基于核直接分解的过热蒸汽系统故障诊断方法

王 光[1,2†], 杨晶惠[2], 徐一平[2], 焦建芳[1,2]

(1. 华北电力大学 河北省发电过程仿真与优化控制技术创新中心, 河北 保定 071003; 2. 华北电力大学 自动化系, 河北 保定 071003)

摘要: 为提高过热蒸汽系统的运行效率并减少非紧要故障的报警率, 本文提出一种质量相关的非线性故障检测与诊断方法. 首先, 利用核函数将过程变量映射到高维特征空间以消除原始变量之间的非线性耦合. 然后, 在特征空间进行核直接分解得到两个正交子空间, 并在两个子空间中分别设计统计量指标进行质量相关的故障检测. 在此基础上, 利用偏微分贡献图提取每个变量对联合统计量指标的贡献率, 并根据贡献率大小最终确定故障变量. 仿真结果表明, 所提出的方法能够准确区分影响过热蒸汽温度和不影响过热蒸汽温度的故障, 有效降低了非紧要故障的报警率, 提高了过热蒸汽系统的运行效率.

关键词: 过热蒸汽系统; 质量相关; 故障诊断; 核直接分解; 贡献图

引用格式: 王光, 杨晶惠, 徐一平, 等. 基于核直接分解的过热蒸汽系统故障诊断方法. 控制理论与应用, 2023, 40(5): 825 – 832

DOI: 10.7641/CTA.2021.10622

Kernel direct decomposition based fault diagnosis method for superheated steam system

WANG Guang[1,2†], YANG Jing-hui[2], XU Yi-ping[2], JIAO Jian-fang[1,2]

(1. Hebei Technology Innovation Center of Simulation Optimized Control for Power Generation,
North China Electric Power University, Baoding Hebei 071003, China;
2. Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding Hebei 071003, China)

Abstract: In order to improve the operating efficiency of the superheated steam system and reduce the alarm rate of non-critical faults, a quality-related nonlinear fault detection and diagnosis method is proposed. First, a kernel function is used to map the process variables to the high-dimensional feature space to eliminate the nonlinear coupling between the original variables. Then, the feature space is directly decomposed into two orthogonal subspaces, in which statistical indicators are designed separately for the quality-related fault detection. On this basis, the partial differential contribution plot is used to extract the contribution rate of each variable to a joint statistical index to achieve accurate diagnosis of the faulty variables. Simulation results show that the proposed method can accurately distinguish the faults that affect the temperature of superheated steam and those that do not affect the temperature of superheated steam, which effectively reduces the alarm rate of non-critical faults, and improves the operating efficiency of the superheated steam system.

Key words: superheated steam system; quality-related; fault diagnosis; kernel direct decomposition; contribution plot

Citation: WANG Guang, YANG Jinghui, XU Yiping, et al. Kernel direct decomposition based fault diagnosis method for superheated steam system. *Control Theory & Applications*, 2023, 40(5): 825 – 832

1 引言

在火力发电厂热工控制中, 高温过热器出口蒸汽温度(主汽温)是锅炉的主要参数之一, 对电厂的安全经济运行有重大影响. 过热蒸汽系统是控制主汽温的关键部件, 对其进行性能监控与故障诊断至关重要. 对此, 相关学者做出了大量研究工作[1–3]. 然而, 实践表明并不是所有的故障都会影响到过热蒸汽温度, 反而降低此类故障的报警率可以有效提高过热蒸汽系统的运行效率. 为此, 本文将提出一种质量相关的故障检测与诊断方法用于解决过热蒸汽系统中的此类问题.

质量相关的故障检测与诊断是多元统计过程监控领域的热门研究课题[4–6]. 其主要思想是利用输入与输出之间的相关性对输入空间进行分解以提取其中

收稿日期: 2021−07−13; 录用日期: 2021−12−28.
†通信作者. E-mail: guang.wang@ncepu.edu.cn; Tel.:+86 18841696941.
本文责任编委: 阳春华.
国家自然科学基金项目(61973117), 北京市自然科学基金项目(4192056), 河北省自然科学基金项目(F2019502185)资助.
Supported by the National Natural Science Foundation of China (61973117), the National Natural Science Foundation of Beijing Municipal (4192056) and the National Natural Science Foundation of Hebei Province (F2019502185).

与输出直接相关的部分. 文献[7]首先确立了这一概念并提出了具有正交分解性质的全潜结构投影(total projection to latent structures, TPLS)模型用于解决传统偏最小二乘(partial least squares, PLS)模型分解不彻底的问题. 文献[8]进一步发展了其思想, 提出了并发潜结构投影(concurrent projection to latent structures, CPLS)模型. 文献[9]则利用奇异值分解(singular value decomposition, SVD)实现了对PLS模型的正交分解. 考虑到实际工业数据多具有非线性耦合而导致线性模型难以有效应用的问题, 文献[10]利用核函数映射理论将TPLS模型推广到非线性系统, 提出了全核偏最小二乘(total kernel PLS, TKPLS)模型. 相似的, 文献[11]改进并提出了核并发潜结构(kernel CPLS, KCPLS)模型, 文献[12]和文献[13]则分别提出了核最小二乘模型和全核主成分回归模型等.

上述方法虽然解决了工业数据的非线性耦合问题, 但是在质量相关的数据建模方面仍存在特征空间分解不彻底、子空间数量多导致故障判断逻辑复杂等问题. 为进一步解决这些问题, 本研究将采用一种新的建模与分解方法. 首先, 利用核函数将原始过程变量映射到高维特征空间, 经过中心化处理得到零均值特征矩阵$\bar{\boldsymbol{\Phi}}$. 然后, 建立$\bar{\boldsymbol{\Phi}}$与输出矩阵$\boldsymbol{Y}$之间的交叉协方差矩阵后通过SVD将特征空间分解为两个正交子空间, 并在子空间中分别设计合适的统计量指标实现质量相关的故障检测. 在此基础上, 进一步合并上述两个统计量指标, 并利用偏微分贡献图提取各变量对联合统计量指标的贡献率, 最终以贡献率的大小为依据确定发生故障的变量.

2 数据预处理

设非线性过程共包含m个过程变量和l个质量变量, 且这些变量的离线测量值被记录到过程样本$\boldsymbol{x}_i$与输出样本$\boldsymbol{y}_i$中, 即

$$\boldsymbol{x}_i = [x_{i,1}\ \ x_{i,2}\ \ \cdots\ \ x_{i,m}]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^m, \tag{1}$$

$$\boldsymbol{y}_i = [y_{i,1}\ \ y_{i,2}\ \ \cdots\ \ y_{i,l}]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^l, \tag{2}$$

式中$i = 1, 2, \cdots, N$. 将所有N个训练样本分别收集到过程矩阵$\boldsymbol{X}$和输出矩阵$\boldsymbol{Y}$中, 即

$$\boldsymbol{X}=[\boldsymbol{x}_1\ \ \boldsymbol{x}_2\ \ \cdots\ \ \boldsymbol{x}_N]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^{N\times m}, \tag{3}$$

$$\boldsymbol{Y}=[\boldsymbol{y}_1\ \ \boldsymbol{y}_2\ \ \cdots\ \ \boldsymbol{y}_N]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^{N\times l}. \tag{4}$$

通过非线性映射将原始变量空间中的过程样本$\boldsymbol{x}_i$映射为高维特征空间中的特征样本$\phi(\boldsymbol{x}_i)$: $\boldsymbol{x}_i \in \mathbb{R}^m \to \phi(\boldsymbol{x}_i) \in \mathbb{R}^M$. 相应的, 过程矩阵$\boldsymbol{X}$变为特征矩阵$\boldsymbol{\Phi}$, 即

$$\boldsymbol{\Phi} = [\phi(\boldsymbol{x}_1)\ \ \phi(\boldsymbol{x}_2)\ \ \cdots\ \ \phi(\boldsymbol{x}_N)]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^{N\times M}, \tag{5}$$

并且将$\boldsymbol{\Phi}$进行如下零均值处理:

$$\bar{\boldsymbol{\Phi}} = \boldsymbol{\Phi} - \frac{1}{N}\mathbf{1}_N{\mathbf{1}_N}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Phi}, \tag{6}$$

式中$\mathbf{1}_N = [1\ \ 1\ \ \cdots\ \ 1]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^N$为全1的列向量.

3 基于核直接分解的故障检测算法

3.1 核直接分解模型

首先, 建立$\bar{\boldsymbol{\Phi}}$与$\boldsymbol{Y}$的交叉协方差矩阵$\boldsymbol{W}$, 即

$$\boldsymbol{W} = \frac{\boldsymbol{Y}^{\mathrm{T}}\bar{\boldsymbol{\Phi}}}{N-1}, \tag{7}$$

对$\boldsymbol{W}$进行SVD分解, 即

$$\begin{aligned}\boldsymbol{W} &= \boldsymbol{P}_1\boldsymbol{\Sigma}_1\boldsymbol{Q}_1^{\mathrm{T}} = \\ &\boldsymbol{P}_1[\boldsymbol{\Lambda}\ \mathbf{0}]\begin{bmatrix}\boldsymbol{Q}_{11}^{\mathrm{T}}\\ \boldsymbol{Q}_{12}^{\mathrm{T}}\end{bmatrix} = \\ &\boldsymbol{P}_1\boldsymbol{\Lambda}\boldsymbol{Q}_{11}^{\mathrm{T}},\end{aligned} \tag{8}$$

式中: $\boldsymbol{Q}_{11} \in \mathbb{R}^{M\times s}$, $\boldsymbol{Q}_{12} \in \mathbb{R}^{M\times (M-s)}$, $\boldsymbol{\Lambda}$是由特征值$\lambda_1 > \cdots > \lambda_s$构成的对角阵$\boldsymbol{\Lambda}=\mathrm{diag}\{\lambda_1, \cdots, \lambda_s\}$. 其中特征值个数$s$由相邻的特征值$\lambda_n$与$\lambda_{n+1}$确定, 当$\lambda_n/\lambda_{n+1} \geqslant 10$时, $s = n$.

然后, 利用投影算子$\boldsymbol{Q}_{11}\boldsymbol{Q}_{11}^{\mathrm{T}}$和$\boldsymbol{Q}_{12}\boldsymbol{Q}_{12}^{\mathrm{T}}$将$\bar{\boldsymbol{\Phi}}$分解为两部分, 即

$$\begin{cases}\hat{\boldsymbol{\Phi}} = \bar{\boldsymbol{\Phi}}\boldsymbol{Q}_{11}\boldsymbol{Q}_{11}^{\mathrm{T}},\\ \tilde{\boldsymbol{\Phi}} = \bar{\boldsymbol{\Phi}}\boldsymbol{Q}_{12}\boldsymbol{Q}_{12}^{\mathrm{T}}.\end{cases} \tag{9}$$

由SVD性质易知: $\hat{\boldsymbol{\Phi}}$与$\tilde{\boldsymbol{\Phi}}$相互正交, 且输出矩阵$\boldsymbol{Y}$与$\hat{\boldsymbol{\Phi}}$完全相关, 而与$\tilde{\boldsymbol{\Phi}}$完全不相关. 此外, 两算子满足$\boldsymbol{Q}_{12}\boldsymbol{Q}_{12}^{\mathrm{T}} = \boldsymbol{I} - \boldsymbol{Q}_{11}\boldsymbol{Q}_{11}^{\mathrm{T}}$. 因此, 对特征空间正交分解的问题转化为对算子$\boldsymbol{Q}_{11}\boldsymbol{Q}_{11}^{\mathrm{T}}$的求解问题. 接下来本文将给出具体求解过程.

由式(7)可得$\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}$的表达式

$$\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W} = \frac{\bar{\boldsymbol{\Phi}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y}\boldsymbol{Y}^{\mathrm{T}}\bar{\boldsymbol{\Phi}}}{(N-1)^2} = \frac{\bar{\boldsymbol{\Phi}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Pi}\bar{\boldsymbol{\Phi}}}{(N-1)^2}, \tag{10}$$

式中$\boldsymbol{\Pi} = \boldsymbol{Y}\boldsymbol{Y}^{\mathrm{T}} = \begin{bmatrix}\pi_{11} & \cdots & \pi_{1N}\\ \vdots & & \vdots\\ \pi_{N1} & \cdots & \pi_{NN}\end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{N\times N}$.

显然, $\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}$是一个对称矩阵, 继续对$\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}$进行SVD分解, 可以得到

$$\begin{aligned}\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W} &= [\boldsymbol{P}_{21}\ \ *]\begin{bmatrix}\boldsymbol{\Lambda}^2 & 0\\ 0 & 0\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\boldsymbol{P}_{21}^{\mathrm{T}}\\ *\end{bmatrix} = \\ &\boldsymbol{P}_{21}\boldsymbol{\Lambda}^2\boldsymbol{P}_{21}^{\mathrm{T}}.\end{aligned} \tag{11}$$

由式(8)和式(11)易知$\mathrm{col}(\boldsymbol{P}_{21}) = \pm\mathrm{col}(\boldsymbol{Q}_{11})$, 因此下式自然成立:

$$\boldsymbol{Q}_{11}\boldsymbol{\Xi}\boldsymbol{Q}_{11}^{\mathrm{T}} = \boldsymbol{P}_{21}\boldsymbol{\Xi}\boldsymbol{P}_{21}^{\mathrm{T}}, \tag{12}$$

式中$\boldsymbol{\Xi}$为具有适当行和列的任意实对称矩阵. 至此, 对算子$\boldsymbol{Q}_{11}\boldsymbol{Q}_{11}^{\mathrm{T}}$的求解问题进一步转化为对$\boldsymbol{P}_{21}$的求解问题.

令$\boldsymbol{P}_{21} = [\boldsymbol{p}_1\ \ \cdots\ \ \boldsymbol{p}_s]$, 对于任意$\boldsymbol{p} \in \{\boldsymbol{p}_1, \cdots, \boldsymbol{p}_s\}$

和对应的$\lambda \in \{\lambda_1, \cdots, \lambda_s\}$均满足如下等式关系:

$$\begin{aligned}&\lambda \boldsymbol{p} = \boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}\boldsymbol{p} = \\ &\frac{1}{(N-1)^2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}\pi_{ji}\bar{\phi}(\boldsymbol{x}_j)\bar{\phi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}_i)\boldsymbol{p} = \\ &\frac{1}{(N-1)^2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}\pi_{ji}\bar{\phi}(\boldsymbol{x}_j)\beta_i,\end{aligned} \tag{13}$$

式中$\beta_i = \bar{\phi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}_i)\boldsymbol{p}$. 式(13)两侧除以$\lambda$得到

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{p} = \frac{1}{(N-1)^2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}\pi_{ji}\bar{\phi}(\boldsymbol{x}_j)\frac{\beta_i}{\lambda_i} = \\ &\frac{1}{(N-1)^2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}\pi_{ji}\bar{\phi}(\boldsymbol{x}_j)u_i = \\ &\frac{1}{(N-1)^2}\bar{\boldsymbol{\Phi}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Pi}\boldsymbol{u},\end{aligned} \tag{14}$$

式中: $u_i = \dfrac{\beta_i}{\lambda_i}$, $\boldsymbol{u} = [u_1 \ \cdots \ u_N]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^N$.

由于$\boldsymbol{\Phi}$无法显式计算, 通常需要构造核矩阵$\boldsymbol{K} = \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}}$来代替$\boldsymbol{\Phi}$进行计算. 在选用高斯核函数的情况下, 核矩阵$\boldsymbol{K}$的元素$k_{i,j}$计算如下:

$$k_{i,j} = \exp(-\frac{\|\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_j\|^2}{c}), \tag{15}$$

式中c为核径向基参数. 相应的, 零均值的核矩阵为

$$\bar{\boldsymbol{K}} = \bar{\boldsymbol{\Phi}}\bar{\boldsymbol{\Phi}}^{\mathrm{T}} = (\boldsymbol{I}_N - \frac{1}{N}\boldsymbol{1}_N\boldsymbol{1}_N^{\mathrm{T}})\boldsymbol{K}(\boldsymbol{I}_N - \frac{1}{N}\boldsymbol{1}_N\boldsymbol{1}_N^{\mathrm{T}}),$$

其中: $\boldsymbol{1}_N = [1 \ \cdots \ 1]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^N$, $\boldsymbol{I}_N$为单位矩阵. 联立式(10)(13)–(14), 并在式(13)两侧左乘矩阵$\bar{\boldsymbol{\Phi}}$, 整理后可以得到

$$\lambda \boldsymbol{u} = \frac{\bar{K}\boldsymbol{\Pi}}{(N-1)^2}\boldsymbol{u}. \tag{16}$$

显然, 上式为典型的特征值–特征向量问题. 求解式(16)并选择前s个最大的特征向量构造矩阵$\boldsymbol{U} = [\boldsymbol{u}^1 \ \cdots \ \boldsymbol{u}^s]$, 结合式(14)可以得到

$$\boldsymbol{P}_{21} = \frac{1}{(N-1)^2}\bar{\boldsymbol{\Phi}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Pi}\boldsymbol{U}. \tag{17}$$

3.2 故障检测指标设计

由式(9)已经知道, 算子$\boldsymbol{Q}_{11}\boldsymbol{Q}_{11}^{\mathrm{T}}$和$\boldsymbol{Q}_{12}\boldsymbol{Q}_{12}^{\mathrm{T}}$将特征矩阵$\bar{\boldsymbol{\Phi}}$投影为相互正交的两部分. 对于一个新的在线测量样本$\boldsymbol{x}_{\mathrm{new}} \in \mathbb{R}^m$, 经过非线性映射和中心化处理后得到对应的核样本$\bar{\phi}(\boldsymbol{x}_{\mathrm{new}}) \in \mathbb{R}^M$. 同样的, $\bar{\phi}(\boldsymbol{x}_{\mathrm{new}})$也需要被投影为两部分, 即

$$\begin{cases}\hat{\phi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}_{\mathrm{new}}) = \bar{\phi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}_{\mathrm{new}})\boldsymbol{Q}_{11}\boldsymbol{Q}_{11}^{\mathrm{T}}, \\ \tilde{\phi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}_{\mathrm{new}}) = \bar{\phi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}_{\mathrm{new}})\boldsymbol{Q}_{12}\boldsymbol{Q}_{12}^{\mathrm{T}},\end{cases} \tag{18}$$

式中$\hat{\phi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}_{\mathrm{new}})$作为主成分部分, 可构造其$T^2$统计量来反应质量相关子空间的故障信息, 即

$$T^2 = \bar{\phi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}_{\mathrm{new}})\boldsymbol{Q}_{11}\Delta^{-1}\boldsymbol{Q}_{11}^{\mathrm{T}}\bar{\phi}(\boldsymbol{x}_{\mathrm{new}}), \tag{19}$$

式中$\Delta = \dfrac{\boldsymbol{Q}_{11}^{\mathrm{T}}\bar{\boldsymbol{\Phi}}^{\mathrm{T}}\bar{\boldsymbol{\Phi}}\boldsymbol{Q}_{11}}{N-1}$. 由于$\boldsymbol{Q}_{11}$与$\boldsymbol{P}_{21}$之间存在式(12)表示的对称性关系, 因此可以将式(17)中的$\boldsymbol{P}_{21}$直接代入式(19)得到

$$T^2 = \bar{\boldsymbol{k}}_{\mathrm{new}}^{\mathrm{T}}\Theta_1\bar{\boldsymbol{k}}_{\mathrm{new}}, \tag{20}$$

式中:

$$\Theta_1 = \boldsymbol{\Pi}\boldsymbol{U}(\frac{\boldsymbol{U}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Pi}^{\mathrm{T}}\bar{\boldsymbol{K}}\bar{\boldsymbol{K}}\boldsymbol{\Pi}\boldsymbol{U}}{N-1})^{-1}\boldsymbol{U}^{T}\boldsymbol{\Pi}^{\mathrm{T}},$$

$$\bar{\boldsymbol{k}}_{\mathrm{new}} = (\boldsymbol{k}_{\mathrm{new}}^{\mathrm{T}} - \frac{1}{N}\boldsymbol{1}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K})(\boldsymbol{I}_N - \frac{1}{N}\boldsymbol{1}_N\boldsymbol{1}_N^{\mathrm{T}}),$$

其中: $\boldsymbol{k}_{\mathrm{new}}^{\mathrm{T}} = [k_{\mathrm{new},1} \ \cdots \ k_{\mathrm{new},N}]$, 且其元素$k_{\mathrm{new},j}$ $(j = 1, \cdots, N)$由$\boldsymbol{x}_{\mathrm{new}}$与训练样本$\boldsymbol{x}_j$通过下式计算:

$$k_{\mathrm{new},j} = \exp(-\frac{\|\boldsymbol{x}_{\mathrm{new}} - \boldsymbol{x}_j\|^2}{c}). \tag{21}$$

T^2统计量对应的阈值为

$$J_{\mathrm{th},T^2} = \frac{s(N^2-1)}{N(N-s)}\mathcal{F}_\alpha(s, N-s), \tag{22}$$

式中$\mathcal{F}_\alpha$是置信度为α的F分布.

在$\tilde{\phi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}_{\mathrm{new}})$所属子空间构造平方预测误差(squared prediction error, SPE)统计量来反应质量无关子空间的故障信息, 即

$$\mathrm{SPE} = \bar{\phi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}_{\mathrm{new}})\boldsymbol{Q}_{12}\boldsymbol{Q}_{12}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}_{12}\boldsymbol{Q}_{12}^{\mathrm{T}}\bar{\phi}(\boldsymbol{x}_{\mathrm{new}}). \tag{23}$$

与T^2统计量的处理方式类似, 利用$\boldsymbol{Q}_{11}\boldsymbol{Q}_{11}^{\mathrm{T}}$替换掉$\boldsymbol{Q}_{12}\boldsymbol{Q}_{12}^{\mathrm{T}}$, 再利用$\boldsymbol{Q}_{11}$与$\boldsymbol{P}_{21}$之间的对称性将式(17)代入, 可以得到

$$\begin{aligned}&\mathrm{SPE} = \\ &1 - \frac{2}{N}\boldsymbol{k}_{\mathrm{new}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{1}_N + \frac{1}{N^2}\boldsymbol{1}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}\boldsymbol{1}_N + \\ &\bar{\boldsymbol{k}}_{\mathrm{new}}^{\mathrm{T}}\Theta_2\bar{\boldsymbol{k}}_{\mathrm{new}},\end{aligned} \tag{24}$$

式中$\Theta_2 = \dfrac{1}{(N-1)^8}\boldsymbol{\Pi}\boldsymbol{U}\boldsymbol{U}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Pi}^{\mathrm{T}}\bar{\boldsymbol{K}}\boldsymbol{\Pi}\boldsymbol{U}\boldsymbol{U}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Pi}^{\mathrm{T}} - \dfrac{2}{(N-1)^4}\boldsymbol{\Pi}\boldsymbol{U}\boldsymbol{U}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Pi}^{\mathrm{T}}$. SPE统计量对应的阈值为

$$J_{\mathrm{th,SPE}} = g\chi_\alpha^2(h), \tag{25}$$

$$g = \frac{\mathrm{var(SPE)}}{2\mathrm{mean(SPE)}}, \ h = \frac{2\mathrm{mean(SPE)}^2}{\mathrm{var(SPE)}}, \tag{26}$$

式中: χ_α^2是置信度为α的卡方分布; mean(·)和var(·)分别为求均值和方差的算子.

综合T^2统计量和SPE统计量, 可以得出如下的故障判断逻辑:

1) 若$T^2 \leqslant J_{\mathrm{th},T^2}$且$\mathrm{SPE} \leqslant J_{\mathrm{th,SPE}}$, 则无故障发生;

2) 若$T^2 > J_{\mathrm{th},T^2}$, 则质量相关故障发生;

3) 若$T^2 \leqslant J_{\mathrm{th},T^2}$且$\mathrm{SPE} > J_{\mathrm{th,SPE}}$, 则质量无关故障发生.

4 基于偏微分贡献图的故障诊断算法

4.1 联合统计量指标

当故障发生后, 需要通过故障诊断确定引发故障

的变量. 贡献图是一种常用的故障诊断算法, 其原理是通过提取所有过程变量对故障检测指标的贡献值并根据贡献值大小确定故障变量. 为了便于计算, 常规做法是将T^2统计量和SPE统计量合并为如下的联合统计量指标[14]:

$$\varphi=\frac{T^2}{J_{\mathrm{th},T^2}}+\frac{\mathrm{SPE}}{J_{\mathrm{th,SPE}}}. \tag{27}$$

由于前述T^2和SPE统计量不是过程样本的标准二次型, 因此无法直接使用贡献图. 对此, 下文将引入偏微分贡献图算法来提取每个过程变量对φ的贡献率, 并以贡献率的大小作为确定故障变量的依据.

4.2 偏微分贡献图

首先构造方向向量集$\boldsymbol{r}=[\boldsymbol{r}_1\ \cdots\ \boldsymbol{r}_m]^{\mathrm{T}}$, 其中$\boldsymbol{r}_t$ $(t=1,\cdots,m)$表示第t个元素为1其他元素均为0的m维列向量. 则式(15)中的核函数可表示为

$$k_{i,j}=\exp(-\frac{\|\boldsymbol{r}\cdot\boldsymbol{x}_i-\boldsymbol{r}\cdot\boldsymbol{x}_j\|^2}{c}). \tag{28}$$

对$k_{i,j}$在$\boldsymbol{r}_t$方向上求偏导, 得到

$$\begin{aligned}\frac{\partial k_{i,j}}{\partial\boldsymbol{r}_t}&=-\frac{1}{c}\frac{\|\boldsymbol{r}\cdot\boldsymbol{x}_i-\boldsymbol{r}\cdot\boldsymbol{x}_j\|^2}{\partial\boldsymbol{r}_t}k_{i,j}=\\&-\frac{2}{c}(\boldsymbol{r}_t^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}_i-\boldsymbol{r}_t^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}_j)^2k_{i,j}=\\&-\frac{2}{c}(x_{i,t}-x_{j,t})^2k_{i,j},\end{aligned} \tag{29}$$

式中: $x_{i,t}$表示样本$\boldsymbol{x}_i$的第t个元素, $x_{j,t}$同理. $\frac{\partial k_{i,j}}{\partial\boldsymbol{r}_t}$即为偏微分核矩阵$\frac{\partial\boldsymbol{K}}{\partial\boldsymbol{r}_t}$第$i$行第$j$列的元素. 令$\boldsymbol{E}=\frac{1}{N}\cdot\boldsymbol{1}_N\boldsymbol{1}_N^{\mathrm{T}}$, $\bar{\boldsymbol{K}}=(\boldsymbol{I}_N-\boldsymbol{E})\,\boldsymbol{K}\,(\boldsymbol{I}_N-\boldsymbol{E})$, 并对$\bar{\boldsymbol{K}}$在$\boldsymbol{r}_t$方向上求偏导, 即

$$\begin{aligned}\frac{\partial\bar{\boldsymbol{K}}}{\partial\boldsymbol{r}_t}&=(\boldsymbol{I}_N-\boldsymbol{E})\,\frac{\partial\boldsymbol{K}}{\partial\boldsymbol{r}_t}\,(\boldsymbol{I}_N-\boldsymbol{E})=\\&(\frac{\partial\boldsymbol{K}}{\partial\boldsymbol{r}_t}-\boldsymbol{E}\frac{\partial\boldsymbol{K}}{\partial\boldsymbol{r}_t})\,(\boldsymbol{I}_N-\boldsymbol{E})=\\&\frac{\partial\boldsymbol{K}}{\partial\boldsymbol{r}_t}-\frac{\partial\boldsymbol{K}}{\partial\boldsymbol{r}_t}\boldsymbol{E}-\boldsymbol{E}\frac{\partial\boldsymbol{K}}{\partial\boldsymbol{r}_t}+\boldsymbol{E}\frac{\partial\boldsymbol{K}}{\partial\boldsymbol{r}_t}\boldsymbol{E}.\end{aligned} \tag{30}$$

根据式(28), 继续对φ在$\boldsymbol{r}_t$方向上求偏导, 即

$$\begin{aligned}C_t^{\varphi}=&\frac{\partial\varphi}{\partial\boldsymbol{r}_t}=|\frac{1}{J_{\mathrm{th},T^2}}\frac{\partial T^2}{\partial\boldsymbol{r}_t}+\frac{1}{J_{\mathrm{th,SPE}}}\frac{\partial\mathrm{SPE}}{\partial\boldsymbol{r}_t}|=\\&|(\frac{\partial\bar{\boldsymbol{K}}}{\partial\boldsymbol{r}_t})^{\mathrm{T}}(\frac{\Theta_1}{J_{\mathrm{th},T^2}}+\frac{\Theta_2}{J_{\mathrm{th,SPE}}})\bar{\boldsymbol{K}}+\bar{\boldsymbol{K}}^{\mathrm{T}}(\frac{\Theta_1}{J_{\mathrm{th},T^2}}+\\&\frac{\Theta_2}{J_{\mathrm{th,SPE}}})\frac{\partial\bar{\boldsymbol{K}}}{\partial\boldsymbol{r}_t}-\frac{2}{N}\frac{\partial\boldsymbol{K}}{\partial\boldsymbol{r}_t}\boldsymbol{1}_N+\frac{1}{N^2}\boldsymbol{1}_N^{\mathrm{T}}\frac{\partial\boldsymbol{K}}{\partial\boldsymbol{r}_t}\boldsymbol{1}_N|.\end{aligned} \tag{31}$$

C_t^{φ}为一个N维列向量, 其包含了所有样本中第t个变量对联合统计量的贡献率. 那么第i个样本$\boldsymbol{x}_i$中第t个变量$(x_{i,t})$对联合统计量的贡献率可表示为

$$\begin{aligned}C_{i,t}^{\varphi}=&|\frac{\partial\bar{\boldsymbol{k}}_i}{\partial\boldsymbol{r}_t}\Theta^*\bar{\boldsymbol{k}}_i^{\mathrm{T}}+\bar{\boldsymbol{k}}_i\Theta^*(\frac{\partial\bar{\boldsymbol{k}}_i}{\partial\boldsymbol{r}_t})^{\mathrm{T}}-\\&\frac{2}{N}\frac{\partial\boldsymbol{k}_i}{\partial\boldsymbol{r}_t}\boldsymbol{1}_N+\frac{1}{N^2}\boldsymbol{1}_N^{\mathrm{T}}\frac{\partial\boldsymbol{k}_i}{\partial\boldsymbol{r}_t}\boldsymbol{1}_N|.\end{aligned} \tag{32}$$

式中: $\Theta^*=\frac{\Theta_1}{J_{\mathrm{th},T^2}}+\frac{\Theta_2}{J_{\mathrm{th,SPE}}}$, $\bar{\boldsymbol{k}}_i$为核矩阵$\bar{\boldsymbol{K}}$的第i行, $\frac{\partial\boldsymbol{k}_i}{\partial\boldsymbol{r}_t}$为偏微分核矩阵$\frac{\partial\boldsymbol{K}}{\partial\boldsymbol{r}_t}$的第$i$行, $\frac{\partial\bar{\boldsymbol{k}}_i}{\partial\boldsymbol{r}_t}$为偏微分核矩阵$\frac{\partial\bar{\boldsymbol{K}}}{\partial\boldsymbol{r}_t}$的第$i$行, $C_{i,t}^{\varphi}$为C_t^{φ}的第i行.

同理, 对于在线测量样本, 其第t个变量对联合统计量的贡献率为

$$\begin{aligned}&C_{\mathrm{new,t}}^{\varphi}=\\&|\frac{\partial\bar{\boldsymbol{k}}_{\mathrm{new}}}{\partial\boldsymbol{r}_t}\Theta^*\bar{\boldsymbol{k}}_{\mathrm{new}}^{\mathrm{T}}+\bar{\boldsymbol{k}}_{\mathrm{new}}\Theta^*(\frac{\partial\bar{\boldsymbol{k}}_{\mathrm{new}}}{\partial\boldsymbol{r}_t})^{\mathrm{T}}-\frac{2}{N}\frac{\partial\boldsymbol{k}_{\mathrm{new}}}{\partial\boldsymbol{r}_t}\boldsymbol{1}_N|,\end{aligned} \tag{33}$$

式中

$$\frac{\partial\bar{\boldsymbol{k}}_{\mathrm{new}}}{\partial\boldsymbol{r}_t}=\frac{\partial\boldsymbol{k}_{\mathrm{new}}}{\partial\boldsymbol{r}_t}-\frac{\partial\boldsymbol{k}_{\mathrm{new}}}{\partial\boldsymbol{r}_t}\boldsymbol{E}, \tag{34}$$

其中$\frac{\partial\boldsymbol{k}_{\mathrm{new}}}{\partial\boldsymbol{r}_t}$的第$j$个元素$\frac{\partial k_{\mathrm{new},j}}{\partial\boldsymbol{r}_t}$为

$$\frac{\partial k_{\mathrm{new},j}}{\partial\boldsymbol{r}_t}=-\frac{2}{c}(x_{\mathrm{new},t}-x_{j,t})^2k_{\mathrm{new},j}. \tag{35}$$

至此, 将所提出的故障检测与诊断算法的具体实现步骤总结如表1所示.

表 1 基于核直接分解的质量相关故障检测与诊断

Table 1 Quality dependent fault detection and diagnosis based on kernel direct decomposition

离线训练:
1) 收集正常训练数据构造矩阵$\boldsymbol{X},\boldsymbol{Y}$, 并根据式(10)和式(15)计算$\boldsymbol{\Pi}$, $\boldsymbol{K}$和$\bar{\boldsymbol{K}}$;
2) 求解式(16)的特征值–特征向量问题得到$\boldsymbol{U}$;
3) 根据式(22)和式(25)计算阈值J_{th,T^2}和$J_{\mathrm{th,SPE}}$.
在线检测:
4) 采集$\boldsymbol{x}_{\mathrm{new}}$并计算$\boldsymbol{k}_{\mathrm{new}}$及$\bar{\boldsymbol{k}}_{\mathrm{new}}$;
5) 根据式(20)和式(24)计算T^2统计量和SPE统计量;
6) 根据故障判断逻辑确定故障是否发生以及故障性质;
7) 由式(33)计算各变量对联合统计量的偏微分贡献率并绘制贡献图.

5 火力发电厂过热蒸汽系统仿真

5.1 过热蒸汽系统模型

过热蒸汽系统运行流程如图1所示. 从汽包汽水分离出的饱和蒸汽首先经过低温过热器进行加热, 然后再依次经过一级喷水减温器、屏式过热器、二级喷水减温器以及末级过热器达到额定温度后进入汽轮机做功. 与此相关的燃烧过程则需要送风机将一定含氧量的空气送入炉膛, 与煤粉充分燃烧产生热量加热水蒸汽. 本文将采用串级控制过热蒸汽系统进行仿真实验[15]. 其中选取12个过程变量(变量$v_1\sim v_{12}$), 并选取过热器出口蒸汽温度作为质量变量(变量y). 具体的变量说明如表2所示. 为了验证所提出方法的有效性和

优越性, 将本文提出的方法与经典的TKPLS和KC-PLS进行对比仿真.

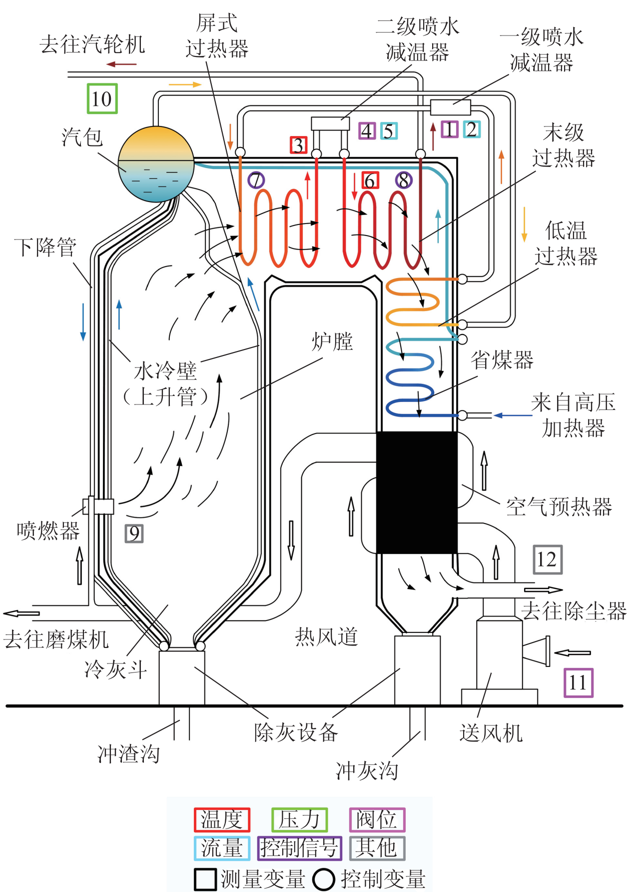

图 1 过热蒸汽系统流程图

Fig. 1 Flowchart of the superheated steam system

表 2 过热蒸汽系统变量说明

Table 2 Description of the variables in the superheated steam system

变量名	变量说明
$\boldsymbol{v}_1$	一级减温水阀门开度
$\boldsymbol{v}_2$	一级减温水流量
$\boldsymbol{v}_3$	屏式过热器出口汽温
$\boldsymbol{v}_4$	二级减温水阀门开度
$\boldsymbol{v}_5$	二级减温水流量
$\boldsymbol{v}_6$	末级过热器导前区汽温
$\boldsymbol{v}_7$	屏式过热器主控输出
$\boldsymbol{v}_8$	末级过热器主控输出
$\boldsymbol{v}_9$	燃料量
$\boldsymbol{v}_{10}$	主蒸汽压力
$\boldsymbol{v}_{11}$	送风机动叶开度
$\boldsymbol{v}_{12}$	烟气含氧量
$\boldsymbol{y}$	高温过热器出口汽温

首先在无故障情况下生成1000个样本用于训练模型, 另外再生成2000个样本用于测试, 其中前100个为无故障样本, 从第101个样本开始加入故障. 针对加入的故障类型, 设计了如下4种异常情况:

1) 故障1: 一级减温水阀门卡住, 减温水流量大幅度降低, 该故障影响主汽温.

2) 故障2: 二级减温水阀门卡住, 减温水流量大幅度降低, 该故障影响主汽温.

3) 故障3: 一级减温水流量计发生漂移故障, 该故障不影响主汽温.

4) 故障4: 主蒸汽压力传感器发生恒定偏差故障, 该故障不影响主汽温.

5.2 仿真结果分析

5.2.1 故障检测结果

图2显示的是所提出的方法对前述4种故障的检测结果以及对应的质量变量y的变化情况. 从图2(a)和2(b)中可以看出, 当故障1和故障2发生时, 主汽温y都发生了明显的异常波动, 说明这两种故障都是质量相关的故障. 从故障检测结果来看, 当这两种故障发生时T^2和SPE统计量都及时发出了报警, 两者的统计指标都超出了各自的阈值. 根据前文给出的故障判断逻辑, 可以明确地判断出故障1和故障2属于质量相关的故障. 当这两个故障发生时需要第一时间进行设备检修和维护. 而从图2(c)和2(d)中可以看出当故障3和故障4发生后主汽温y没有任何异常波动, 说明这两种故障为质量无关的故障. 观察故障检测结果可以发现, 当故障3和故障4发生时, T^2统计量几乎没有发出任何报警, 其统计指标一直低于阈值, 而SPE统计量则发出了明显的报警信号, 其明显超出了阈值. 这是因为T^2是质量相关子空间中设计的统计量, 而SPE则是质量无关子空间中设计的统计量. 根据前文给出的判断逻辑, 可以明确地判断出故障3和故障4属于质量无关的故障, 其发生后并不会影响到主汽温. 因此, 对于此类故障无需立即停机检修, 仅需记录下故障事件并在设备集中维护期间对其进行处理即可, 从而可以有效提高过热蒸汽系统的运行效率.

作为对比仿真, 将本文提出的方法以及TKPLS和KCPLS方法的统计量指标对4种故障的报警率总结到表3中. 首先比较对故障1和故障2(质量相关故障)的报警率, 从表3中不难看出3种方法的所有统计量指标都具有非常高的报警率, 最低报警率也达到了61.00%, 且TKPLS的表现略好于KCPLS和本文所提出的方法. 接下来比较3种方法对故障3和故障4(质量无关故障)的检测情况. 从文献[10]中已经知道, 在TKPLS算法中T_y^2和Q_r为质量相关子空间中的统计量, 而T_r^2和T_o^2则为质量无关子空间中的统计量. 从表3中不难发现, T_y^2统计量表现很好, 对故障3和故障4的报警率均不超过0.5%, 但是Q_r统计量对两种质量无关故障的报警率却分别达到了57.89% 和99.00%. 对于KCPLS算法, 其T_c^2和Q_x以及T_y^2为质量相关子空间中的统计量, 而T_x^2则为质量无关子空间的统计量.

从表中数据可以发现, T_c^2检测效果良好, 但Q_x和T_y^2却出现较高误报率. 综合来看, TKPLS和KCPLS 虽然可以及时检测到故障的发生, 但是在判断故障对主汽温是否有影响方面存在明显的误判. 反观本文提出的方法, T^2统计量对故障3和故障4的报警率仅为0.63%和0.74%, 而SPE统计量的报警率却达到了58.00%和99.00%. 结合这两种统计量的报警率, 所提出的方法可以明确地检测出故障3和故障4发生, 同时也可以明确判断出这两个故障都不影响主汽温. 因此, 在对质量无关故障的检测方面, 所提出的方法要优于TKPLS和KCPLS. 此外, 本文提出的方法仅使用两个统计量指标, 而TKPLS和KCPLS使用4个统计量指标. 因此, 在故障判断逻辑方面本文提出的方法也更加简单而且直观.

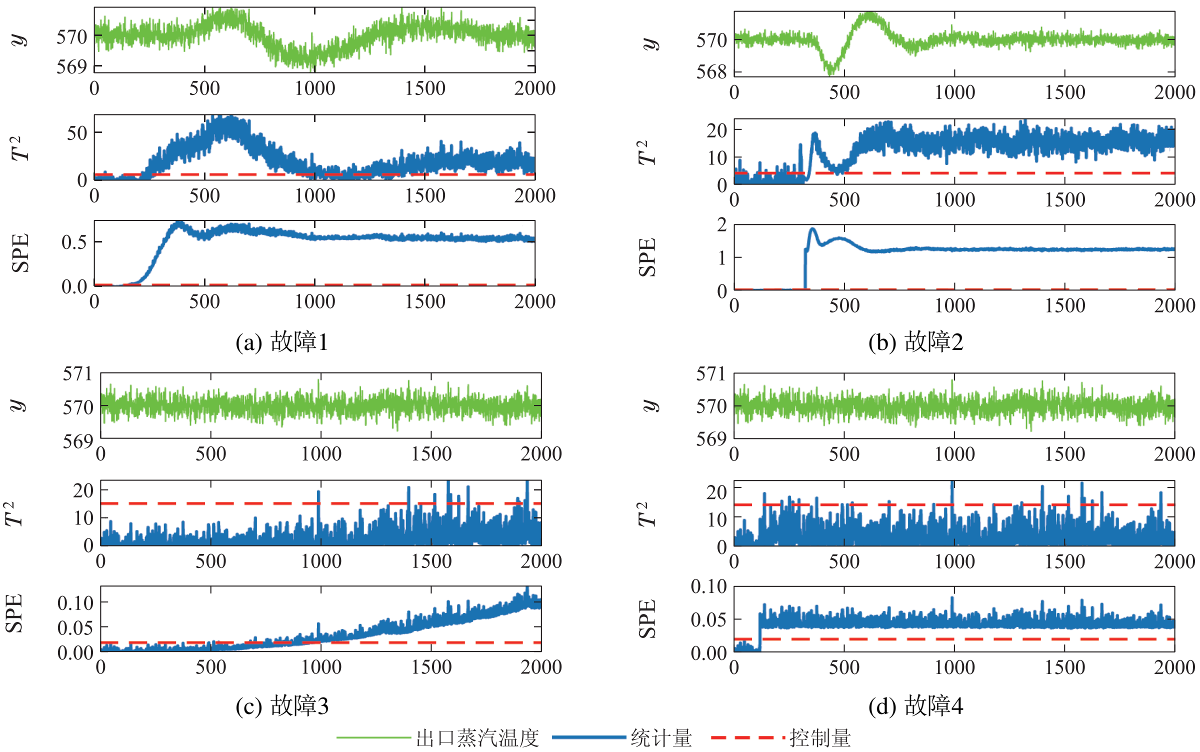

图 2 所提出方法对故障1至故障4的故障检测结果

Fig. 2 The fault detection results of the proposed method for Fault 1 to Fault 4

表 3 3种方法各自故障检测指标的报警率(%)

Table 3 Alarm rate of the fault detection indicators of the three methods (%)

故障	本文方法		TKPLS				KCPLS			
	T^2	SPE	T_y^2	T_r^2	T_o^2	Q_r	T_c^2	T_y^2	T_x^2	Q_x
故障1	68.95	96.89	73.89	98.68	97.95	96.89	61.00	98.68	97.68	80.16
故障2	76.16	88.37	88.37	90.11	88.79	88.37	88.42	95.21	88.37	86.68
故障3	0.63	58.00	0.47	94.42	41.84	57.89	10.17	64.12	71.25	67.89
故障4	0.74	99.00	0.38	99.00	99.00	99.00	1.32	76.00	97.00	0.63

5.2.2 故障诊断结果

图3显示了所提出的方法对4种故障的诊断结果. 图中, 横轴表示采样时刻, 纵轴表示各变量对联合统计量指标φ的贡献率, 贡献率越大其颜色越趋向于红色.

如前所述, 故障1为一级减温水阀门卡住故障, 故障变量为一级减温水阀门开度v_1. 从图3(a)的故障诊断结果可以明显看出当故障1发生后, 变量v_1对联合统计量指标的贡献率一直非常高. 由于一级减温水阀门卡住后, 一级减温水流量、屏式过热器出口汽温、二级减温水流量、末级过热器导前区汽温、末级过热器主控输出等后续环节都会受到影响, 加之故障涂抹效应的影响, 在一定区间内变量v_2至v_8的贡献率也较高. 但是只有变量v_1始终保持了非常高的贡献率, 因此可以断定v_1为故障变量, 与实际情况相符. 与故障1类似, 故障2为二级减温水阀门卡住故障, 故障变量为二级减温水阀门开度v_4. 从图3(b)的故障诊断结果可以看出变量v_4被诊断为故障变量, 这与实际情况也是相

符的. 故障3和故障4是传感器故障, 其故障变量分别为一级减温水流量传感器v_2和主蒸汽压力传感器v_{10}. 从图3(c)和3(d)中可以看出变量v_2和变量v_{10}分别被诊断为故障3和故障4的故障变量, 这与实际情况是完全相符的. 综上所述, 本文提出的故障诊断算法对所设计的4种故障均是有效的. 虽然对部分故障仍存在故障涂抹效应, 但是仍可以比较准确地诊断出真实发生故障的变量.

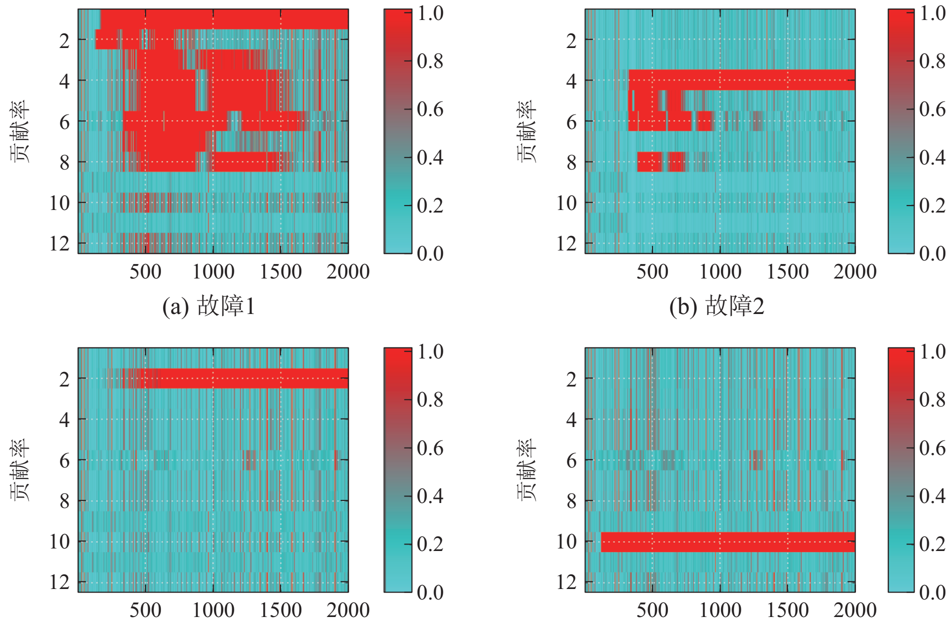

图 3　所提出方法对故障1至故障4的故障诊断结果

Fig. 3　The fault diagnosis results of the proposed method for Fault 1 to Fault 4

6　结论

在本研究中, 提出了一种基于核直接分解模型的非线性质量相关故障检测与诊断方法. 该方法利用特征矩阵与输出矩阵之间的交叉协方差矩阵来提取两者之间的相关性, 并通过奇异值分解将特征空间分解为与输出完全相关和完全无关的两个正交子空间. 通过在过热蒸汽系统中的仿真结果表明, 所提出的方法具有以下优点:

1) 能够实现特征空间的完全正交分解, 从而有效降低了对质量无关故障的误报率, 且故障判断逻辑更加简单直观;

2) 能够准确判断故障对主汽温的影响, 从而有效降低了非紧要故障的报警率, 提高了过热蒸汽系统的运行效率;

3) 能够准确诊断出发生故障的变量, 从而可以协助设备检修人员快速定位故障, 提高设备检修效率.

参考文献:

[1] GAO Mingming, YUE Guangxi, LEI Xiujian, et al. Research on main steam pressure control system of supercritical CFB boiler. *Chinese Journal of Power Engineering*, 2015, 35(8): 625 – 631.
(高明明, 岳光溪, 雷秀坚, 等. 超临界CFB锅炉主蒸汽压力控制系统研究. 动力工程学报, 2015, 35(8): 625 – 631.)

[2] NIU Yuguang, WANG Shilin, LIN Zhongwei, et al. Boiler process fault detection based on multivariate statistical process monitoring. *Chinese Journal of Power Engineering*, 2017, 37(10): 829 – 836.
(牛玉广, 王世林, 林忠伟, 等. 基于多元统计过程监控的锅炉过程故障检测. 动力工程学报, 2017, 37(10): 829 – 836.)

[3] CHEN Qihua, HE Yuheng, ZENG Yongzhong, et al. Application of TOPSIS method in comprehensive evaluation of steam air preheater of waste incineration power generation boiler. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(4): 1274 – 1281, 1418.
(陈琪华, 何育恒, 曾永忠, 等. TOPSIS法在垃圾焚烧发电锅炉蒸汽空气预热器综合评价中的应用. 中国电机工程学报, 2020, 40(4): 1274 – 1281, 1418.)

[4] PENG Kaixiang, MA Liang, ZHANG Kai. Summary of quality related fault detection and diagnosis techniques for complex industrial processes. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(3): 349 – 365.
(彭开香, 马亮, 张凯. 复杂工业过程质量相关的故障检测与诊断技术综述. 自动化学报, 2017, 43(3): 349 – 365.)

[5] LIU Qiang, QIN Sizhao. Comprehensive fault diagnosis of shaft furnace roasting process based on simplified concurrent latent structure mapping. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(12): 2160 – 2169.
(刘强, 秦泗钊. 基于精简并发潜结构映射的竖炉焙烧过程综合故障诊断. 自动化学报, 2017, 43(12): 2160 – 2169.)

[6] KONG Xiangyu, LI Qiang, An Qiusheng, et al. Quality related fault detection based on partial least squares score reconstruction. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(11): 2321 – 2332.
(孔祥玉, 李强, 安秋生, 等. 基于偏最小二乘得分重构的质量相关故障检测. 控制理论与应用, 2020, 37(11): 2321 – 2332.)

[7] ZHOU D, LI G, QIN S. J. Total projection to latent structures for process monitoring. *AIChE Journal*, 2010, 56(1): 168 – 178.

[8] QIN S J, ZHENG Y. Quality-relevant and process-relevant fault monitoring with concurrent projection to latent structures. *AIChE Journal*, 2013, 59(2): 496 – 504.

[9] YIN S, ZHU X, KAYNAK O. Improved pls focused on key performance-indicator-related fault diagnosis. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2015, 62(3): 1651 – 1658.

[10] PENG K, ZHANG K, LI G, et al. Contribution rate plot for nonlinear quality-related fault diagnosis with application to the hot strip mill process. *Control Engineering Practice*, 2013, 21(4): 360 – 369.

[11] ZHANG Y, SUN R, FAN Y. Fault diagnosis of nonlinear process based on KCPLS reconstruction. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2015, 140: 49 – 60.

[12] WANG G, JIAO J. A kernel least squares based approach for nonlinear quality-related fault detection. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 64(4): 3195 – 3204.

[13] WANG G, LUO H, PENG K. Quality-related fault detection using linear and nonlinear principal component regression. *Journal of the Franklin Institute*, 2016, 353(10): 2159 – 2177.

[14] ALCALA C F, QIN S J. Reconstruction-based contribution for process monitoring with kernel principal component analysis. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2010, 49(17): 7849 – 7857.

[15] LIANG G, LI W, LI Z. Control of superheated steam temperature in large-capacity generation units based on active disturbance rejection method and distributed control system. *Control Engineering Practice*, 2013, 21(3): 268 – 285.

作者简介:

王 光 博士, 副教授, 目前研究方向为复杂工业系统故障诊断, E-mail: guang.wang@ncepu.edu.cn;

杨晶惠 硕士研究生, 目前研究方向为基于多元统计分析的早期故障诊断方法, E-mail: yangjinghui@ncepu.edu.cn;

徐一平 硕士研究生, 目前研究方向为基于多元统计分析的微弱故障诊断方法, E-mail: xyp@ncepu.edu.cn;

焦建芳 博士, 副教授, 目前研究方向为面向综合能源系统的优化调度与性能监控, E-mail: jiaojianfang@ncepu.edu.cn.