

一种基于数据变化率的预处理及主元分析故障诊断方法

鲍中新¹, 文成林², 马 雪¹

(1. 杭州电子科技大学自动化学院, 浙江杭州 310018; 2. 广东石油化工学院自动化学院, 广东茂名 525000)

摘 要: 基于深度学习的方法解决微小故障已经取得了很大的进展和很好的效果, 但是前提要有充足的样本数据, 在现有的情况下却难以实现. 所以基于传统的数据预处理的故障诊断方法仍然有很好的必要性和现实性. 主元分析(Principal Component Analysis, PCA) 被广泛应用在故障诊断中, 由于传统的数据预处理方法各有优势和不足, 造成特征提取不准确, 为此该文提出了一种基于数据变化率(Rate Of Change, ROC)的数据预处理方法以提高 PCA 在故障诊断中的性能指标. 通过变化率变换对原始数据集预处理后, 能够有效地检测系统变量中的微小故障. 最后, 通过仿真验证基于数据变化率的 PCA 故障诊断方法的可行性和有效性.

关键词: 故障诊断; 数据驱动; 数据预处理; Gap 度量; 主元分析; 变化率变换; 特征提取
中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2021)11-2234-07
电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.12263/DZXB.20201225

Data Preprocessing and PCA Fault Diagnosis Method Based on Rate of Change Transformation

BAO Zhong-xin¹, WEN Cheng-lin², MA Xue¹

(1. School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China;

2. School of Automation, Guangdong University of Petrochemical Technology, Maoming, Guangdong 525000, China)

Abstract: The method based on deep learning has made great progress and good results in solving small faults, but the prerequisite for sufficient sample data is difficult to achieve in the current situation. So there is still a good need for the fault diagnosis method based on traditional data preprocessing. Principal component analysis(PCA) is widely used in fault diagnosis. Because traditional data preprocessing methods use the absolute distance between samples as the criterion for fault detection and fault diagnosis, the feature extraction is not accurate. For this reason, this paper proposes a data preprocessing method based on rate-of-change(ROC) transformation to improve the performance index of PCA in fault diagnosis. After the original data set is preprocessed by the change rate transformation, it can effectively detect the minor faults in the system variables. Finally, the feasibility and effectiveness of the PCA fault diagnosis method based on the rate of data change are verified by simulation.

Key words: fault diagnosis; data driven; data preprocessing; gap metric; principal component analysis; rate of change transformation; feature extraction

1 引言

在现代复杂工业过程中,随着工业环境日益复杂以及对产品质量要求的不断提升,故障诊断技术越来越受到重视. 现有的诊断方法主要可分为基于解析模型和基于数据驱动等的故障诊断方法. 基于解析模型的方法主要是通过具体的数学模型构建观测

器并产生相应的残差信息来体现系统实际运行状态和理论状态之间的差异来进行故障诊断^[1,2]. 然而基于解析模型的故障诊断方法需要建立精确的数学模型. 但是对不明确系统机理的复杂系统建立精确模型往往是较为困难的. 这就需要基于数据驱动的故障诊断方法. 基于数据驱动的故障诊断方法通过系

统的输入输出数据和相关参数之间的关联及其变化趋势进行分析,如多元统计方法、支持向量机、神经网络方法.

PCA是多元统计中一个典型的特征提取方法,能够将高维数据空间通过线性变换投影到低维的子空间.不但可以高效地获取输入数据的特征与结构,而且能去除冗余信息或者不重要信息,降低计算的复杂度和数据的存储空间^[3].

虽然PCA方法在故障检测与故障诊断领域应用广泛,但是PCA中传统的预处理方法对数据集的预处理忽视了量纲对系统变量相关性的影响.从而使选取的主元难以具有代表性.而在进行量纲标准化后的特征值往往是近似相等的.为了解决这一问题,已经进行了许多研究.文成林等提出了相对主成分分析的方法^[4].对系统的先验信息进行分析并且给变量赋予不同的重要权重.文献[5]为了减少PCA阈值计算的复杂度和不具有代表性的问题提出了基于信息增量矩阵的故障诊断方法.传统的数据预处理方法会忽视系统变量相关性的影响,会造成特征提取的不准确.文献[6]通过计算系统变量之间的相关性来计算信息增益比来对原始的数据集进行相对变换,从而凸显数据变量之间的相关性.文献[7]将原始数据集投影到高维空间中来分析系统变量之间的相关性,从而更加精确地建立模型.Liu等^[8]提出了基于自适应分块PCA的故障诊断研究,解决了数据驱动下系统建模不精确的问题.文献[9]将观测数据关于显著指定模式进行指定元分析进而提升故障诊断效果.文献[10]提出一种改进的动态主元分析法,利用不可区分度和交叉程度众多变量中不相关或相关程度小的变量,减少数据量.文献[11]将PCA技术与单变量指数加权滑动平均相结合,从而提高故障诊断效果.文献[12]结合概率分布度量,Kullback-Leibler测度量化潜在分数与参照分数之间的残差,提出了适用于微小故障的PCA算法控制限.文献[13]是在文献[12]的基础上提出了一个分析模型,根据散度估计微小故障与噪声接近的量级从而辨识微小故障的发生.文献[14]提出一种基于样本空间高维特征表示预处理方法,在原PCA基础上扩维,使得原始空间中不能表达的信息充分表达.

本文所提出的方法过程是:首先,利用基于数据变化率的方法对训练集进行预处理,然后,用PCA方法对训练集降维,最后,将其应用于故障检测与故障分类的测试集.通过 T^2 和SPE(Squared Prediction Errors)统计量来进行故障检测,以误报率和漏报率的大小来验证本文方法的准确性.

2 数据来源及其形式

对于一个实际的物理系统,假设 $x(k) \in \mathbf{R}^m, k = 1, 2, \dots, \infty$ 取前 n 个序列组成训练样本.当 $k = n + 1, \dots, x(k)$ 作为测试样本. \mathbf{X}_n 表示一个包含了 m 个传感器的测量样本.每个传感器各有 n 个独立采样,可以得到测量数据空间.其中列空间表示传感器观测变量,行空间表示一个样本.设多维变量系统数据矩阵 $\mathbf{X}_n \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 如

$$\mathbf{X}_n = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_1(2) & \cdots & x_1(n) \\ x_2(1) & x_2(2) & \cdots & x_2(n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m(1) & x_m(2) & \cdots & x_m(n) \end{bmatrix} \quad (1)$$

3 数据预处理方法

经过各种不同的预处理方法将 \mathbf{X}_n 变换为 $\mathbf{X}_n(\alpha)$,其中 $\alpha = m, z, G, R$

$$\mathbf{X}_n^*(\alpha) = \begin{bmatrix} x_1^*(1) & x_1^*(2) & \cdots & x_1^*(n) \\ x_2^*(1) & x_2^*(2) & \cdots & x_2^*(n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m^*(1) & x_m^*(2) & \cdots & x_m^*(n) \end{bmatrix} \quad (2)$$

3.1 传统的数据预处理方法

(1) max-min 标准化

对于原始矩阵 $\mathbf{X}_n \in \mathbf{R}^{m \times n}$.通过线性变换,使 \mathbf{X}_n 落在 $[0, 1]$ 区间.变换后的矩阵为 $\mathbf{X}_n^*(m)$.变换方法如下.

$$x_i^*(k) = \frac{x_i(k) - \min\{x_i(1), \dots, x_i(n)\}}{\max\{x_i(1), \dots, x_i(n)\} - \min\{x_i(1), \dots, x_i(n)\}} \quad (3)$$

max-min 标准化方法的优点是计算简单,适用小样本数据.缺点就是如果数据空间有新样本加入,可能导致 $\min(\cdot)$ 和 $\max(\cdot)$ 的变化,所以需要重新计算标准化.

(2) z-score 标准化

对于原始数据矩阵 \mathbf{X}^n 的均值和标准差进行标准化,经过处理之后,数据满足标准正态分布 $N[0, 1]$.变换后的矩阵记为 $\mathbf{X}_n^*(z), \mathbf{X}_n^*(z) \in \mathbf{R}^{m \times n}$.变换方法如下:

$$x_i^*(k) = \frac{x_i(k) - \mu_i(k)}{\sigma} \quad (4)$$

式(4)中, $\mu_i(k)$ 为样本的均值, σ 是 $x_i(k)$ 的标准差.

z-score方法适用于样本空间中最大最小值未知或是超出范围的离群数据的情况.当然,这种方法也存在局限性.因为它要求原始数据集的分布可以近似为高斯分布,否则会因标准化的效果差而导致方法不好.该方法还会忽视量纲对系统的影响,从而使选取的主元难以具有代表性.

3.2 基于 Gap 度量下的数据预处理方法

对数据矩阵 X_n 进行 Gap 度量化处理得到 $X_n^*(G)$. 其中变换方法如下.

$$x_i^*(k) = \frac{|x_i(k) - u_i(k)|}{\sqrt{1 + (x_i(k))^2} \sqrt{1 + (u_i(k))^2}} \quad (5)$$

基于 Gap 度量数据预处理的方法可以更好地反映变量之间的相关性, 同样有效避免了变量之间的高耦合情况. 但是该方法也有一定的不足. Gap 度量的物理意义不是很明确和在数据预处理过程中可能会出现投影点重叠问题.

3.3 Gap 度量下的几何意义

如图 1 所示, P_1 和 P_2 表示实数 $p_1, p_2 \in \mathbf{R}$ 在一维空间 x 轴上的点, p_1 与 p_2 在圆上投影的弦距用 $\delta(p_1, p_2)$ 表示, 用来度量 p_1 和 p_2 在二维空间上的距离.

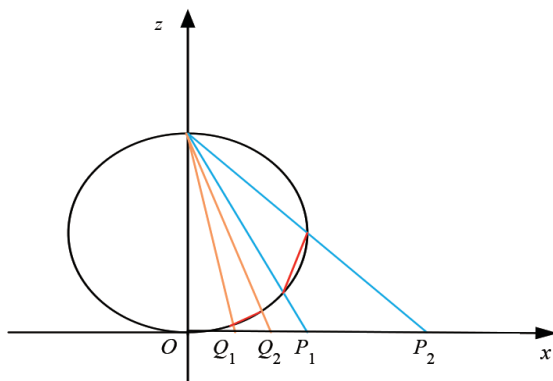


图 1 Gap 度量下一维空间坐标向二维空间的投影图

4 基于数据变化率的预处理方法

传统的 PCA 方法在故障诊断中的应用, 是以样本之间的绝对距离作为故障检测与故障诊断的评判标准的. 而在实际系统中, 微小故障的发生往往绝对变化是很小的, 但是相对变化较大. 所以对微小故障的检测是极其必要的. 从变化率的角度看从 1 到 2 的绝对变化率为 100%, 而 1000 到 1001 的变化率仅为 0.01%. 绝对变化值相等而相对变化率差别大. 受这个例子启发, 本文提出一种基于数据变化率的主元分析的故障诊断方法. 相比于传统的预处理方法, 以数据变换率作为它的故障诊断指标也是必要的.

首先, 对上述数据矩阵 X_n 进行变化率预处理后得到 $X^*(R)$:

$$X_n^*(R) = \begin{bmatrix} x_1^*(1) & x_1^*(2) & \cdots & x_1^*(n) \\ x_2^*(1) & x_2^*(2) & \cdots & x_2^*(n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m^*(1) & x_m^*(2) & \cdots & x_m^*(n) \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中,

$$x_i^*(k) = \frac{x_i(k) - \mu_i(k)}{\mu_i(k)} \quad (7)$$

如果均值 $\mu_i(k)$ 为零, 那变换结果就等于其本身 $x_i(k)$.

式(7)的物理意义, 以各个变量样本均值为中心. 变化率表示的是原始数据偏离中心的程度. 那么, 通过对正常数据样本的预处理后所得到变化率来检验实时采集的测试样本数据是否落在正常范围内, 如果投影在正常区域外, 即为发生故障.

5 基于数据变化率的故障诊断算法步骤

基于的数据变化率的 PCA 故障诊断如下.

(1) 将多维变量系统矩阵 X_n 进行 ROC 变换得到 $X^*(R)$.

(2) 对数据矩阵 $X^*(R)$ 进行特征分解得到特征值和特征向量, 并基于累计方差贡献率 (CPV) 选取主成分, 进而构造主元空间和残差空间.

(3) 将原始系统数据集作为训练集, 通过主元空间可以计算得到 T^2 统计限. 通过残差空间计算得到 SPE 统计限.

(4) 将故障系统的数据集作为测试集, 记为 $Y_n \in \mathbf{R}^{m \times n}$.

$$Y_n = \begin{bmatrix} y_1(1) & y_1(2) & \cdots & y_1(n) \\ y_2(1) & y_2(2) & \cdots & y_2(n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_m(1) & y_m(2) & \cdots & y_m(n) \end{bmatrix} \quad (8)$$

对测试集数据 Y_n 进行上述的 ROC 预处理. 其中

$$y_i(j) = [y_1(j) \ y_2(j) \ \cdots \ y_m(j)]^T \\ i = 1, 2, \cdots, m, j = 1, 2, \cdots, n$$

得到变换后的数据矩阵 $Y^*(R)$ 如下所示:

$$Y^*(R) = \begin{bmatrix} y_1^*(1) & y_1^*(2) & \cdots & y_1^*(n) \\ y_2^*(1) & y_2^*(2) & \cdots & y_2^*(n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_m^*(1) & y_m^*(2) & \cdots & y_m^*(n) \end{bmatrix} \quad (9)$$

(5) 分别计算测试集的 T^2 统计量和 SPE 统计量, 并检测统计量是否超过正常系统的统计限. 若超出统计限, 则判定为故障. 反之则为正常.

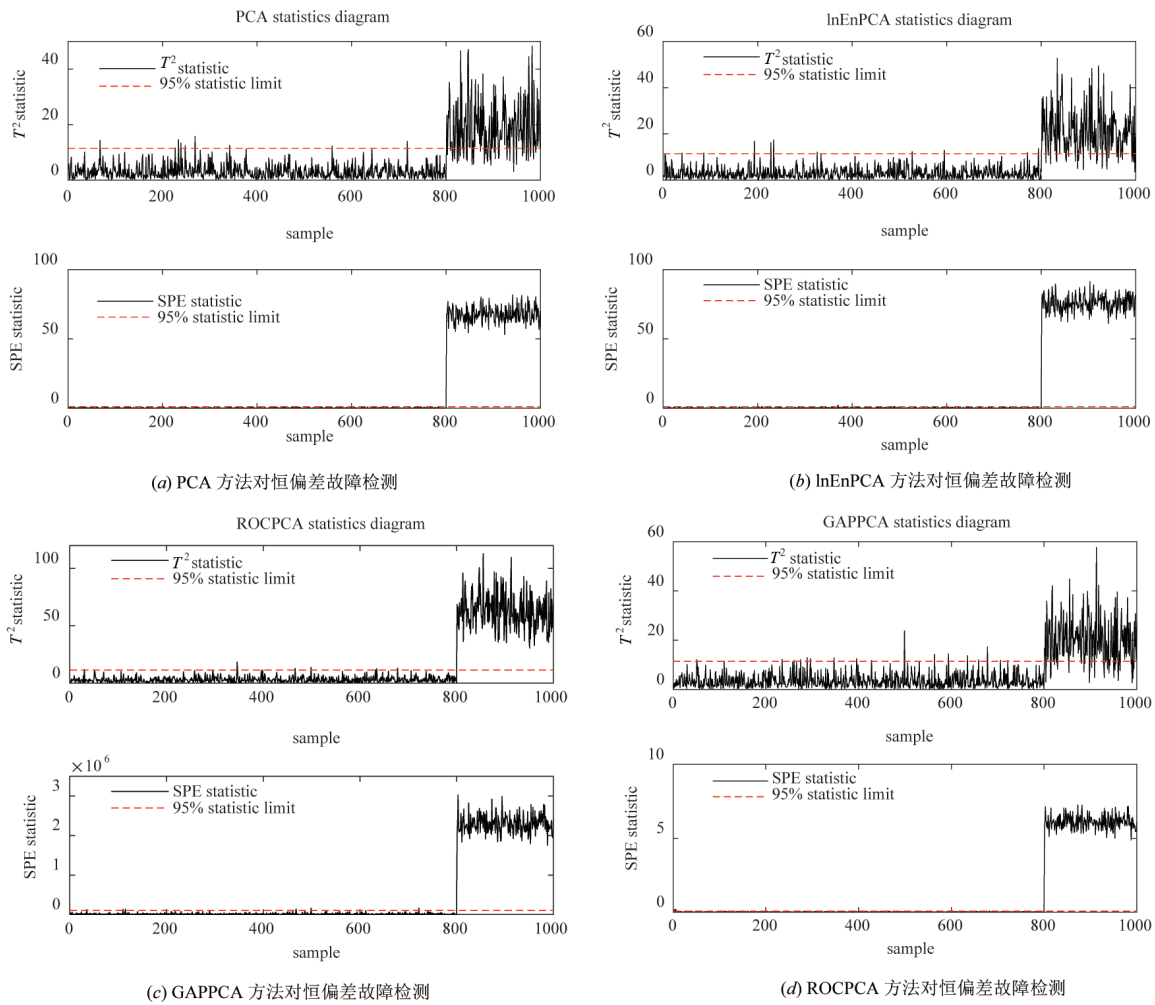


图2 4种方法恒偏差检测图

6 仿真验证

6.1 数值仿真

为了验证上述提出方法的有效性,考虑随机变量及其线性组合构建6个系统变量如下:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{x}_1 &= 0.1 \times \text{randn}(1, n) \\
 \mathbf{x}_2 &= 0.2 \times \text{randn}(1, n) \\
 \mathbf{x}_3 &= 0.3 \times \text{randn}(1, n) \\
 \mathbf{x}_4 &= -1.3\mathbf{x}_1 + 0.2\mathbf{x}_2 + 0.8\mathbf{x}_3 + 0.1 \times \text{randn}(1, n) \\
 \mathbf{x}_5 &= \mathbf{x}_2 - 0.3\mathbf{x}_3 + 0.1 \times \text{randn}(1, n) \\
 \mathbf{x}_6 &= \mathbf{x}_1 + \mathbf{x}_4 + 0.1 \times \text{randn}(1, n)
 \end{aligned} \tag{10}$$

首先,选取1000个正常数据建立PCA模型;再选取1000个样本作为测试数据,对测试数据中的 \mathbf{x}_6 的后200个样本点引入幅值为3的恒偏差故障,分别用模型进行检测.以平方预测误差SPE和Hotelling's T^2 统计量为指标衡量各种方法的误报和漏报个数.检测结果如图2和表1所示.为了验证上述4种方法对微小故障的检测能力.对测试集中的 \mathbf{x}_6 最后200个样本点引入缓慢增

表1 加入恒定偏差故障检测结果

恒定偏差故障	PCA(归一化预处理)		lnEnPCA		GapPCA		ROCPCA	
	T^2	SPE	T^2	SPE	T^2	SPE	T^2	SPE
误报样本数	5	7	7	8	17	14	3	6
误报率	0.006	0.008	0.009	0.008	0.01	0.017	0.003	0.007
漏报样本数	52	1	60	1	20	1	1	1
漏报率	0.26	0.005	0.30	0.005	0.1	0.005	0.005	0.005

表2 加入缓变微小故障检测结果

缓变微小故障	PCA(归一化预处理)		lnEnPCA		Gap-PCA		ROC-PCA	
	T^2	SPE	T^2	SPE	T^2	SPE	T^2	SPE
误报样本数	7	6	8	8	18	22	9	6
误报率	0.008	0.007	0.009	0.01	0.022	0.027	0.011	0.007
漏报样本数	186	30	132	62	57	93	10	69
漏报率	0.93	0.15	0.66	0.31	0.285	0.465	0.011	0.34

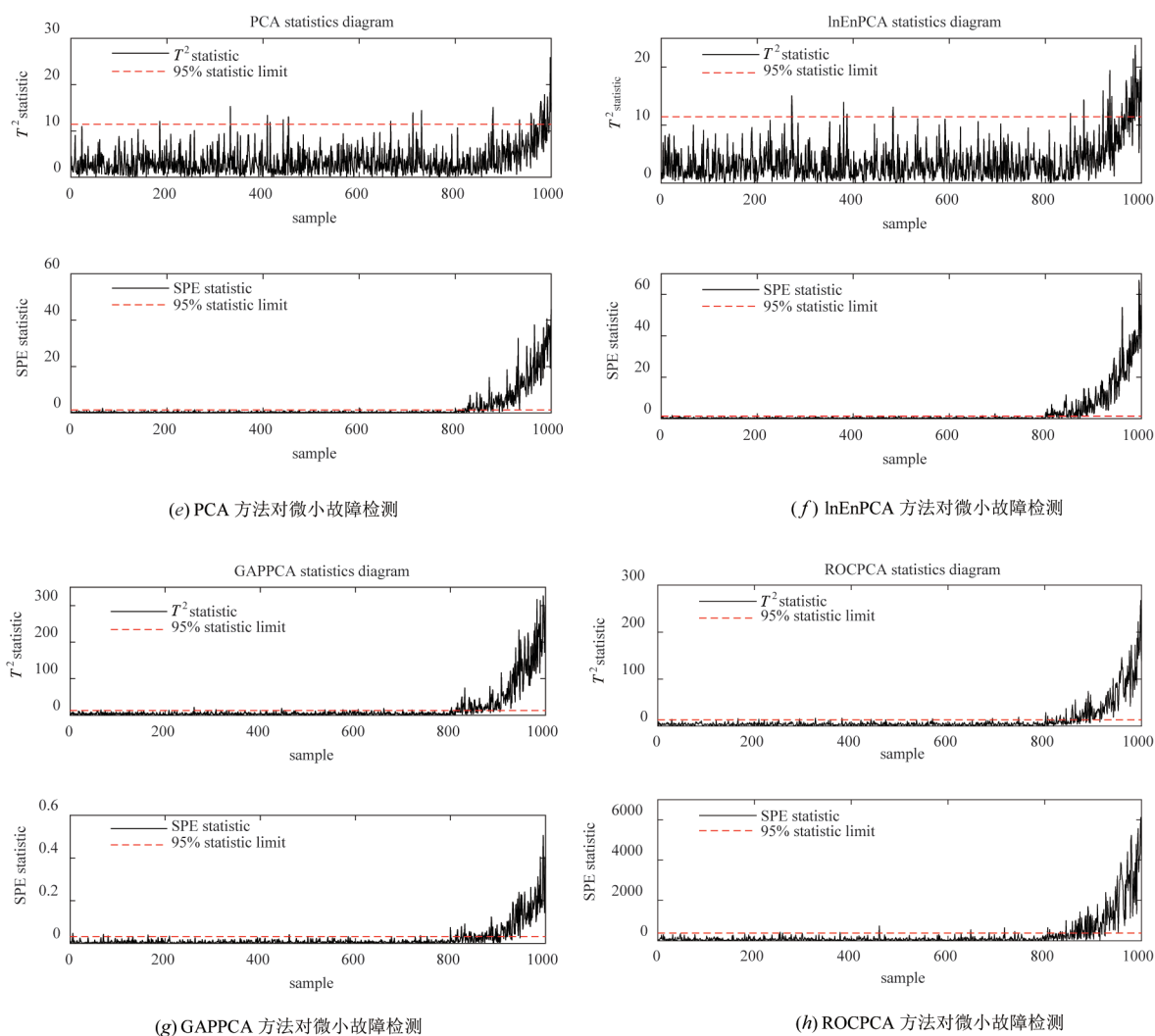


图3 4种方法微小故障的检测

长为1%的微小故障. 分别用上述的4种方法进行检测,通过10次仿真统计得到PCA(采用归一化的预处理方法)、lnEnPCA、GapPCA和ROCPCA方法的平均误报样本和漏报样本数目并计算误报率和漏报率. 检测结果如图3和表2所示.

各种方法对于故障和正常数据均有漏报和误报现象,但是上述4种方法总有一种能检测出故障.

6.2 案例仿真

为了验证该方法的特征提取能力,这里使用2个数据集进行方法验证. 2个数据集是从舰用燃机系统采集到的实时数据,分别有200个样本和10个特征. 特征分别为:进机燃油供给量(kg/s);动力涡轮转速(r/min);高压涡轮转速(r/min);燃机出口平均温度(K);滤器出口燃油压力(MPa);燃油泵转速(r/min);燃油泵输出流量(kg/h);燃油泵输出压力(MPa);燃油阀出口压力(MPa);泵前燃油回油流量(kg/h). 本文提取了以上10种物理量作为故障诊断的特征参数,燃机系统运行过

程中可能会出现滤器阻塞(F1),滤网腐蚀破损(F2),燃油泵泄露(F3)和燃油阀泄露(F4)4类故障状态. 为了比较所提出的方法的有效性,利用统计分析方法提取与滤网腐蚀破损(F2)故障相关的训练集的特征向量并构建故障诊断模型,再用PCA方法进行故障诊断和检测. 检测结果如表3和图4所示.

检测时,1~800时刻超过控制限时为误报,801~1000时刻低于控制限时则为漏报. 由图2和表1可以看出,传统PCA方法、lnEnPCA方法中, T^2 统计量出现大量故障漏报的现象,GAPPCA方法中 T^2 统计量出现少量

表3 针对舰用燃机系统中出现燃机滤网腐蚀破损(F2)故障检测结果

燃机滤网腐蚀破损故障	PCA(归一化预处理)		lnEnPCA		Gap-PCA		ROC-PCA	
	T^2	SPE	T^2	SPE	T^2	SPE	T^2	SPE
漏报样本数	40	0	0	100	15	54	0	8
漏报率	0.20	1	0	1	0.075	0.27	0	0.04

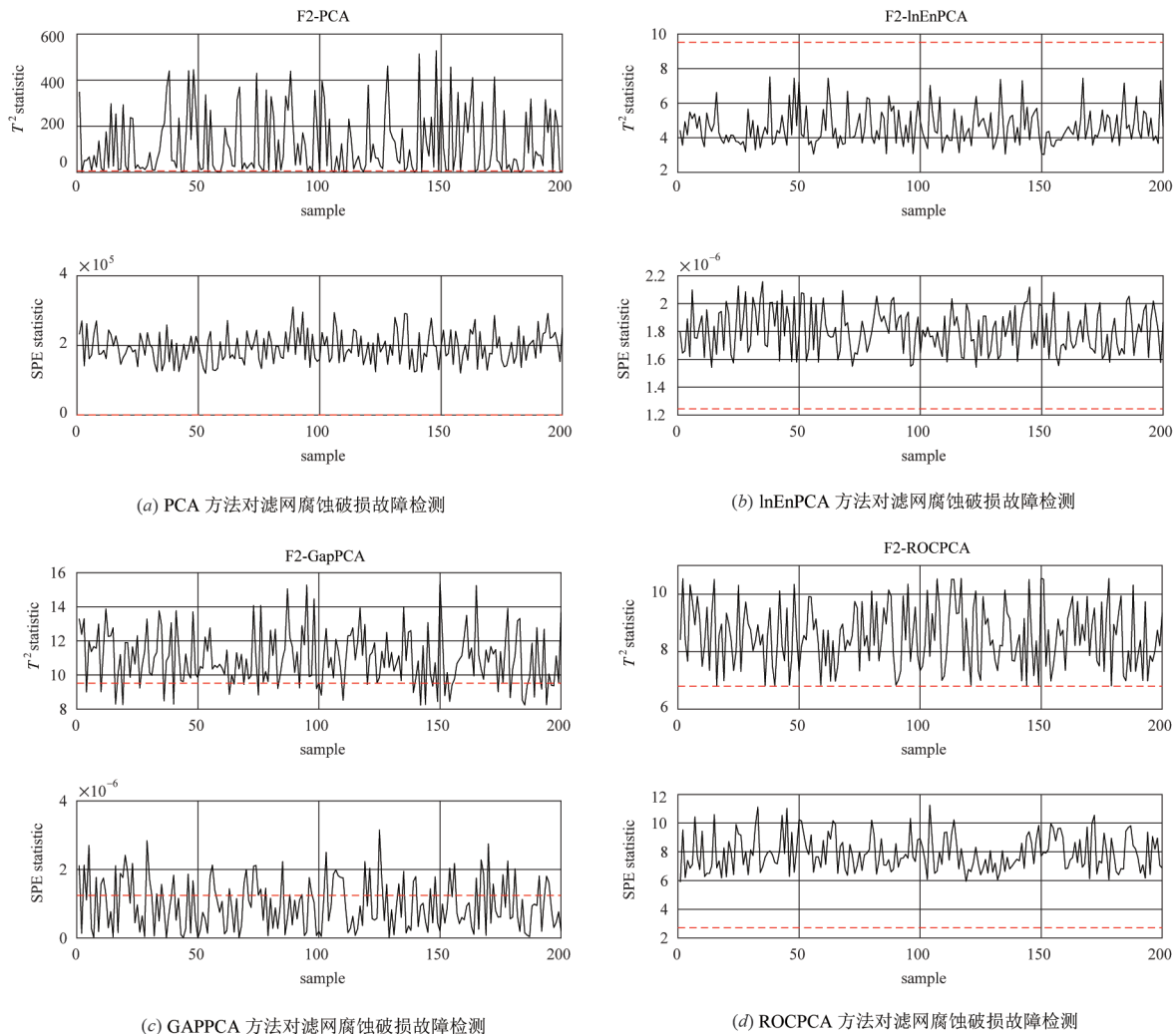


图4 4种方法针对舰用燃机系统出现燃机滤网腐蚀破损故障检测

的漏报. ROCPCA 方法的漏报率仅有 0.005.

由图 2 和表 3 可知变量的变化很微小,传统 PCA 和 lnEnPCA 方法不能找到具有代表性的主元,在故障检测中出现了大量的漏报现象. 因为微小故障的相对变化量比绝对变化量大,所以 ROCPCA 对系统变量的微小变化可以提取具有代表性的主元变量. 检测结果要优于传统 PCA 方法. ROCPCA 在故障的总体漏报率和误报率均比 lnEnPCA、GapPCA 低,具有良好的故障检测性能. 表明 ROC 预处理方法的有效性.

检测时,总共 200 个样本,1~200 时刻低于控制限为漏报,高于控制限为正确检出. 由表 3 和图 4 可知,样本数据集通过数据变化率变换有着较好的体现,可以建立更加精确的主元模型和凸显具有重要物理意义的故障. 由表 3 可知 T^2 统计量的漏报样本数目为 0, SPE 统计量漏报率仅有 0.04. 而其他数据预处理方法都出现了不同程度的漏报.

7 结论与展望

数据预处理方法都是以减小数据的损失为前提,凸显不同物理意义的故障. 不同的数据预处理方法有其各自的优缺点和应用范围. 样本数据的类型和大小的不同都会影响数据预处理方法的选择. 本文提出的方法 ROCPCA 对于一些相对变化大的故障数据,通过数据变换率变换能有更好的体现. 对于实际系统中某一变量发生微小而又关键的变化也能够准确检测出来. 当系统中某些变量起重要作用,而变量的本身绝对值较小却不能检测出的问题,那么所提方法能够降低故障的误报率和漏报率,能正确检测到超出系统控制限的故障样本.

但本文所提方法仍存在一些有待研究的问题. 当系统变量发生绝对变化量大而相对变化量小的故障时,正常样本信息经过变化率变换处理后可能投影在故障区域内,造成误报现象. 用本文方法会出现检测不准确的问题. 最后如何将不同方法中检测出的误报、漏报样本数目进行覆盖,既能包含传统 PCA 所检测出的

误漏报样本,也能包含 GapPCA、lnEnPCA、ROCPA 所检测出的误漏报样本数是进一步研究的重点.

参考文献

- [1] Zhou Z, Tan Y, Shi P. Fault detection of a sandwich system with dead-zone based on robust observer[J]. Systems and Control Letters, 2016, 96: 132 – 140.
- [2] 周祖鹏, 谭永红. 基于鲁棒观测器的带间隙三明治系统故障预报[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(6): 753 – 761.
Zhou Zu-peng, Tan Yong-hong. Fault prediction for sandwich system with backlash based on robust observer [J]. Control Theory & Applications, 2015, 32(6): 753 – 761. (in Chinese)
- [3] 黄欣研, 李玲, 辛云宏. WPCA-LDA:一种数据分类新方法[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(6): 1650 – 1653.
Huang Xin-yan, Li Ling, Xin Yun-hong. WPCA-LDA: new method of data classification [J]. Computer Application Research, 2017, 34 (6): 1650 – 1653. (in Chinese)
- [4] 文成林, 胡静, 王天真, 陈志国. 相对主元分析及其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): 1128 – 1139.
Wen Cheng-lin, Hu Jing, Wang Tian-zhen, Chen Zhi-guo. Relative PCA with applications of data compression and fault diagnosis[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(9): 1128 – 1139. (in Chinese)
- [5] 文成林, 胡玉成. 基于信息增量矩阵的故障诊断方法[J]. 自动化学报, 2012, 38(5): 832 – 840.
Wen Cheng-lin, Hu Yu-cheng. Fault diagnosis based on information increment matrix[J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(5): 832 – 840. (in Chinese)
- [6] Xu X, Wen C, et al. Fault diagnosis method based on Information entropy and relative principal component analysis [J]. Journal of Control Science and Engineering, 2017, 2017 (Pt.1): 2697297.1 – 2697297.8.
- [7] Wang Z, Wen C, Xu X, et al. Fault diagnosis method based on gap metric data preprocessing and principal component analysis[J]. Journal of Control Science and Engineering, 2018, 2018(Pt.1): 1025353.1 – 1025353.9.
- [8] Liu K, Jin X, Fei Z, et al. Adaptive partitioning PCA model for improving fault detection and isolation[J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2015, 23(6): 981 – 991.
- [9] 周福娜, 文成林, 陈志国, 冷元宝. 基于指定元分析的多级相对微小故障诊断方法[J]. 电子学报, 2010, 38(8): 1874 – 1879.
Zhou Fu-na, Wen Cheng-lin, Chen Zhi-guo, Leng Yuan-bao. DCA based on multi-level small fault diagnosis method[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(8): 1874 – 1879. (in Chinese)
- [10] 高强, 常勇. 基于改进动态主元分析在半实物仿真系统中的研究[J]. 电子学报, 2017, 45(3): 565 – 569.
Gao Qiang, Chang Yong. The research of hardware-in-the-loop simulation system based on improved dynamic principal component analysis [J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(3): 565 – 569. (in Chinese)
- [11] Ge Z, Yang C J, Song Z. Research and application of small shifts detection method based on MEWMA-PCA[J]. Information & Control, 2007, 36(5): 650 – 656.
- [12] Harmouche J, Delpha C, Diallo D. Incipient fault detection and diagnosis based on Kullback-Leibler divergence using principal component analysis: Part I[J]. Signal Processing, 2014, 94: 278 – 287.
- [13] Harmouche J, Delpha C, Diallo D. Incipient fault detection and diagnosis based on Kullback-Leibler divergence using principal component analysis: Part II[J]. Signal Processing, 2015, 109: 334 – 344.
- [14] 张彩霞, 王子涵, 文成林, 刘国文, 余伟. 样本空间基于多级高维特征表示的微小故障诊断[J]. 电子学报, 2020, 48(8): 1647 – 1654.
Zhang Cai-xia, Wang Zi-han, Wen Cheng-lin, Liu Guo-wen, Yu Wei. Sample space based on multi-level high dimensional feature representation micro-fault diagnosis[J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(8): 1647 – 1654. (in Chinese)

作者简介



鲍中新 男, 1996年出生于安徽六安, 杭州电子科技大学在读硕士研究生, 主要研究方向为故障诊断、模式识别.

E-mail: 981316982@qq.com



文成林 男, 1963年出生于河南开封, 广东石油化工学院教授. 主要研究方向为信息融合、多目标跟踪、深度学习、故障诊断.

E-mail: wencil@hdu.edu.cn



马雪 女, 1992年出生于江苏淮安, 杭州电子科技大学在读博士研究生. 研究方向为专家系统、机器学习与深度学习、信息融合与故障诊断.

E-mail: maxue@163.com