渗油气全烃曲线形态特征
Fig.4 Morphological characteristics of total hydrocarbon curve under high pressure and low permeability

单根气反映了油气的活跃程度和井筒液柱压力对地层压力的平衡能力。正常情况下，单根气随着井深的增加，幅度越来越小甚至消失。如果单根气随着井深增加，幅度基本不变或者在减小趋势中又突然增大或者越来越大，那么意味着地层压力增长幅度较大，距离异常高压层越来越近，抽汲作用越来越明显。此时，渗滤气（压差气）为主叠加井壁可能坍塌导致的扩散气也在加强，井侵作用越来越强烈，井底压力平衡地层压力的能力降低，溢流风险加大。利用这种钻井工程地质一体化作用下的单根气气测数据特征，确定了深度基数据气测全烃、甲烷的背景值、峰值、峰值持续时间、峰值回落、峰值间隔、峰值频率的阈值，自动识别溢流历史井单根气井段并纳入神经网络样本数据集，为神经网络模型提供学习案例。

3 溢流智能预警算法模型

本文算法模型中应用的数据是综合录井深度域实时数据，包含时间、井深、迟到井深、钻头位置、大钩高度、全烃、甲烷、迟到时间等参数。因为综合录井自动采集的是时间域数据，因此，需要将综合录井时间域实时数据，按照钻进工况识别规则提取钻进实时数据，再以0.1 m深度间隔通过时深转换形成深度域实时数据库。

一个单根或立柱的长度通常不会超过30 m，如果本井存在单根气，那么在接单根后很快发生，

所以检测单个单根气，数据量小于30 m即可。经过大数据验证，25 m的深度域数据可以同时满足高压低渗以及单根气溢流预警所需数据要求，因此选择25 m的深度域数据单元实施建模，减少单个样本数据量。

全连接神经网络结构简单、直观，对隐藏的数据特性，能发现其内部规律，快速分类，通用性强，因此采用全连接神经网络开展建模^[8]。

3.1 数据处理

本文收集分析了2014—2022年中国石油天然气集团有限公司（以下简称中国石油）的综合录井数据，通过高压低渗、单根气的发生机理提取了大量溢流案例供模型学习。

3.1.1 缺失值处理

由于井场回传数据可能受到传感器采集、传输、入库等过程中的一些影响，导致气测时间域实时数据存在缺失，而气测深度域数据是基于时间域数据求取的最大值，因此，深度域数据也可能存在一些缺失。对于深度域数据缺失值，采用该深度前后相邻深度域数据的均值给予填补。

3.1.2 数据标记

通过自然语言识别技术，在溢流报警系统、钻井日志、井史、综合录井完井报告等资料中挑选出存在溢流的井，利用高压低渗、单根气的业务机理，对于溢流案例发生前一段时间的气测数据，经过自动分析，将数据集标记为高压低渗溢流、单根气溢流、无溢流3类。

由以上方法，共获取符合高压低渗溢流特征样本692条，单根气溢流特征样本489条，无溢流风险特征样本共1319条。打乱样本顺序，随机抽取1750条样本作为训练集，750条样本作为测试集。

3.2 特征选择

溢流的蓄积过程体现在气测数据的变化上，因此模型选择井深、转盘转速、大钩高度，全烃数值、甲烷数值这5个参数及其变化率共计10个参数作为输入特征，变化率的计算公式为

$$x' = \frac{(x_d - x_{d-1})}{x_d} \quad (1)$$

式中： x' 表示某一特征； d 表示当前深度； $d-1$ 表示上一个深度。

转盘转速、大钩高度，全烃数值、甲烷数值深度域数据如图5所示。

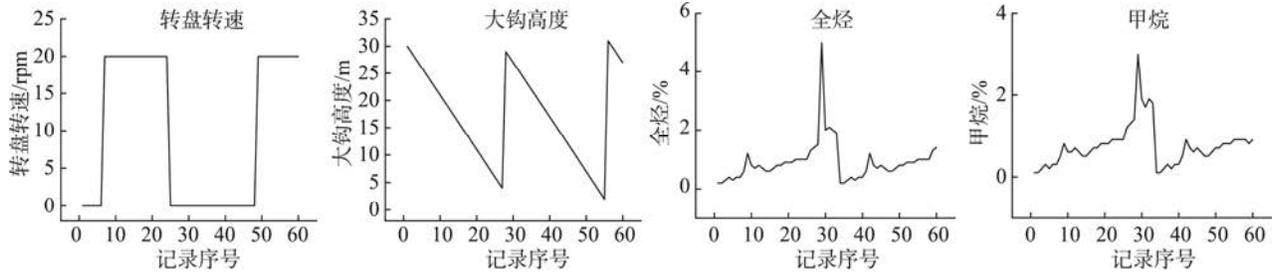


图5 深度基数据特征参数曲线

Fig.5 Depth data characteristic parameter curve

3.3 模型构建

全连接神经网络由输入层、隐藏层、输出层3部分组成^[9],输入层接收井深、大钩高度等输入数据,隐藏层负责计算,输出层负责信息输出,将结果分为3类。模型的计算主要分为前向计算与误差反向传播^[10],前向计算指信息从输入层到输出层的流动过程,误差反向传播是通过损失函数对网络的参数求导,更新模型参数的反向过程。

模型选择深度学习框架PyTorch搭建,样本根据实时数据进尺,每0.1 m进行时深转换,该模型使用的深度数据为25 m,每0.1 m数据的特征为10个,输入层神经元的个数为2 500个,因此样本输入网络前先用nn.Flatten层完成展平再输入线性层,且以交叉熵作为损失函数。神经网络中,隐藏层及神经元的数量对模型影响很大,若层数、神经元个数较多,易使模型过拟合,适当的参数才能使模型获得较优效果。

超参数采用Optuna实施优化。Optuna是一个超参数调优框架^[11-13],利用Optuna提供的随机采样,在超参数空间随机搜索,挑选出其中最优的模型。其中模型需要优化的超参数:隐藏层的数量取值为1、2、3、4,神经元个数取值为16、32、64、96、108、128、256、360、480、512,学习率取值为0.01、0.005、0.001、0.000 5、0.000 1,优化函数为Adam、SGD,共进行20次实验,得到实验结果(见图6)。

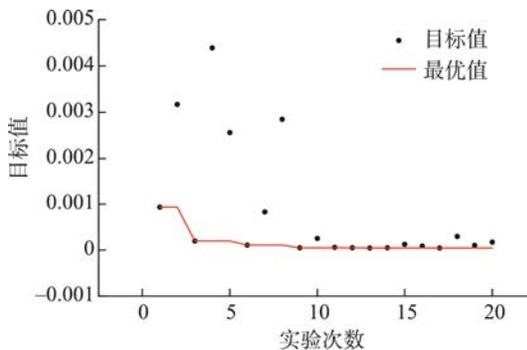


图6 Optuna优化过程中的全局最优与局部最优

Fig.6 Global optimizations and local optimizations using Optuna

经过Optuna寻优之后,模型最终确定为2个隐藏层,神经元个数分别为512、108,学习率取值为0.001,优化函数为SGD,得到模型结构(见图7)。

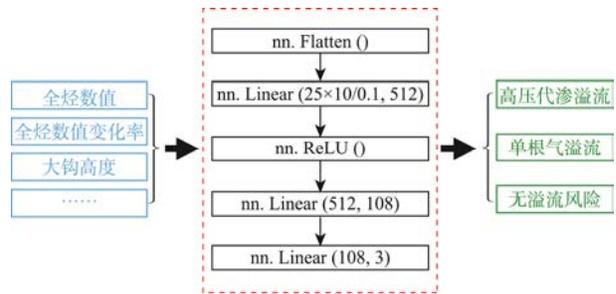


图7 模型结构

Fig.7 Model structure

3.4 模型训练

使用上述模型,训练周期为250次,在模型学习训练过程中,获取每个周期的训练集准确率以及测试集准确率(见图8)。从图8中看出,在此训练过程中训练集和测试集的准确率经过前期快速增加后,逐渐趋于稳定,最后分别为78.97%和78.93%。训练集的损失值与准确率趋势相反,最后为0.000 010 4。由于训练集和测试集的准确率趋势相同,数值相差不大,而且测试集的准确率一直在增加,最后趋于稳定,在78%左右小幅波动,所以认为该模型训练没有出现过拟合,泛化能力较好。

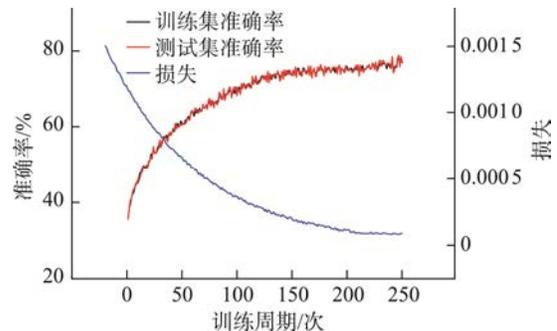


图8 模型学习训练过程

Fig.8 Model learning and training process

3.5 模型评估

对于多分类任务，假设结果有 k 类，则能产生一个 $k \times k$ 的混淆矩阵。

精准率计算公式为

$$P_i = \frac{n_{ii}}{\sum_{m=1}^k n_{im}} \quad (2)$$

式中： P_i 表示第 i 类别的精准率； n_{im} 表示第 m 类样本被预测为第 i 类的数量，其中 $1 \leq i, m \leq k$ 。

召回率计算公式为

$$R_i = \frac{n_{ii}}{\sum_{m=1}^k n_{mi}} \quad (3)$$

式中： R_i 表示第 i 类别的召回率； n_{mi} 表示第 i 类样本被预测为第 m 类的数量。

预测结果如表1所示。预测为高压低渗溢流的结果中，实际为高压低渗溢流的有155条，实际为单根气的有20条，实际为无溢流的有26条；预测为单根气溢流的结果中，实际为高压低渗溢流的有17条，实际为单根气溢流的有128条，实际为无溢流的有20条。根据精准率及召回率的公式，预测结果中，高压低渗溢流的精准率为0.7711，召回率为0.7176，单根气溢流的精准率为0.7758，召回率为0.7151，模型的预测准确率为0.7893。

4 溢流智能预警模型的应用

为了验证溢流智能预警模型的应用效果，在中

国石油工程作业智能支持中心部署该系统，开展了为期近半年的在线测试工作，模型均能准确识别高压低渗、单根气溢流风险。

表1 混淆矩阵评价方法与评价结果

Tab.1 Confusion matrix evaluation method and results

预测结果	总条数	实际结果	条数	预测是否正确
高压低渗	201	高压低渗	155	是
		单根气	20	否
		无溢流	26	否
单根气	165	高压低渗	17	否
		单根气	128	是
		无溢流	20	否
无溢流	384	高压低渗	44	否
		单根气	31	否
		无溢流	309	是

在YTX1井，对比2022年10月25日溢流发生时钻井日志（见表2）和溢流智能预警系统发出的预警信息（见表3），可以发现YTX1井提前14 h 33 min，井深提前33.31 m准确发出溢流预警。

YTX1井溢流智能预警系统深度域钻进参数成图如下（见图9）。

在YTX2井，对比2023年4月1日溢流钻井日志（见表4）和溢流智能预警系统发出的预警信息（见表5），可以发现YTX2井提前89.67 m准确发出溢流预警。

表2 YTX1井2022年10月25日钻井日志
Tab.2 YTX1 drilling report on October 25, 2022

时段	钻井操作
08:00~14:45	定向钻进至井深8 622.36 m，出口流量23.7%↗24.1%，液面上涨0.4 m ³ ，关井核实溢流0.9 m ³
14:45~16:30	关井观察，套压2.7 MPa↗18.8 MPa
16:30~18:06	反挤密度2.0 g/cm ³ 钻井液31 m ³ （套压18.8 MPa↗36 MPa↘20 MPa，停泵观察套压7.2 MPa）；反挤密度1.83 g/cm ³ 钻井液23.5 m ³ （套压9.2 MPa↗25 MPa↘19 MPa，停泵套压5.9 MPa）
18:06~19:25	关井观察（套压5.9 MPa↘1.1 MPa）
19:25~21:30	正挤密度1.77 g/cm ³ 压井液70 m ³ （排量7.5-16.5 L/s，停泵立压0，套压3.4 MPa↘2.8 MPa）
21:30~23:06	控压起钻至井深8 347.62 m，套压2.8~4.2 MPa

表3 YTX1井溢流智能预警结果
Tab.3 Overflow intelligent warning result of YTX1 well

井名	预警类型	预警时间	井深/m	预警描述
YTX1	溢流	2022-10-25 00:12:31	8 589.05	疑似钻遇高压低渗地层，注意防范溢流

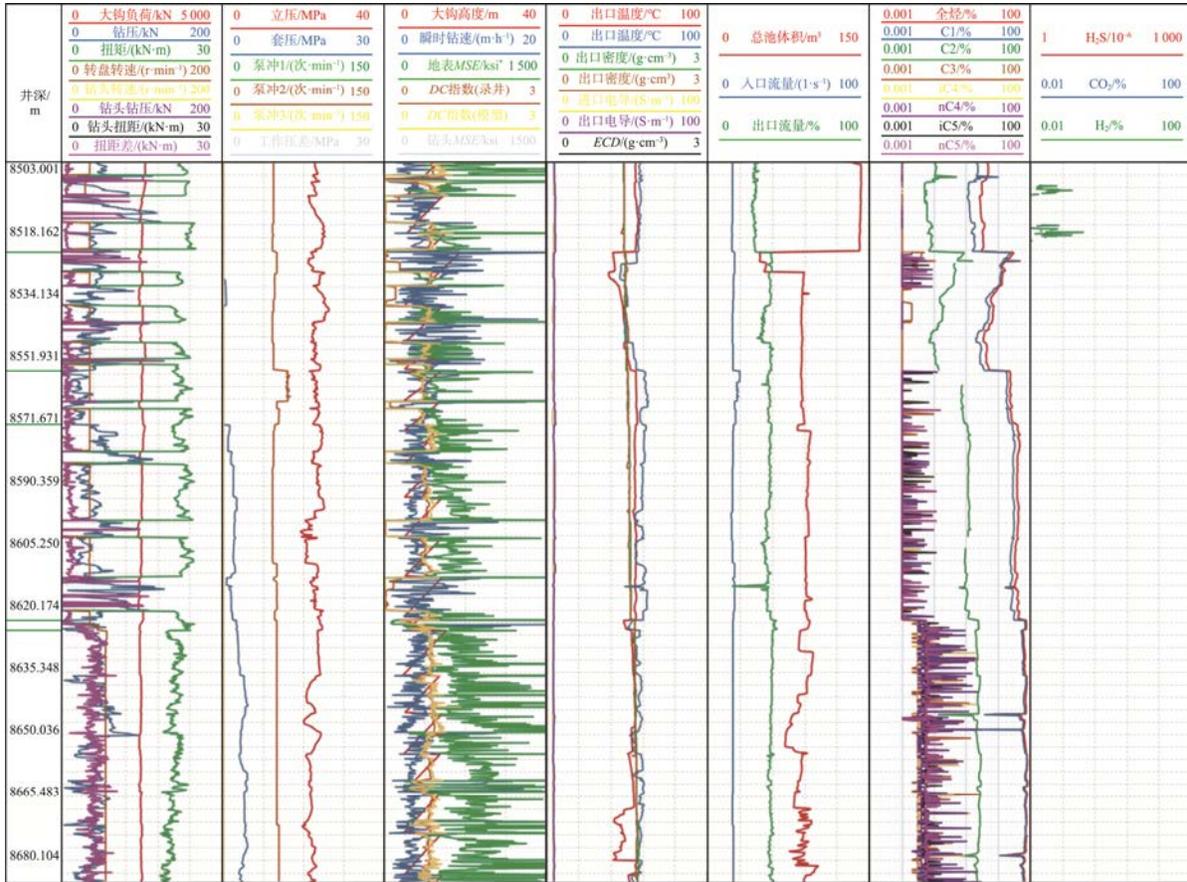


图9 YTX1井深度域钻进参数曲线图 (1 : 500)

Fig.9 YTX1 well depth zone drilling parameters curve (1 : 500)

表4 YTX2井2023年04月01日钻井日志

Tab.4 YTX2 drilling report on April 01, 2023

时段	钻井操作
08:00~17:00	钻进至2 675.63 m疑似溢流，且全烃值较高
17:00~18:19	循环观察，出口流量30.7%↗35.2%，总池体积增加1.1 m ³ ，TG:5.71%↗21.35%，C ₁ :3.62%↗16.32%，其他参数无变化
18:19~18:21	坐岗工立即通知司钻，司钻停泵，实施关井，至18:21关井结束，立压0，套压1.49 MPa

表5 YTX2井溢流智能预警结果

Tab.5 Overflow intelligent warning result of YTX2 well

井名	预警类型	预警时间	井深/m	预警描述
YTX2	溢流	2023-03-29 11:26:55	2 585.96	钻遇单根气异常，注意防范溢流

5 结论

(1) 高压低渗和单根气气测监测分析是开展随钻溢流预警的2种重要方法，源于大量的案例井分析和随钻地质工程一体化研究结果，反映了井侵过程中井筒液柱压力和地层压力之间的相互作用关系。

(2) 溢流智能预警模型通过业务机理在海量数据中自动挑选样本学习案例，建立神经网络模型，实现了预警自动化、智能化。

(3) 模型经过大量测试与优化，预警效果与现场实际吻合性好，实现了溢流发现处置到主动防范的转变，降低了井喷风险。

* 非法定计量单位，1 ksi=6 894.76 kPa，下同

(4) 高压低渗气测溢流预警和单根气监测分析溢流预警适应性较为广泛,但还不能覆盖所有的溢流成因类型。对于其他成因类型的溢流和特殊地质区块、特殊钻井工艺条件下的溢流还需要加大攻关力度,注重实验和理论创新,不断丰富溢流预警方法。

参考文献:

- [1] 王守宴. 钻井过程中钻井液漏失及溢流的判断[J]. 西部探矿工程, 2020, 32(8): 49-52.
WANG S Y. Judgment of drilling fluid loss and overflow during drilling[J]. West-China Exploration Engineering, 2020, 32(8): 49-52.
- [2] 王中华. 国内钻井液技术现状与发展建议[J]. 石油钻探技术, 2023, 51(4): 114-123.
WANG Z H. Current situation and development suggestions for drilling fluid technologies in China[J]. Petroleum Drilling Techniques, 2023, 51(4): 114-123.
- [3] 林安村, 韩烈祥. 罗家16井井喷失控解读: 过平衡钻井中的井控问题[J]. 钻采工艺, 2006, 29(2): 20-22.
LIN A C, HAN L X. Analysis of blowout out of control in Luojia 16[J]. Drilling & Production Technology, 2006, 29(2): 20-22.
- [4] 岳炜杰, 孙伟峰, 戴永寿, 等. “三高”油气井溢流监测方法研究[J]. 石油钻采工艺, 2013, 35(4): 58-64.
YUE W J, SUN W F, DAI Y S, et al. Survey of research on kick detection methods on “Three High” wells[J]. Oil Drilling & Production Technology, 2013, 35(4): 58-64.
- [5] 郭振斌, 冯雪龙, 田地, 等. EKM溢流预警智能系统及其应用[J]. 钻采工艺, 2020, 43(1): 132-134.
GUO Z B, FENG X L, TIAN D, et al. EKM overflow early warning intelligent system and it's application[J]. Drilling & Production Technology, 2020, 43(1): 132-134.
- [6] 雷群, 翁定为, 罗健辉, 等. 中国石油油气开采工程技术进展与发展方向[J]. 石油勘探与开发, 2019, 46(1): 139-145.
LEI Q, WENG D W, LUO J H, et al. Achievements and future work of oil and gas production engineering of CNPC[J]. Petroleum Exploration and Development, 2019, 46(1): 139-145.
- [7] 张来斌, 谢仁军, 殷启帅. 深水油气开采风险评估及安全控制技术进展与发展建议[J]. 石油钻探技术, 2023, 51(4): 55-65.
ZHANG L B, XIE R J, YIN Q S. Technical progress and development suggestions for risk assessment and safety control of deep-water oil and gas exploitation [J]. Petroleum Drilling Techniques, 2023, 51(4): 55-65.
- [8] Pérez E J P, Estrada F R L, Palomo G V, et al. Leak diagnosis in pipelines using a combined artificial neural network approach[J]. Control Engineering Practice, 2021, 107: 104677
- [9] 袁冰清, 程功, 郑柳刚. BP神经网络基本原理[J]. 数字通信世界, 2018, 8: 28-29.
YUAN B Q, CHENG G, ZHENG L G. Basic principle of BP neural networks[J]. Digital Communication World, 2018, 8: 28-29.
- [10] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229-1251.
ZHOU F Y, JIN L P, DONG J. Review of convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(6): 1229-1251.
- [11] 李振华, 徐杰, 王文强, 等. 基于Optuna-LSTM的矿压预测方法研究[J]. 矿业研究与开发, 2023, 43(3): 98-102.
LI Z H, XU J, WANG W Q. Research on prediction method of mine pressure based on Optuna-LSTM[J]. Mining Research and Development, 2023, 43(3): 98-102.
- [12] 马良玉, 段晓冲, 胡景琛, 等. 基于LOF-DBSCAN与优化XGBoost的风电机组异常状态预警[J/OL]. 华北电力大学学报(自然科学版): 1-9[2023-09-13].
MA L Y, DUAN X C, HU J C, et al. Anomaly warning of wind turbine based on LOF-DBSCAN and optuna optimized XGBoost [J/OL]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition): 1-9[2023-09-13]
- [13] 林娜, 冯珊珊, 王斌, 等. 基于XGBoost模型的高分辨率遥感滑坡快速提取与分析研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(8): 1300-1313.
LIN N, FENG S S, WANG B, et al. Rapid landslide extraction and analysis based on XGBoost from high resolution remote sensing[J]. Journal of Wuhan University (Information Science): 2024, 49(8): 1300-1313.

(编辑: 杨学云 曹梦迪)