

电站锅炉补给水处理流程全工况故障检测方法研究

祝唯, 张世荣, 林虞

(武汉大学 动力与机械学院自动化系 湖北 武汉 430072)

摘要: 复杂工业流程存在多稳态工况切换及切换的过渡过程, 导致传统 PCA (principal component analysis) 故障检测方法易于误报故障。本研究提出了基于稳态因子的过渡过程判别方法及基于相似因子的工况自适应匹配方法, 将其融入 PCA 构建了新的故障检测方法, 且将该方法用于电站锅炉补给水处理流程的故障检测。以该流程的全工况运行数据对算法进行了验证, 结果表明: 此方法能有效消除过渡过程的影响, 并能通过工况匹配提高故障检测性能且减少故障误报, 可以实现水处理流程的全工况故障检测。

关键词: 锅炉补给水处理流程; 全工况; 主元分析法; 过渡过程; 工况匹配

中图分类号: TK223; TP273 文献标识码: A

DOI: 10.16146/j.cnki.rndlgc.2015.01.019

引言

锅炉补给水系统在电站中起着重要作用, 水质劣化会导致传输管道结垢、腐蚀和积盐, 进而影响锅炉和汽轮机的运行安全。在线故障检测是确保补给水水质的重要手段。主元分析法 (Principal Component Analysis, PCA) 是一种不依赖数学模型并将原始数据中多个相关变量转化为少数几个不相关变量的一种多元统计方法^[1-2], 在故障检测中获得了较广泛的应用。调研表明, PCA 故障诊断方法多应用于缓变的稳态/准稳态过程^[3-4], 例如: 化工过程和生化过程等^[5-6]。针对平稳工业流程, PCA 通过对历史运行数据的学习和训练建立主元模型, 并通过 PCA 主元空间模型与实测样本的偏离程度判断是否发生故障。然而, 复杂工业流程工况繁多, 呈现“旧稳态-过渡态-新稳态”频繁切换的过程。若将传统 PCA 方法应用于此类变工况流程, 在流程的过渡过程故障检测统计量容易越过其控制限, 出现误检。其次, 针对一种稳态 (旧稳态) 建立的主元模型无法应用于另一种稳态 (新稳态)。故传统 PCA 故障检测方法应用于变工况流程时存在很大的局限性。

本研究以电站锅炉补给水流程为研究对象, 采用 PCA 方法研究其全工况下的在线故障检测。首先, 通过稳态因子 SF 结合 PCA 研究流程切换过渡过程的故障检测; 然后, 针对多稳态工况主元模型的匹配问题, 提出一种自适应模式识别方法, 确保工况切换后建模的准确性。以广东某 2 × 1000 MW 电站锅炉补给水流程为试验对象, 对比传统 PCA 方法及本研究提出的自适应 PCA 方法, 验证了新方法的有效性。

1 PCA 故障检测方法

1.1 PCA 主元模型

PCA 故障诊断方法以主元模型与实测样本的偏离程度作为故障判断的依据。其中, 主元模型通过流程在正常工况运行期间的数据建立。选取流程处于稳态工况下的正常运行数据为训练样本集 X ($X \in R^{n \times m}$), n 为样本个数, m 为过程变量个数。 X 的每一列对应过程变量 η_j ($\eta_j \in R^{n \times 1}$)。流程传感器数据具有不同的数值量纲, 为了进行综合测判, 需要将原始数据转换为无量纲化数据:

$$\bar{\eta}_j = \frac{\eta_j - I_n u_j}{\sqrt{\sigma_j}} \quad (1)$$

式中: $\bar{\eta}_j$ —标准化处理后的过程变量; μ_j, σ_j —过程向量 η_j 的均值和标准差; I_n ($I_n \in R^{n \times 1}$)—全 1 的列向量。将标准化后的无量纲数据构成训练样本集 $\bar{X} = [\bar{\eta}_1, \bar{\eta}_2, \dots, \bar{\eta}_m]$, 其协方差可以写为:

$$C = \frac{1}{n} \bar{X}^T \bar{X} \quad (2)$$

式中: C ($C \in R^{m \times m}$)—协方差。

计算协方差 C 的特征值 $\lambda_i \in [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m]$ 及对应的单位正交特征向量 $p_i \in [p_1, p_2, \dots, p_m]$ 进一步得:

$$\lambda_i p_i = C p_i \quad (3)$$

收稿日期: 2014-03-06

作者简介: 祝唯 (1989-), 男, 湖北汉川人, 武汉大学硕士研究生。

再按照由大到小的顺序排列 λ_i , 满足 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m$, 特征向量 p_i 也随之进行重新排列。而后, 采用累计贡献率法 (Cumulative percent variance, CPV) 确定主元空间的主元个数^[7]

$$k = \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} \geq l \quad (4)$$

式中: k —主元个数。阈值 l 一般取 0.85, 表示前 k 个主元可携带原始数据空间 85% 的信息。

通过式 (1) - 式 (4) 可得特征向量集 $P_k = [p_1, p_2, \dots, p_k]$ ($P_k \in R^{m \times k}$)、主元个数 k 、主元特征值

$$D_k = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \lambda_k \end{bmatrix}$$

1.2 PCA 统计量检测

在 PCA 统计量检测方法中, 统计检测指标 T^2 和 SPE 由得分向量和特征向量计算所得。定义实测样本为 x ($x \in R^{1 \times m}$)。在计算统计检测指标前仍需按照式 (5) 进行标准化处理。

$$\bar{x} = \frac{x - \mu}{\sqrt{\sigma}} \quad (5)$$

式中: $\mu = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m]$ —过程变量的均值向量; $\sigma = [\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m]$ —过程变量的标准差向量; \bar{x} ($\bar{x} \in R^{1 \times m}$)—已标准化后的实测样本。

由实测样本 \bar{x} ($\bar{x} \in R^{1 \times m}$) 计算得分向量:

$$t = \bar{x} P_k \quad (6)$$

式中: t ($t \in R^{1 \times k}$)—得分向量; P_k —特征向量集。

通过正常数据的训练样本集 X 建立主元模型后, 流程的故障判断主要依赖两个检测指标: T^2 统计量和 SPE 统计量。 T^2 统计量可以写为:

$$T^2 = t D_k^{-1} t^T \quad (7)$$

式中: $D_k^{-1} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \lambda_k \end{bmatrix}^{-1}$ —前 k 个特征值组成

的对角矩阵的逆。其控制限是衡量 T^2 统计量是否超限的指标^[8], 可以写为:

$$T_\alpha^2 = \frac{k(n^2 - 1)}{n(n - k)} F_\alpha(a, n - k) \quad (8)$$

式中: k —主元个数; a —显著性水平; n —主元模型的样本个数。

T^2 统计量服从自由度为 n 和 $n - a$ 的 F 分布。SPE 统计量称为平方预报误差 (Square prediction error, SPE):

$$SPE = \bar{x} (I - P_k P_k^T) (I - P_k P_k^T)^T \bar{x}^T \quad (9)$$

SPE 统计量的控制限^[8] 表示为:

$$SPE_\alpha^2 = \theta_i \left[\frac{C_\alpha \sqrt{2\theta_2 h_0^2}}{\theta_1} + 1 + \frac{\theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1^2} \right]^{\frac{1}{h_0}} \quad (10)$$

式中: $\theta_i = \sum_{j=k+1}^m \lambda_j^i$ ($i = 1, 2, 3$) $h_0 = 1 - 2\theta_1 \theta_3 / 3\theta_2^2$, C_α —正态分布在显著性水平为 α 下的临界值。若 $T^2 > T_\alpha^2$ 且 $SPE > SPE_\alpha^2$, 表示实测样本存在故障。

2 PCA 变工况故障检测

2.1 过渡过程判别

变工况指流程在多种工况模式之间切换, 工况的切换过程一般都伴随着过程传感器数据的大幅度变化。若采用基于稳态训练样本获得的主元模型对过渡过程进行故障检测时, 易于发生故障误报。为了消除过渡过程对 PCA 故障检测的影响, 需要一种有效的监测方法判断运行过程的稳定与否。文献 [9 - 10] 采用 SF (稳态因子) 实现剧烈变动过程的筛选。

以单个过程变量为例, 其稳态因子为:

$$SF = \frac{\max(x_1, x_2, \dots, x_L) - \min(x_1, x_2, \dots, x_L)}{\sigma} \quad (11)$$

式中: L —窗口长度; $\max(x_1, x_2, \dots, x_L) \in R^{L \times 1}$ —窗口宽度内该过程变量的最大值; $\min(x_1, x_2, \dots, x_L) \in R^{L \times 1}$ —该变量在窗口宽度内的最小值; σ —该变量历史数据的标准差。

当流程处于过渡过程时, SF 值会迅速变大; 反之, 当过程进入稳态时, SF 值比较小。故可以采用 SF 实现流程的过渡过程判别。

为了对流程的稳态进行判断, 需要选取流程的关键过程变量, 对所有的关键变量都按式 (11) 计算其稳态因子。并分别为这些关键参数设置阈值, 当所有参数的 SF 值都小于其阈值时, 判断流程进入稳态, 否则流程处于过渡过程。本研究表明, 流程变量稳态因子的阈值范围 $k = [0.05, 0.15]$; 其具体数据需根据流程变量的特征进行整定。若变量波动剧烈, 则阈值取较大数值; 反之, 应为波动平缓的变量取相对较小的阈值。

当流程处于过渡过程时, 切除 PCA 故障检测,

只有当流程再次进入稳态时重新投入 PCA 检测功能。这样可以有效解决过渡过程导致 PCA 故障检测算法的误报问题。

2.2 主元模型的工况匹配

为了解决电站补给水处理流程多工况变动的问题,考虑文献[11-12]分别采用滑动窗体法和迭代主元建模实现主元模型的更迭方法的局限性,本研究提出一种基于相似度因子的模式识别方法以实现主元模型与流程工况之间的自动匹配。将实时采集的流程数据与历史运行数据进行比对,从历史工况集中搜索与当前工况最相近的工况,并采用此历史工况数据建立主元模型对当前工况进行故障检测。由于该方法实现了主元模型与工况的自动匹配,能有效降低误检率。

从数学上看,工况的搜索与比对过程实质上是计算向量的临近程度^[13-14]。欧氏距离是高维空间向量相似度评价的常用指标。本研究发现仅以欧氏距离此单一指标作为工况模式判别存在一定局限性。为此,提出一种结合欧式距离和相关系数的相似度因子 XS 。 XS 定义为:

$$XS_{xy} = D_{xy} \frac{\sum_{i=1}^m [(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})]}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2}} \quad (12)$$

式中: XS_{xy} —样本向量 x 与样本向量 y 的相似度因子; $D_{xy} = \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i - y_i)^2}$; m —样本向量的维数; \bar{x} 和 \bar{y} —样本向量 x 与样本向量 y 的均值。若向量 x 与向量 y 之间的临近程度越高,相似度因子 XS 值越小;反之 XS 值越大。

为了实现复杂流程的全工况故障检测,需要提前收集覆盖对象流程全工作状态的多个稳态工况形成工况集。每个工况用向量 X_i 描述,则工况集为 M

$= [X_1, X_2, \dots, X_p]$ (p 为工况数量)。当流程工况切换时,取当前工况的实测样本构建工况向量 X_i 。计算 X_i 与样本集 M 中的多工况之间的相似因子 XS 。并将当前工况匹配到具有最小 XS 的历史工况。取该历史工况的数据形成训练样本建立主元模型,即可实现当前工况与主元模型的匹配。

3 锅炉补给水处理流程故障检测研究

3.1 补给水处理流程

目前,电站仍然较多采用传统的预处理——阳床/阴床/混床水处理工艺,如图 1 所示。通过阳床、阴床及混床中的离子交换树脂置换水中的盐,实现净化水质的目的。本研究针对试验电厂水处理流程的具体情况,重点选取 12 个传感器变量用于故障检测研究,如表 1 所示。

表 1 补给水的主要过程变量

Tab. 1 Main process variables of the makeup water

编号	名称
S1	进口流量(阳)
S2	入口压力(阳)
S3	出口压力(阳)
S4	Na 浓度(阳)
S5	进口流量(阴)
S6	入口压力(阴)
S7	出口压力(阴)
S8	水导电度(阴)
S9	进口流量(混)
S10	入口压力(混)
S11	出口压力(混)
S12	水导电度(混)

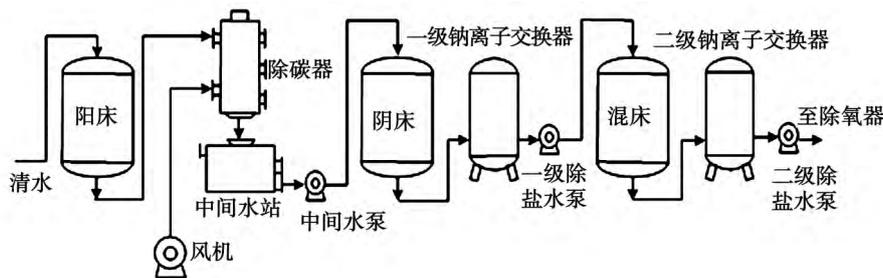


图 1 阳—阴—混床水处理流程

Fig. 1 Cation-anion hybrid bed water treatment flow path

从广东某 1 000 MW 机组的锅炉补给水流程采集了包含以上 12 个主要过程变量的运行历史数据, 采样时长为 9 h, 采样间隔为 3 s。此时间段内水处理流程正常运行, 传感器数据无故障。将阳床进口流量 S1、阴床出水导电度 S8、混床出口压力 S11 3 个流程变量的数据进行归一化处理, 如图 2 所示。在采样时间段内水处理流程包含工况切换的过渡过程, 还包含水处理设备启停前后的不同稳态过程 (稳态一(0 ≤ t ≤ 2.6 h)、稳态二(6.06 h ≤ t ≤ 9 h))。依据运行规程, 补给水处理流程通常采用单侧阳—阴—混床为一组的运行机制, 各个变量间有很强的相关性。以图 2 所示典型运行过程为对象, 分验证传统 PCA 故障检测方法、融合过渡过程判别和 PCA (SF + PCA) 的方法以及融合工况匹配和 PCA 方法 (XS + SF + PCA)。

3.2 过渡过程故障检测研究

3.2.1 PCA 故障检测方法

不考虑过渡过程及工况切换的影响, 直接将传统 PCA 故障检测方法用于图 2 所示的工作时段。PCA 检测算法的 SPE 和 T² 指标及对应的控制限如图 3 所示。

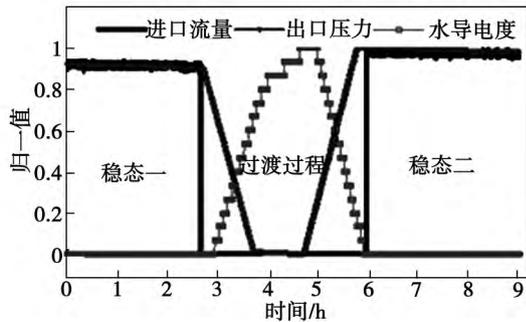


图 2 典型运行过程

Fig. 2 Typical operating process

从图 3 可以看出, 在“稳态一”(0 ≤ t ≤ 2.6 h) 状态下, SPE 和 T² 指标都在控制限以下, PCA 检测方法得出正确结果。但在过渡过程阶段(2.6 h < t < 6.06 h), SPE 和 T² 都大大超过其控制限, PCA 故障检测指示故障, 与实际运行状态不符, 出现误报。当运行过程进入“稳态二”(6.06 h ≤ t ≤ 9 h) 时, SPE 和 T² 在数值上较低, 但仍然大于其控制极限值, 出现误报。可见, 传统 PCA 故障检测方法无法应对复杂流程过渡过程多工况切换的问题。

3.2.2 SF + PCA 故障检测方法

将基于稳态因子的过渡过程判别融入 PCA 形

成 SF + PCA 方法, 并将该方法应用到水处理流程。按照式(11)可获得流程参数的稳态因子 SF, 图 4 所示为阳床进口流量 S1 的稳态因子曲线。对其它关键参数做同样处理并进行综合即可判断过渡过程。

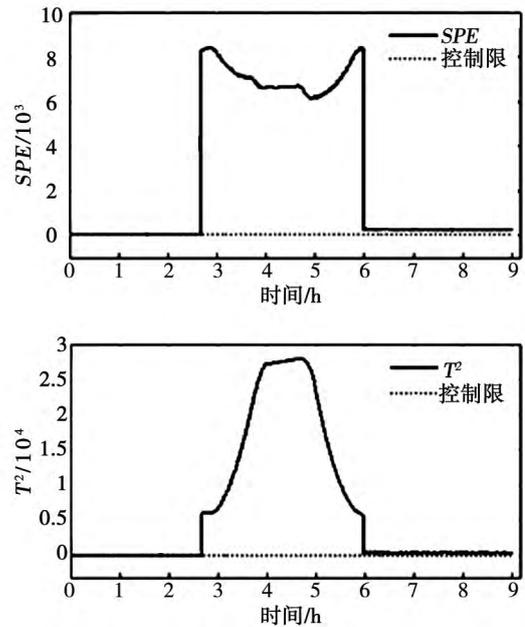


图 3 传统 PCA 的 T²、SPE 统计量

Fig. 3 T² and SPE statistical values of the traditional PCA

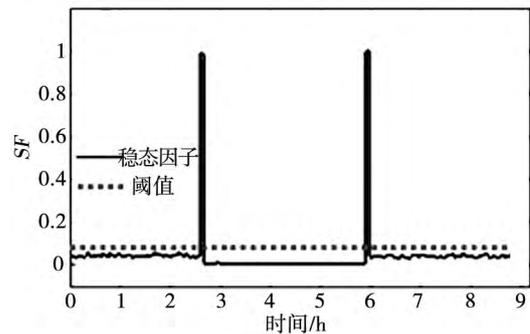


图 4 进口流量的 SF 变化趋势

Fig. 4 SF Variation tendency of the flow rate at the inlet

在过渡过程中 PCA 故障检测功能不投入。删除过渡过程后, SPE 和 T² 指标及对应的控制限如图 5 所示。其中 t = 2.6 h (6.06 h) 既为稳态一的结束点也是稳态二的起始点。可见, SF + PCA 方法可以有效消除工况切换产生的过渡过程对故障检测的影响。图 5 还表明, 运行状态由“稳态一”过渡到了“稳态二”后, 由于没有更新主元模型, 仍然以“稳态

—”的主要模型对“稳态二”进行故障检测,依旧导致故障误报。

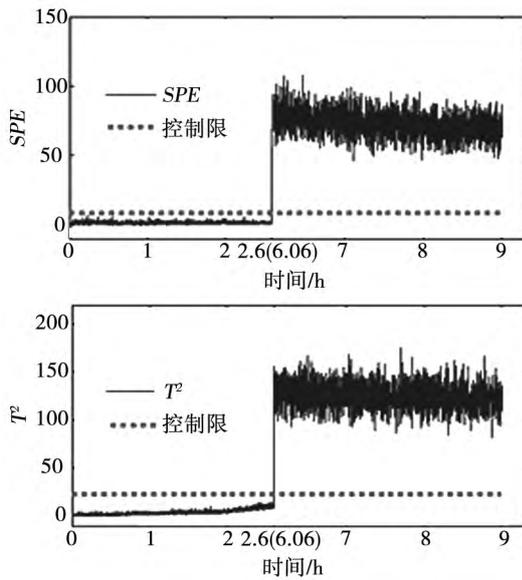


图 5 PCA + SF 法的 T^2 、SPE 统计量
Fig. 5 T^2 and SPE statistical values of the PCA + SF method

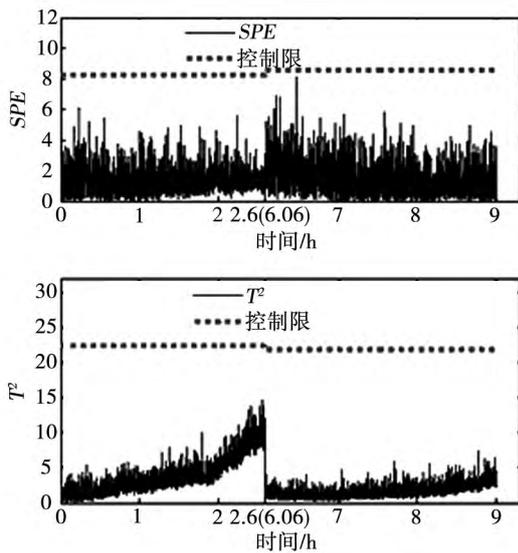


图 6 自适应 PCA 法的 T^2 、SPE 统计量
Fig. 6 T^2 and SPE statistical values of the self-adaptive PCA method

3.2.3 XS + SF + PCA 故障检测方法

为了提升故障检测算法在变工况中的实用性,再将基于相似因子 XS 的工况匹配方法与 SF + PCA 结合,构成 XS + SF + PCA 故障检测方法。工况切换后通过 XS 自动从工况集中匹配历史工况,以更新

主元模型进行故障检测。将 XS + SF + PCA 法应用到图 2 所示的整个取样时间段, SPE 及 T^2 指标如图 6 所示。可见, XS + SF + PCA 法能有效剔除过渡过程,并对工况切换也有适应能力。从“稳态一”过渡到“稳态二”时也不会发生故障误报。

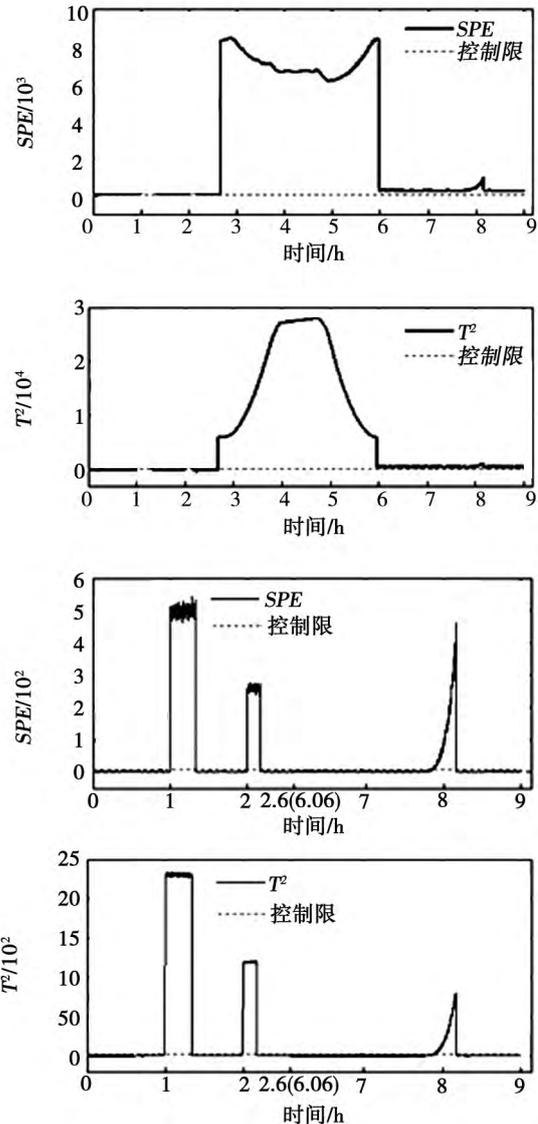


图 7 传统 PCA 与自适应 PCA 故障检测效果对比
Fig. 7 Study of the contrast of the traditional PCA method with the self-adaptive PCA method

3.3 全工况故障检测研究

以上验证 XS + SF + PCA 故障检测方法对过渡过程及工况的适应性,还需要进一步验证其对故障检出能力。在图 7 所示的运行过程中刻意添加了多种故障,用以验证算法的有效性。选取阳床进口流量 S1,在采样时刻($1\text{ h} \leq t \leq 1.33\text{ h}$)加入 20% 的恒

偏差故障; 在采样时刻 ($2 \text{ h} \leq t \leq 2.17 \text{ h}$) , 加入卡死故障; 在采样时刻 ($7.83 \text{ h} \leq t \leq 8.17 \text{ h}$) , 加入恒增益故障。首先将传统的 PCA 故障检测方法直接应用于此运行过程 ,SPE 和 T^2 指标曲线如图 7(a) 所示。然后将 XS + SF + PCA 方法用于同一过程 ,指标曲线如图 7(b) 所示。

从图 7(a) 可以看出 ,传统 PCA 方法只能成功检测第一个故障 ($1 \text{ h} \leq t \leq 1.33 \text{ h}$) 和第二个故障 ($2 \text{ h} \leq t \leq 2.17 \text{ h}$) ,两者均处于“稳态—”状态下 ,在过渡过程及第二个稳态阶段都出现故障误报。图 7(b) 表明 ,XS + SF + PCA 方法能有效消除过渡过程的影响 ,并能准确检测出 3 个添加的故障。作者还用其他时段的采样数据对新方法进行了验证 ,也获得了与图 7(b) 类似的结果。表明 XS + SF + PCA 方法的确能完成水处理流程的全工况下的故障检测。

4 结论

针对火电厂此类工况繁多、复杂的工业过程传统 PCA 故障检测会呈现出较大的局限性。其核心问题是过渡过程及多工况易于造成 PCA 故障检测算法的误报。为了消除过渡过程的影响 ,本文提出了基于稳态因子 SF 的过渡过程判别方法; 另一方面 ,提出基于相似因子的工况自适应匹配方法用于解决多工况问题。并将新方法应用到发电厂补给水处理流程的故障检测研究中。对于现场实际运行数据分别在不同工况下添置单一、多类叠加型常见故障类型进行研究 ,并对比新方法和传统 PCA 故障检测方法 ,验证了新方法的有效性 ,可实现全工况下的故障检测。

参考文献:

[1] Abdi H ,Williams L J. Principal component analysis[J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics ,2010 ,2(4) : 433 - 459.

[2] Ding S ,Zhang P ,Ding E ,et al. On the application of PCA technique to fault diagnosis [J]. Tsinghua Science and Technology , 2010 ,15(2) : 138 - 144.

[3] Jieng Q ,Yan X ,zhao W. Foulnt detection and diagnosis in chemical processes using sensitive principal component analysis [J]. Industrial & Engineering chemistry Research ,2013 ,52(4) : 1635 - 1644.

[4] 周东华 ,胡艳艳. 动态系统的故障诊断技术 [J]. 自动化学报 , 2009 ,35(6) : 748 - 758.

ZHOU Dong-hua ,HU Yan-yan. Fault diagnostic techniques for dynamic systems [J]. Acta Automatica Sinica ,2009 ,35(6) : 748 - 758.

[5] Yin S ,Ding S X ,Haghani A ,et al. A comparison study of basic data-driven fault diagnosis and process monitoring methods on the benchmark Tennessee Eastman process [J]. Journal of Process Control ,2012 ,22(9) : 1567 - 1581.

[6] Li G ,Alcala C F ,Qin S J ,et al. Generalized reconstruction-based contributions for output-relevant fault diagnosis with application to the Tennessee Eastman process [J]. Control Systems Technology , IEEE Transactions on ,2011 ,19(5) : 1114 - 1127.

[7] Alkaya A ,Eker İ. Variance sensitive adaptive threshold-based PCA method for fault detection with experimental application [J]. ISA transactions ,2011 ,50(2) : 287 - 302.

[8] Alcala C F ,Joe Qin S. Analysis and generalization of fault diagnosis methods for process monitoring [J]. Journal of Process Control ,2011 ,21(3) : 322 - 330.

[9] Wang S ,Cui J. Sensor-fault detection ,diagnosis and estimation for centrifugal chiller systems using principal-component analysis method [J]. Applied Energy ,2005 ,82(3) : 197 - 213.

[10] 黄孝彬 ,刘吉臻 ,牛玉广. 主元分析方法在火电厂锅炉过程故障检测中的应用 [J]. 动力工程 ,2004 ,24(4) : 542 - 547.

HUANG Xiao-bin ,LIU Ji-zhen ,NIU Yu-guang. Applications of the principal component analysis (PCA) in the process fault detection of boilers in thermal power plants [J]. Journal of Power Engineering ,2004 ,24(4) : 542 - 547.

[11] Wang X ,Kruger U ,Irwin G W. Process monitoring approach using fast moving window PCA [J]. Industrial & Engineering Research , 2005 ,44(15) : 5691 - 5702.

[12] Jeng J C. Adaptive process monitoring using efficient recursive PCA and moving window PCA algorithms [J]. Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers ,2010 ,41(4) : 475 - 481.

[13] Sanborn A N ,Griffiths T L ,Navarro D J. Rational approximations to rational models: alternative algorithms for category learning [J]. Psychological Review ,2010 ,117(4) : 1144.

[14] Zhang Y G ,Wang Z P ,Zhang J F ,et al. Fault localization in electrical power systems: A pattern recognition approach [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems ,2011 ,33(3) : 791 - 798.

(姜雪梅 编辑)

电站锅炉补给水处理流程全工况故障检测方法研究 = **Study of the Method for Detecting Faults in the Makeup Water and Feedwater Treatment Flow Path of a Utility Boiler Under All Operating Conditions**

[刊, 汉] ZHU Wei, ZHANG Shi-rong, LIN Yu (Automation Department, College of Power and Mechanical Engineering, Wuhan University, Wuhan, China, Post Code: 430072) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. - 2015, 30(1). - 66 - 71

There exists a multi-steady-state operating condition switching-over and their transient process in a complex industrial flow path, causing the traditional principal component analysis and fault detection method easily to mistakenly alarm a fault. As a result, the authors proposed a transient process identification method based on the steady-state factors and an operating condition self-adaptive matching method based on the similarity factors and incorporated them into the principal component analytic method to form a new fault detection method. The method in question was used for detecting faults in the makeup and feedwater treatment flow path of a utility boiler and verified by using the operating data of the flow path under all operating conditions. It has been found that the method under discussion can effectively eliminate the influence of the transient process and enhance the fault detection performance and reduce the number of faults mistakenly alarmed through a matching of the operating conditions, thus accomplishing the fault detection of the water treatment flow path under all operating conditions. **Key Words:** boiler makeup water and feedwater treatment flow path, full-load operating condition, principal component analytic method, transient process, operating condition matching

凝汽器管板强度的矩阵位移分析法 = **Matrix Displacement Method for Calculating the Strength of Tubesheets in a Condenser**

[刊, 汉] ZHOU Xiang, LAI Xi-de, CHEN Xiao-ming, LEI Ming-chuan (College of Energy Source and Environment, West China University, Chengdu, China, Post Code: 610039) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. - 2015, 30(1). - 72 - 77

By using the matrix displacement method in mechanics, a unit discrete and overall analysis of the tubesheet beam mechanic model proposed in HEI standard were conducted and with the matrix displacement method serving as the core algorithm, the VB.NET language in the environment of VS2010 was used to prepare a special-purpose software and calculate the cases provided in the HEI standard. The calculation results show that compared with the results given in the calculation examples in the HEI standard, the maximum bending moment, stress and deflection have a relative error within 1%. Compared with the bending moment value calculated by using the software Anasys-Apdl, that calculated by using self-prepared software has an error within 1%. In the strength analysis and calculation of