

PCA 和 SDG 融合的天然气管脱水装置故障诊断

熊伟¹, 马豪², 张波¹, 龙俨丽¹, 尹爱军²

(1. 中国石油西南油气田分公司 重庆气矿, 重庆 400021; 2. 重庆大学 机械工程学院, 重庆 400044)

摘要: **目的** 快速定位天然气脱水装置的故障源。**方法** 对反映脱水系统运行状态的众多监测参数进行主成分分析, 从而识别其中的异常参数。结合脱水工艺流程图, 对所有参数及潜在设备故障进行因果分析, 以建立脱水装置整体的 SDG 模型, 将各异常参数的符号代入到该模型, 按照双向推理规则最终确定造成这些参数异常的故障源。**结果** 通过主成分分析构造的 SPE 和 T^2 统计量在脱水装置正常运行的时间段分别保持在低于 20 和 141 的控制限范围内, 出现故障时两者几乎同时急剧增大, 随后一直在远高于控制限的区间上波动。用贡献图法识别出的该故障的主导参数有三甘醇循环量、重沸器温度和缓冲罐液位。**结论** 将 PCA 与 SDG 相结合能够综合两种方法各自的优点, 提高石化装备检维修的效率, 保障设备的可靠运行。

关键词: 脱水装置; 故障诊断; PCA; SDG

中图分类号: TE969

文献标识码: A

文章编号: 1672-9242(2021)09-0107-07

DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2021.09.016

Fault Diagnosis for Natural Gas Dehydration Device Based on the Combination of PCA and SDG

XIONG Wei¹, MA Hao², ZHANG Bo¹, LONG Yan-li¹, YIN Ai-jun²

(1. Chongqing Gas Mine of Southwest Oil and Gas Branch, PCL; Chongqing 400021, China;

2. School of Mechanical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

ABSTRACT: The paper aims to quickly locate the fault source of the natural gas dehydration device. Principal component analysis was performed on the monitoring parameters that reflected the running state of the dehydration system so as to identify the abnormal parameters. Combined with the dehydration process flow chart, the causal analysis of all parameters and potential fault sources was carried out to establish the overall SDG model of the dehydration device. The symbols of each abnormal parameter were substituted into the model, and the equipment faults that caused these parameters were determined according to the two-way reasoning rule. The SPE and T^2 statistics constructed by principal component analysis remained within the control limits of 20 and 141 during normal operation of the device, and both increased sharply at the same time when a fault occurred, and

收稿日期: 2021-04-16; 修订日期: 2021-06-04

Received: 2021-04-16; Revised: 2021-06-04

基金项目: 重庆市科技重大主题专项重点研发项目 (cstc2018jszx-cyztzxX0032)

Fund: Chongqing Science and Technology Major Theme Special Key R & D Project (cstc2018jszx-cyztzxX0032)

作者简介: 熊伟 (1982—), 男, 工程师, 主要研究方向为天然气脱水及集输工艺。

Biography: XIONG Wei (1982—), Male, Engineer, Research focus: natural gas dehydration and gathering and transportation technology.

通讯作者: 尹爱军 (1978—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为智能测试与仪器、智能运维与健康管理。

Corresponding author: YIN Ai-jun (1978—), Male, Doctor, Professor, Research focus: intelligent test and instrument, intelligent operation and health management.

引文格式: 熊伟, 马豪, 张波, 等. PCA 和 SDG 融合的天然气管脱水装置故障诊断[J]. 装备环境工程, 2021, 18(9): 107-113.

XIONG Wei, MA Hao, ZHANG Bo, et al. Fault diagnosis for natural gas dehydration device based on the combination of PCA and SDG[J]. Equipment environmental engineering, 2021, 18(9): 107-113.

then fluctuated in a range well above the control limit. The main fault parameters identified by the contribution diagram method were TEG circulation, reboiler temperature and buffer tank level. The combination of PCA and SDG can integrate the advantages of the two methods, improve the efficiency of petrochemical equipment inspection and maintenance, and ensure the reliable operation of the equipment.

KEY WORDS: dehydration device; fault diagnosis; PCA; SDG

天然气脱水装置作为一种化工流程生产系统,具有反应机理复杂、工艺流程连续,较强的非线性、时变性及耦合性等特点,并且生产过程中数据处理量大、复杂性强,部分关键指标难以实现在线监测,因此对其进行故障诊断存在着较大的难度。目前常用的诊断方法在实际应用中难以取得令人满意的效果^[1],而一旦出现的故障未被及时发现和处理,又容易造成较大的经济损失,故其生产过程中的安全性极为突出^[2]。随着大数据技术的产生和发展,将大数据中的相关方法应用到流程工业的诊断领域体现出广阔的应用前景。

主成分分析法(PCA)和符号有向图法(SDG)在故障诊断领域均有大量的应用。主成分分析法作为一种多变量统计方法^[3-4],无需对过程建立严格的物理模型,且通用性较强。如李荣雨提出了一种滑动窗口PCA的故障隔离算法^[5]。杨洁针对注塑成形工艺,提出了一种基于PCA的过程监测方法^[6]。SDG模型是一种基于知识的图模型,通过定性的因果关系,反映各监测变量之间的相互影响,有利于解释故障的传播模式和精确定位故障源,因而在化工行业中应用广泛^[7-8]。王峰、高金吉等^[9]就提出了基于层次分析法的SDG-HAZOP方法,并用于对硝基苯初馏塔装置的HAZOP分析。美国以Venkatasubramanian教授为首的研究团队,对SDG方法作出改进,并在工业应用方面取得了重大进展^[10]。文中将两种方法结合起来,先用PCA法对天然气脱水装置进行过程监控,得到各参数变量的残差贡献图,再根据建立的SDG模型及相应的推理规则,对该贡献图作出解释,从而诊断出脱水系统故障的根源,达到了定性方法与定量信息结合的良好效果^[11]。

1 基于PCA的异常检测

当脱水装置处于稳定运行的工况时,通过采集的各监测变量历史数据建立的主元模型,可以很好地解释当前各变量实测值之间的相关关系,其中SPE和 T^2 统计量分别用于衡量主元模型的有效程度和系统过程的可控水平,故此时两者均能维持在一个平稳波动的状态。当脱水装置出现故障而偏离正常运行时,各监测变量之间的相关性也会随之遭到破坏^[12-13],并造成 T^2 和SPE统计量的异常增大,因此可以求出在线监测数据的 T^2 和SPE统计量,并与正常运行下的

控制限进行比较,从而判断当前阶段脱水系统是否出现故障。

假设对脱水装置的 m 个监测参数共进行了 n 次独立重复观测,其结果为 $\mathbf{X}'_{n \times m}$ 。对其进行标准化处理后,可求出协方差矩阵 $\text{cov}(\mathbf{X})$ 。对该矩阵进行特征分解后,得到各特征值及其特征向量。对特征值从大到小排序,并采用信息贡献率累计法确定主元个数。一般设置主元所包含的信息累计贡献率为85%。

则 T^2 统计量为:

$$T^2 = \mathbf{t}' \mathbf{S}^{-1} \mathbf{t} \quad (1)$$

式中: \mathbf{t} 为主元向量; \mathbf{S} 为前 k 个特征值构成的对角矩阵。 T^2 统计量的分布近似地服从F分布^[14],取显著性水平为90%,从而确定脱水装置正常运行下的 T^2 控制限。

SPE统计量为:

$$\text{SPE} = \|\mathbf{x} - \mathbf{x} \mathbf{P} \mathbf{P}'\|^2 \quad (2)$$

式中: \mathbf{x} 为标准化后的 m 维实时监测数据向量; \mathbf{P} 为前 k 阶特征向量构成的负载矩阵。通常正常工况下的脱水过程数据服从正态分布,故SPE统计量近似服从卡方分布^[15]。取置信度为95%,从而确定脱水装置正常运行下的SPE控制限。

残差贡献率反映出故障时刻各监测变量对该故障产生的贡献度大小,其中第 j 个变量在第 i 时刻对SPE统计值的贡献率为:

$$Q_{ij} = X_{ij} - \hat{X}_{ij} \quad (3)$$

式中: X_{ij} 为变量实测值; \hat{X}_{ij} 为变量在主元子空间的重构值。

2 基于SDG的脱水装置故障诊断模型

2.1 SDG及其故障推理规则

符号有向图(SDG)是一种用定性图形^[16]反映系统过程及设备的方法,具有简单直观,易于解释的特点,同时还能挖掘故障在流程系统内部的传递过程^[17]。就脱水装置而言,图中的节点既可以用来表示天然气脱水工艺流程中的某一具体参数(如闪蒸罐液位、重沸器温度控制阀开度、吸收塔差压等),还可用来表示脱水系统中的某一故障事件(如三甘醇循环管路堵塞,精馏柱盘管穿孔等)。其中参数类节点的正负号

表示该监测参数的值是否偏高或偏低，连接箭头表示系统各参数之间的影响关系，通常用实线（虚线）箭头表示故障事件与变量或变量之间为正向（负向）激励作用。对于给定的 SDG 模型，所有节点在相同时刻状态观测值的集合称为一个瞬时样本，在 SDG 中进行搜索可以得到该样本已经发生偏离的节点及支路传播路径^[18]。这种方向一致且已经产生影响的若干支路形成的通路称为相容通路，相容通路即为故障信息传播的路径^[19]。

SDG 模型应用于故障诊断中的推理方式主要为反向推理^[20]。在瞬时样本已知的情况下，由下游报警节点出发推理上层节点的可能状态，并与实际监测到的节点状态相比较。若吻合，则说明该条路径可能正确，以此类推搜索出系统中所有可能的相容通路。但这种方式在应用过程中容易出现故障源的多异性结果，导致诊断分辨率低^[21]。因此当得到的相容通路不止一条时，需从中判断哪条通路能最大限度解释现存的异常参数，并将其对应的故障源作为诊断结果，具体流程如图 1 所示。

2.2 脱水装置 SDG 模型

由于脱水装置具有监测参数众多、形式复杂、化简推导困难等特点，采用数学方程来建立 SDG 模型的方法并不可行，故此处采用流程图和经验知识相结合的建模方法。其具体步骤为：1) 根据脱水工艺流程（见图 2）将整个装置分解为若干较为简单的设备

级单元，确定每个设备可能的失效形式作为故障节点；2) 对每个故障节点进行故障树分析，找出其对应的异常参数及相关关系；3) 建立各个设备单元的局部 SDG 模型；4) 将各局部 SDG 模型在公共节点处合并，形成脱水装置整体的 SDG 模型；5) 模型的化简与完善。

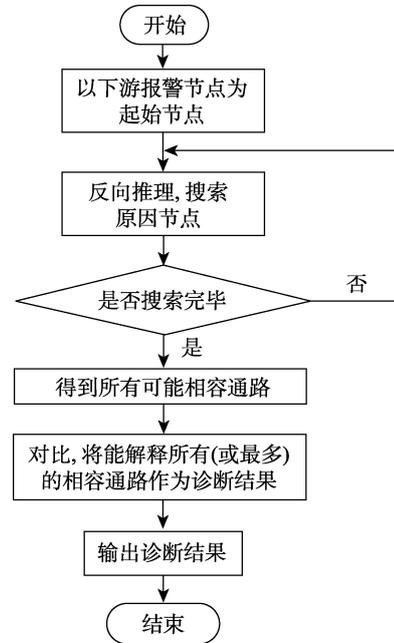


图 1 SDG 模型故障推理机制
Fig.1 Failure reasoning mechanism of SDG model

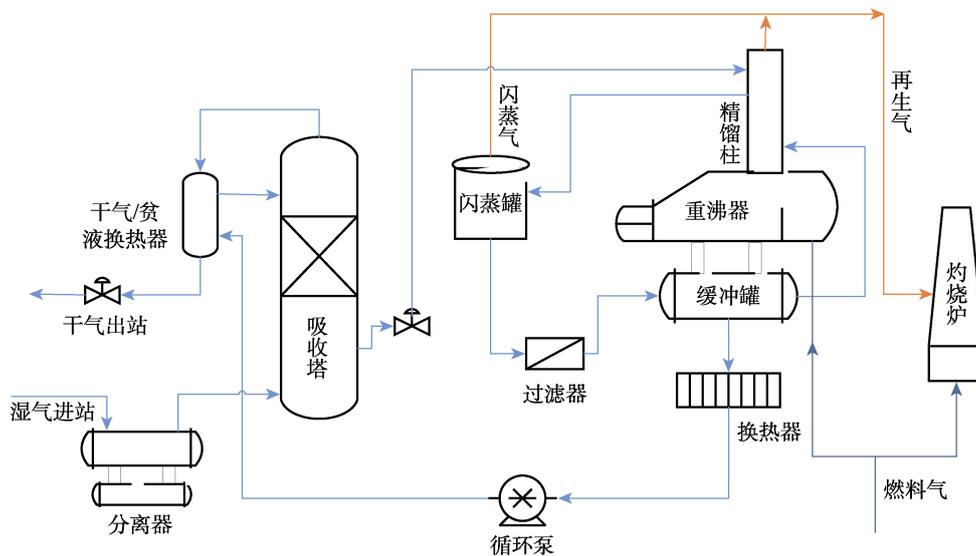


图 2 脱水装置工艺流程
Fig.2 Process flow of dehydration device

针对脱水装置及其典型故障建立的 SDG 模型如图 3 所示。根据脱水工艺过程，当精馏柱盘管出现穿孔类故障时，热量的对外散失首先会导致精馏柱顶部温度及精馏性能的下降，使得三甘醇重沸再生的效果变差，造成三甘醇贫液浓度达不到要求，而贫液浓

度的降低最终会造成干气露点偏高。与此同时，精馏柱顶部三甘醇富液的漏失会导致进入闪蒸罐的三甘醇明显减少，表现为闪蒸罐液位控制阀的开度和闪蒸罐液位均低于正常值。依照类似的分析，便能得到脱水装置的整体 SDG 模型。

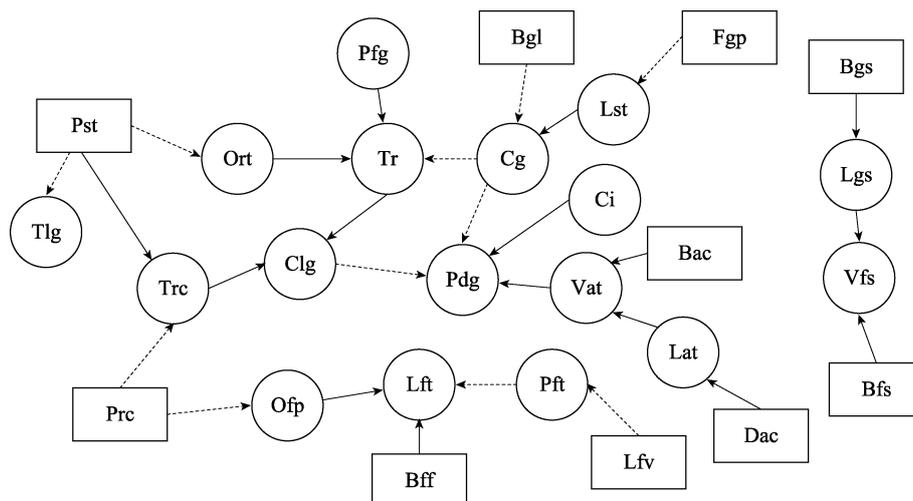


图3 脱水装置 SDG 模型
Fig.3 SDG model of dehydration device

该 SDG 模型能够准确反映脱水装置中各变量之间的因果关系,各参数节点和故障节点的符号含义见表 1、表 2。

表 1 SDG 模型中各参数节点的符号含义

Tab.1 The meanings of each parameter node in SDG model

符号	含义	符号	含义
Trc	精馏柱顶部温度	Lgs	原料气分离器液位
Ofp	闪蒸罐液位控制阀开度	Vfs	过滤分离器差压
Lft	闪蒸罐液位	Lst	缓冲罐液位
Pft	闪蒸罐压力	Tlg	出缓冲罐贫甘醇温度
Ort	重沸器温度控制阀开度	Clg	贫液浓度
Tr	重沸器温度	Ci	瞬时处理量
Lat	吸收塔液位	Pdg	干气露点
Vat	吸收塔差压	Pfg	燃料气压力

表 2 SDG 模型中各故障节点的符号含义

Tab.2 The meanings of each fault node in SDG model

符号	含义
Pst	缓冲罐换热盘管穿孔
Prc	精馏柱盘管穿孔
Lfv	闪蒸罐调压阀及旁通阀内漏
Bff	闪蒸罐下游过滤器堵塞
Bgl	三甘醇循环管路堵塞
Bac	吸收塔塔盘或捕雾网堵塞
Bfs	过滤分离器滤芯堵塞
Bgs	原料气分离器堵塞
Dac	吸收塔液封失效
Fgp	甘醇泵故障

2.3 PCA-SDG 脱水装置故障诊断流程

基于 PCA-SDG 的脱水装置故障诊断具体实施步骤如下:

- 1) 采集脱水装置正常运行时的过程数据 $X'_{n \times m}$, 对其进行标准化处理及主成分分解后, 得到主成分模型。
- 2) 计算出脱水系统正常运行下 T^2 和 SPE 统计值的控制限。
- 3) 导入在线监测到的过程数据, 并根据已建好的主元模型, 计算 T^2 和 SPE 统计量。
- 4) 若 T^2 和 SPE 统计量的值均超出控制限, 则表明系统运行出现异常。
- 5) 求出各变量对超限 SPE 统计量的贡献率, 得到异常变量及其符号, 从而实现对脱水装置异常参数的识别。
- 6) 根据 SDG 模型及其推理规则, 搜索确认造成这些异常参数的设备故障源。

3 应用案例

3.1 现场设备介绍

中石油重庆气矿七桥中心站扩建 100 万脱水装置如图 4 所示。该装置由天然气脱水系统和三甘醇再生系统组成, 主要包含吸收塔、重沸器、精馏柱、闪蒸罐及缓冲罐等设备。共有监测参数 33 个, 见表 3。



图 4 脱水装置现场
Fig.4 Site map of dehydration device

表 3 脱水装置监测参数及代号
Tab.3 Monitoring parameters and codes of dehydration device

序号	参数名称	序号	参数名称	序号	参数名称
1	进装置压力	12	瞬时处理量	23	重沸器前端温度
2	原料气分离器液位	13	压力控制阀开度	24	重沸器温度控制阀开度
3	过滤分离器差压	14	出吸收塔富甘醇温度	25	燃料气压力
4	吸收塔差压	15	进闪蒸罐富甘醇温度	26	精馏柱顶部温度
5	三甘醇循环量	16	闪蒸罐压力	27	缓冲罐液位
6	吸收塔液位(磁浮子液位计)	17	闪蒸罐压力控制阀开度	28	出缓冲罐贫甘醇温度
7	吸收塔液位(雷达液位计)	18	闪蒸罐液位	29	三甘醇入泵前温度
8	吸收塔液位控制阀开度	19	闪蒸罐液位控制阀开度	30	三甘醇循环泵变频器给定值
9	计量静压	20	出板式换热器富甘醇温度	31	灼烧炉炉膛温度
10	计量差压	21	重沸器中部温度	32	灼烧炉顶部温度
11	计量温度	22	重沸器后端温度	33	灼烧炉温度控制阀开度

3.2 案例分析

七桥中心站脱水装置各监测参数的采样间隔为 5 s, 根据 SDG 模型, 从中选取 19 个监测参数进行诊断。将 11 月 5 日上午 8—9 时的实测数据作为正常工作下的原始数据矩阵用于建立主元模型, 对其经过标准化处理后, 求出协方差矩阵 Σ , 进一步对矩阵 Σ 进

行特征分解, 便能得到包含原始数据 85% 以上信息的各个特征值, 以及由特征向量构成的负载矩阵。此处按照信息贡献率累积法确定的特征值数为 7, 故原始数据在主元空间经降维变换后的主元个数为 7。紧接着将采集到的包含某故障记录在内的 30 min 数据(共 360 个采样点)引入主元模型, 得到降维处理后各个主元的变化曲线, 如图 5 所示。

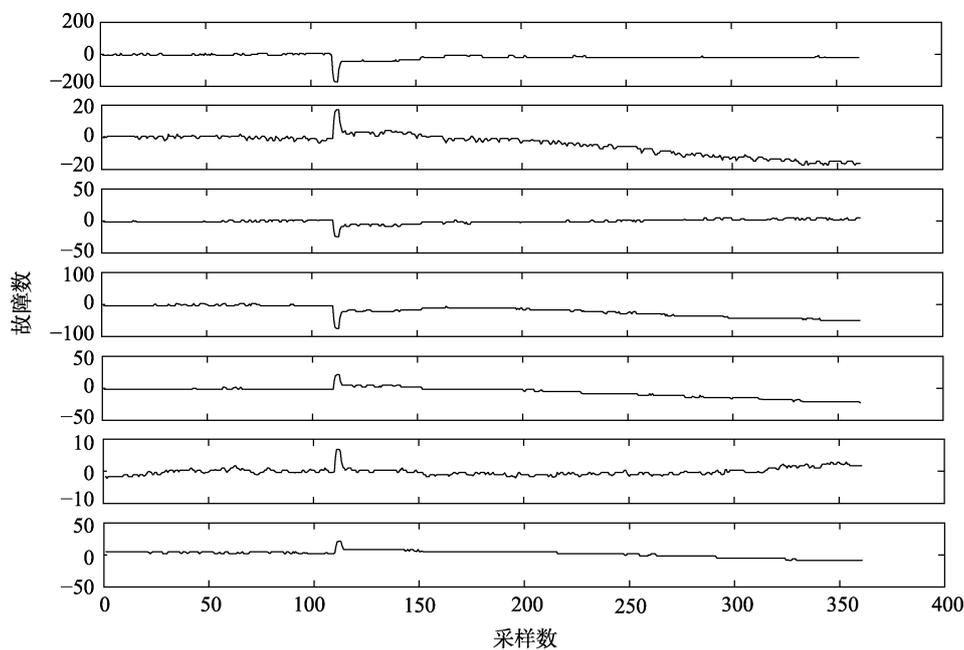


图 5 故障数据的主元曲线
Fig.5 Principal component curves of fault data

由主元分量的数据还难以识别故障对应的具体异常参数, 故需要借助于统计量的构造予以准确识别。结合式 (1)、(2) 算出每一采样时刻 T^2 和 SPE 统计量的值, 假设正常运行时的 T^2 统计量服从 F 分布, 并取显著性水平为 90%, SPE 统计量近似服从卡方分布, 并取置信度为 95%, 可求出脱水装置 T^2 和 SPE 统计量阈值分别为 141 和 20。最终得到故障时

段内 T^2 统计量和 SPE 统计量的变化曲线分别如图 6、7 所示。

可以看出, 在第 125 个采样点附近, 两条曲线均出现阶跃式上升, 并随后一直保持在高于控制限的范围。根据 PCA 过程监控规则, 即可判定系统在该采样点处发生了故障。需要注意的是, 即使处在正常运行, 也可能出现个别采样点的统计量超出控制限的状

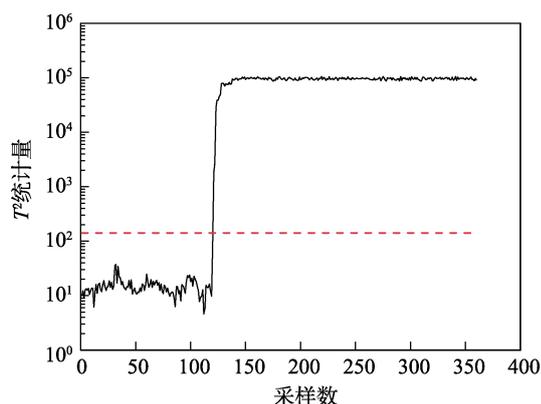


图6 故障数据的 T^2 统计量
Fig.6 T^2 statistics graph of fault data

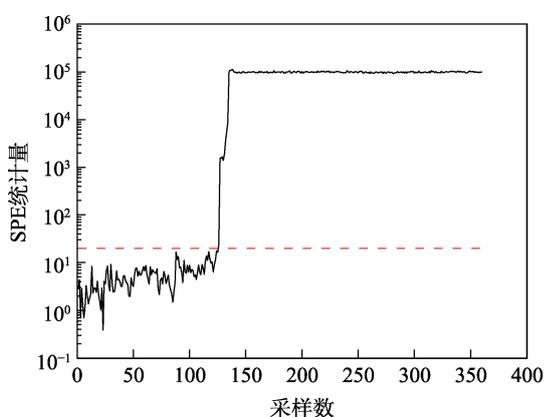


图7 故障数据的 SPE 统计量
Fig.7 SPE statistics graph of fault data

况,但在作出判断时不应考虑此类离群点的影响,否则容易造成虚警。由式(3)求取对应采样时刻各个变量的残差贡献度(如图8所示),并通过设定阈值范围确定异常参数。其中,上限阈值选取范围为 $\sqrt{Q_\alpha/m} \sim \sqrt{Q_\alpha}$, 下限阈值选取范围为 $-\sqrt{Q_\alpha} \sim -\sqrt{Q_\alpha/m}$, 其中 m 为参数个数, Q_α 为 SPE 统计量的控制限^[22], 此处设定上下限阈值分别为 $\sqrt{Q_\alpha}$ 和 $-\sqrt{Q_\alpha}$:

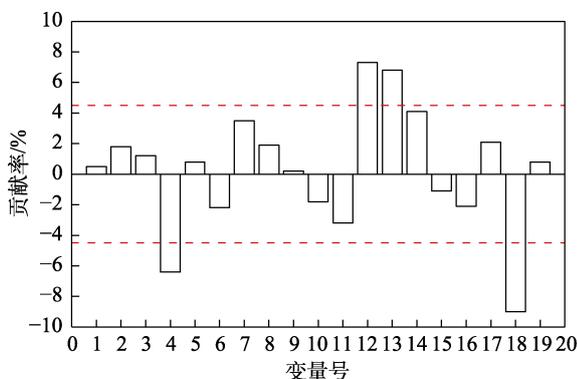


图8 变量残差贡献
Fig.8 Contribution map of variable residual

图8的横坐标代表选取的19个监测参数,从中可得出造成系统异常的主导参数有三甘醇循环量、重

沸器中部温度、重沸器后端温度以及缓冲罐液位,分别对应图8的第4、12和18号参数。

诊断识别时以SDG模型下游的重沸器温度作为报警节点,该参数状态为异常偏高,反向追溯其上层节点的可能状态,其中重沸器温度调节阀开度这一节点与该报警节点呈正向连接,则推出若该阀开度为原因节点,则对应的节点符号也为“+”,但这与实际监测结果不符,从而排除这条路径;同理可排除燃料气压力异常造成重沸器温度过高这一可能性。三甘醇循环量节点与报警节点之间呈负向连接,则推出三甘醇循环量应低于正常值,与实际情况相符。类似地又从三甘醇循环量这一异常节点出发继续向上层搜索,最终得到分别以循环管路堵塞和甘醇泵故障作为根节点的两条相容通路。相比之下,甘醇泵故障所在的这条相容通路能更多地解释脱水系统中存在的异常参数,故输出诊断结果为甘醇泵故障。结合检维修记录知,该段时间内甘醇泵存在异响,柱塞频率不正常,因此诊断结果与实际情况相吻合。

4 结论

文中以重庆气矿扩建100万脱水装置为背景,根据脱水工艺,建立了典型故障的SDG模型。利用其监测数据,通过PCA方法,实现了异常监测,然后结合SDG方法,准确识别出了故障源。PCA与SDG融合的脱水装置异常识别与故障诊断方法,可有效减少诊断时间,提高脱水装置的检维修效率,保障设备的可靠运行。

参考文献:

- [1] 张静哲. PTA装置溶剂脱水过程实时故障诊断综合系统[D]. 上海: 华东理工大学, 2011.
ZHANG Jing-zhe. Integrated real-time fault diagnosis system for the process of PTA solvent dehydration[D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 2011.
- [2] 黄启明, 钱宇, 林伟璐, 等. 化工过程故障诊断研究进展[J]. 化工自动化及仪表, 2000, 27(3): 1-5.
HUANG Qi-ming, QIAN Yu, LIN Wei-lu, et al. Advances of fault diagnosis for chemical process[J]. Control and instruments in chemical industry, 2000, 27(3): 1-5.
- [3] WOLD S, ESBENSEN K, GELADI P. Principal component analysis[J]. Chemometrics and intelligent laboratory systems, 1987, 2(1-3): 37-52.
- [4] KRESTA J V, MACGREGOR J F, MARLIN T E. Multivariate statistical monitoring of process operating performance[J]. The Canadian journal of chemical engineering, 1991, 69(1): 35-47.
- [5] 李荣雨. 基于PCA的统计过程监控研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2007.

- LI Rong-yu. Research on statistical process monitoring based on PCA[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2007.
- [6] 杨洁. 基于 PCA 的间歇过程监测及故障诊断方法研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2010.
- YANG Jie. Research on PCA monitoring and fault diagnosis for batch processes[D]. Shenyang: Northeastern University, 2010.
- [7] 李秀喜, 吉世明. 基于半定量 SDG 模型的化工过程故障诊断[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2012, 52(8): 1112-1115, 1129.
- LI Xiu-xi, JI Shi-ming. Chemical process fault diagnosis using semi-quantitative SDG model[J]. Journal of tsinghua university (science and technology), 2012, 52(8): 1112-1115, 1129.
- [8] 聂银燕, 林晓焕. 基于 SDG 的压缩机故障诊断方法研究[J]. 微电子学与计算机, 2013, 30(3): 140-142, 147.
- NIE Yin-yan, LIN Xiao-huan. Research on the fault diagnosis of compressor based on the SDG method[J]. Microelectronics & computer, 2013, 30(3): 140-142, 147.
- [9] 王峰, 高金吉, 张贝克, 等. 基于层次分析法的计算机辅助 HAZOP 分析技术[J]. 化工进展, 2008, 27(12): 2013-2018.
- WANG Feng, GAO Jin-ji, ZHANG Bei-ke, et al. Computer aided HAZOP analysis technology based on AHP[J]. Chemical industry and engineering progress, 2008, 27(12): 2013-2018.
- [10] IRI M, AOKI K, OSHIMA E, et al. A graphical approach to the problem of locating the origin of the system failure[J]. Journal of the operations research society of Japan, 1980, 23(4): 295-312.
- [11] DE TIAN W, HU Ming-gang, LI Chuan-kun. Fault prediction based on dynamic model and grey time series model in chemical processes[J]. Chinese journal of chemical engineering, 2014, 22(6): 643-650.
- [12] 曹文亮. 基于符号有向图的热力系统故障诊断方法研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2006.
- CAO Wen-liang. Research on fault diagnosis approach based on signed directed graph for thermal system[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2006.
- [13] 杨帆, 萧德云. 控制系统的 SDG 模型描述及故障传播分析[J]. 控制与决策, 2009, 24(7): 1001-1006.
- YANG Fan, XIAO De-yun. SDG-based model description and fault propagation analysis in control systems[J]. Control and decision, 2009, 24(7): 1001-1006.
- [14] GALLAGHER N B, WISE B M, STEWART C W. Application of multi-way principal components analysis to nuclear waste storage tank monitoring[J]. Computers & chemical engineering, 1996, 20: S739-S744.
- [15] SRINIVASAN R, WANG C, HO W K, et al. Dynamic principal component analysis based methodology for clustering process states in agile chemical plants[J]. Industrial & engineering chemistry research, 2004, 43(9): 2123-2139.
- [16] ZHANG B K, XU X, MA X, et al. SDG-based model validation in chemical simulation[J]. Chinese journal of chemical engineering, 2013, 21(8): 786-885.
- [17] YANG Fan, SHAH S L, XIAO De-yun. SDG (signed directed graph) based process description and fault propagation analysis for a tailings pumping process[J]. IFAC proceedings volumes, 2010, 43(9): 50-55.
- [18] 王培鑫. 基于模糊-SDG 的锅炉系统故障诊断方法研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2012.
- WANG Pei-xin. Research on fault diagnosis approach based on fuzzy-SDG of boiler system[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2012.
- [19] 吴重光. 系统建模与仿真[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008.
- WU Chong-guang. System modelling and simulation[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2008.
- [20] 郑明. 基于 FNN 与 SDG 结合的环管反应器故障诊断[D]. 武汉: 武汉工程大学, 2010.
- ZHENG Ming. Fault diagnosis for loop reactor based on the combination of FNN and SDG[D]. Wuhan: Wuhan Institute of Technology, 2010.
- [21] 武茂浦. 基于 GrC-SDG 的核电厂故障诊断研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2018.
- WU Mao-pu. Research on fault diagnosis of nuclear power plants based on GrC-SDG[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2018.
- [22] 王晓初. 多元统计法在故障诊断中的应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2003.
- WANG Xiao-chu. Application of multivariable statistical method on fault diagnosis[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2003.