

文章编号: 2095-2163(2021)08-0061-07

中图分类号: TE65

文献标志码: A

# 基于人工智能预警天然气净化装置非正常工况

周斯雅<sup>1</sup>, 代娟<sup>2</sup>, 曾思邈<sup>3</sup>, 任挺<sup>1</sup>, 李涛<sup>1</sup>, 王玉琼<sup>4</sup>

(1. 中国石油西南油气田公司 川中油气矿净化科, 四川 遂宁 629000; 2. 中国石油西南油气田公司 川中油气矿科技科, 四川 遂宁 629000; 3. 中国石油西南油气田公司 川中油气矿磨溪天然净化厂, 四川 遂宁 629000; 4. 中国石油西南油气田公司 川中油气矿信息管理部, 四川 遂宁 629000)

**摘要:** 天然气净化装置非正常工况现有预警方式, 主要为工业控制系统单参数阈值报警, 操作人员的技能经验决定了处置的时效性与适宜性, 受人为因素影响较大。为此, 寻求一种在非正常工况出现苗头、早于工业控制系统阈值报警的预警技术, 降低操作人员技能水平对故障判断的影响, 推进安全管理关口前移尤为重要。本文以天然气净化装置脱硫溶液系统发泡为例, 结合脱硫溶液发泡的形成原因、参数表征、操作处置等现场经验, 结合净化装置工业控制系统实时读取、历史查询生产数据的数据库, 开展了基于人工智能建立的脱硫溶液发泡预警模型的研究、设计与应用。运行结果表明, 模型预警准确率可达97%, 在预警净化装置溶液发泡非正常工况中是可行的, 并对其它非正常工况的预警研究具有可复用与迁移的重要意义。

**关键词:** 人工智能; 预警; 非正常工况; 脱硫溶液发泡

## Application of artificial intelligence to early warning of abnormal situation on natural gas purification plant

ZHOU Siya<sup>1</sup>, DAI Juan<sup>2</sup>, ZENG Sixun<sup>3</sup>, REN Ting<sup>1</sup>, LI Tao<sup>1</sup>, WANG Yuqiong<sup>4</sup>

(1. Purification Section of Central Sichuan Oil and Gas District, PetroChina Southwest Oil & Gasfield Company, Suining Sichuan, 629000, China; 2. Science and Technology Section, PetroChina Southwest Oil & Gasfield Company, Suining Sichuan, 629000, China; 3. Moxi Natural Gas Purification Plant of Central Sichuan Oil and Gas District, PetroChina Southwest Oil & Gasfield Company, Suining Sichuan, 629000, China; 4. Purification Section of Central Sichuan Oil and Gas District, PetroChina Southwest Oil & Gasfield Company, Suining Sichuan, 629000, China)

**[Abstract]** The existing early warning of abnormal situation on natural gas purification plant is mainly industrial control system based on single parameter threshold, which is affected by the skill and experience of operators on problem-solving. Therefore finding a new warning of abnormal situation technology which could set alarm earlier than the existed methods and reducing the influence of human factors to guarantee safety in production are of vital importance. In this paper, we design a model of early warning of abnormal situation on foaming of desulfurization solution of natural gas purification plant based on the practical experience and production database. The experimental results show that the accuracy of our proposed model is up to 97%. The model is practical when facing the abnormal situation of natural gas purification plant and is significant to other abnormal situations.

**[Key words]** artificial intelligence; early warning; abnormal situation; foaming of desulfurization solution

## 0 引言

天然气净化装置的生产过程分为正常工况、非正常工况和事故工况<sup>[1]</sup>。当装置工艺参数偏离正常运行范围, DCS、SCADA 等工业控制系统阈值报警, 提示现场人员装置由正常工况转变为非正常工况。若现场人员对非正常工况故障源分析或操作处置不及时、不正确时, 将有可能演变成事故工况, 造成不可挽回的后果。实践证明, 70% 的事故是由人为因素造成的<sup>[2]</sup>。

天然气净化装置非正常工况的形成是经过人一机一过程一环境相互制约与影响<sup>[3]</sup>的复杂过程, 大

多数情况下都是缓慢发生的。非正常工况处置的效率和效果直接影响到装置的平稳运行率。现有非正常工况预警技术的安全管控点, 在工艺参数偏离正常范围、控制系统报警之后, 依靠操作人员综合分析各报警参数的变化趋势并判断故障源, 容易错失最佳处理时间<sup>[4]</sup>。当操作人员处理安全屏障失效时, 紧急停车系统启动, 甚者引发事故。

结合工业控制系统实时读取及历史查询的数据库, 运用人工智能寻求一种新思路、新技术, 在非正常工况初期表征、工业控制系统阈值报警关口之前, 降低人为影响因素的非正常工况预警方式, 推进安全管理关口前移, 共同为净化装置的平稳运行保驾

**作者简介:** 周斯雅(1989-), 女, 硕士, 工程师, 主要研究方向: 净化装置工艺技术管理和净炼化装置设备完整性管理。

**收稿日期:** 2021-07-11

护航。

## 1 人工智能预警净化装置非正常工况的应用现状

人工智能属于“21世纪三大尖端技术”<sup>[5]</sup>,随着机器学习、神经网络等人工智能的持续涌现与应用,实现了数据库数据的提取、挖掘、分析、预警与决策指导,成功应用于金融、财务、医学、食品、电力、煤矿等领域,引发了天然气净化企业的创新思考与探索。

近年来,国内研究者运用人工智能,对天然气净化装置非正常工况开展了预警研究。文献[6]提出了脱硫塔差压和液位特征参数构建的脱硫塔发泡模糊数学模型,比DCS系统的报警时间提前了8min;文献[7]提出了基于滑动窗口的脱硫塔压差系数分析构建的发泡预警模型,实现了异常工况样本库相关系数值的比对预警等等。由于现有研究主要集中于人工智能的传统模型,采用单个或两个重要特征参数构建模型,因而存在模型特征参数未能全部涵盖、预警误报率高等问题。

## 2 基于人工智能预警目标的选取与运行分析

### 2.1 预警目标选取

脱硫溶液发泡是净化装置非正常工况最普遍发生的一种现象。胺液发泡造成脱硫处理能力下降,胺液再生不合格,产品气净化度不合格,同时引起雾沫夹带,大量醇胺溶液随气流被带走,造成一定的溶

剂损耗和经济损失<sup>[8]</sup>。防止脱硫溶液发泡是净化装置面临的主要问题之一,应该引起足够的重视<sup>[9]</sup>。

净化装置DCS控制系统,作为脱硫溶液发泡预警研究的数据库,具有真实可靠、影响因素点位齐全、连续变化趋势实时与历史查询等功能。工艺流程涉及到的主要工艺参数、自控阀门等显示、调节与控制的变化趋势大多可从系统读取。同时,操作人员岗位交接班、班组交接班记录,对脱硫溶液发泡加注阻泡剂时间、操作处理措施、装置恢复平稳运行时间等有相应记录,可通过人工记录与系统记录两种方式,对脱硫溶液发泡的形成与发生进行回溯与验证。

因此选取具有代表性的脱硫溶液发泡作为非正常工况的预警目标,对磨溪天然气净化厂 $300 \times 10^4 \text{ m}^3/\text{d}$ 净化装置脱硫溶液发泡进行预警应用研究。

### 2.2 预警目标的运行分析

净化装置脱硫溶液选择性吸收原料天然气中 $\text{H}_2\text{S}$ 、 $\text{CH}_4$ 等气质组分,起到净化天然气的作用。在吸收塔、再生塔与原料气发生气液错流接触反应,产生大量且迅速破裂的气泡,塔为气液平衡状态。当脱硫溶液表面产生的泡沫大量密集、细小且长时间不破裂时,一般认为脱硫溶液已经发泡<sup>[10]</sup>。 $300 \times 10^4 \text{ m}^3/\text{d}$ 装置脱硫单元工艺流程如图1所示。

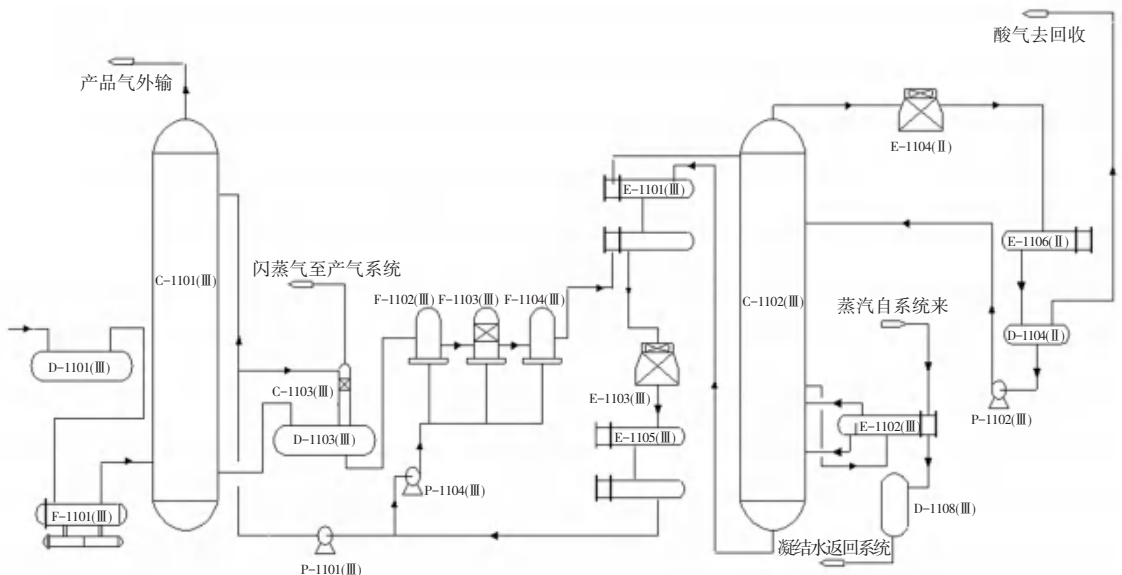


图1  $300 \times 10^4 \text{ m}^3/\text{d}$  装置脱硫单元工艺流程图

Fig. 1 Process flow diagram of desulfurization unit of Purification plant

脱硫溶液发泡的形成是一个复杂的过程,引起发泡的主要因素有:原料气携带的缓蚀剂、润滑油脂等表面活性物质;原料气带入的  $Mg^{2+}$ 、重烃类物质;装置本身的腐蚀产物及硫化铁、氢氧化铁、活性炭粉末等固体颗粒;胺液降解产物和热稳定性盐;参数调整不平稳造成的气液接触速度太快、胺液搅动剧烈等<sup>[11-12]</sup>。

$300 \times 10^4 m^3/d$  净化装置生产运行的现场经验表明:脱硫吸收塔、再生塔的差压以及液位明显波动,初步判断脱硫溶液已发泡。但确认是否由于脱硫溶液发泡引起的装置波动,需排除参数调整不平稳引起的扰动,超过装置重力分离器分离能力,经由上游清管带入的表面活性物质,同步查询与观察 DCS 系统脱硫闪蒸罐闪蒸气量增加、吸收与闪蒸液调阀阀位持续下降、酸气流量明显波动、再生塔顶温度上升以及产品气净化度升高等历史数据的变化趋势,综

合分析多因素变化趋势判断引发原因。发泡严重时,装置脱硫闪蒸气量和闪蒸压力急剧增加,闪蒸压调阀阀位速增加,甚者闪蒸气放空阀开启降压。当操作人员判断溶液发泡且通过参数调整仍未能减缓发泡现象,需现场加注适量阻泡剂消泡,一般加注后 10~20 min 左右消泡效果明显,参数回归正常。

### 3 脱硫溶液发泡模型构建与应用<sup>[13]</sup>

#### 3.1 预警模型构建

预警模型构建主要包括数据采集、数据处理、特征工程、特征选择、算法模型等 7 个方面。本文研究了 5 种不同的数据预处理方法,4 种图像化的方法,8 种数据挖掘方法,10 种标签扩展方法,9 种特征提取方法和 5 种模型算法后,形成的经过线下数据集训练优化的理论最优模型。预警模型构建过程如图 2 所示。

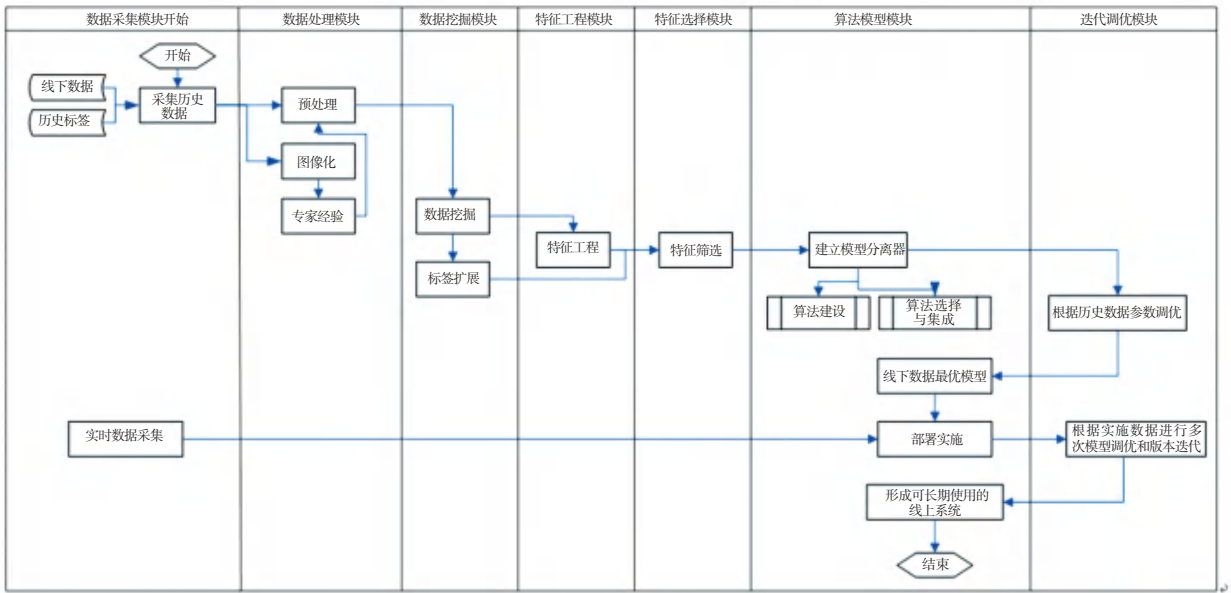


图 2 预警模型构建步骤

Fig. 2 Steps of early warning model construction

#### 3.1.1 数据采集、处理与挖掘

数据采集是模型构建的最重要步骤,依托于生产运行经验、DCS 数据库、岗位交接班等作为基础数据。为提高大数据分析效率,筛选出与脱硫溶液发泡相关的 27 维基础数据维度,基础数据采集维度见表 1。回溯 2017~2018 年岗位交接班中脱硫溶液发泡记录,将明显发泡且加注了阻泡剂消泡的记录作为基础数据,对照人工记录的发泡时间点、人工干预点、消泡时间点回溯系统记录,选取人工干预点前后 72 h 为时间维度,从 DCS 数据库每 1 s 进行一次数据采集。

脱硫溶液发泡是多因素融合过程,对 27 维数据维度采用面向跨度为固定时长的数据窗口,分别构建三组特征,每维数据构建的三组特征参数见表 2。形成窗口跨度 45 min,648 维特征的新数据。

#### 3.1.2 特征工程与特征选择

采用 pearson 相关度、f 检验及卡方检验 3 种方式,以样本标签为标准维度,对上述构建的特征进行筛选。排除无关噪声干扰及低相关性信息,最终选取 89 维作为最终的训练集进行模型训练。在 3 种特征重要性评价方式下,整体评分较高的部分特征见表 3。

表 1 基础数据采集维度

Tab. 1 Basic data acquisition dimension

列名	单位	列名	单位
含硫天然气至吸收塔前流量	m <sup>3</sup> /h	闪蒸气流量	m <sup>3</sup> /h
产品气流量	m <sup>3</sup> /h	再生塔液位	%
原料气入口 H <sub>2</sub> S 在线分析	%	再生塔液位	%
原料气重力分离器液位	%	再生塔液位	%
原料气过滤分离器 A 差压	kPa	脱硫吸收塔底液位调节阀阀位	%
原料气过滤分离器 B 差压	kPa	闪蒸气调阀开度	%
原料气过滤分离器 A 液位	%	贫液进吸收塔前流量循环量	kg/h
原料气过滤分离器 A 液位	%	原料气进厂压力	MPa
原料气过滤分离器 B 液位	%	闪蒸气压力	MPa
原料气过滤分离器 B 液位	%	再生塔差压	kPa
脱硫吸收塔差压	kPa	重沸器蒸汽流量	kg/h
脱硫吸收塔液位	%	再生塔顶温度	℃
脱硫吸收塔液位	阀位	酸气流量	m <sup>3</sup> /h
贫液进吸收塔流量	m <sup>3</sup> /h		

表 2 每维数据构建的三组特征参数

Tab. 2 Three sets of characteristic parameters constructed via each dimensional data

特征类型	特征构建内容
统计特征	窗口内平均值、最大值、最小值、窗口内前后的变动、窗口内各维度差分的方差、互相关特征
小波变换特征	窗口内数据小波分解后低频和高频尺度下的能量
经验模态分解(EMD)特征	窗口内数据 EMD 分解后各频域 IMF 分量的能量

表 3 特征重要性评分较高的部分特征

Tab. 3 The high importance score of features

特征名	特征含义
COL17_d1_std	再生塔液位一阶差分窗口标准差
COL17_d1_mean	再生塔液位一阶差分窗口均值
COL17_d1_eIMF0	再生塔液位一阶差分窗口第 1 尺度 IMF 能量
COL17_eIMF0	再生塔液位窗口第 1 尺度 IMF 能量
COL17_e0	再生塔液位窗口第 1 尺度小波能量
COL17_d1_eIMF3	再生塔液位一阶差分窗口第 4 尺度 IMF 能量
COL17_d1_e1	再生塔液位一阶差分窗口第 2 尺度小波能量
COL25_d1_eIMF0	再生塔差压一阶差分窗口第 1 尺度 IMF 能量
COL21_max	闪蒸气调阀开度窗口最大值
COL14_e3	脱硫吸收塔阀位窗口第 4 尺度小波能量
COL14_e1	脱硫吸收塔阀位窗口第 2 尺度小波能量
COL25_d1_e0	再生塔差压一阶差分窗口第 1 尺度小波能量
COL28_max	酸气流量窗口最大值
COL28_d1_std	酸气流量一阶差分窗口标准差
COL16_eIMF1	闪蒸气流量窗口第 2 尺度 IMF 能量
COL16_e2	闪蒸气流量窗口第 3 尺度小波能量

### 3.1.3 算法模型与迭代调优

脱硫溶液发泡预警模型构建选取二元分类算法,对历史明显发泡且加注阻泡剂消泡的数据作为历史样本,采用神经网络算法进行线下数据训练。针对模型预警而装置未发泡、模型未预警而装置发泡的正负反馈模式的原因进行分析,探讨装置实际生产扰动、模型自身原因等进行权重调整、修正模型。线下模型的训练样本 9 103 条,预测准确率 97%,分类效果良好较人工记录现场阻泡剂加注时间提前了 12h 预警。线下判别结果见表 4。

表 4 线下判别结果

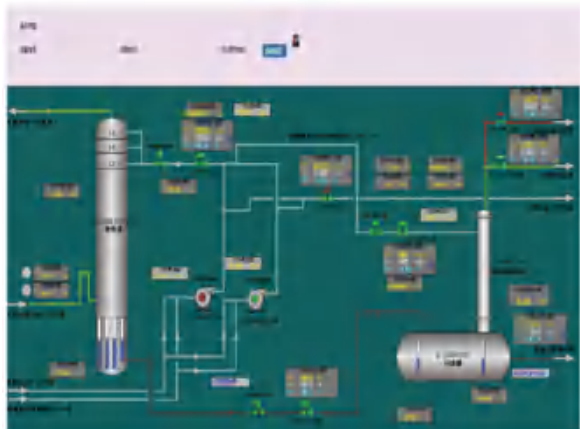
Tab. 4 Off-line discrimination

判别结果	预测结果	预测结果	预测准确率/%
	为异常	为正常	
真实结果为异常	1 890	179	97
真实结果为正常	100	6 940	

### 3.2 模型应用

脱硫溶液发泡预警模型实行实时数据监控、可视化数据显示网页模式,具备动态监测预警、预警跟踪处理、趋势展示、统计分析等功能。系统功能如图 3 所示。

当模型监测到影响脱硫溶液的因素有发泡趋势时,通过网页报警、手机推送两种模式进行报警信息推送。授予登录权限的操作人员,可在中控室接收到预警模型发出的预警声音信号后,进行及时查看。操作人员、技术人员、管理人员也可在手机端接收到预警信息后,及时返回或通知在岗人员进行预警核实。操作人员通过“预警数据跟踪处理”子模块对预警信息进行跟踪处理,记录预警原因、处理过程和结果等,作为模型线上正负反馈验证。



(a) 动态监测预警

(a) Dynamic monitoring of early warning



(b) 预警信息跟踪处理

(b) Track processing of Early warning information



(c) 数据趋势展示

(c) display of Data Trend



(d) 数据统计分析

(d) Statistical analysis of data

图 3 脱硫溶液发泡预警系统功能

Fig. 3 Function on foaming of desulfurization solution system

脱硫溶液发泡预警模型上线运行后,成功实现了 4 次实时预警,实时预警发泡事件见表 5。以 2019 年 4 月 22 日成功预警事件为例:4 月 22 日 15:01 操作人员接收到预警系统报警信息后,加密关注再生塔、吸收塔差压、液位,闪蒸气量变化,闪蒸液调节阀开度等参数变化趋势;4 月 23 日 08:09 结合再生塔液位明显波动、闪蒸气量明显增加、闪蒸液调节阀开度降低等参数综合分析,判断溶液发泡拦液,09:43 中控调整参数但趋势无明显变化,10:30 操作人员赶赴现场加注阻泡剂,12:39 参数回归正常,发泡系

统显示如图 4 所示。

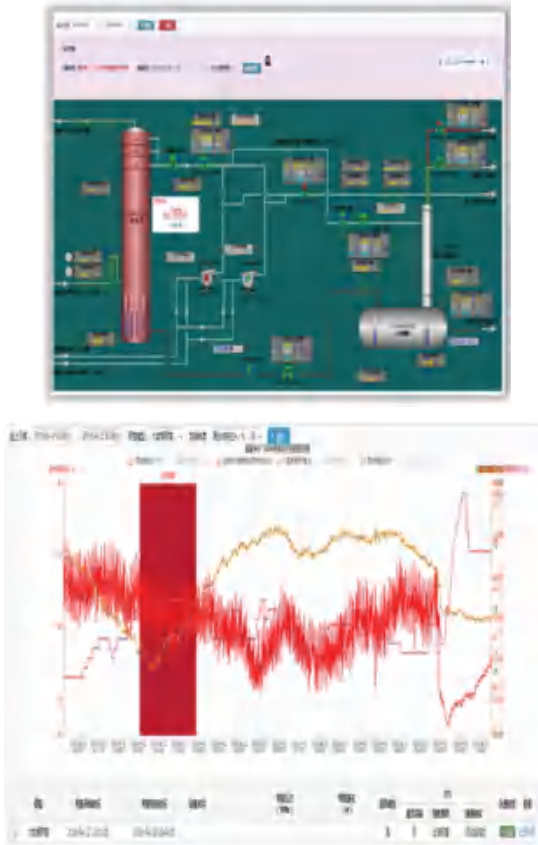


图 4 脱硫溶液发泡 2019 年 4 月 22 日预警事件参数趋势展示

Fig. 4 Trend display of early warning event parameters of desulfurization solution foaming on April 22, 2019

表 6 可复用与迁移的净化装置其它非正常工况与指标举例

Tab. 6 Reusable and transferable of other abnormal situation of natural gas purification plant

非正常工况及拟提升指标	关联参数
净化气气质不达标	重力分离器和原料气过滤分离器液位;脱硫单元:胺液循环量、吸收塔贫液入塔温度、再生塔塔顶温度、二次蒸汽温度与量、塔罐液位、溶液过滤器差压等;脱水单元:吸收塔塔罐液位、再生器温度、贫富换热器温度、溶液过滤器差压、空冷器温度等;原料气与产品气 $H_2S$ 、 $CO_2$ 在线分析仪测定、产品气水露点等参数。
提高硫磺回收单元硫收率	燃烧炉、灼烧炉燃烧温度、燃料气量;配风比;差压;2:1 在线分析仪数据、尾气灼烧炉排放数据;各级转化器切换时间、切换温度;各级冷凝器温度、液位;余热锅炉液位、压力等参数。

## 5 结束语

运用人工智能技术,以磨溪天然气净化厂 300 万装置为例,构建并成功应用“脱硫溶液发泡预警模型”,模型对该天然气净化装置的预警准确率可达 97%,预警时间较工业控制系统阈值报警提前了 12 h。此外,该模型应持续迭代优化,扩大溶液发泡历史数据训练集,强化有监督的学习反馈,进一步实现模型升级,提高预警准确率。

天然气净化装置的其他非正常工况预警,符合多参数融合的缓慢形成过程、关联参数数据库等特

表 5 实时预警发泡事件

Tab. 5 Real time warning of foaming events

模型预警时间	阻泡剂加注时间	提前预警时间/h
2019/03/01 00:10	2019/03/01 13:58	13.8
2019/04/22 15:01	2019/04/23 10:30	19.48
2020/03/01 22:01	2020/03/02 11:04	13.05
2020/03/14 15:21	2020/03/15 14:00	10.65

## 4 人工智能预警非正常工况的意义及方向

天然气净化装置的其它非正常工况预警,符合脱硫溶液发泡模型类似的多参数融合的缓慢形成过程及关联参数数据库等特点,净化气气质不达标、脱硫溶液再生质量不达标、硫磺回收单元回压偏高等非正常工况,可复用与迁移“脱硫溶液发泡预警模型”进行预警研究见表 6。

同时,拟进一步提升装置的经济技术与安全环保指标,如对各级转化器的切换时间由经验时间精准至转化温度控制,以提高硫磺回收单元硫收率;对主燃烧炉空气与酸气的经验配风比,调节转变为结合 2:1 在线分析仪数据;尾气灼烧炉排放数据等综合分析控制,以降低尾气  $SO_2$  排放等,亦可借助于人工智能技术的新思路进行探索。

运用信息化和智能化服务工业生产、辅助生产决策,进一步构建“全面感知、自动操控、智能预测、辅助决策”的智能工厂。

点,可复用与迁移“脱硫溶液发泡预警模型”进行预警研究。天然气净化装置的经济技术指标或生产技术管理等,可借助人工智能技术新思路进行探索,进一步提升安全管理水平。

## 参考文献

- [1] 张雪,高金吉. 化工过程非正常工况实时操作指导系统研究[J]. 控制工程,2008,15(4):466-469.
- [2] 廖学品. 化工过程危险性分析[M]. 北京:化学工业出版社,2005.
- [3] 张雪,李娜. 石油化工企业本质安全化理论研究[J]. 安全,2011,32(3):16-19.

(下转第 70 页)