

中文引用格式:杨向前,张莘茹,武胜男,等. 基于数据模型协作的海上钻井溢流早期预测预警[J]. 中国安全科学学报,2024,34(4):93-100.

英文引用格式:YANG Xiangqian, ZHANG Pingru, WU Shengnan, et al. Early prediction and warning of offshore drilling overflow based on data model collaboration [J]. China Safety Science Journal,2024,34(4):93-100.

基于数据模型协作的海上钻井溢流早期预测预警*

杨向前¹高级工程师,张莘茹²,武胜男^{**2}副教授,张来斌²教授,李中¹,冯桓楮¹

(1 中海石油(中国)有限公司北京研究中心,北京 100028;2 中国石油大学(北京)安全与海洋工程学院,北京 102249;3 油气生产安全与应急技术应急管理部重点实验室,北京 102249)

中图分类号:X937

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2024.04.1390

资助项目:国家重点研发计划资助项目(2022YFC2806504);中海石油(中国)有限公司北京研究中心科研资助项目(CCL2022RCPS2008XNN)。

【摘要】 为防止海上钻井过程中井喷事故的发生,提出基于数据模型协作的海上钻井溢流早期预测预警方法。首先,建立基于粒子群优化(PSO)-最小二乘支持向量机(LSSVM)(PSO-LSSVM)的溢流风险预测模型,预测钻井监测参数未来时长内的趋势,并分析溢流事件与表征参数之间的关联关系;然后,建立基于朴素贝叶斯方法的钻井单参数溢流概率估算模型,并通过优化的D-S方法融合多个钻井参数的概率,分级预警溢流事件。结果表明:基于PSO-LSSVM的预测模型所得的溢流表征参数,预测误差较低;因对溢流事件的敏感度不同,单钻井参数所表征的溢流事件概率存在一定偏差;融合后的预警模型能够解决单参数的预警时间不一致的问题,排除误报警的可能。

【关键词】 数据模型协作; 钻井溢流; 早期预测; 粒子群优化(PSO)-最小二乘支持向量机(LSSVM)(PSO-LSSVM); 预警模型

Early prediction and warning of offshore drilling overflow based on data model collaboration

YANG Xiangqian¹, ZHANG Pingru², WU Shengnan², ZHANG Laibin²,
LI Zhong¹, FENG Huanzhi¹

(1 Beijing Research Center of CNOOC, Beijing 100028, China; 2 School of Safety and Ocean Engineering, China University of Petroleum (Beijing), Beijing 102249, China; 3 Key Laboratory of Oil and Gas Production Safety and Emergency Technology Emergency Management, Beijing 102249, China)

Abstract: An early prediction and warning method of offshore drilling overflow based on data model collaboration was proposed to prevent blowout accidents during offshore drilling. Firstly, an overflow risk prediction model based on PSO-LSSVM was established to predict the trend of drilling monitoring parameters in the future, and analyze the correlation between overflow events and characterization parameters. Then, a single-parameter overflow probability estimation prediction model was proposed based on the Naive Bayesian method, and the probabilities of multiple drilling parameters were integrated through

* 文章编号:1003-3033(2024)04-0093-08; 收稿日期:2023-10-13; 修稿日期:2024-01-29

** 通信作者:武胜男(1986—),女,山西大同人,博士,副教授,主要从事复杂油气开采及关键安全装备风险评估、预警、可靠性与测试维护等方面的研究。E-mail: wushengnan@cup.edu.cn.

the optimized D-S method to realize a hierarchical early warning of overflow events. The results indicated that the overflow characterization parameters simulated by the PSO-LSSVM model had low prediction errors. The overflow event probability represented by a single drilling parameter showed discrepancies due to different sensitivities. The fused early warning model can address the issues of inconsistent early warning times of single parameters and eliminate the possibility of false alarms.

Keywords: data model collaboration; drilling overflow; early prediction; particle swarm optimization (PSO)-least squares support vector machines (LSSVM) (PSO-LSSVM); early warning models

0 引言

近年来,随着海洋勘探技术的不断进步和深海油气开发的需求增大,海上钻井活动逐渐向深水、超深水、高温高压等复杂地质条件的海域迈进,海上平台的井控风险也随之增高。井喷事故是钻井井控过程中极为严重的一种事故,溢流是井喷事故发生的前兆。溢流的发生不仅会增加钻井的难度,而且,在井控措施采取不当的情境下,极易发生井喷甚至井喷失控,导致船毁人亡及严重的海洋环境污染,如“深水地平线”半潜式钻井平台井喷爆炸事故^[1]。因此,应提前采取监测预警等技术,及时发现溢流事件,控制溢流的发展,防止井喷事故失控,确保钻井安全^[2]。开展溢流风险的早期预测预警可保障钻井工程顺利进行,减少井喷等灾难事故发生的可能性,且节约人力与财力,为实现我国石油钻井安全技术更新换代、油气勘探开发产业的整体转型与升级提供有力保障^[3]。

溢流事件可通过综合录井参数、随钻测井参数以及地层压力等参数的变化来表征,如钻井液池体积增加^[4],及时预测相关参数的变化趋势,可早期预警溢流事件,为制定溢流的防控策略提供依据。

随着大数据技术的快速发展,人工智能、物联网、信息交互等技术的融合,以及各领域之间的相互渗透,油气行业近年来发生了巨大变革^[5-7]。钻井工程风险预警模型的数字化和信息化,极大程度提高了钻井安全作业的效率^[8]。目前,国内外学者对溢流预警与监测方法开展了大量的研究,如 LIANG Haibo 等^[9]提出一种基于贝叶斯分类的钻井事故诊断方法;WU Shengnan 等^[10]基于动态贝叶斯网络的风险评估模型,进行风险预测、诊断和灵敏度分析;LIANG Haibo 等^[11]基于动态贝叶斯网络,智能化监测溢流,且验证了该方法的有效性;徐振华^[12]设计了一种溢流监测诊断系统,该系统仅适用于控压钻井正常钻进过程,对于其他钻井工况的诊断存在局

限性;李玉飞等^[13]将支持向量机 (Support Vector Machines, SVM) 与 D-S 证据理论 (Dempster-Shafer Evidence Theory, D-S) 相结合,有效地改善了溢流监测的可靠性,有很高的实用价值;SUN Wenfeng 等^[14]根据油气钻探安全高效的要求,对钻井工程漏失和溢流监测系统进行了试验研究,取得了良好的监测预警效果。

目前,国内外学者主要基于单模型单参数的方法开展溢流预测及预警,对多模型多参数协作进行预测与预警的研究相对较少,且现有的方法存在预测预警结果滞后、不一致、预测精度不高等问题,缺少将已有的理论、模型进行改进并融合以及降低预测误差的模型,无法低误差预测预警多参数。为此,笔者考虑现有的溢流预测与预警方法的优缺点,以实际海上某高温高压井钻井综合录井数据为基础,提取关键特征参数,建立基于粒子群 (Particle Swarm Optimization, PSO) 优化最小二乘 SVM (Least Squares SVM, LSSVM) (PSO-LSSVM) 的溢流风险预测模型,预测未来时长数据趋势;建立基于朴素贝叶斯方法的钻井单参数溢流概率估算模型,通过 D-S 证据理论融合多参数;使预测与预警模型相互协作,对溢流事件进行早期、精准的预测及预警。

1 预测预警算法及原理

1.1 LSSVM 算法

LSSVM 算法是对机器学习算法 SVM 的扩展,它可以提高 SVM 的性能及优化运算速度,同时简化计算过程,主要应用于数据分析、模式识别、分类、回归分析等领域。

1.2 朴素贝叶斯方法计算原理

朴素贝叶斯方法是在机器学习中假设特征之间的强独立性,以贝叶斯原理为基础的概率分类的方法,其参数估计使用最大似然估计^[15]。朴素贝叶斯方法的基本原理是对于给定的训练集,基于特征条

件独立的情况假设学习输入输出的联合概率分布,利用贝叶斯原理预测在给定输入条件下预测后验概率的最大输出,即贝叶斯原理会选择概率最大的预测结果。也就是当分类项需要分类时,分类项会被归入到可能性最大的类别中^[16]。

朴素贝叶斯方法的条件概率及先验概率如下:

1) 条件概率。当给定 $X = x$ 的条件下, $Y = y_q$ 的概率如下式:

$$P(Y = y_q | X = x) = \frac{P(X = x | Y = y_q) P(Y = y_q)}{\sum_q P(X = x | Y = y_q) P(Y = y_q)} \quad (1)$$

式中: $P(Y = y_q | X = x)$ 为在 $X = x$ 的条件下 $Y = y_q$ 的概率; q 为自然数; $P(X = x | Y = y_q)$ 为在 $Y = y_q$ 的条件下 $X = x$ 的概率; $P(Y = y_q)$ 为先验概率。

2) 当存在多个条件时,朴素贝叶斯方法有一个前提假设,称为条件独立性假设,如下式:

$$P(A, B | C) = P(A | C) \cdot P(B | C) \quad (2)$$

式中: $P(A, B | C)$ 为 C 事件发生时 A 和 B 事件发生的概率; $P(A | C)$ 为 C 事件发生时 A 事件发生的概率; $P(B | C)$ 为 C 事件发生时 B 事件发生的概率。

1.3 D-S 证据理论的多源融合原理

D-S 证据理论用于处理不确定性、合并证据以及在不同证据之间进行推理^[17]。D-S 证据理论的规则如下:

定义辨别框架 M 由一些相互独立的元素组成。

规则 1: 称 mass 函数 $2^M \rightarrow [0, 1]$ 即属于 M 中的所有元素范围为 $0 \rightarrow 1$ 。

$$m(\emptyset) = 0 \quad (3)$$

$$\sum_{G \subseteq M} m(G) = 1 \quad (4)$$

若满足以上 2 个条件,则称 m 为基础概率指派, $m(G)$ 为 G 的基本概率数。如果 $m(G) > 0$,则称 G 为 M 内 m 的焦点。

规则 2: 设 m_1, m_2, \dots, m_g 为辨别框架 M 上的 g 个 mass 函数,若 $\forall G \subset M$ 且 $G \neq \emptyset$,则相应的 D-S 多源融合为:

$$m(G) = \frac{1}{1 - K} \cdot \sum_{G_1 \cup G_2 \cup \dots \cup G_g} m_g G_g \quad (5)$$

式中 K 为冲突系数。 K 越大,冲突越强, $K=1$ 表示完全冲突,这时不可合成 D-S 规则。

其中, D-S 证据理论是通过事件后的事实(即证据)进行推断,从而推断出造成这一事件的主要原因(也就是假定)^[18]。

2 数据模型协作的预测预警方法

为进一步提高数据驱动下的井喷早期风险预测预警的精度,提出基于数据模型协作的海上钻井溢流早期预测预警方法,具体实现流程如图 1 所示。

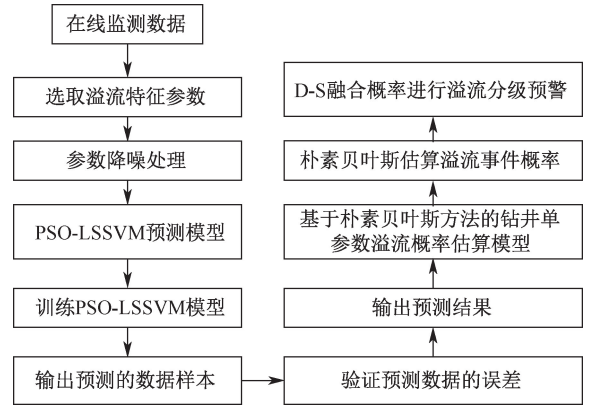


图 1 数据模型协作流程

Fig. 1 Model collaboration flow chart

2.1 数据预处理

首先,应用小波降噪基础原理,根据所得监测数据选取合适波基进行层数分解,将 f 级低频系数和经过 $1-f$ 级量化处理后的高频系数进行重建,求出降噪后的离散数据。同时,利用小波降噪处理所选取监测数据曲线,依据曲线所受的干预程度选取合适的阈值进行去噪、分层与分解处理,使监测参数的曲线平滑易分析。

2.2 PSO 优化的 LSSVM 预测模型

应用 PSO 搜索 LSSVM 中最优的 SVM 参数,建立 PSO-LSSVM 预测模型,数值预测特征参数。PSO 方法参数调节量小,实现简单,收敛速度快。为此,利用 PSO 来优化 LSSVM,使预测结果更贴近实际情况,对所要反映的事件情况实现更准确地预测,完成对事件的预先感知。

在 PSO-LSSVM 预测模型的基础上,引入惯性权重以提高 PSO 的搜索水平,实时更新粒子最优位置。

预测模型具体实现流程如图 2 所示。

2.3 基于朴素贝叶斯方法的概率估算模型

该模型首先通过动态阈值划分实现对监测参数的概率估计,然后,采用朴素贝叶斯方法预测溢流事件发生的可能性,最后,利用优化过的 D-S 多源信息融合方法对特征参数的概率结果进行融合,精准预警溢流事件。

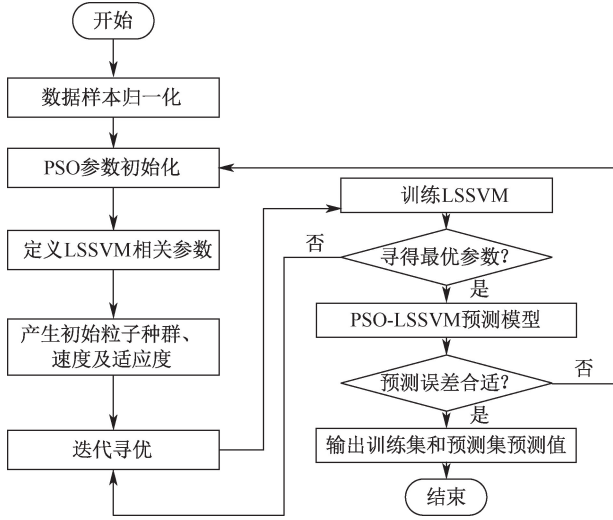


图2 预测模型流程

Fig. 2 Prediction model flow chart

2.3.1 单参数预警概率估算

首先,预处理特征参数的监测数据,根据数据的变化趋势计算相应的动态阈值,并标记超过动态阈值范围的数据。例如:超过动态阈值上限 R_{DU} 的数据标记为溢流+1,低于动态阈值下限 R_{DL} 的数据标记为溢流-1,位于正常阶段的数据标记为正常0。动态阈值计算如下:

$$R_{DU} = \frac{\sum_{i=1}^n R(t_i)}{n} \left(1 + \frac{R_U}{100} \right) \quad (6)$$

$$R_{DL} = \frac{\sum_{i=1}^n R(t_i)}{n} \left(1 - \frac{R_L}{100} \right) \quad (7)$$

$$R_{DU1} = \frac{\sum_{i=1}^n R(t_i)}{n} + R_U \quad (8)$$

$$R_{DL1} = \frac{\sum_{i=1}^n R(t_i)}{n} - R_L \quad (9)$$

式中: $R(t_i)$ 为某时刻下特征参数值; n 为数据样本数; R_U 为特征参数阈值上限; R_L 为特征参数阈值下限。

其次,系统采样频率为 5 s,选取不同时间序列窗口,利用朴素贝叶斯方法采取动态推动的方式预测溢流概率,计算步骤如下:

$$P(1) = \frac{N(1)}{S(N)} \quad (10)$$

$$P(0) = \frac{N(0)}{S(N)} \quad (11)$$

式中: $P(1)$ 为出现溢流事件概率,即异常概率;

$P(0)$ 为未出现溢流事件正常概率; $N(1)$ 为在时间序列样本中为溢流事件的数据样本数量; $N(0)$ 为在序列样本中为未出现溢流事件的数据样本数量; $S(N)$ 为总事件存在的数量。

2.3.2 优化的 D-S 多源信息融合方法

定义事件集为 $E[E_1, E_2, \dots, E_e]$, 其中, $E_i (i = 1, 2, \dots, 3)$ 代表工况,可为下钻、起钻、钻进等。事件之间相互排斥。其次,选取 P_p 表征溢流事件的特征参数所对应的概率, $p = 1, 2, \dots, v, \dots, w$ 。首先计算溢流概率结果间的决策距离 d_{vw} , 如下式:

$$d_{vw} = 2 | (P_v - 0.5)(P_v - P_w) | \quad (12)$$

$$r_{vw} = 1 - d_{vw} (0 < r_{vw} < 1) \quad (13)$$

$$R = \begin{pmatrix} 1 & \dots & r_{1w} \\ \vdots & & \vdots \\ r_{w1} & \dots & 1 \end{pmatrix} \quad (14)$$

相似矩阵 R 的元素 r_{vw} 的数量能够代表各个信息之间对结果的一致性程度。设各个信息的结果对应的权重为 α_p , 权重越大,表示信息的概率结果可信度越高,对综合判别结果的影响就越大。

利用支持度向量 $H(P_p)$ 、可靠度向量 α_p 、平均信任分配函数值 \bar{P}_p 、综合判别结果 $P(E_e)$ 推演计算相对准确的融合概率值,提高溢流综合判别结果的可靠性。计算公式如下:

$$H(P_p) = \sum_{v=p}^p r_{vj}, j \neq p \quad (15)$$

$$\alpha_p = \frac{H(P_p)}{\sum_{v=1}^p \sum_{v=p}^p r_{vj}, j \neq p} \quad (16)$$

$$\bar{P}_p = \sum_{v=1}^p \alpha_v \cdot P_v \quad (17)$$

$$P(E_e) = \frac{\sum_{E_e \subseteq E} \bar{P}_p(E_e)}{\sum_{E_1 \cup E_2 \cup \dots \cup E_e \neq \emptyset} P_p(E_e)} \quad (18)$$

根据综合判别结果进行溢流事件预警,预警级别为:概率达到 0.5~0.75 时进行一级溢流风险预警、达到 0.75~0.85 时进行二级溢流风险预警、达到 0.85~1 时进行三级溢流风险预警,上述预警结果可为海上高温高压钻井活动提供早期风险防控依据。

3 钻井溢流早期预测预警应用实例

根据海上高温高压井乐东油田区块某井的钻井日志记载,某日 0:00—10:00 钻铤过防喷器前静止观察井筒,液面稳定;10:00 后钻至 4 098.14 m,在

10:45—16:15 时间段内监测计量罐的液面增加 0.5 m^3 ,判断发生溢流。

3.1 预测模型验证与分析

钻井日志记录中只给出溢流发生的时间段,并未说明溢流事件发生的具体时间。因此,根据油田的实际钻井历史数据,选取溢流发生前后的录井数据。选取钻至 4 098.14 m 前 1 h 的钻速、立管压力和大钩负载 3 种录井参数信号序列,作为表征溢流事件的特征参数。采用小波降噪对特征参数的实时监测数据进行预处理,以立管压力的降噪结果举例,如图 3 所示。3 个特征参数对溢流事件的表征规律见表 1。

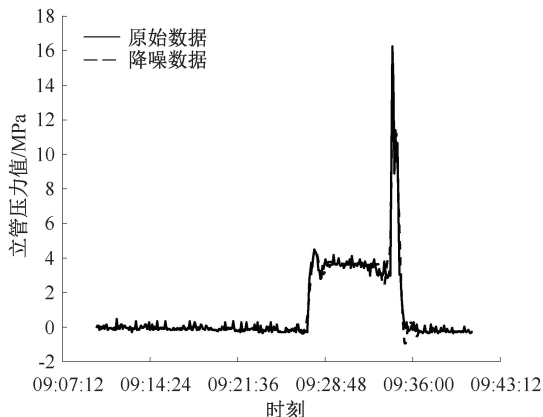


图 3 降噪对比

Fig. 3 Noise reduction comparison

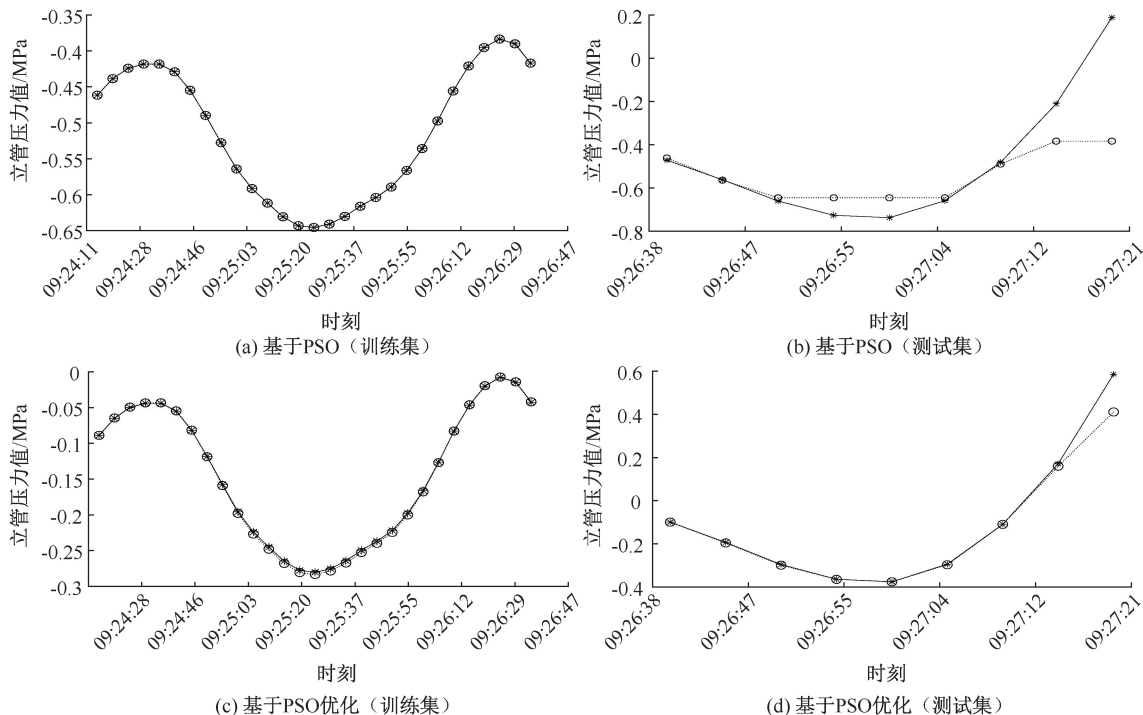


图 4 预测模型结果对比

Fig. 4 Simulations comparisons between prediction models

表 1 溢流工况下特征参数的表征规律

Tab. 1 Characteristic parameters trend under overflow condition

特征参数	表征规律
钻速	增加
立管压力	降低
大钩负载	增加

针对所选特征参数,以立管压力为例进行说明,预测模型结果对比如图 4 所示。通过修正、拟合训练集里的数据,获得预测模型相应的参数,根据误差估算验证测试集预测结果的准确性,早期预测特征参数未来时间序列数据。

根据均方误差 (Mean Square Error, MSE) 的判断规则,越趋近于 0,数据早期预测精度越高,预测结果对比见表 2。对比 PSO-LSSVM 与优化 (引入惯性权重) 的 PSO-LSSVM 的 MSE 可知:后者的误差较小,说明预测结果与实际数值相对接近,验证了文中构建的预测模型的有效性。

表 2 预测结果对比

Tab. 2 Comparisons of simulations

预测方法	MSE/%
PSO-LSSVM	4.1
优化的 PSO-LSSVM	0.3

3.2 预警模型的验证与分析

基于朴素贝叶斯的概率估算模型,估计单参数的概率分布,预警单参数溢流风险,验证预警模型的有效性。

首先,分析降噪后的数据样本趋势,根据式(6)一式(9)获得动态阈值区间进行溢流风险判断,结果如图5所示。以立管压力的结果为例,根据动态阈值判断结果初步标记钻井溢流事件,结果见表3。

根据统计标记漏标与虚标的数量,不同特征参数虚标和漏标的占比不同,均小于等于1.1%,模型阈值标记结果见表4;同时,这也证明通过动态阈值对钻井溢流事件进行初步预判的有效性。

为消除钻井过程所提取出的录井信号受高温高压干扰而导致概率估算存在的偏差,解决参数间对于信号干扰和对钻井溢流事件的敏感度与信号波动映射程度不同的问题,依据朴素贝叶斯方法估算不

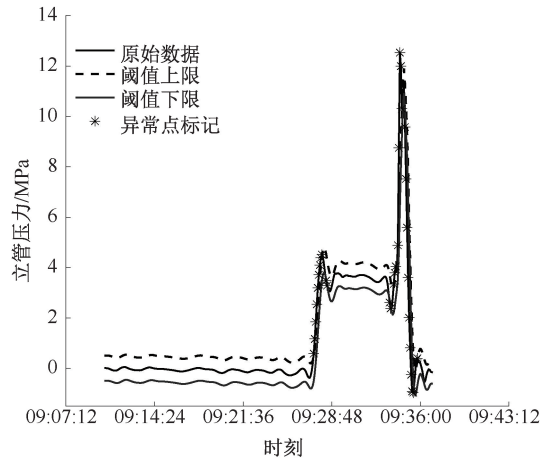


图5 动态阈值标记

Fig. 5 Dynamic threshold markers

同特征参数所表征的钻井溢流概率;采用 D-S 多源融合方法,融合 3 个特征参数的概率结果,结果如图6所示。

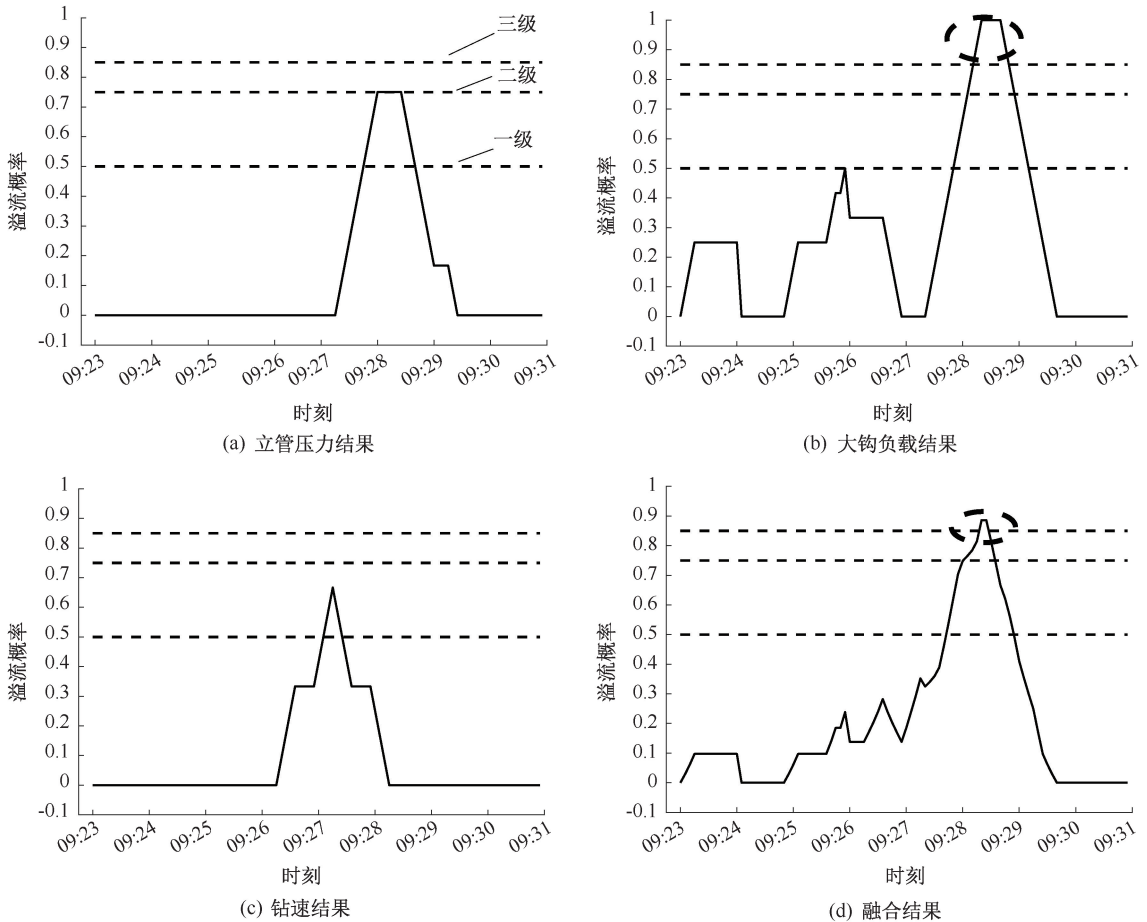


图6 多源概率融合

Fig. 6 Multi-source probabilistic fusion

对比单参数所表征的钻井溢流事件预警时间,特征参数立管压力于 9:27:45 开始一级预警,于 9:28:00 达到二级预警,最终未达报警;大钩负载于 9:27:50 开始一级预警,于 9:28:05 达到二级预警,于

表3 溢流事件初步标记

Tab.3 Preliminary marking of overflow events

数据	动态阈值下限	动态阈值上限	朴素贝叶斯标记	事件类型
-0.194	-0.072	0.428	-1	溢流
-0.296	-0.129	0.371	-1	溢流
-0.364	-0.199	0.301	-1	溢流
-0.376	-0.266	0.234	-1	溢流
-0.294	-0.305	0.195	0	正常
-0.110	-0.288	0.212	0	正常
0.171	-0.195	0.305	0	正常
0.586	-0.004	0.496	+1	溢流

表4 模型阈值标记结果

Tab.4 Model threshold marking results %

参数名称	漏标占比	虚标占比
立管压力	0.8	0.57
钻速	1.1	1.1
大钩负载	0.5	0.8

9:28:15 达到报警;钻速于 9:27:05 开始一级预警,但未达二级预警及以上,3 个参数的预警时间处于不同阶段,预警不统一,且考虑到此时处于起下钻的作业状态存在信号或高温高压环境的干扰,如存在钻井液粘度增大、气侵、水眼堵等情况,通过单参数表征的钻井溢流事件概率进行预警与报警,其时间存在一定偏差。

融合后,模型于 9:27:45 开始一级预警,至

9:28:00 开始二级预警,于 9:28:15 达到报警。基于钻速的钻井溢流事件概率对应的一级预警时间很早,但没有进行二级以上预警,所以预警准确率不高,存在异常预警或误报,融合后排除了误报的可能;融合后的二级预警时间比单参数预警提前 5 s;报警时间与大钩负载一致,消除了延报和漏报的可能性。融合预警既消除了单参数概率预警不统一的缺点,也可通过参数异常预警为工作人员查明异常情况、及早防控提供依据。

4 结 论

1) 基于 PSO-LSSVM 预测模型,得到立管压力、钻速、大钩负载 3 个特征参数的早期预测数据。结合基于朴素贝叶斯方法的钻井单参数溢流概率估算模型和 D-S 证据理论,融合 3 个特征参数的概率,分级预警钻井溢流事件;所提预测与预警数据模型协作的方法,可为钻井溢流事件的早期预测预警模型提供数据模型协作的范例。

2) 基于 PSO-LSSVM 的钻井参数预测方法的预测误差较低,和实际数据较贴近。通过对比预警模型中单参数与多源信息融合后表征的预警时间,可为工作人员能及早排查引起溢流原因及受干扰的因素提供依据;预警模型可起到排除误报警和提前预警的作用,可防止钻井溢流事件升级及井喷事故的发生。

参 考 文 献

- [1] 朱敬宇,陈国明,吕寒,等. 深水钻井井喷事故风险控制决策方法[J]. 中国安全科学学报, 2020,30(2):113-118. ZHU Jingyu, CHEN Guoming, LYU Han, et al. Research on risk control decision method for deepwater drilling blowout[J]. China Safety Science Journal, 2020,30(2):113-118.
- [2] LIANG Haibo, LIU Gang, GAO Jianchang, et al. Overflow remote warning using improved fuzzy c-means clustering in IoT monitoring system based on multiaccess edge computing[J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(19): 15 399-15 410.
- [3] 闫铁,许瑞,刘维凯,等. 中国智能化钻井技术研究发展[J]. 东北石油大学学报, 2020,44(4):15-21. YAN Tie, XU Rui, LIU Weikai, et al. Research and development of intelligent drilling technology in china[J]. Journal of Northeast Petroleum University, 2020,44(4):15-21.
- [4] SU Kanhua, GUAN Zhichuan, ZHOU Guangchen. Error analysis of standpipe pressure control and prediction of surface casing pressure for horizontal well killing process[J]. Journal of China University of Petroleum. Edition of Natural Science, 2008, 59(32):51-55.
- [5] 吴君达,李治平,孙妍,等. 基于神经网络的剩余油分布预测及注采参数优化[J]. 油气地质与采收率, 2020, 27(4):85-93. WU Junda, LI Zhiping, SUN Yan, et al. Neural network-based prediction of remaining oil distribution and optimization of injection-production parameters [J]. Petroleum Geology and Recovery Efficiency, 2020,27(4):85-93.
- [6] 刘巍,刘威,谷建伟,等. 利用卡尔曼滤波和人工神经网络相结合的油藏井间连通性研究[J]. 油气地质与采收率, 2020,27(2):118-124.

- LIU Wei, LIU Wei, GU Jianwei, et al. Research on interwell connectivity of oil reservoirs based on Kalman filter and artificial neural network [J]. *Petroleum Geology and Recovery Efficiency*, 2020,27(2):118-124.
- [7] 王泽龙,刘先贵,唐海发,等. 基于多次数据吸收集合平滑算法的自动油藏历史拟合研究[J]. *特种油气藏*, 2021, 28(3):99-105.
- WANG Zelong, LIU Xiangui, TANG Haifa, et al. Study on automatic reservoir history matching based on ES-MDA algorithm [J]. *Special Oil and Gas Reservoirs*, 2021,28(3):99-105.
- [8] 葛景凯. 综合录井参数在钻井工程异常预警中的应用探讨[J]. *信息系统工程*, 2020(3):97-98.
- GE Jingkai. Discussion on the application of comprehensive logging parameters in abnormal early warning of drilling engineering[J]. *Information System Engineering*, 2020(3):97-98.
- [9] LIANG Haibo, TANG Yongqiang, XIANG Li, et al. Research on drilling kick and loss monitoring method based on bayesian classification [J]. *Pakistan Journal of Statistics*, 2014, 30(6):1 251-1 266.
- [10] WU Shengnan, ZHANG Laibin, ZHENG Wenpei, 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.
- [11] LIANG Haibo, WANG Zhi. Application of an intelligent early-warning method based on DBSCAN clustering for drilling overflow accident[J]. *Cluster Computing-The Journal of Networks Software Tools and Applications*, 2019, 22(5): 12 599-12 608.
- [12] 徐振华. 基于云计算的控压钻井溢流监测诊断系统研究与设计[D]. 成都: 西南石油大学, 2019.
- XU Zhenhua. Research and design of overflow monitoring and diagnosis system for MPD based on cloud computing [D]. Chengdu:Southwest Petroleum University, 2019.
- [13] 李玉飞,张博,孙伟峰. 基于 SVM 和 D-S 证据理论的早期溢流智能识别方法[J]. *钻采工艺*, 2020,43(5): 27-30,6.
- LI Yufei, ZHANG Bo, SUN Weifeng. Intelligent identification method of early overflow based on SVM and D-S evidence theory[J]. *Drilling and Production Technology*, 2020,43(5):27-30,6.
- [14] SUN Wenfeng, LI Maoran, LIU Chunyang, et al. Experimental research on lost circulation and overflow monitoring system for drilling engineering based on the requirements of safe and efficient oil and gas drilling [J]. *Fresenius Environmental Bulletin*, 2021,30(2):1 511-1 517.
- [15] 李福祥,王建敏,梁建创,等. 离散属性的朴素贝叶斯分类算法的优化[J]. *小型微型计算机系统*, 2022,43(5): 897-901.
- LI Fuxiang, WANG Jianmin, LIANG Jianchuang, et al. Optimization of naive Bayesian classification algorithm for discrete attributes[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2022,43(5):897-901.
- [16] 罗福星,刘卫国. 一种朴素贝叶斯分类增量学习算法[J]. *微计算机应用*,2008,29(6):107-112.
- LUO Fuxing, LIU Weigu. An incremental learning algorithm for Naive Bayesian classification[J]. *Microcomputer Applications*, 2008,29(6):107-112.
- [17] 宋英华,吴昊,刘丹,等. 基于 D-S 证据理论的地震应急救援群决策[J]. *中国安全科学学报*, 2020,30(5): 163-168.
- SONG Yinghua, WU Hao, LIU Dan, et al. Group decision-making for earthquake emergency rescue plan based on D-S evidence theory [J]. *China Safety Science Journal*, 2020,30(5):163-168.
- [18] 彭会萍,曹晓军. 基于决策距离测量的 D-S 证据理论冲突处理方法[J]. *计算机应用与软件*, 2011,28(4): 174-176,179.
- PENG Huiping, CAO Xiaojun. D-S evidence theory conflict handling method based on decision distance measurement[J]. *Computer Applications and Software*, 2011,28(4):174-176,179.

作者简介: 杨向前 (1970—),男,陕西西安人,本科,高级工程师,从事海洋石油钻机和修井机的技术发展规划、方案论证和新技术开发等工作。E-mail: yangxq15@cnooc.com.cn。

