

李伟, 陈建华, 吴绍伟, 等. 基于 SPC 控制图与加权决策树识别海上油气井生产异常[J]. 海洋地质前沿, 2022, 38(12): 84-91.

LI Wei, CHEN Jianhua, WU Shaowei, et al. Abnormal production-events recognition of offshore oil and gas wells based on SPC control charts and weighted decision tree[J]. Marine Geology Frontiers, 2022, 38(12): 84-91.

基于 SPC 控制图与加权决策树识别 海上油气井生产异常

李伟^{1,2}, 陈建华³, 吴绍伟³, 夏如君³, 陈小泉¹

(1 中海石油(中国)有限公司湛江分公司, 湛江 524057; 2 中国地质大学(武汉)高等研究院, 武汉 430074;

3 中海石油(中国)有限公司海南分公司, 海口 570100)

摘要: 中国很多海上油田已进入开采中后期, 设备设施普遍老化, 故障概率加大。由于海上油气井生产维护成本高昂, 对油气井潜在故障的准确识别至关重要。通过对标准 SPC 控制图进行优化, 建立适合海上油气井的生产参数预警模型, 自动判断海上油气井生产参数异常。同时, 结合业务专家经验, 提出一种基于加权决策树的组合参数故障诊断模型, 预测所发生的故障类型。该预警模型提高了海上油气井故障识别的时效性和准确率。通过在南海西部海域油气井的应用实践, 该模型可以缩短措施反应周期至少 8.4 天, 预警成功率 91.18%, 可见该模型能够实现油气井生产异常和故障的智能识别, 保障海上油气井的高产稳产。

关键词: 控制图; 决策树; 参数异常; 预警系统

中图分类号: P744; TE358

文献标识码: A

DOI: 10.16028/j.1009-2722.2021.289

0 引言

海上油气井的产量和维修成本相对较高, 因而对其生产过程进行监控以提前预警生产异常就显得非常必要。传统海上油气井生产预警通常基于工业控制系统实现, 针对开发井生产参数的上下限阈值或参数相较稳定状态的变化阈值进行预警^[1-6], 此类方法无法识别出参数在上下限范围内的异常波动, 或参数长时间的小幅度上升或下降, 在识别生产异常或潜在故障时存在局限性, 对事前制定预防措施帮助有限。针对这种不足, 陆地油田在油井生产中结合专家经验和数学方法陆续建立了一些预警系统, 常彦荣等^[1]基于预测预警理论建立了生产异常状况预警软件系统; 蒋能记等^[2]基于实时数据库建立了油气处理诊断预警系统, 通过专家知识

库进行正向推理分析生产故障; 杜喜昭等、张乃禄等^[3-4]基于抽油机示功图进行了油井工况监控技术的相关研究; 魏军等、汪旭颖^[5-6]均进行了基于支持向量回归机的抽油机井异常预警模型研究, 并开发了油田异常井预警系统; 邴绍强^[7]基于机器学习方法实现了抽油机井的特定故障预警, 并就人工智能技术在油井预警中的应用进行了有关论述。

然而, 由于陆地和海上油气井在生产方式、举升设备及物联网数据完整性方面存在差异, 尤其是海上油气井数量较陆地油田少, 应用机器学习方法构建样本集的样本数量过少, 可能造成模型过度拟合。我们尝试使用样本长度为 60 d 或 30 d 的模型建立 2 层 LSTM 模型进行“管柱漏失”和“过载停泵”故障的预测, 测试集精确率主要分布在 65%~85%。由于故障漏报率偏高, 因而很难实际运用于海上油气井的生产预警。

在对比油气田生产常用的基于信号处理、时间序列及人工智能的预警技术后^[6-10], 本文提出一种优化后的 SPC 控制图对油气井生产过程进行实时监控, 以区分海上油气井生产参数的随机波动与异常波动, 从而对生产过程的异常趋势提出预警。同

收稿日期: 2021-11-11

资助项目: “十三五”国家科技重大专项“南海西部海域低渗透油藏勘探开发关键技术研究”(2016ZX05024-006)

作者简介: 李伟(1977—), 男, 硕士, 高级工程师, 主要从事油气生产信息化方面的研究工作。E-mail: liw@cnooc.com.cn

时结合业务专家知识建立了一种基于加权决策树的组合参数故障诊断模型,对故障发生的具体概率进行估计,提高故障识别的准确率。

1 应用 SPC 分析油气井生产参数

统计过程控制(Statistical Process Control, SPC)是一种借助数理统计方法的过程控制工具,在工业生产领域应用广泛,但尚无在检测海上油气井生产异常中的应用实例^[11-16]。实施 SPC 的主要统计工具是控制图,控制图是一种图形方法,它给出表征过程当前状态的样本序列的信息,并将这些信息与考虑了过程固有变异后所建立的控制限进行对比。控制图上有中心线(CL)、上控制界限(UCL)和下控制界限(LCL),并有按时间顺序抽取的样本统计量数值的描点序列,参见控制图示例图 1^[17-18]。

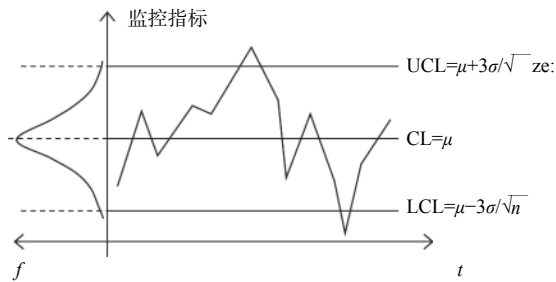


图 1 控制界限的构成

Fig.1 Formation of the control boundaries

在正常的生产过程中,过程指标 $X_i(t=1, 2, \dots, n)$ 服从一独立、相同的正态分布。其中:

$$\mu = \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad (1)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n-1}} \quad (2)$$

基于控制图的稳定性检测通过一系列判异准则进行,在控制阶段, μ 、 σ 等参数都已经确定,常用判异准则有两类:

- (1) 点出界(包括压界)就判异。
- (2) 界内点排列分布有规律(也称排列不随机)就判异。

应用 SPC 对海上油气井的生产参数进行分析,可以提前发现单一生产参数的失控状态,并根据实际情况决定是否给出预警。

为了应用 SPC 判断海上油气井生产参数异常,根据中海油业务需求,在生产实时数据库中选取回

压、油压、套压、折算日产液量、含水率、井口气油比、泵电流、泵入口压力、泵出口压力、泵马达温度、泵入口温度、泵震动(加速度)VIB、泵漏电电流、估算产液指数等 14 项参数进行分析。

在应用 SPC 进行问题诊断之前,首先要排除其他客观相关因素引发的数据异常,因此需要为待分析的生产参数设定如下前提:

(1) 这些生产参数处于同一生产管理周期。

(2) 同工同层,即指油气井在相同的工作制度(对于油井,指油嘴开度、泵型、频率等相同,对于气井,指油嘴开度、管汇压力等相同)、相同的生产层位下生产。

(3) 油气井未处在间歇性生产阶段。

只有符合上述条件,才能够基于 SPC 方法建立针对单一参数的监控模型进行诊断。

2 对 SPC 约定状态准则的优化

SPC 控制理论共计有 10 条准则(图 2),这些准则主要针对数据的异常特征的识别,适用于工业生产稳态过程中的问题发现,但不能精准区分海上油气井各类工况发生时的参数特征。例如泵吸入口堵塞,其机理是一个渐变过程,数据特征是持续变化,使用标准 SPC 难以诊断。本文通过对单井生产工况的机理及案例分析,结合 SPC 理论的思想,进一步细化和修订了 SPC 规则,例如增加了持续上升、持续下降判定,可以有效诊断泵吸入口堵塞工况,准确率达 85% 以上。优化后的 18 条规则简述如下^[19-20]:

假设监控因子为 $y(t)$, 监控时间步长为 k , 中心线(CL), 上控制界限(UCL), 下控制界限(LCL), μ 为 CL, σ 为标准差。其中, A 区($CL+2\sigma < y(t) \leq UCL$ 或 $LCL \leq y(t) < CL-2\sigma$)、B 区($CL+\sigma < y(t) \leq UCL-\sigma$ 或 $LCL+\sigma \leq y(t) < CL-\sigma$)、C 区($CL \leq y(t) \leq CL+\sigma$ 或 $CL-\sigma \leq y(t) \leq CL$)。

优化前 10 条准则:

准则 1: 一个点落在 A 区以外(1 界外);

准则 2: 连续 9 点落在中心线 CL 同一侧(9 单侧);

准则 3: 连续 7 点递增或递减(7 连串);

准则 4: 点集中出现在中心线的单侧时;

准则 5: 连续 3 点中有 2 点落在中心线 CL 同一侧的 B 区以外(2/3A);

准则 6: 连续 5 点中有 4 点落在中心线 CL 同

一侧的 C 区以外(4/5 σ 或 A);

准则 7: 点出现在控制图一侧界限的近旁时, 一般以超出 2σ 控制界限的点为调整基准;

准则 8: 连续 14 点中相邻点交替上下;

准则 9: 连续 15 点在 C 区中心线上下;

准则 10: 连续 8 点落在中心线 CL 两侧且无一在 C 区内。

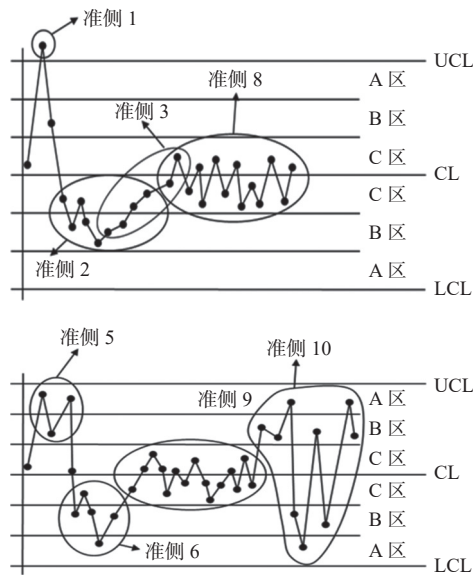


图 2 状态判定示意图

Fig.2 Schematic diagram of the state judgment

为全面覆盖油气井生产异常特征、并与加权决策树有效对接, 本文对 10 类准则进行优化, 优化后的判异准则可判定 4 类数据特性(上升状态、下降状态、波动状态、周期性), 共计 18 类准则。

(1) 上升状态判断:

准则 1: 超出上界, 当前点落在 UCL 外, 则预警为上升。

准则 2: 连续 n 点递增, 且最后点在 A 区, 则预警为上升。

准则 3: 连续 n 点进入 A 区, 则预警为上升。

准则 4: 连续 n 点递增且 m 点落在中心线 CL 同一侧的 A 区以内, 则预警为上升。

准则 5: 连续 n 个点递增最后 m 点落在中心线 CL 同一侧的 A 区以内, 且最后 1 个点和第 1 个点至少跨度 26 (标准差), 则预警为上升。

准则 6(新增): 连续个点的差值 $> 3\sigma$ 且最后 1 个点超出 UCL, 则预警为大幅上升。

准则 7(新增): 连续 3 个点斜率递增, 则预警为持续上升预警。

与上升状态判断同理, 可建立参数下降状态判

异对应准则 8、9、10、11、12、13、14。

(2) 波动状态判断:

准则 15: 小幅波动判断, 连续 n 点(默认, 可修改)在中心线 CL 两侧, 无点落在 A 区或界外, 且有 1 个或以上点落在 B 区, 则视为小幅波动。

准则 16: 大幅波动判断, 连续 n 点在中心线 CL 两侧, 且有 1 个或以上落在 A 区或界外, 则视为大幅波动。

(3) 周期性判断

准则 17: 周期性判断, 以连续 14 点进行周期性判断。

准则 18: 无规律判断, 以连续 14 点进行无规律判断。

3 单一生产参数的预警模型设置

对于实际的生产参数而言, 为了对其进行预警, 必须针对具体参数确定其分析尺度和阈值^[21], 其影响单一生产参数的预警模型效果的关键因素, 主要体现在: 分析尺度决定了计算数据点数和采集频率, 因为二者决定了计算窗口, 计算窗口与判断准则紧密相关; 阈值是计算准则的第二关键因素, 阈值和均值取决于稳定生产时段的选择, 需要对生产参数和生产对象比较全面深刻的认识。以油压这一参数为例, 油压参数的数据来源有 2 种, 一种是实时数据, 一种是日度数据。其中实时数据的分析尺度上限为 12 h, 日度数据上限为 10 a, 其单参数监控模型设置如表 1。

表 1 单参数监控模型设置

Table 1 The model settings of single parameter monitoring			
参数	阈值设置	准则设置	预警内容
油压	方法一: UCL=xMPa, LCL=yMPa 方法二: UCL=CL×z1, LCL=CL×z2(x、y为 定值, z1、z2为百分 数, 根据实际情况由 现场管理人员设定)	准则1-7	上升
		准则8-14	下降
		准则15和准则18	无规律小幅波动
		准则16和准则18	无规律大幅波动
		准则15和准则17	周期性小幅波动
		准则16和准则17	周期性大幅波动
		油压参数专家经验: 油 压小于或油压大于阈值	

该单参数监控模型简单可控, 能与生产实际紧密联系, 在经验复现上具有很好的效果。通过对单一生产参数的预警模型进行设置, 可以对该参数进行分析, 判别在观察时间窗内该参数所处的状态, 并决定是否进行预警。

4 基于加权决策树的组合参数故障诊断模型

决策树(Decision Tree)是一种典型的归纳分类方法,它是一个类似于流程图的树结构,每一个分枝代表一个测试输出,而每一个树叶节点代表类或累分布^[22-23]。

决策树经过归纳与剪枝处理,可以提取其表示的知识,并转换成以 IF-THEN 形式表达的分类规则。根据业务专家实际工作经验,当某一组参数状态发生异常时,则有对应的某类故障发生,称这组参数为该故障的敏感参数,通过这些敏感参数可以生成判定各类不同故障的决策树。

组合参数故障诊断模型的建立依赖于油田现场业务专家经验,业务专家在现场分析过程中应用包括石油工程、油藏工程、渗流力学等专业知识分析现场数据特征及关联关系,并结合油田实际情况不断加深对油气井工况的认识,从而形成了油气井工况分析较为全面的隐性知识,这些知识已经被应用在实际油气井生产管理中,可以被认为在现有条件下是可靠的。将其转化形成计算机可以执行的故障诊断模型的总体思路如下:

(1)确定影响因素 经专家指导,将机组故障预测影响因素分为 4 个部分:油藏因素、泵因素、生产因素及工程因素。具体为:①油藏因素:有无含砂、有无结蜡、有无腐蚀、有无结垢;②泵因素:机组厂家、电缆厂家、电泵新旧、泵型;③生产因素:运转周期、排量效率、电流比、电压比、气液比、启停次数、对地绝缘、电流稳定性、泵入口温度、泵入口压力、排出口压力、电机绕组温度、电机震动、泄漏电流;④工程因素:井斜角、狗腿度。

(2)使用历史数据对各影响因素赋值 影响因素确定之后,由于这些参数均是从生产库中读取出来的,需要加工成分数,各因素原始数据除个别需要多次加工外,大部分只要根据赋值规则进行赋值确定分数即可。其中赋值规则由人工计算指定。

(3)计算同一因素在各井中的比例,即纵向比例(单井赋值/各井赋值之和)。

(4)计算单因素在同一口井中所占的比例,即横向比例(单因素赋值/各因素赋值之和)。

(5)根据纵向比例和横向比例计算各因素权重 根据业务专家对南海西部油田电泵井历史故障数据的分析,总结出常见故障各参数状态、分类条件及参数权重,形成的故障诊断分类。典型故障预警规则如表 2。

表 2 南海西部油田常见故障诊断分类规则

Table 2 Classification rules of common fault diagnosis in west of South China Sea oilfield

分类	电流	油压	井口温度	泵入口压力	泵马达温度	泵入口温度	折算日产液量
供液不足	状态 下降或大幅下降或大幅波动	平稳或下降或大幅波动	下降或大幅下降	下降或上升	上升	上升	下降或大幅下降
	条件 因变因素	因变因素	主变因素	先决条件	因变因素	因变因素	因变因素
	权值 0.2	0.15	0.25	0.3	0.03	0.03	0.04
管柱漏失	状态 平稳或小幅波动或下降	下降或大幅下降或下降后低位运行	下降或大幅下降或下降后低位运行	平稳或上升或大幅上升			下降或大幅下降
	条件 因变因素	因变因素	主变因素	先决条件			因变因素
	权值 0.2	0.2	0.25	0.3			0.05

结合总结的故障诊断分类规则,本文提出一种基于敏感参数加权决策树算法的故障诊断模型:

$$\omega = \sum_{i=1}^n a_i f_i \quad (3)$$

式中: f_i 为第 i 个参数权重值;

a_i 为权值系数,值为 0 或 1。

基于前述 SPC 控制图单参数预警模型,若第 i 个参数状态判异成立,则 a_i 为 1,否则 a_i 为 0, n 为与

故障相关单参数状态的总个数。

在表 1 中,参数状态是基于 SPC 方法进行单一参数状态判断的结果,利用单一参数组合的变化规律,针对每个故障进行组合参数状态的匹配,当某参数状态匹配符合时,则其权重系数为 1,否则为 0,最终根据式(3)得到故障诊断结果值。若值 > 0.85 则认为故障可能存在,进行提前预警,若值 > 0.92 则认为故障已经发生,立即报警。与普通多参数组合故障诊断模型相比,该模型不需要所有参数条件

满足才诊断故障,只需要主要因素满足就可以识别故障发生概率,从而提高了故障诊断率^[24-27]。

5 预警模型在南海西部海域的应用

预警系统主要由单一参数建模工具(图3)、组合参数故障诊断模型和参数预警分析引擎构成,其中单一参数模型适用于油气井异常工况的识别,组合参数故障诊断模型适用于在异常工况发生后智能识别故障类型。开发完成后,已在南海西部海域多个油气田投入实际应用。此工具可以由业务人员基于同一生产周期内的历史数据定义预警模型

的中心线(CL),上控制界限(UCL)和下控制界限(LCL)等参数,并将相应模型导入分析引擎进行参数异常嗅探。模型通过构建一个 workflow 来确保所识别的异常得到及时处理,当一个预警实例被模型识别,则启动一个 workflow,创建并激活后续的活动实例,包括加密测试、油井调参或措施作业等。所有活动实例执行完毕之后,整个预警工作流程才能完结^[28-29]。预警工作流程构成一个闭环,其中预警故障和对应实际故障的类型均被保留,用以修正模型中加权决策树的权值系数^[30]。同时,此 workflow 在有必要时应与前置或后置业务系统,如井下作业信息系统的工作流相衔接^[31]。

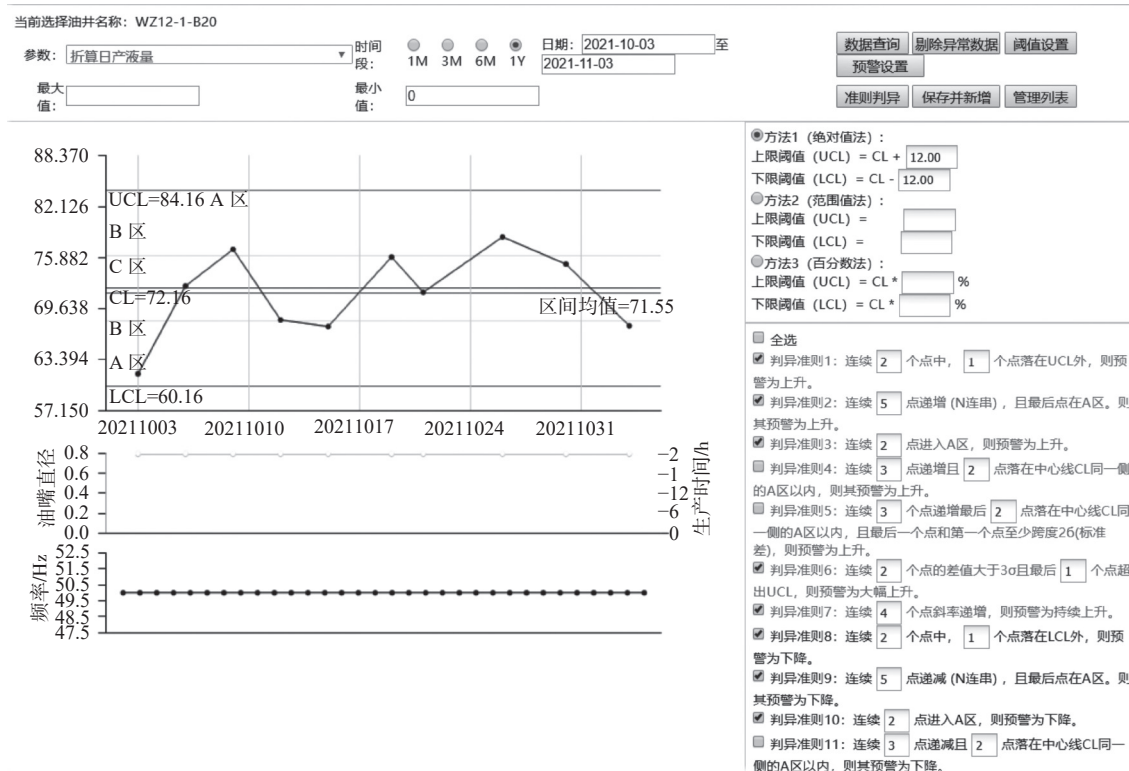


图3 单一参数建模工具

Fig.3 Tools for single parameter modeling

如前所述,当油井频繁开关或调整工作制度时,由于不能进入稳态生产以驱动预警模型,预警效果会受到影响。此外,对于生产数据平稳状态下突然发生的故障,本文提出的模型预警效果是受限的,生产管理人员在在油气田实际应用模型进行预警时需要考虑这些因素。

预警系统已在南海西部油气田投入应用,2017—2019年系统提前识别故障354井次,其中有效报警325次,预警成功率91.18%,缩短了措施反应周期至少8.4 d,相应提前了油气井复产时间,估算减

少产量损失折油当量 $6\,512\text{ m}^3$ ^[32],取得了较好的应用效果。2019年度预警故障并实施后续措施的井次统计如表3。

预警系统利用单一参数模型进行预警的实例如图4所示,2016年10月3日,当含水率明显上升时系统报出预警信息,业务人员通过进一步分析发现为该井挤水泥封堵的高含水射孔段窜漏量增加所导致。含水率上升后导致日产油大幅降低,2016年12月,对该井进行了机械堵水作业,卡水后该井含水率逐渐降低,日产油大幅增加(由 $100\text{ m}^3/\text{d}$ 增

表 3 2019 年南海西部油气田故障预警记录

Table 3 Early warning records in 2019 from the oil and gas fields of the western South China Sea

井名	预警时间	故障名	确认时间	缩短反应周期	预警时产量/(m ³ /d)	措施名称	措施后产量/(m ³ /d)	减少损失产量/m ³
NH12-1-B26	20190102	管柱漏失	误报		44.7			
NH12-2-B14	20190128	供液不足	20190131	3	19	转抽、换层	58	117
ZJ22-1-A1H	20190202	气井见水	20190216	4	5万	调小油嘴	7	80
NH6-9-A17H	20190402	出砂堵塞	误报		27.8			
NH11-2-B4H1	20190413	泵机组故障	20190418	5	0	换泵	51	255
NC8-3-A5	20190415	低压低产	20190424	9	0	关井恢复	19	171
NH6-9-A9	20190428	管柱问题	20190507	9	24		37	117
NH12-1-B36	20190509	怀疑供液不足	20190514	5	14.4	补射孔	24.9	52.5
NH6-12-A9	20190512	怀疑管柱漏失	20190516	4	48	提频提液验漏	82	136
NH11-1-A8S2	20190513	油嘴堵塞	20190516	3	35.4	活动油嘴	42.5	21.3
NH12-2-B18	20190516	怀疑管柱漏失	20190523	7	47.83	验漏、保养电泵堵头	70.57	159.18
NC19-1-C1H	20190518	出砂堵塞	20190527	9	33	酸化解堵	40	63
NH6-9-A10	20190606	油井见水	20190610	4	23		28	20
H12-2-B10	20190612	电机温度过高	20190629	17	0	转自喷生产	1.3	22.1
NH12-1-B21Sa	20190616	怀疑脱气影响	20190621	5	17	换层生产	54	185
NC19-1-A4S2	20190617	怀疑电泵故障	20190703	16	119	提高电压档位	145	416
NH11-2-B4H1	20190621	管柱漏失	20190711	20	16	验漏/切换泵	36	400
ZJ22-1-A20H	20190621	井底积液	20190702	11	0	降低管汇压力排液	2	220
ZJ15-1-A3	20190702	天然气组分	20190708	6	18万	调整工作制度生产	23	300
NH11-4N-B3H	20190703	管柱问题	20190711	8	0	验漏/修井	14	112
NC13-1-A7	20190704	出砂	20190711	7	11	化学防砂	17	42
NH12-2-A1	20190813	怀疑管柱问题	20190816	3	14	修井	18	12
NH11-1-A22H	20190819	低压低产	20190828	9	0	关井恢复	10.9	98.1
NH12-1N-A7H	20190827	油井见水	20190907	11	75			0
NH11-1-A18H	20190907	低压低产	20190917	10	0	关井恢复	13.7	137
NH12-2-B20	20190911	脱气影响	20190921	10	133	降频生产	165	320
NH11-1N-A21	20190911	油井见水	20191010	29	85		85	0
NH12-1-A17H2	20190925	管柱漏失	20191010	15	24	验漏/更换新堵头	16	540
NH11-4-A4	20191018	怀疑管柱漏失	20191022	4	67		71	16
NC13-2-A3	20191021	怀疑管柱漏失	20191028	7	21	验漏	21	42
NH12-2-B14	20191111	卡泵	20191117	6	0	固频解卡	0	87
NH11-4N-A9	20191127	油井见水	20191201	4	3.6		11.3	30.8
ZJ15-1-A10H	20191201	出砂	误报		14.6			
NH12-1-B12H1	20191201	怀疑管柱漏失	20191203	2	33	验漏/修井	53	40
合计	缩短反应周期: 262 d 平均缩短周期: 8.4 d				正确预报: 31 误报: 3 预警准确率: 91.18%			

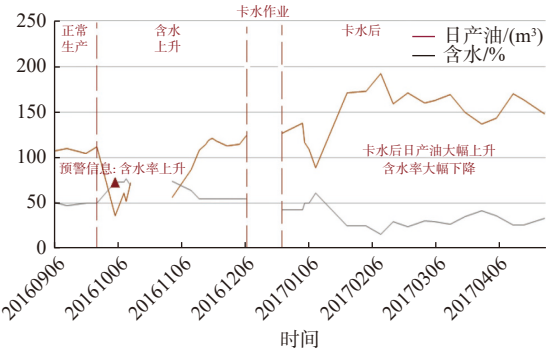


图 4 单一参数状态预警效果图

Fig.4 Example of single parameter status early warning

加至 150 m³/d)。

预警系统利用组合参数模型进行故障诊断的实例如图 5 所示,某产油井在 2016 年 11 月中旬产液量、井口温度快速下降,电流大幅下降,泵入口压力表现平稳,2016 年 12 月 4 日模型诊断该井发生供液不足的可能性为 100%,现场通过关井恢复后证实该井供液不足,不能维持生产。2017 年 1 月初通过洗井作业,该井已经恢复正常生产,产液量目前维持在 600 m³/d,日产油达到 35 m³/d。

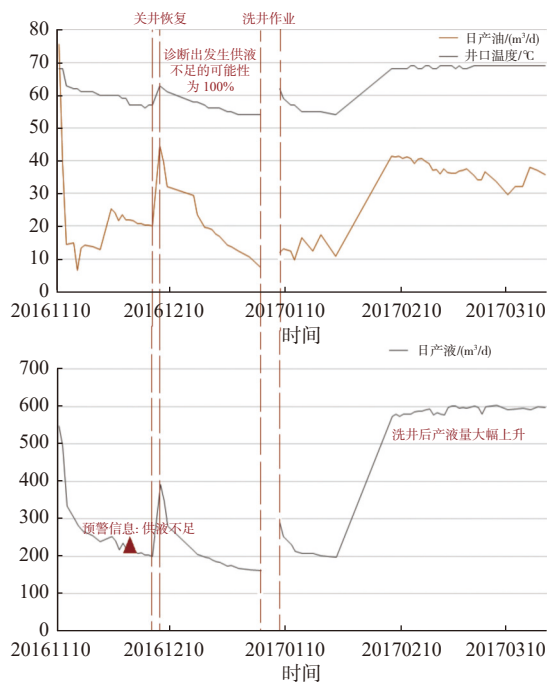


图5 组合参数故障诊断预警效果图

Fig.5 Example of multi-parameter fault diagnosis and early warning

6 结论

(1)本文基于优化后的 SPC 控制图实现了海上油气井生产参数预警模型,能够区分单一生产参数的随机波动与异常波动,从而提前预测生产过程的异常趋势。

(2)本文根据专家经验实现了基于加权决策树的组合参数故障诊断模型,可以预测油气井故障的类型及发生概率。

(3)应用上述模型建立的在线预警系统已在南海西部油田实际应用,缩短了措施反应周期与复产时间,保障了海上油气井的高产稳产。

参考文献:

- [1] 常彦荣,李允,彭炎,等.油田生产产量监控体系及预警系统[J].西南石油学院学报,2006,28(3): 34-37.
- [2] 蒋能记,韩力,张亚顺,等.基于实时数据库的油气处理诊断预警系统设计[J].石油规划设计,2011,22(4): 49-51.
- [3] 杜喜昭,石秀华,赵立强.油田抽油机数据采集实时监控[J].测控技术,2010,29(9): 51-53.
- [4] 张乃禄,孙焕春,郭永宏,等.基于示功图的油井工况智能分析[J].油气田地面工程,2011,30(4): 7-9.
- [5] 魏军.油田预警分析模型的研究与设计[J].电脑知识与技术,2014,10(25): 6011-6014.
- [6] 汪旭颖.基于支持向量回归机的油田异常井预警模型研究[D].大庆:东北石油大学,2015.
- [7] 邵绍强.基于人工智能的抽油机井结蜡预警方法[J].石油钻采技术,2019,47(4): 97-103.
- [8] 周临风,冷建成,魏立新.基于监测数据的油气管道预警技术[J].压力容器,2019,36(5): 55-60.
- [9] 田学民,曹玉苹.统计过程控制的研究现状及展望[J].中国石化大学学报(自然科学版),2008,32(5): 175-180.
- [10] 余忠华,吴昭同.控制图模式及其智能识别方法[J].浙江大学学报(工学版),2001,35(5): 521-525.
- [11] WESTGARD J O, BARRY P L, HUNT M R, et al. A multi-rule Shewhart chart for quality control in clinical chemistry[J]. Clinical Chemistry, 1981, 27(3): 493-501.
- [12] HOSSAIN A, CHOUDHURY Z A. Statistical process control of an industrial process in real time[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 1996, 32(2): 243-249.
- [13] 林小春,陈向东.在宝钢炼钢现场使用SPC(统计过程控制)的探讨[J].冶金标准化与质量,2001,39(5): 29-33.
- [14] JOHN S. Oakland. Statistical process control(fifth edition)[M]. Oxford: Butterworth-Heinemann, 2003.
- [15] 刘非非,周超,李飞,等.基于SPC控制图原理的接触式突出预测技术[J].煤矿安全,2011,42(10): 18-21.
- [16] 沈晓杰,李郡.基于制造执行系统的统计过程控制在质量管理上的应用[J].工业控制计算机,2012,25(9): 108-109.
- [17] 国家质量技术监督局. GB/T 4091-2001 常规控制图[S]. 北京: 中国标准出版社, 2004.
- [18] 国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会. GB/T 17989.2-2020 控制图 第2部分: 常规控制图[S]. 北京: 中国标准出版社, 2020.
- [19] WOODALL W H. Controversies contradictions in statistical process control[J]. Journal of Quality Technology, 2000, 32(4): 341-351.
- [20] 杨静. 标准差控制图的改进[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2018.
- [21] 陈婷婷. 涪陵气田辅助决策系统的生产预警应用[J]. 重庆科技学院学报(自然科学版), 2018, 20(6): 98-101.
- [22] 韩家炜, Micheline Kamber. 数据挖掘: 概念与技术 [M]. 范明, 等译. 北京: 机械工业出版社, 2001: 188-193.
- [23] 杨学兵, 张俊. 决策树算法及其核心技术[J]. 计算机技术与发展, 2007, 17(1): 43-45.
- [24] BANFIELD R E, HALL L O, BOWYER K W. A comparison of decision tree ensemble creation techniques[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 29(1): 173-180.
- [25] 张琼声, 陈晓伟, 李春华, 等. 一种基于属性加权的决策树算法[J]. 微计算机应用, 2010, 31(1): 58-63.
- [26] 张毅, 梅挺. 基于加权决策树的蛋白质序列分类算法研究[J]. 计算机与数字工程, 2012, 40(5): 7-9.
- [27] 陈晓琳, 李盛乐, 刘坚, 等. 基于局部加权的决策树算法在孔隙度预测中的应用[J]. 工程地球物理学报, 2014, 11(5): 736-742.
- [28] 李庆显, 赵美刚, 张新政, 等. 基于工作流技术实现采油异常井管理[J]. 油气田地面工程, 2009, 28(3): 69-70.
- [29] 孙钊奇, 赵艳霞. 工作流技术在海洋地质资料归档中的应

- 用[J]. 海洋地质前沿, 2017, 33(012): 66-70.
- [30] 孙淮宁, 胡学钢. 一种基于属性贡献度的决策树学习算法[J]. 合肥工业大学学报: 自然科学版, 2009, 32(8): 1137-1141.
- [31] CHOI J S, CHOI J Y, CHO Y Y. Context-aware workflow model for supporting composite workflows[J]. Journal of Measurement & Instrumentation, 2010, 1(2): 161-165.
- [32] 李伟, 杨元明. 油井措施增产效果评价方法研究[J]. 科学技术与工程, 2012, 12(31): 8370-8378.

Abnormal production-events recognition of offshore oil and gas wells based on SPC control charts and weighted decision tree

LI Wei^{1,2}, CHEN Jianhua³, WU Shaowei³, XIA Rujun³, CHEN Xiaoquan¹

(1 Zhanjiang Branch of CNOOC (China) Ltd., Zhanjiang 524057, China; 2 Advanced Research Institute, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, China; 3 Hainan Branch of CNOOC (China) Ltd., Haikou 570100, China)

Abstract: Many offshore oil fields in China have entered the middle or late stage of exploitation, the equipment and facilities are generally aging, and the breakdown probability is increasing. Due to the high cost of production and maintenance of offshore oil and gas wells, it is very important to identify the potential breakdown of oil and gas wells accurately. By optimizing the standard SPC (statistical process control) chart, we established an appropriate early warning model with production parameter for offshore oil and gas wells, by which to the abnormal production parameters of offshore oil and gas wells can be judged dynamically. At the same time, combined with the business experts experience, we proposed a fault diagnosis model to predict the breakdown types based on weighted decision tree and multi-parameter combination. The early warning model improved the timeliness and accuracy of breakdown identification of offshore oil and gas wells. Application of the model in oil and gas wells in the western South China Sea shortened the response time to the countermeasure by at least 8.4 days, and the success rate of early warning reached 91.18%. Therefore, the model can realize the intelligent identification of oil and gas well production abnormalities and breakdown of oil-and-gas wells, and ensure the high and stable production of offshore oil and gas wells.

Key words: control charts; decision tree; parameter abnormality; early warning system