

文章编号:1671-6833(2017)06-0070-04

石油钻井工程预警技术发展概述

李 广^{1,2}, 张 衡¹, 王 杰¹, 朱晓东¹, 岳彩通¹

(1. 郑州大学 电气工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 中国电子科技集团公司 第二十二研究所, 河南 新乡 453001)

摘 要: 钻井工程预警技术是钻井安全的关键保障, 通过井场实时钻井过程参数监测、海量钻井数据挖掘与智能学习、异常状态预警模型建模与优化、特征量异常在线判断等过程, 实现石油钻井异常状态预警, 预防钻井工程事故发生; 通过介绍钻井工程预警技术架构并比较其特点, 从而对钻井工程预警技术未来发展进行展望。

关键词: 石油钻井; 事故预警; 数据挖掘; 特征量提取; 建模

中图分类号: TE277 **文献标志码:** A **doi:**10.13705/j.issn.1671-6833.2017.06.010

0 引言

石油钻井是一项复杂的地下工程^[1-2]。钻井过程伴随大量随机、模糊、不确定和不可控因素。由地层结构及水文、钻井工艺及设备、油气分布及钻井环境等各种原因造成的钻井事故, 严重威胁着钻井安全。因此, 实时监测钻井状态, 准确预报钻井事故, 对于保障钻井安全、降低钻井成本和提高钻井效益具有重要意义。笔者旨在回顾钻井工程预警技术的研究历程, 通过讨论当前钻井工程预警技术的整体架构和所采用的技术, 比较各类预警系统的特点及不足, 总结钻井工程预警技术的现状及存在的问题, 从而探索石油钻井事故预警系统相关理论和技术的研究新方向和新方法。

1 石油钻井预警技术发展简介

上世纪七十年代之前, 钻井工程预警主要靠人工进行, 主观判断钻井过程中是否有事故发生或即将发生, 需要很强责任心和很丰富的经验。直到本世纪初, 石油钻井工程预警才升级为设置软件参数门限值进行预报, 但参数门限设置的主观性依然很大, 依然受限于现场专家的责任心和经验。

近十多年, 随着传感器技术^[3]、数据挖掘技术^[4]、人工智能技术^[5]和压缩感知技术 Compressive Sensing (CS)^[6]的发展, 预警系统智能程度越来越高。国内外公司投入大量资金开发相关技术和软件, 如国外哈里伯顿公司 RTOC 实时监测技术; 国内中国电子科技集团公司第二十二研究所开发的钻井工程预警系统。虽然国内外公司在钻井预警技术方面投入大量资金, 但目前钻井预警技术应用效果仍不理想。国外依据邻井资料建立预测模型, 当实钻井与邻井的地层分布差别很大时, 需要实时修正预警模型, 导致误报和漏报较多。国内预警系统模型采用固定和定制方式, 模型固定适用性差, 误报率和漏报率高, 定制模型需要专家经验, 人为因素影响大。

2 钻井工程预警技术

钻井工程预警技术包含传感器采集技术、数据预处理技术、滤波技术、数据挖掘技术、特征量提取技术和多参数融合技术等。

2.1 信号采集及预处理

信号预处理包括信号失真判断和滤波处理, 一般方法有 3σ 方法, 又称拉伊达方法。它先假定

收稿日期:2017-04-02; 修订日期:2017-07-10

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61473266)

作者简介:李广(1980—), 男, 河南商丘人, 郑州大学博士研究生, 主要从事智能计算、机器学习等方面研究。

通信作者:王杰(1959—), 男, 河南周口人, 郑州大学教授, 博士生导师, 主要从事定量反馈理论、人工智能及数据挖掘等研究, E-mail: wj@zzu.edu.cn.

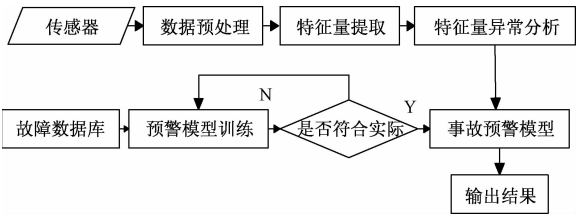


图1 预警系统框图

Fig.1 Diagram of pre-warning system

一组只含有随机误差的数据,对其计算得到标准偏差,按一定概率确定一个区间.认为区间内的数据是正常数据,区间外的数据是粗大误差,含有该误差的数据应予以剔除或着重处理.

图2(a)是立管压力参数带噪声数据,采用 3σ 方法滤波后的图形如图2(b)所示,野点剔除是系统正确预警的前提.

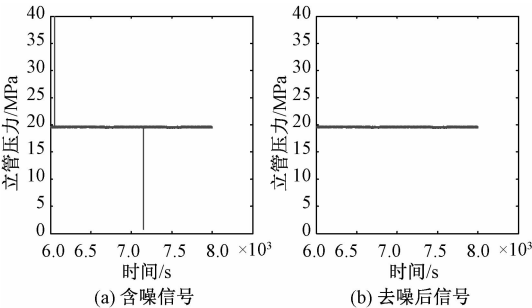


图2 带噪声数据和剔除野点后数据

Fig.2 Noise and after eliminating offending points

2.2 特征量提取

特征量即由原始值映射到其他空间的值,如变化率、振幅值和短期均值等.对实时系统数据,一般采用加矩形窗的方式对时间序列数据进行截断.

(1)均值计算如图3所示,矩形框是滑动窗,所有的计算都在矩形窗内进行.均值线通过动态计算滑动窗内数据得到,上下阈值线内的数据认为是正常数据,上阈值与上边界值和下阈值与下边界值认为是粗大误差,需要剔除或重点处理.



图3 均值计算算法示意图

Fig.3 Schematic diagram of the mean value calculation

(2)振幅值计算方法:先求均值;然后计算当前值与均值误差绝对值幅值.

(3)变化率计算如图4所示.为避免变化率的计算受到个别采样点的影响,该时间段两端的参数数据取其邻域的平均值,也就是上图中所示

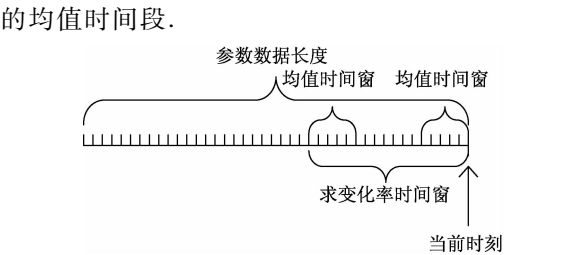


图4 变化率算法计算示意图

Fig.4 Schematic diagram of velocity of variation calculation algorithm

2.3 数据融合技术

数据融合^[7]一般分为像素级融合、特征级融合和决策级融合.像素级融合即原始参数的融合;特征级融合是指从各原始数据中提取特征,然后融合这些特征;决策级融合的对象是决策结果,原始数据源都经过特征量提取,获得一定准则和决策的可信度信息,最后对参数的属性决策结果进行融合,最终得到唯一决策.

表1 溢流井漏模型参数关联表

Tab.1 Parameters table of overflow leakage model			
项目	总池体积	出口流量	入口流量
溢流	上升	上升	无异常
井漏	下降	下降	无异常

2.3.1 D_S 证据推理技术融合

D_S 证据理论^[8]是采用处理互补信息和不确定信息的数据融合算法.文献[5]把神经网络初步诊断的结果看成 D_S 融合的证据,避免了 D_S 证据理论中概率分配函数的构造,使得融合后的信息含量比融合前大得多,降低了事故诊断的不确定性.文献[2]把神经网络输出经归一化之后作为 D_S 算法的证据,该方法集成多层次状态监测与异常状态诊断模型,不仅实现了当前状态多传感器信息融合,还实现了当前状态与历史状态的证据融合.

由于 D_S 方法存在以下因素使得应用效果并没有想象中理想:①计算上存在潜在的组合爆炸问题;②无法处理高度冲突的证据.当证据完全冲突时,无法使用 D_S 理论进行融合;③要求证据必须是独立的,在某些情况下并不满足这样的条件;④证据合成规则没有非常坚实的理论支持.

2.3.2 神经网络技术融合

人工神经网络 (artificial neural networks, ANNs)^[9-11].文献[9]针对卡钻采用 BP 神经网络构建预测模型,针对 BP 算法收敛速度慢、学习效率低等缺陷,采用自适应学习速率法对神经网络进行改进,提高了神经网络的预测精度,减少了网

络训练所需时间. 文献[10]建立了基于 Monte-Carlo 模拟神经网络和的钻井工程风险评估方法. 文献[11]利用神经网络超强并行处理问题能力和学习能力,建立多个针对井漏在不同钻井状态下的诊断模型,最后利用证据论合成规则进行融合. 人工神经网络由于梯度算法收敛慢,同时存在着局部最小问题,不能够保证钻井事故诊断的实时性和准确性. 并且在故障诊断中最重要的是对知识的获取和经验的利用,而对于钻井作业的特殊性,神经网络的训练样本却难以获取,而且如何从有限的故障样本中得到具有较大推广能力的决策函数又是另外一道难题,以至于神经网络在钻井事故诊断方面的应用受到限制.

2.3.3 模糊理论技术融合

模糊推理^[12-14]是由 Zadeh 首先提出,是模拟人日常推理的一种近似推理. 文献[1]建立了分层模糊推理的预警系统,解决了模糊推理中,参数过多造成模糊规则爆炸的问题. 文献[12]采用模糊推理理论,构建了钻井工程事故预警系统,并通过现场实际数据的仿真实验表明:推理结果与现场实际相符,并通过构建多种事故模型知识库,使预警系统有较大的灵活性和适应性. 文献[13]提出了一种针对溢流,采用基于 AHP 思想的模糊专家系统的预警模型. 能够解决针对钻井过程中无法获知邻井资料和地质信息的前提下,无法建立基于样本信息的溢流预警模型的问题. 模糊推理虽然模拟了人类的一般推理过程,但是由于模糊推理过程中参数过多,往往会造成维数灾的问题,严重影响系统的实时性. 虽然文献[14]提出了解决此问题的方法,但是增一型分层模糊推理在多参数推理过程中的误差大小还没有理论方面的研究与支持.

2.3.4 灰色关联技术融合

灰色关联理论^[15-16]是一种研究不确定信息和小样本的方法. 文献[15]采用灰色聚类法建立安全评价模型,将现场采集的有关钻井安全数据应用于灰色聚类钻井安全评价模型中,对油气钻井作业存在的安全情况进行评价和验证. 文献[16]通过多目标智能灰靶理论、层次分析以及成分分析相结合的思路,给出了相应的计算方法,建立钻井工程事故综合预警模型,提出五种事故类型预警模型和等级划分结果.

由于钻井工程预警模型复杂多样,采用单一 GM 模型不能很好地适用所有的模型,此外,背景值对于指数型增长序列具有较好的模拟预测效

果,对于线性变化序列、有异常数据序列以及非等距序列等问题仍需要进一步的研究.

2.3.5 支持向量机技术融合

支持向量机(SVM)^[17-18]在实际应用中,存在的一个突出问题是:如何选取算法中的关键参数,因为不同参数组合决定了其学习性能和推广能力的大小. 目前大多数的解决思路是融合其他的算法来选择参数. 文献[17]提出了 SVM 和 PSO 相结合的钻井事故预测模型,并通过实例应用验证了该预警模型的有效性. 文献[18]提出了基于 RS-SVM(粗糙集-支持向量机)的人工智能诊断方法,先利用粗糙集理论对样本数据进行属性约简,不改变目标分类的基础上消去冗余特征,达到降低样本维数的目的,最后将处理后的数据输入到支持向量机进行训练.

SVM 本质上是分类算法,效果取决于分类目标边界可分,但对于钻井工程中模糊多变的目标函数适用性还需要进一步研究.

2.3.6 时间序列技术融合

时间序列^[19-20](AR、MA、AR-MA、ARIMA 等模型). 文献[19]针对钻井过程中卡钻事故,提出了基于时间序列的卡钻预测方法,通过构建的时序模型对钻井数据进行预处理,对各个 ARMA 模型做功率谱估计作为预测卡钻的重要参考. 文献[20]提出了 ARIMA 模型,以风险概率作为时间序列的原始值,提取统计特征,定量预测钻井作业现场未来发生风险的概率,经比对,该模型短期预测比长期预测效果好.

虽然时间序列在工程中广泛应用,并取得了良好的效果,但是对瞬间发生的工程事故复杂,时间序列分析效果不理想. 很多工程事故的发生,与参数变化的时间顺序有较强的关联关系,但目前的文章中均没有提及此类的分析.

3 总结与展望

随着超深井、水平井、大位移井等出现,钻井过程中出现风险的可能性在增加,因此亟需一套功能强大的预警系统为钻井工程保驾护航. 以下是可能的发展方向:

1) 传感器技术发展. 传感器井下化是发展趋势,技术难题包括传感器在恶劣井下环境条件下(如高温高压)的承受能力、传感器供电问题、传感器安装位置是否影响正常钻进等方面.

2) 井下数据传输技术. 目前正在兴起的压缩感知技术把压缩放在了硬件,直接采样压缩后的

数据,在地面接收到数据后,通过重构算法重构井下原始数据.井下数据传输技术是未来发展方向.

3)数据挖掘技术的发展.油田保存了大量事故数据,而这些数据均没有得到很好的开发和利用.从海量故障数据里,寻找事故相关联的知识,增强预警系统的智力水平,是未来发展的一个研究方向.

4)多参数融合技术.随着智能技术发展,在提高模型预测精准度,模型的适应度,算法的鲁棒性等方面,是多参数融合技术研究的一个方向.

参考文献:

[1] 王杰,李广,朱晓东. 基于分层模糊推理的石油钻井事故预警系统[J]. 微计算机信息, 2008, (21): 177-178+184.

[2] 廖明燕. 钻井过程实时状态监测与诊断技术研究[D]. 青岛:中国石油大学机电工程学院, 2010.

[3] YU Y, HUANG S Y, WANG J, et al. Design of wireless logging instrument system for monitoring oil drilling platform[J]. IEEE sensors journal, 2015, 15(6): 3453-3458

[4] WU X D, ZHU X Q, QING G, et al. Data mining with big data[J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering, 2014, 26(1): 041-4347.

[5] 樊帆. 基于多源信息的钻井事故预警系统研究[D]. 西安:西安石油大学石油工程学院, 2013.

[6] CANDÉS E, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE transactions on information theory, 2006, 52(2): 489-509.

[7] KHALEGHI B, KHAMIS A, KARRAY F O, et al. Multisensor data fusion: a review of the state-of-the-art

[J]. Information fusion, 2013, 14(1): 28-44.

[8] 姜延吉. 多传感器数据融合关键技术研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学计算机科学与技术学院, 2010.

[9] 朱丹. 基于神经网络的卡钻预测方法研究[D]. 西安:西安石油大学电子工程学院, 2013.

[10] 魏凯,管志川,韦杰宏等. 基于神经网络和 Monte-Carlo 模拟的钻井工程风险评估方法[J]. 中国安全科学学报, 2013, (2): 30-33.

[11] 蔡文君. 基于神经网络融合技术的钻井井漏诊断模型研究[D]. 成都:西南石油大学计算机科学学院, 2014.

[12] 吴俊杰. 钻井工程事故监测和预警方法研究[J]. 录井工程, 2006, 17(1): 53-55.

[13] 张禾,李祁颖,张露之,等. 基于模糊专家系统的钻井溢流智能预警技术[J]. 西南石油大学学报, 2016, 38(2): 169-175.

[14] 朱晓东,王杰. 基于分层模糊系统的石油钻井参数预测模型[J]. 石油报, 2010, 31(5): 838-848.

[15] 谭露. 基于灰色聚类的钻井作业安全评价方法的研究与实现[D]. 成都:西南石油大学计算机科学学院, 2014.

[16] 王建彬. 石油钻井工程事故的预警技术研究[D]. 北京:中国地质大学安全工程系, 2013.

[17] 孙万海. 基于 SVM 和 PSO 的钻井事故智能预警系统研究[D]. 西安石油大学计算机学院, 2014.

[18] 连晓圆. 钻井过程中故障检测与诊断方法的研究[D]. 大连:大连理工大学电气工程学院, 2013.

[19] 陶宇龙. 基于时间序列的卡钻预测方法研究[D]. 西安:西安石油大学电子工程学院, 2014.

[20] 赵春兰,王兵,郭平. 基于 ARIMA 模型的钻井作业风险预测[J]. 新疆石油地质, 2013, 34(4): 469-472.

A Review: Pre-warning System of Oil-Drilling Engineering

LI Guang^{1,2}, ZHANG Heng¹, WANG Jie¹, ZHU Xiaodong¹, YUE Caitong¹

(1. School of Electrical Engineering Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. 22th Research Institute of China Electronics Technology Group Seventh Research Department, Xinxiang 453001, China)

Abstract: Warning technology of drilling engineering was the key technology of drilling safety protection. Through the monitoring of real-time well site drilling process parameters, huge amounts of drilling data mining and intelligent learning, abnormal state modeling and optimization, abnormal characteristics of the early warning model online judging process, achieved the goal of oil drilling abnormal state early warning, and prevention of drilling engineering accidents. This paper reviewed the development course of early warning technology, introduced the drilling engineering warning technology architecture, and also introduced the early warning technology in detail and compared their characteristics, finally depicted the development of future early warning system for drilling engineering.

Key words: drilling; pre warning; data mining; feature extraction; modeling