

基于贝叶斯网络的钻进过程井漏井涌事故预警

张 正^{1,2}, 赖旭芝^{1,2}, 陆承达^{1,2}, 陈略峰^{1,2}, 曹卫华^{1,2}, 吴 敏^{1,2}

(1.中国地质大学(武汉)自动化学院,湖北 武汉 430074;

2.复杂系统先进控制与智能化湖北省重点实验室,湖北 武汉 430074)

摘要:近年来,地质钻探在钻探装备和技术领域取得了长足发展,但在钻进过程事故预警方面的研究仍较欠缺。为保证钻进过程安全高效,降低事故造成的损失,本文提出了一种钻进过程井漏、井涌事故预警方法。首先,通过事故特性分析,选取表征事故特性的钻进参数。其次,考虑事故发生时钻进参数变化的不确定性,基于贝叶斯网络建立井漏、井涌事故预警模型。再者,为从含噪声的实际钻进数据中有效提取钻进参数的变化趋势,综合利用归一化、滑动平均和最小二乘线性拟合方法进行节点状态判断。最后,利用实际钻进数据对井漏、井涌事故预警模型的有效性进行验证,并对不同趋势判断界限和滑动窗口对报警性能的影响进行探讨。实验结果表明,该预警模型可对井漏、井涌事故进行有效预警,并且合适的趋势判断界限和滑动窗口可降低报警延迟,减少误报和漏报现象。

关键词:地质钻探;钻进过程;事故预警;贝叶斯网络;井漏;井涌

中图分类号:P634.8 **文献标识码:**A **文章编号:**1672-7428(2020)04-0114-08

Lost circulation and kick accidents warning based on Bayesian network for the drilling process

ZHANG Zheng^{1,2}, LAI Xuzhi^{1,2}, LU Chengda^{1,2},

CHEN Luefeng^{1,2}, CAO Weihua^{1,2}, WU Min^{1,2}

(1.School of Automation, China University of Geosciences, Wuhan Hubei 430074, China;

2.Hubei Key Laboratory of Advanced Control and Intelligent Automation for Complex Systems, Wuhan Hubei 430074, China)

Abstract: In recent years, geological drilling has made great progress in the field of drilling equipment and technology, but research on drilling accidents warning is still insufficient. To ensure safety and efficiency of the drilling process and reduce the losses caused by accidents, a lost circulation and kick accidents warning method for the drilling process is proposed in this paper. First, the drilling parameters that characterize accidents are selected through the analysis of accidents. Second, considering the uncertainty of the changes of drilling parameters when an accident occurs, a lost circulation and kick accidents warning model is established based on Bayesian network. Third, to effectively extract the trend of drilling parameters from actual drilling data with noises, the normalization, moving average and least square linear fitting methods are jointly used to judge the node status. Finally, the actual drilling data is used to verify the lost circulation and kick accidents warning model. The influence of different trend judgment boundaries and moving windows on the alarm performance is discussed. The experimental results show that the warning model effectively provides warning of the lost circulation and kick accidents. And a proper trend judgment boundary and moving window can reduce alarm delay, false alarm and missed alarm.

Key words: geological drilling; drilling process; accidents warning; Bayesian network; lost circulation; kick

收稿日期:2020-02-17 **DOI:**10.12143/j.tkgc.2020.04.017

基金项目:国家重点研发计划项目“5000米智能地质钻探技术装备研发及应用示范”课题五“智能地质钻探技术及装备仪器研制”(编号:2018YFC0603405);国家自然科学基金重点项目“复杂地质钻进过程智能控制”(编号:61733016);湖北省技术创新专项重大项目“复杂地质环境钻采装备关键技术开发与应用”(编号:2018AAA035)

作者简介:张正,男,汉族,1996年生,博士在读,控制科学与工程专业,主要从事复杂地质钻进过程事故预警预报技术研究,湖北省武汉市鲁磨路388号,zhang_zheng@cug.edu.cn.

通信作者:曹卫华,男,汉族,1972年生,教授,博士,主要研究领域为过程控制、鲁棒控制、多智能体系统,湖北省武汉市鲁磨路388号,weihua-cao@cug.edu.cn.

引用格式:张正,赖旭芝,陆承达,等.基于贝叶斯网络的钻进过程井漏井涌事故预警[J].探矿工程(岩土钻掘工程),2020,47(4):114-121,144. ZHANG Zheng, LAI Xuzhi, LU Chengda, et al. Lost circulation and kick accidents warning based on Bayesian network for the drilling process[J]. Exploration Engineering (Rock & Soil Drilling and Tunneling), 2020,47(4):114-121,144.

0 引言

随着中国大陆科学钻探工程、松辽盆地科学钻探工程等一系列科钻工程项目的实施,我国在岩心钻机、绳索取心钻进技术、井下事故处理工具等地质钻探装备和技术领域取得了长足的发展^[1-2]。但作为地质钻探走向信息化、智能化的重要组成部分,钻进过程事故预警方面的研究还较为欠缺。绳索取心钻进的工艺需求及深部地层的不确定性,使得地质钻探面临的钻进过程事故日趋复杂。同时,小口径钻孔结构的特殊性使得地质钻探事故处理难度增大,造成的经济损失严重^[3]。钻进过程作为勘探开发资源能源的重要工业过程^[4-6],为保证其安全高效,降低事故带来的损失,应建立相应的钻进过程事故预警系统^[7]。在保证低报警延迟的前提下,避免误报和漏报现象,及时有效地进行事故预警。

目前石油天然气领域已有较为成熟的钻进过程事故预警系统,获得业内公认的包括斯伦贝谢公司的 NDS^[8]、e-Drilling Solutions 公司的 eDrilling^[9] 和 Verdande 公司的 DrillEdge^[10],三者都已在国内外油气田进行了大量的工程应用。但 NDS、eDrilling 进行钻进事故预警依赖精确的地质模型和孔隙压力预测技术,且需配合使用先进的随钻测量系统,实时获取随钻数据更新模型^[11]。因小口径限制,地质钻探领域随钻测量系统方面的研制起步较晚,测量参数较少,传输速度较慢,尚无法满足实际工程应用需求。DrillEdge 采用的案例推理技术,通过实时监控及定量分析事故征兆数据,检索相关案例库并计算当前案例与历史案例的相似度,及时利用相似案例信息进行事故预警,并提供操作指导^[12]。然而,地质钻探领域邻井资料、事故案例通常较为稀缺,案例推理技术的有效性还有待考证。

国内外学者针对井漏、井涌事故开展了大量研究,但多集中于事故检测和诊断。Willersrud 等人通过建立钻井水力学模型,设计自适应观测器^[13]进行参数估计或解析冗余关系生成残差^[14],并利用多变量统计变化检测进行事故诊断。考虑温度对事故检测的影响,Jiang 等人建立瞬时压力温度耦合模型,并利用无迹卡尔曼滤波器^[15]和广义似然比检验^[16]进行井漏、井涌检测。基于机理模型的方法通常受限于水力学模型的精确性,模型建立时的假设条件,如钻井液密度恒定、地层参数恒定等,限制了其工程适用性。模型计算量大、井内环境的不确定

性也对方法的应用带来了挑战。为提高事故检测准确率,Liang 等人基于 GA-BP 神经网络进行井涌事故检测^[17]。考虑事故发生时不同钻进参数的趋势特征不一,Li 等人通过多时间尺度特征提取和概率神经网络进行井漏事故诊断^[18]。长短期记忆循环深度神经网络等深度学习算法^[19]也被应用于井涌故障监测和涌量估计。基于数据驱动的方法通常受数据集质量影响较大,同时对事故发生时钻进参数变化的不确定性考虑较少。

贝叶斯网络因其在处理不确定性问题上的优势,已在航空航天^[20]、智能交通^[21]、工业控制网络^[22]等领域的事事故检测预警等方面发挥了重要作用。在石油天然气领域,因井喷事故危害程度最大,现阶段相关研究主要面向该类事故,考虑钻井操作的动态影响,基于静态或动态贝叶斯网络对控压钻井系统进行风险评估,从而实现钻进过程事故预警,避免灾难性事故的发生^[23-25]。然而,上述研究主要集中于井控设备的失效风险分析,在利用贝叶斯网络集成钻进参数,进行钻进过程事故预警的研究较少^[26]。近年来,Stavanger 国际研究所和 Apache 公司基于贝叶斯网络,综合井上录井参数、钻井水力学模型和相关文本信息,对钻杆刺漏、泥浆泵失效等事故进行监测和预警^[27],并已在逾 100 个北美陆上钻井项目进行验证^[28],为钻进过程井漏、井涌事故预警研究提供了新的思路。

综上所述,本文旨在研究贝叶斯网络在钻进过程井漏、井涌事故预警中的应用,通过事故机理分析,选取立管压力、出口流量等钻进参数,基于贝叶斯网络建立钻进过程井漏、井涌事故预警模型,通过对钻进参数进行趋势特征提取更新节点状态,实现井漏、井涌事故预警,并探讨了不同趋势判断界限和滑动窗口对预警效果的影响。

1 钻进过程描述与事故特性分析

在正常钻进过程中,顶驱或转盘通过钻柱带动钻头旋转,绞车通过控制下放速度给钻头施加适当钻压,泥浆泵循环泥浆冲洗井底、携出岩屑,并维持井内压力,保证井壁稳定性。当地层中存在天然漏失通道或钻井液密度过大时,地层孔隙压力小于井内压力,钻井液从井内流入地层,诱发井漏事故。当钻遇异常高压地层或起钻速度过快时,地层孔隙压力大于井内压力,地层孔隙中的流体进入井内,诱发

井涌事故。

钻进过程中,针对井漏、井涌等事故,如不能及时发现和预警,事故进一步发展恶化会中断正常钻进过程,延误工程进度,造成重大经济损失,甚至可能危害钻井人员人身安全。如井漏事故不能及时进行堵漏处理,则可能引起井涌、井塌、卡钻等其他钻进事故;井涌事故地层流体的流入,会对钻井液造成污染,造成经济损失,在石油天然气、地热钻井等领域,若井涌事故不能及时发现处理,会诱发井喷等重大安全事故。

为实现井漏、井涌事故的有效预警,需进行事故特性分析,选取适合表征事故特征的钻进参数建立预警模型。当井漏事故发生时,总池体积减小,入口流量无变化的情况下,出口流量减小,立管压力可能下降。井漏事故较为严重时,会出现井口无钻井液返出的情况,即出口流量为零。当井涌事故发生时,总池体积增加,入口流量无变化的情况下,出口流量增大,立管压力可能下降。井涌事故较为严重时,即使停泵后,井口也会伴随钻井液的外溢。

钻进过程及事故示意图见图1。

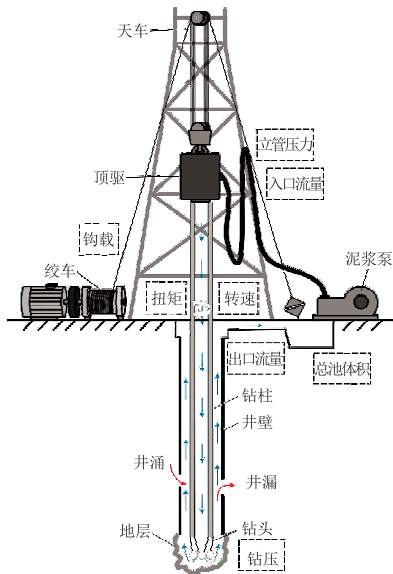


图1 钻进过程及事故示意图

Fig.1 Diagram of the drilling process and accidents

基于上述分析,本文选取立管压力、入口流量、出口流量和总池体积4个钻进参数,建立钻进过程井漏、井涌事故预警模型。

2 钻进过程井漏井涌事故预警模型

考虑事故发生时钻进参数变化的不确定性,基

于贝叶斯网络建立井漏、井涌事故预警模型。为从实际钻进数据中有效提取钻进参数趋势特征,对贝叶斯网络的节点进行状态更新,综合利用归一化、滑动平均和最小二乘拟合方法,并制定规则进行节点状态判断,以供所建模型进行井漏、井涌事故预警。

2.1 贝叶斯网络模型

贝叶斯网络是概率论与图论的有机结合,通过有向无环的拓扑结构描述变量之间的依赖关系,使其不仅可以实现定性分析,还可以进行定量计算,在处理不确定性问题上具有天然的优势,已在工业过程事故诊断和预警领域得到广泛应用。实际钻进过程通常复杂多变,存在大量不确定性,如井漏事故发生时,立管压力可能下降,也可能保持不变。考虑事故发生时钻进参数变化不确定性对预警效果的影响,本文基于贝叶斯网络建立钻进过程井漏、井涌事故预警模型,具体结构如图2所示。

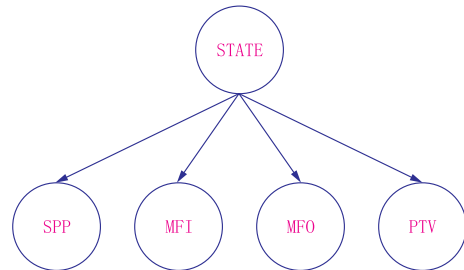


图2 基于贝叶斯网络的井漏井涌事故预警模型

Fig.2 Lost circulation and kick accidents warning model based on Bayesian Network

该钻进过程井漏、井涌事故预警模型包含一个父节点(STATE)和4个子节点(SPP, MFI, MFO, PTV)。模型中各节点的含义及状态划分如表1所示。

表1 井漏井涌事故预警模型中各节点含义

Table 1 Node meaning of the lost circulation and kick accidents warning model

节点名称	节点含义	节点状态
STATE	钻进状态	正常、井漏、井涌
SPP	立管压力	正常、下降、上升
MFI	入口流量	正常、下降、上升
MFO	出口流量	正常、下降、上升
PTV	总池体积	正常、下降、上升

该钻进过程井漏、井涌事故预警模型将父节点表示的钻进状态分为正常、井漏和井涌三态,将子节点表示的立管压力、入口流量、出口流量、总池体积等钻进参数的状态分为正常、上升和下降三态。通

过提取 4 个钻进参数的趋势特征判断子节点状态,并基于贝叶斯网络推理判断父节点表示的钻进状态中井漏、井涌事故的概率,从而进行井漏、井涌事故预警。

2.2 节点状态判断

为从实际钻进数据中有效提取钻进参数趋势特征,对贝叶斯网络节点进行状态更新,综合运用归一化、滑动平均和最小二乘线性拟合方法,并制定节点状态判断准则。

各钻进参数的变化范围通常具有较大差异,例如立管压力变化范围通常为 0~10 MPa,而总池体积则可能为 0~120 m³。为方便后续趋势特征提取和节点状态判断,使用归一化方法将各钻进参数映射到区间[0,1],具体如式(1)表示。

$$y_{\text{norm}} = \frac{y - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} \quad (1)$$

式中: y_{norm} ——归一化后的数据; y ——原始数据; y_{\max} 、 y_{\min} ——分别为原始数据集的最大值和最小值。

实际钻进数据通常含有大量噪声,为降低噪声对趋势特征提取产生的影响,采用滑动平均法对归一化后的数据进行处理,具体如式(2)表示。

$$y_{\text{avr}} = \frac{\sum_{i=1}^n y_{\text{norm}}(t-i+1)}{n} \quad (2)$$

式中: y_{avr} ——滑动平均处理后的数据; n ——滑动窗口的宽度; t ——数据对应的当前时刻; i ——滑动窗口内的数据项。

经过归一化和滑动平均处理后,为定量描述钻进参数趋势特征,本文采用最小二乘线性拟合方法。最小二乘线性拟合方法以因变量与实际值的残差平方和最小为目标进行线性拟合,计算简单,便于进行实时分析,具体如式(3)表示。

$$\min f(a, b) = \sum_{i=1}^n \{y_{\text{avr}}(i) - [ax(i) + b]\}^2 \quad (3)$$

式中: a ——一次项系数,本文基于该系数进行趋势判断,具体如式(4)表示。

$$a = \frac{\sum_{i=1}^n y_{\text{avr}}(i)[x(i) - \bar{x}]}{\sum_{i=1}^n [x(i) - \bar{x}]^2} \quad (4)$$

式中: x ——因变量,为计算方便,取采样间隔 Δt 作为因变量的增量,如当 $n=3$ 时,对应的因变量为 $x = [0, \Delta t, 2\Delta t]$ 。

基于上述最小二乘线性拟合方法求得的一次项系数 a ,制定子节点状态判断准则对表示钻进参数的子节点状态进行判断,具体见表 2。

表 2 子节点状态判断准则

Table 2 Status judgement rules for the child node

判断条件	判断状态
$-k < a < k$	正常
$a < -k$	下降
$a > k$	上升

在表 2 中, k 为趋势判断界限。当 $-k < a < k$,判断子节点状态为正常;当 $a < -k$,判断子节点状态为下降;当 $a > k$,判断子节点状态为上升。在对钻进参数进行上述处理后,实时更新钻进过程井漏、井涌事故预警模型中各子节点的状态,并基于贝叶斯网络推断计算井漏、井涌事故发生概率,超出设定阈值触发事故的预警信息。

3 实验分析

本文选取某井 2806~2833 m 井段的实际工程数据进行钻进过程井漏、井涌事故预警模型的验证。该井段数据对应地层为登娄库组三段,多为泥岩、细砂岩、粉砂质泥岩等,地层压力密度窗口小,易发生井漏、井涌等钻进事故。该井段钻进数据采样间隔为 2 min/次,选取训练数据进行预警模型的参数学习,并另选取 1 组井漏事故和 1 组井涌事故进行验证。本次实验设定报警阈值为 0.5,井漏、井涌事故发生概率超出阈值触发报警。

如图 3 和图 4 所示,对不同 k 值和 n 值下训练数据的趋势进行统计分析。训练数据包含 2 组井漏事故和 3 组井涌事故数据,共 162 项,其中正常钻进数据 47 项,井漏数据 48 项,井涌数据 67 项。分析结果表明,立管压力在正常钻进时通常变化不大,发生井涌、井漏事故时下降、上升趋势比例相对增加。入口流量在正常钻进、井漏、井涌事故发生时都可能进行调整。出口流量在实际钻进过程中通常波动较大,由于本次实验数据采样间隔较大,无法有效反映出口流量参数变化,正常钻井、井漏、井涌事故下出口流量的趋势特征区分度不太理想。但总池体积区分度较好,原因在于总池体积通常变化较为平稳,采样间隔增大对总池体积趋势特征提取的影响较小。随着 k 值和 n 值的增大,对钻进参数变化的敏感性降低,正常趋势所占比例增大,但过大会影响事故预

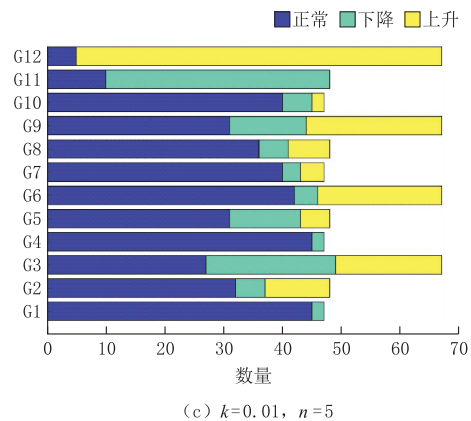
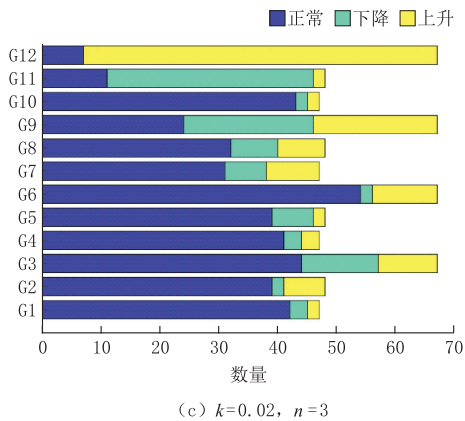
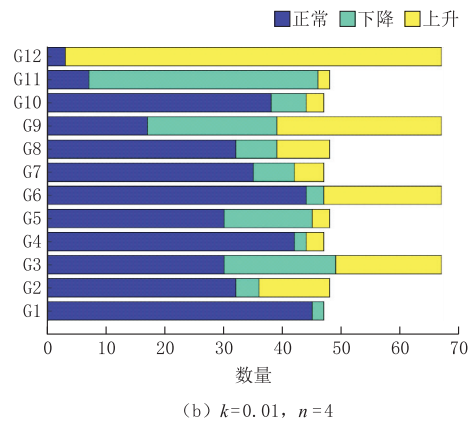
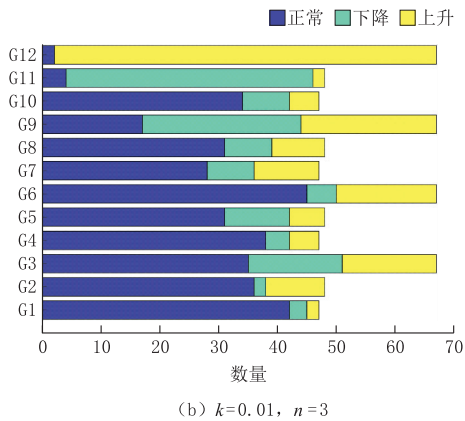
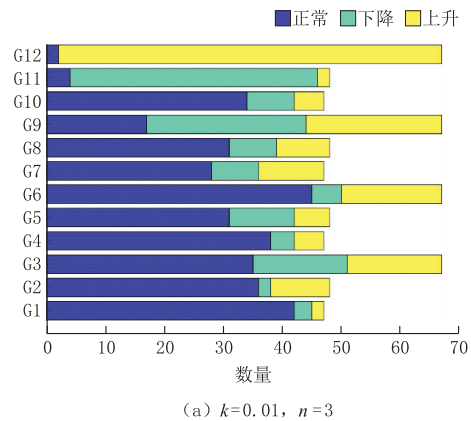
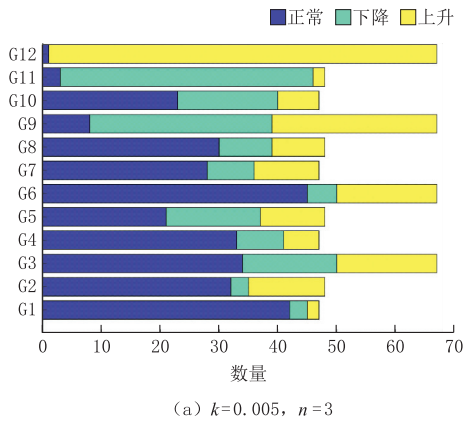


图3 不同 k 下的训练数据趋势统计

Fig.3 Trend statistics of trained data with different k

图4 不同 n 下的训练数据趋势统计

Fig.4 Trend statistics of trained data with different n

警的时效性;随着 k 值和 n 值的减小,对钻进参数变化的敏感性升高,正常趋势所占比例减小,但过小会导致误报、漏报发生。趋势统计中各项含义见表3。

如图5所示,在入口流量保持 1.982 L/s 不变的情况下,总池体积从最初的 102.05 m³ 下降到 95.76 m³,钻井液的漏失总量约为 6.29 m³,出口流量波动较大,但总体上也呈下降趋势,可判定发生井漏事故。本次井漏事故发生时立管压力并未发生下

表3 趋势统计各项含义

Table 3 Meaning of items in trend statistics

名称	含义	名称	含义
G1	正常时立管压力	G7	正常时出口流量
G2	井漏时立管压力	G8	井漏时出口流量
G3	井涌时立管压力	G9	井涌时出口流量
G4	正常时入口流量	G10	正常时总池体积
G5	井漏时入口流量	G11	井漏时总池体积
G6	井涌时入口流量	G12	井涌时总池体积

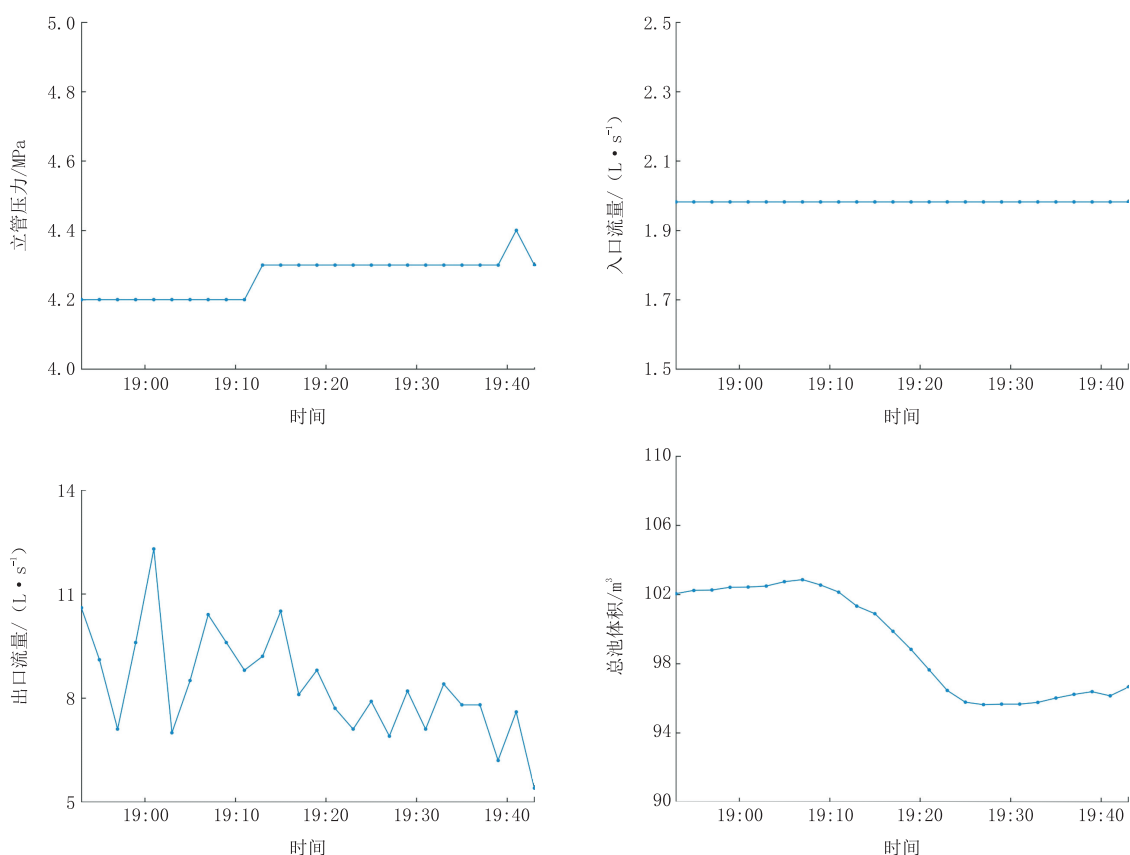


图 5 井漏事故时钻进参数变化情况

Fig.5 Drilling parameters changes in lost circulation accidents

降,甚至从 4.2 MPa 升至 4.3 MPa,体现了事故发生时钻进参数变化的不确定性。不同 k 值和 n 值下的井漏事故预警结果如图 6 所示,井漏报警性能统计分析见表 4。在表 4 中,报警延迟以采样周期为单位,报警延迟为 0 表示事故发生的下一个采样周期就触发报警。误报数表示正常钻进情况下触发报警的个数。漏报数表示事故发生情况下未触发报警的个数。通过分析可知,取 $k=0.01, n=3$ 较为合适,其产生的两次误报为事故结束后,滑动窗口中未完全移出事故阶段导致的,可通过后续设计相应的报警解除策略予以解决。

如图 7 所示,在入口流量保持 1.586 L/s 不变的情况下,总池体积从最初的 87.8 m³ 上升到 99.44 m³,井涌量约为 11.64 m³,出口流量波动较大,但总体呈缓慢上升趋势,可判定发生井涌事故。本次井涌事故发生时,立管压力保持在 3.4 MPa 不变,并未发生下降,体现了事故发生时钻进参数变化的不确定性。不同 k 值和 n 值下的井涌事故预警结果如图 8 所示,井涌报警性能统计分析见表 5。通过

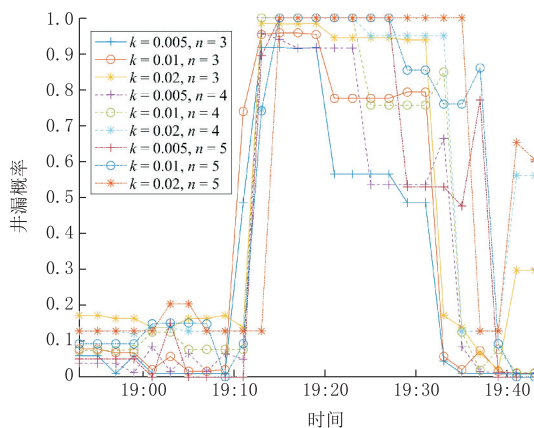


图 6 不同 k 值和 n 值下的井漏事故预警

Fig.6 Lost circulation accident warning with different k and n

表 4 井漏报警性能统计

Table 4 Statistic results of alarm performance for lost circulation

项目	$k=0.005$			$k=0.01$			$k=0.02$		
	$n=3$	$n=4$	$n=5$	$n=3$	$n=4$	$n=5$	$n=3$	$n=4$	$n=5$
报警延迟	1	1	1	0	1	1	1	1	2
误报数	0	3	4	2	3	5	2	5	6
漏报数	1	1	1	0	1	1	1	1	2

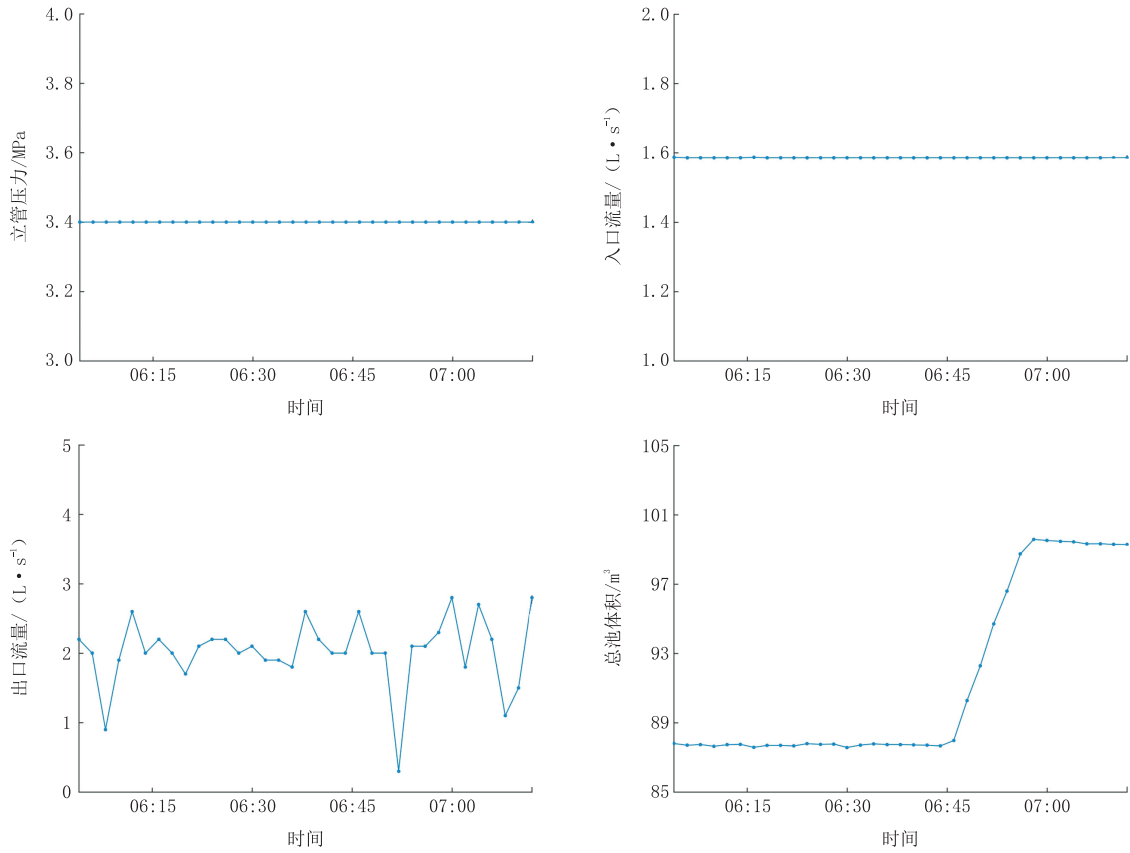


图7 井涌事故时钻进参数变化情况

Fig.7 Drilling parameters changes in kick accidents

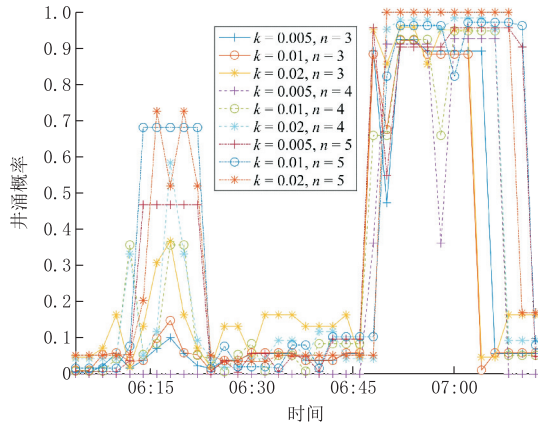


图8 不同k值和n值下的井涌事故预警

Fig.8 Kick accident warning with different k and n

表5 井涌报警性能统计

Table 5 Statistic results of alarm performance for kicks

项目	k=0.005			k=0.01			k=0.02		
	n=3	n=4	n=5	n=3	n=4	n=5	n=3	n=4	n=5
报警延迟	0	1	0	0	0	1	0	1	1
误报数	3	4	6	2	4	11	2	5	9
漏报数	1	2	0	0	0	1	0	1	1

分析可知,取 k=0.01, n=3 和 k=0.02, n=3 较为

合适,其产生误报也为事故结束后滑动窗口中未完全移出事故阶段导致。

上述实验结果表明,面向井漏、井涌事故,本文提出的钻进过程事故井漏、井涌预警模型可进行有效预警。趋势判断界限 k 和滑动窗口 n 的设定会影响预警效果。k 值和 n 值增大,正常趋势所占比例增加,但过大会导致报警延迟增加。k 值和 n 值减小,对钻进参数变化的敏感度提高,但过小容易产生误报和漏报现象。报警延迟过大会导致事故无法及时发现和处理,影响钻进过程安全性。误报、漏报等现象过多会影响司钻正常操作,降低钻进效率。应选择合适的趋势判断界限和滑动窗口,以寻求较为平衡的报警性能。

通过上述分析,针对该井,选取 k=0.01, n=3 较为合适,可供司钻对井漏和井涌事故进行及时发现,并针对不同事故采取应对措施,如向钻井液中添加堵漏材料进行井漏事故处理,或泵入压井泥浆进行井涌事故处理等,从而避免事故进一步恶化造成重大损失。

4 结论

为保证钻进过程安全高效,本文提出一种钻进过程井漏、井涌事故预警方法。考虑事故发生时钻进参数变化的不确定性,基于贝叶斯网络建立钻进过程事故井漏、井涌预警模型,并结合实际钻进数据进行验证。实验结果表明本文所提方法可对井漏、井涌事故进行有效预警,合适的时间尺度和趋势判断界限可降低报警延迟,减少误报和漏报现象。相应的方法可扩展到其他钻进过程事故,如针对因井壁不稳定导致的卡钻、埋钻等钻进过程事故,可结合司钻划眼、倒划眼等操作,利用大钩负载、钻压等钻进参数,构建井壁稳定性评价指标,基于贝叶斯网络进行事故预警。

目前时间尺度和趋势判断界限的选择还具有一定的主观性,今后需开展的工作主要集中在两方面。一是针对不同时间尺度、拟合函数和趋势判断规则对钻进过程事故预警性能的影响,需进行统计分析和预警效果评价,同时可结合智能优化算法等,选取合理的时间尺度和判断规则;二是存在一定的误报和漏报现象,当数据采样频率较高时,误报漏报现象可能会有所增加,需进行阈值优化设计方面的研究。

参考文献 (References):

- [1] 张金昌.地质钻探技术与装备 21 世纪新进展[J].探矿工程(岩土钻掘工程),2016,43(4):10-17.
ZHANG Jinchang. New development of the 21st century geological drilling technology and equipment[J]. Exploration Engineering (Rock & Soil Drilling and Tunneling), 2016,43(4): 10-17.
- [2] 王达,赵国隆,左汝强,等.地质钻探工程的发展历程与展望——回顾探矿工程事业 70 年[J].探矿工程(岩土钻掘工程),2019,46(9):1-31.
WANG Da, ZHAO Guolong, ZUO Ruqiang, et al. The development and outlook of geological drilling engineering—To review the 70th anniversary of exploration engineering[J]. Exploration Engineering (Rock & Soil Drilling and Tunneling), 2019,46(9):1-31.
- [3] 孙建华,刘秀美,王志刚,等.地质钻探孔内复杂情况和孔内事故种类梳理分析[J].探矿工程(岩土钻掘工程),2017,44(1):4-9.
SUN Jianhua, LIU Xiumei, WANG Zhigang, et al. Classification and analysis on complex cases and accidents in geological drilling holes[J]. Exploration Engineering (Rock & Soil Drilling and Tunneling), 2017, 44 (1):4-9.
- [4] Lu C, Wu M, Chen X, et al. Torsional vibration control of drill-string systems with time-varying measurement delays[J]. Information Sciences, 2018,467:528-548.
- [5] Gan C, Cao W, Wu M, et al. Prediction of drilling rate of penetration (ROP) using hybrid support vector regression: A case study on the Shennongjia area, Central China[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, DOI: 10.1016/j.petrol.2019.106200, 2019.
- [6] Gan C, Cao W, Wu M, et al. Two-level intelligent modeling method for the rate of penetration in complex geological drilling process[J]. Applied Soft Computing, 2019,80:592-602.
- [7] Feder J. Real-time analytics improves process safety in a drilling-contractor operations center [J]. Journal of Petroleum Technology, 2019,71(5):58-61.
- [8] Aldred W, Plumb D, Bradford I, et al. Managing drilling risk [J]. Oilfield Review, 1999,11(2):2-19.
- [9] Rommetveit R, Bjorkevoll K S, Fjar E, et al. e-Drilling: a system for real-time drilling simulation, 3D visualization and control[C]// Digital Energy Conference and Exhibition. Society of Petroleum Engineers, 2007.
- [10] Gundersen O E, Sormo F, Aamodt A, et al. A real-time decision support system for high cost oil-well drilling operations [J]. AI Magazine, 2013,34(1):21-32.
- [11] 马鹏鹏,周英操,蒋宏伟,等.钻井风险控制系统的研究进展[J].天然气工业,2014,34(7):82-87.
MA Pengpeng, ZHOU Yingcao, JIANG Hongwei, et al. Research progress of drilling risk control systems in China[J]. Natural Gas Industry, 2014,34(7):82-87.
- [12] Raja H Z, Sormo F, Vinther M L. Case-based reasoning: Predicting real-time drilling problems and improving drilling performance[C]// SPE Middle East Oil and Gas Show and Conference. Society of Petroleum Engineers, 2011.
- [13] Willersrud A, Blanke M, Imsland L, et al. Fault diagnosis of downhole drilling incidents using adaptive observers and statistical change detection [J]. Journal of Process Control, 2015,30:90-103.
- [14] Willersrud A, Blanke M, Imsland L. Incident detection and isolation in drilling using analytical redundancy relations[J]. Control Engineering Practice, 2015,41:1-12.
- [15] Jiang H, Liu G, Li J, et al. An innovative diagnosis method for lost circulation with unscented Kalman filter[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2018,166:731-738.
- [16] Jiang H, Liu G, Li J, et al. Numerical simulation of a new early gas kick detection method using UKF estimation and GLRT[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2019,73:415-425.
- [17] Liang H, Zou J, Liang W. An early intelligent diagnosis model for drilling overflow based on GA - BP algorithm[J]. Cluster Computing, 2019,22(5):10649-10668.
- [18] Li Y, Cao W, Hu W, et al. Diagnosis of downhole incidents for geological drilling processes using multi-time scale feature extraction and probabilistic neural networks[J]. Process Safety and Environment Protection, 2020,137:106-115.
- [19] Fjetland A K, Zhou J, Abeyrathna D, et al. Kick detection and influx size estimation during offshore drilling operations using deep learning[C]// 14th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, 2019:2321-2326.

- 139.
- [11] 郑军,何涛,王琪,等.地下合成凝胶堵漏性能研究[J].钻采工艺,2010,33(4):102-104.
ZHENG Jun, HE Tao, WANG Qi, et al. Research on plugging ability of underground synthesis gelling[J]. Drilling & Production Technology, 2010,33(4):102-104.
- [12] Simjoo M, Vafaie Sefti M, Davvand Koochi A, et al. Polyacrylamide gel polymer as water shut-off system: preparation and investigation of physical and chemical properties in one of the Iranian oil reservoirs conditions[J]. Iranian Journal of Chemistry and Chemical Engineering, 2007,26(4):99-108.
- [13] 曹晓春,李信任,秦义,等.聚合物凝胶堵漏剂的研究及应用[J].当代化工,2015,44(11):2572-2577.
CAO Xiaochun, LI Beiren, QIN Yi, et al. Research and application of polymer gel plugging agent[J]. Contemporary Chemical Industry, 2015,44(11):2572-2577.
- [14] 陈曦,谭国锋.油田堵水复合铝凝胶制备及性能评价[J].精细石油化工进展,2012,13(2):8-11.
CHEN Xi, TAN Guofeng. Preparation of and performance evaluation on composite alumina gel for oilfield water shutoff application[J]. Advances in Fine Petrochemicals, 2012,13(2):8-11.
- [15] 王松,张凡.改性高分子魔芋粉堵漏剂在石油开发中的应用[J].精细石油化工进展,2002,3(5):15-17,14.
WANG Song, ZHANG Fan. Application of modified konjaku flour in development of petroleum[J]. Advances in Fine Petrochemicals, 2002,3(5):15-17,14.
- [16] 王松.无固相凝胶堵剂 NSG-2 的合成与性能评价[J].特种油气藏,2004,11(3):76-78.
WANG Song. Preparation and performance of NSG-2 solid-free gel plugging agent[J]. Special Oil & Gas Reservoirs, 2004,11(3):76-78.
- [17] Mokhtari M, Ozbayoglu M E. Laboratory investigation on gelation behavior of xanthan crosslinked with borate intended to combat lost circulation[C]// SPE Production and Operations Conference and Exhibition. Society of Petroleum Engineers, 2010, SPE136094.

(编辑 韩丽丽)

(上接第 121 页)

- [20] Codetta-Raiteri D, Portinale L. Dynamic Bayesian networks for fault detection, identification, and recovery in autonomous spacecraft[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2014,45(1):13-24.
- [21] Zhang H, Zhang Q, Liu J, et al. Fault detection and repairing for intelligent connected vehicles based on dynamic Bayesian network model[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018,5(4):2431-2440.
- [22] Zhang Q, Zhou C, Tian Y C, et al. A fuzzy probability Bayesian network approach for dynamic cybersecurity risk assessment in industrial control systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017,14(6):2497-2506.
- [23] Khakzad N, Khan F, Amyotte P. Quantitative risk analysis of offshore drilling operations: A Bayesian approach[J]. Safety Science, 2013,57:108-117.
- [24] Wu S, Zhang L, Zheng W, et al. A DBN-based risk assessment model for prediction and diagnosis of offshore drilling incidents[J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2016,34:139-158.
- [25] Sule I, Imtiaz S, Khan F, et al. Risk analysis of well blowout scenarios during managed pressure drilling operation[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, DOI: 10.1016/j.petrol.2019.106296, 2019.
- [26] Wu S, Zhang L, Fan J, et al. Real-time risk analysis method for diagnosis and warning of offshore downhole drilling incident[J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, DOI: 10.1016/j.jlp.2019.103933, 2019.
- [27] Ambrus A, Ashok P, Ramos D, et al. Self-learning probabilistic detection and alerting of drillstring washout and pump failure incidents during drilling operations[C]// IADC/SPE Drilling Conference and Exhibition. Society of Petroleum Engineers, 2018.
- [28] Ashkok P, Behounek M. An artificial intelligence belief system reduces nonproductive time[J]. Journal of Petroleum Technology, 2018,70(10):18-20.

(编辑 王建华)