

基于指定元分析的多级相对微小故障诊断方法

周福娜^{1,2}, 文成林², 陈志国¹, 冷元宝³

(1. 河南大学计算机与信息工程学院, 河南开封 475004; 2. 杭州电子科技大学自动化学院, 浙江杭州 310018;
3. 黄河水利委员会黄河水利科学研究院, 河南郑州 450003)

摘要: 设备运作过程中可能出现的微小故障, 往往会因其呈现的异常征兆较小而被淹没在显著故障或噪声中, 从而现有的方法难以很好地对其进行监控. 本文在 DCA 空间投影框架下建立了观测空间的多级分解思想, 并在此基础上提出一种多级相对微小故障诊断算法. 将观测数据关于显著指定模式进行 DCA 分析, 并移除显著变化模式的影响, 以提高微小故障信号的信噪比. 根据其向故障子空间投影能量的显著性判断残差数据中是否还包含仍未被诊断出、且具有一定影响的微小故障; 根据各故障方向上投影能量的显著性进行微小故障诊断; 重复以上过程, 直到各级微小故障均被诊断出来. 包含四种共存故障的观测数据的仿真研究, 验证了该算法的有效性.

关键词: 微小故障诊断; 空间分解; 故障模式; 指定元分析

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 08-1874-06

DCA Based Multi-level Small Fault Diagnosis Method

ZHOU Fu-na^{1,2}, WEN Cheng-lin², CHEN Zhi-guo¹, LENG Yuan-bao³

(1. School of Computer and Information Engineering, Henan University, Kaifeng, Henan 475004, China;

2. Automatic School, Hangdian University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China;

3. Institute of Hydranlic Research of Yellow River Conservancy Commission, Zhengzhou, Henan 450003, China)

Abstract: Small faults with insignificant abnormal symptoms were usually submerged in large faults or noise. Most fault diagnosis methods were invalid in the case when small faults occurred. We present a multi-level space decomposition mechanism and a small fault diagnosis algorithm. Implement designated component analysis (DCA) to the observation data for significant variation patterns; Remove the effect of significant designated patterns to get the residual which will increase the signal-to-noise rate of small fault signal; Determining whether small faults have occurred in the system using the projection significance index in the residual space; Repeat this process until all possible small faults are diagnosed. Simulation for observation data involved 4 faults shows its efficiency of this algorithm.

Key words: small fault diagnosis; space decomposition; fault pattern; designated component analysis(DCA)

1 引言

系统或设备的结构越来越复杂, 出现多种故障的可能性日益增多^[1-3]. 近年来故障诊断方法的研究吸引着众多学者的广泛关注^[1-6].

故障对系统的影响可由其引起的征兆体现. 若将观测值的偏离程度较大视为相应的征兆显著, 偏离程度较小视为该征兆微小^[6,7]. 随着对系统安全性和可靠性要求的提高, 人们不仅希望能很好地诊断出有明显异常征兆的“大”故障, 也希望能对那些虽然只有微小的异常征兆, 却可能危及系统安全运行的“小”故障进行及时有效的监控, 常称这一过程为微小故障诊断^[7].

系统发生的微小故障往往会因其征兆较小而被淹没在噪声或征兆显著的大故障中, 因此必须对现有的诊断方法进行有效的改进或建立新的方法才有望实现对微小故障的诊断. 目前, 这方面的研究还仅限于单个微小故障的检测^[7-9]. 当小故障不是被噪声所淹没, 而是淹没在“大”故障或其他征兆较大的随机扰动模式中的情况下, 解决多级相对微小故障诊断问题有着重要的科学价值和应用前景.

在传统的单变量统计监控方法中, 常采用累加和控制图法来检测过程的微小变化. 但因其没有考虑到过程变量之间的相关性, 因而常会出现误报和漏报现象^[7]. 文献[8,9]中给出一些基于多变量统计分析的小故障检

测算法,但主元分析(Principal Component Analysis, PCA)的模式复合效应使其无法进行小故障模式辨识.

指定元分析(Designated Component Analysis, DCA)能避免主元分析的模式复合问题^[6,10].但现有 DCA 诊断方法,往往会导致小故障被淹没的现象.本文拟在文献^[6]的 DCA 空间投影框架的基础上,通过建立观测空间的多级分解,提出一种多级相对微小故障诊断算法.

2 主元分析与指定元分析

2.1 主元分析

主元分析的本质是一个线性变换^[10~13]

$$\mathbf{V} = \mathbf{B}^T \mathbf{Y} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}(1), \mathbf{y}(2), \dots, \mathbf{y}(n)] \in R^{p \times n}$, p 是观测变量的个数, n 是采样点的个数; $\mathbf{V} = [\mathbf{v}(1), \mathbf{v}(2), \dots, \mathbf{v}(n)] \in R^{p \times n}$ 是得分矩阵.

\mathbf{Y} 关于主元和载荷向量的分解式为

$$\mathbf{Y} = \sum_{i=1}^v \mathbf{b}_i \mathbf{v}_i + \mathbf{E} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{b}_i = [b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{ip}]^T$ 是第 i 个载荷向量, $\mathbf{v}_i = [v_i(1), v_i(2), \dots, v_i(n)] \in R^{1 \times n}$ 是 \mathbf{Y} 向 \mathbf{b}_i 方向投影所得得分向量, 即

$$\mathbf{v}_i = \mathbf{b}_i^T \mathbf{Y} \quad (3)$$

$\mathbf{E} = \sum_{i=v+1}^p \mathbf{b}_i \mathbf{v}_i$ 是残差矩阵, v 是关键主元个数.

2.2 指定元分析

类似于 PCA 中将观测数据 \mathbf{Y} 向载荷向量 \mathbf{b}_i 投影的思想, 指定元分析是将 \mathbf{Y} 在指定模式 $\mathbf{d}_i \in R^{p \times 1}$ 所在方向上做投影, 从而得到相应的指定元向量 \mathbf{w}_i ^[10]

$$\mathbf{w}_i = \mathbf{d}_i^T \mathbf{Y}, i = 1, 2, \dots, l \quad (4)$$

类似地可将 \mathbf{Y} 进行分解

$$\mathbf{Y} = \sum_{i=1}^l \mathbf{d}_i \mathbf{w}_i + \mathbf{E} \quad (5)$$

其中, $\mathbf{w}_i = [w_i(1), w_i(2), \dots, w_i(n)] \in R^{1 \times n}$, l 是指定模式的数目, \mathbf{E} 是分解的残差矩阵.

可按照文献^[6]的方法定义指定模式. 以下部分假定所有变化模式间均彼此正交, 非正交情况下可用逐步 DCA 分析代替 DCA 分析^[6].

征非常用测量值与其标准值的偏离程度来表示^[14]. 为方便描述, 本文以下部分假设所采集到的观测数据均是减去相应标称值后的偏离量.

3 基于 DCA 的多级微小故障诊断方法

3.1 观测空间的多级分解

记观测空间 $R^{p \times 1}$ 为 $S := R^{p \times 1}$, 则 $\mathbf{y}(k) \in S (k = 1, 2, \dots, n)$. 设指定模式 $\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_l$ 之间相互正交, 则由正交补空间的构造法可知, 存在 $\mathbf{d}_{l+1}, \mathbf{d}_{l+2}, \dots, \mathbf{d}_p$ 与

$\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_l$ 一起构成观测空间 S 的一组基^[6]. 从而

$$S = S_D \oplus S_E \quad (6)$$

其中 $S_D = \text{span}\{\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_l\}$ (7)

$$S_E = \text{span}\{\mathbf{d}_{l+1}, \mathbf{d}_{l+2}, \dots, \mathbf{d}_p\} \quad (8)$$

由指定模式的定义知

$$S_D = S_F \oplus S_N \quad (9)$$

其中, S_F 是由 l_F 个故障模式张成子空间, S_N 是由 l_N 个正常随机扰动模式张成子空间, $l_F + l_N = l$. 从而输出空间 S 可分解为正常子空间、故障子空间和残差子空间的直和

$$S = S_F \oplus S_N \oplus S_E \quad (10)$$

记 $\mathbf{y}(k)$ 向故障模式 F_s 的投影为 $\phi_{sk} = \mathbf{d}_{F_s}^T \mathbf{y}(k)$, 则 $\mathbf{y}(k)$ 向 S_F 投影的能量为

$$A_{F_s}(k) = \sum_{s=1}^{l_F} |\mathbf{d}_{F_s}^T \mathbf{y}(k)|^2 \equiv \sum_{s=1}^{l_F} |\phi_{sk}|^2 \quad (11)$$

依据投影能量的显著性式(12)可实现系统在 k 时刻的异常检测^[6]

$$D_s(k)\% = \frac{\sum_{s=1}^{l_F} |\mathbf{d}_{F_s}^T \mathbf{y}(k)|^2}{\|\mathbf{y}(k)\|_2^2} \equiv \frac{\sum_{s=1}^{l_F} |\phi_{sk}|^2}{\|\mathbf{y}(k)\|_2^2} \quad (12)$$

然后, 将观测数据 \mathbf{Y} 向第 s 个故障模式所张成子空间 $S_{F_s} = \text{span}\{\mathbf{d}_{F_s}\}$ 投影, 投影能量为 $A_{F_s} = \|\mathbf{d}_{F_s}^T \mathbf{Y}\|_2^2 = \sum_{k=1}^n |\phi_{sk}|^2$. 亦可根据各故障模式诱发信号的能量显著性

$$D_s\% = \frac{\|\mathbf{d}_{F_s}^T \mathbf{Y}\|_2^2}{\|\mathbf{Y}\|_F^2} = \frac{\sum_{k=1}^n |\phi_{sk}|^2}{\|\mathbf{Y}\|_F^2} \quad (13)$$

判断是否发生了相应的故障^[6].

当系统发生多故障的情况下, 由于微小故障所诱发信号的信噪比较低, 按照式(13)计算出的 $D_s\%$ 值较小, 因此难以明确地判断微小故障是否发生. 增大微小故障信号的信噪比是解决上述问题的一个可行的方法. 定理 1~定理 4 给出这种微小故障诊断思想的理论基础.

先将观测数据 \mathbf{Y} 分别向各指定模式 $\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_l$ 所在方向投影, 根据投影能量 $A_i = \|\mathbf{d}_i^T \mathbf{Y}\|_2^2 = \sum_{k=1}^n |\phi_{ik}|^2$ 的大小, 顺序地将指定模式分为 M 组 $\mathbf{D}^1, \mathbf{D}^2, \dots, \mathbf{D}^M$; 也可根据经验, 按照其造成各参量偏离程度的大小对其分组. 然后, 可以给出观测空间的多级分解定理 1.

定理 1 输出空间可分解为多级指定模式张成子空间的直和

$$S = S_{D^1} \oplus S_{D^2} \oplus \dots \oplus S_{D^M} \oplus S_E \quad (14)$$

其中, \mathbf{D}^1 中的各指定模式为造成观测数据偏离程度最

大的变化模式,称为第一级主模式类, D^2 为第二级主模式类, D^M 为第 M 级主模式类.

根据定理 1 和式(9)可得定理 2.

定理 2 可通过迭代的方式诊断出征兆大小不同的多级微小故障.

证明 记 $S^{(1)} \equiv S = S_{D^1} \oplus S_E^{(1)}$, 其中

$$S_E^{(1)} = S_{D^2} \oplus S_{D^3} \oplus \cdots \oplus S_E \quad (15)$$

由式(9)可得

$$S^{(1)} = S_{F^1} \oplus S_{N^1} \oplus S_E^{(1)} \quad (16)$$

将观测数据 Y 向 S_{F^1} 中的各故障方向投影, 根据式(13)可判断 D^1 中的故障是否已发生.

记 $S^{(2)} \equiv S_E^{(1)}$, 类似于式(16)可得

$$S^{(2)} = S_{F^2} \oplus S_{N^2} \oplus S_E^{(2)} \quad (17)$$

再将残差数据向 S_{F^2} 中的各故障方向投影, 判断 D^2 中的故障是否已发生. 直到移除所有 M 级指定模式类的影响后

$$S_E^{(M)} = S_E \quad \text{证毕}$$

3.2 多级微小故障诊断算法

信噪比即是信号和噪声的强度比, 而信号的强度是由信号的能量表达的, 多维信号强度和信噪比可分别定义为

定义 1 定义矩阵 X 的 F -范数^[15] 为多维信号 $X \in R^{p \times n}$ 的强度

$$A_X \equiv \|X\|_F = \left(\sum_{i=1}^p \sum_{k=1}^n x_{ik}^2 \right)^{1/2} \quad (18)$$

定义 2 对多变量系统中的观测数据阵 Y , 定义由 d_s 诱发信号的信噪比为

$$SNR_s = 10 \cdot \lg \frac{\|d_s w_s\|_F}{\|Y - d_s w_s\|_F} \quad (19)$$

引理 1 Y 与 $d_i w_i$ 中各元素的符号一致.

定理 3 若 d_i 是显著变化模式, d_s 是微小故障模式, 则移除 d_i 的影响后由 d_s 诱发的故障信号的信噪比增大.

定理 4 移除显著变化模式 d_i 后, 可以更明确地判断微小故障 d_s 是否已发生.

设系统的变化模式按其造成观测数据偏离程度的大小可以顺序地分为 M 组 D^1, D^2, \dots, D^M , 每个变化模式组 D^m 中包含 l_m 种变化模式.

基于 DCA 的多级微小故障诊断思想如下:

首先, 将观测数据 Y 关于第一级主模式类 D^1 中的各指定模式做 DCA 分析

$$W^1 = D^{1T} Y^1 \quad (20)$$

并计算 Y 向 D^1 中各指定模式投影能量显著性

$$D_i^1 \% = \frac{\|d_i^{1T} Y\|_2^2}{\|Y\|_F^2}, \quad i = 1, 2, \dots, l_1 \quad (21)$$

然后, 将这 l_1 个显著变化模式的影响移除得

$$Y^2 = Y - \sum_{i=1}^{l_1} d_i w_i = Y - D^1 W^1 \quad (22)$$

将 Y^2 向故障子空间投影, 根据投影能量的大小判断系统中是否发生了尚未被诊断出的小故障.

在已发生微小故障的情况下, 再将 Y^2 关于 D^2 中的各指定模式做 DCA 分析

$$W^2 = D^{2T} Y^2 \quad (23)$$

计算 D^2 中各指定模式的显著性

$$D_i^2 \% = \frac{\|d_i^{2T} Y\|_2^2}{\|Y\|_F^2}, \quad i = 1, 2, \dots, l_2 \quad (24)$$

据此判断相应的小故障是否已发生.

移除所有 $M-1$ 组显著变化模式的影响后, 对所得残差矩阵 Y^M 关于 D^M 做 DCA 分析

$$W^M = D^{MT} Y^M \quad (25)$$

并计算残差 Y^M 对各指定模式的显著性

$$D_i^M \% = \frac{\|d_i^{MT} Y^M\|_2^2}{\|Y^M\|_F^2}, \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (26)$$

从而图 1 所示的算法可实现多级微小故障诊断.

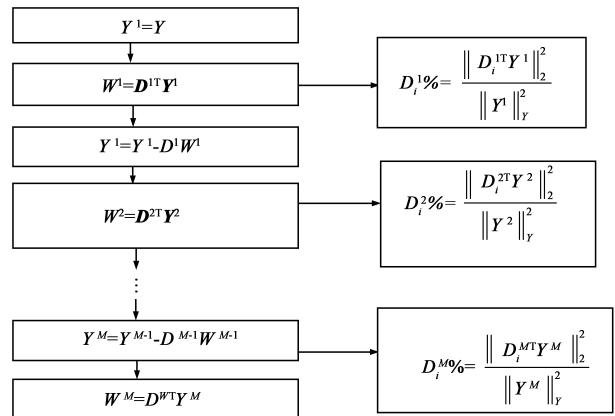


图1 逐级微小故障诊断算法

4 仿真

本节给出基于 DCA 的多级相对微小故障诊断方法的仿真研究, 仿真中取 $p = 15, n = 1000$. 设正常观测数据由 12 种共存的变化模式按式(27)复合而成, d_1, d_2, \dots, d_{10} 是正交指定模式, 其中 d_1, d_3, d_5, d_{10} 是假定的故障模式, $d_2, d_4, d_6, d_7, d_8, d_9$ 是正常随机扰动模式, d_{11}, d_{12} 为其他非显著随机变化模式.

$$Y = \sum_{i=1}^{12} d_i w_i \quad (28)$$

其中, w_i 是仿真用指定元样本向量, 假设仿真指定元是均值为 0, 方差为 σ_i^2 的正态分布随机变量, MATLAB 中可用函数“randn”和简单线性组合的方式产生 w_i .

在 $k = 801, 802, \dots, 1000$ 采样点处, 故障模式 d_1 ,

d_3, d_5 和 d_{10} 的影响增大 $5\sigma_i$, 即

$$\bar{w}_1(k) = \bar{w}_1(k) + 5\text{var}(\bar{w}_1), \bar{w}_3(k) = \bar{w}_3(k) + 5\text{var}(\bar{w}_3), \\ \bar{w}_5(k) = \bar{w}_5(k) + 5\text{var}(\bar{w}_5), \bar{w}_{10}(k) = \bar{w}_{10}(k) + 5\text{var}(\bar{w}_{10}).$$

4.1 基于 PCA 的故障诊断

用 PCA 做监控的 SPE 图 2 表明, 从 801 个采样点开始系统发生了故障. 但 SPE 图只能检测出系统发生故障, 但无法辨识故障模式.

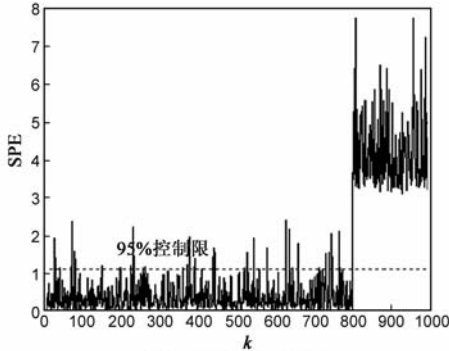


图2 PCA的SPE图

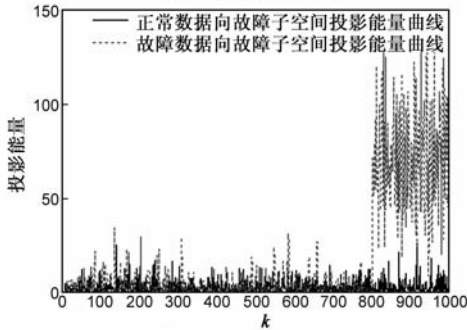


图3 Y向故障子空间投影能量

4.2 基于 DCA 的多故障诊断

观测数据向故障子空间投影的能量曲线图 3 表明, 从 801 个采样点开始观测数据向故障子空间投影的能量明显增大, 系统发生了异常, 这与图 2 的 PCA 方法分析结果一致.

根据式(26)计算观测数据关于各指定模式的显著性, 如表 1 所示. 从表 1 可以看出, d_1, d_3, d_5 对系统的影响较大, 据此判断系统中发生了上述三种故障. 为了进一步验证 DCA 根据能量显著性进行故障诊断的合理性, 图 4 给出了各指定元的 Shewhart 图.

表 1 观测数据对各指定模式的显著性

	d_1	d_2	d_3	d_4	d_5	d_6	d_7	d_8	d_9	d_{10}
$D_i\%$	0.4431	0.0672	0.2316	0.0172	0.3216	0.0101	0.0029	0.0032	0.0031	0.0455

图 4 表明, 从第 801 个点开始系统发生故障 d_1, d_3, d_5 . 第 10 个指定元的 Shewhart 图在 801 个采样点后也增大, 但并不是明显超出控制限. 表 2 和图 4 表明, DCA 是一种有效的多故障诊断方法, 但对微小故障的诊断能力较差.

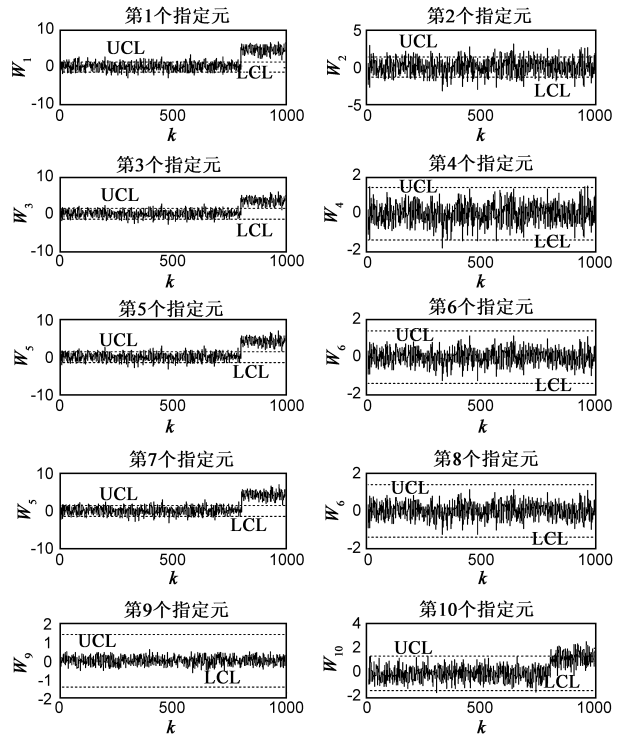


图4 十个指定元的Shewhart图

4.3 基于 DCA 的多级相对微小故障诊断

为了更明确地判断小故障 d_{10} 是否已发生, 先将观测数据 Y 关于第一级指定模式类 $D^1 = [d_1, d_2, \dots, d_6]$ 做 DCA 分析, 并移除这 6 种变化模式的影响, 记

$$Y^2 \equiv Y - \sum_{i=1}^6 d_i w_i \quad (36)$$

Y^2 在故障子空间投影的能量曲线图 5 表明, 系统中发生了 d_1, d_3, d_5 之外的其他小故障.

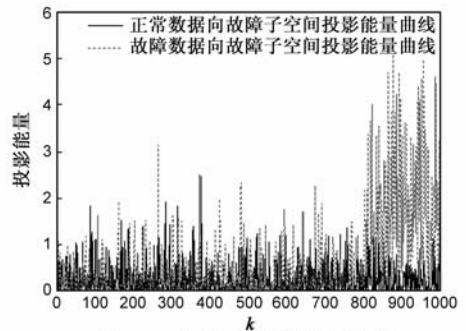


图5 Y^2 向故障子空间投影能量

再将 Y^2 关于第二级主模式类 $D^2 = [d_7, d_8, d_9, d_{10}]$ 做 DCA 分析. 表 2 的投影能量显著性表明系统中发生了故障 d_{10} .

表 2 观测数据对非显著指定模式的显著性

	d_7	d_8	d_9	d_{10}
$D_i\%$	0.0634	0.0646	0.0640	0.9117

图 6 给出了将 Y^2 关于 D^2 做 DCA 分析所得各指定

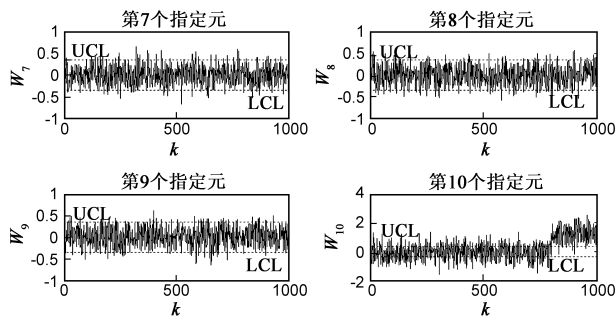


图6 非显著指定元的Shewhart图

元的 Shewhart 图,图 6 表明从第 801 个采样点开始系统发生了微小故障 d_{10} 。

5 结论和展望

为解决已有微小故障诊断只能进行单故障检测的问题,本文在 DCA 空间投影框架下提出了观测空间的多级分解思想,并在此基础上给出一种基于 DCA 的多级相对微小故障诊断方法。

指定模式的定义是针对具体对象的一个知识引导过程,经验不同的专家定义指定模式的方法可能不同,找出同一对象的各种模式指定方法间的关系,并开展非线性 DCA 的有关研究,可以进一步完善 DCA 微小诊断的理论基础。

附录

定理 1 的证明

记第 m 级主模式类 D^m 中的各指定模式张成的空间为 S_{D^m} ($m = 1, 2, \dots, M$)

$$S_{D^m} = \text{span}\{d_1^m, d_2^m, \dots, d_l^m\} \quad (\text{A1})$$

由于 $D = [D^1, D^2, \dots, D^M]$,由 D 的正交性知

$$\begin{aligned} S_D &= \text{span}\{d_1^1, d_2^1, \dots, d_{l_1}^1, d_1^2, d_2^2, \dots, d_{l_2}^2, \dots, d_1^M, \dots, d_{l_M}^M\} \\ &= \text{span}\{d_1^1, d_2^1, \dots, d_{l_1}^1\} \oplus \text{span}\{d_1^2, \dots, d_{l_2}^2\} \\ &\quad \oplus \dots \oplus \text{span}\{d_1^M, \dots, d_{l_M}^M\} \end{aligned} \quad (\text{A2})$$

由式(8)和式(A1)可知

$$S = S_{D^1} \oplus S_{D^2} \oplus \dots \oplus S_{D^M} \oplus S_E$$

引理 1 的证明

由指定元的定义知

$$w_i = d_i^T Y \quad (\text{A3})$$

$$w_i(k) = d_i^T y(k) \quad (\text{A4})$$

由于 $d_i = [d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{ip}]^T$ 是取值为 $-1, 0$ 或 1 的向量,且由第 j 个参量的偏离程度 $y_j(k)$ 定义,即

$$d_{ij} = \begin{cases} 1, & y_j(k) > 0 \\ 0, & y_j(k) = 0 \\ -1, & y_j(k) < 0 \end{cases} \quad (\text{A5})$$

$$\text{所以 } w_i(k) \geq 0 \quad (\text{A6})$$

记 $Q = d_i w_i \in R^{p \times n}$, q_{jk} 是 Q 中的元素,则

$$q_{jk} = d_{ij} w_i(k) \quad (\text{A7})$$

$$\text{sgn}(q_{jk}) = \text{sgn}(d_{ij}) = \text{sgn}(y_j(k)) \quad (\text{A8})$$

所以, Y 与 $Q = d_i w_i$ 中各元素的符号一致。

证毕

定理 3 的证明

由于各指定元相应的物理意义明确

$$\tilde{Y} = Y - d_i w_i \quad (\text{A9})$$

相当于把第 i 个指定模式的影响从观测数据中移除。第 s 种变化模式 d_s 诱发的信号的信噪比为

$$\tilde{SNR}_s = 10 \lg \frac{\|d_s w_s\|_F}{\|\tilde{Y} - d_s w_s\|_F} = 10 \lg \frac{\|d_s w_s\|_F}{\|Y - d_i w_i - d_s w_s\|_F} \quad (\text{A10})$$

其中,矩阵 F -范数的定义为^[15]

$$\|Y\|_F^2 = \sum_{i=1}^p \sum_{k=1}^n y_i^2(k) \quad (\text{A11})$$

由引理 1 知, $d_s w_s$ 与 Y 中各元素的符号一致。

$$\|Y - d_i w_i - d_s w_s\|_F^2 < \|Y - d_s w_s\|_F^2 \quad (\text{A12})$$

由式(A10)~(A12)知

$$\tilde{SNR}_s > SNR_s \quad (\text{A13})$$

即移除显著变化模式 d_i 后由 d_s 诱发的故障信号的信噪比增大。

证毕

定理 4 的证明

由 $d_s^T d_i = \delta_{si}$ 知,当 $s \neq i$ 时

$$\begin{aligned} \tilde{A}_{D_s} &= \|d_s^T \tilde{Y}\|_2^2 = \sum_{k=1}^n |d_s^T \tilde{y}(k)|^2 = \sum_{k=1}^n |d_s^T [(Y-Q)(k)]|^2 \\ &= \sum_{k=1}^n |d_s^T y(k)|^2 = \|d_s^T Y\|_2^2 = A_{D_s} \end{aligned} \quad (\text{A14})$$

$$\|\tilde{Y}Y\|_F = \|Y - d_i w_i\|_F < \|Y\|_F \quad (\text{A15})$$

$$\tilde{D}_s \% = \frac{\|d_s^T \tilde{Y}\|_2^2}{\|\tilde{Y}\|_F^2} = \frac{\|d_s^T Y\|_2^2}{\|Y\|_F^2} > \frac{\|d_s^T Y\|_2^2}{\|Y\|_F^2} = D_s \% \quad (\text{A16})$$

所以,可以明确地判断微小故障 D_s 是否已发生。

证毕

证毕

参考文献:

- [1] Venkat Venkatasubramanian, Raghunathan Rengaswamy, Kewn Yin, Surya N Kavuri. A review of process fault detection and diagnosis part I: Quantitative model-based methods[J]. Computers and Chemical Engineering, 2003, 27(3): 293 - 311.
 - [2] 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 Donghua, Hu Yanyan. Fault diagnosis technique for dynamic system[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(6): 748 - 758. (in Chinese)

- [3] 朱大奇,陈楚瑶,颜明重.基于 CA-CMAC 的快速传感器故障诊断方法[J].电子学报,2008,36(8):1646-1650.
Zhu Daqi, Chen Chuyao, Yan Mingzhong. Fast sensor fault diagnosis method based on CA-CMAC[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(8): 1646-1650. (in Chinese)
- [4] 朱大奇,桑庆兵.光电雷达电子部件的量子神经网络故障诊断算法[J].电子学报,2006,34(3):573-577.
Zhu Daqi, Sang Qingbing. A fault diagnosis algorithm for the photovoltaic radar electronic equipment based on quantum neural networks[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(3): 573-577. (in Chinese)
- [5] 邓伟,杨晓帆,吴中福.一种高效的基于 BC 图的 t/k_2 诊断算法[J].电子学报,2006,34(4):698-651.
Deng Wei, Yang Xiaofan, Wu Zhongfu. An efficient t/k_2 diagnosis algorithm based on BC chart[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(4): 698-651. (in Chinese)
- [6] 周福娜,文成林,汤天浩,等.基于指定元分析的多故障诊断方法[J].自动化学报,2009,35(7):971-982.
Zhou Funa, Wen Chenglin, et al. DCA based multiple faults diagnosis method[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(7): 971-982. (in Chinese)
- [7] 赵琦,周东华.闭环系统的小故障检测与分离方法[A]. Proceeding of 19th CCCC[C]. Hong Kong, China, 2000. 636-641.
- [8] 葛志强,宋执环,杨春节.基于 MCUSUM-ICA-PCA 的微小故障检测[J].浙江大学学报,2008,42(3):373-378.
Ge Zhiqiang, Song Zhihuan, Yang Chunjie. Small shift detection based on MCUSUM-ICA-PCA[J]. Journal of Zhejiang University, 2008, 42(3): 373-378. (in Chinese)
- [9] 葛志强,杨春节,宋执环.基于 MEWMA-PCA 的微小故障检测方法研究及其应用[J].信息与控制,2008,36(5):650-656.
Ge Zhiqiang, Yang Chunjie, Song Zhihuan. Research and application of small shift detection method based on MEWMA-PCA[J]. Information and Control, 2007, 36(5): 650-656. (in Chinese)
- [10] Yegang Liu. Statistical control of multivariate processes with applications to automobile body assembly[D]. University of Michigan, 2002.
- [11] J F MacGregor, T Kourtli. Statistical process control of multivariate processes[J]. Control Fag. Practice, 1995, 3(3): 403-414.
- [12] 文成林,胡静,王天真.相对主元分析及在数据压缩和故障诊断中的应用研究[J].自动化学报,2008,34(9):1129-1140.
Wen Chenglin, Hu Jing, Wang Tianzhen. Relative principal component analysis and its application in data compression and fault diagnosis[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(9): 1129-1140. (in Chinese)
- [13] Carlos Alcala, S Joe Qin. Reconstruction-based contribution for process monitoring[A]. Proceeding of 17th IFAC[C]. Korea, 2008. 7889-7895.
- [14] 卢学军.汽轮发电机组故障诊断系统中几个关键技术的研究[D].杭州:浙江大学,2001.
Xuejun Lu. Study on key technique in fault diagnosis system for turbo generator[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2001. (in Chinese)
- [15] Loyd N Trefethen, David Bau. 陆金,甫关治,译.数值线性代数[M].北京:人民邮电出版社,2006.

作者简介:



周福娜 女,1978 年生于河南鲁山,博士,主要从事数据驱动的故障诊断研究。
E-mail: zhoufn2002@163.com



文成林 男,1963 年生于河南开封,教授,博导,主要从事数据融合、复杂系统异常检测等研究。
E-mail: wencil@hdu.edu.cn