

基于 KPCA 残差方向梯度的故障检测方法及应用*

周卫庆¹, 司凤琪², 徐治皋², 黄葆华³, 仇晓智³

(1. 南京工程学院电力仿真与控制工程中心 南京 211167; 2. 东南大学能源热转换及其过程测控教育部重点实验室 南京 210096; 3. 华北电力科学研究院有限责任公司 北京 100045)

摘要:针对核主元分析(KPCA)在应用过程中非线性映射不存在原像、故障变量无法辨识、工程应用困难等问题,提出了一种改进的KPCA残差方向梯度故障检测方法。利用主元统计量和残差统计量的偏微分之间存在着相关性这一性质,对与主元统计量相关的格拉姆矩阵偏微分中间计算过程进行优化,提出一种新的KPCA残差方向梯度算法,在此基础上结合统计量形成系统故障检测的新方法。非线性系统仿真表明,改进的KPCA残差方向梯度法不仅具有较优的故障变量辨识能力,还极大地减小了计算量,缩短了计算时间。大型热力系统的应用进一步表明,无论对于单故障和多故障的情况,方法均具有较好的故障检测能力,并且不存在残差污染,易于工程实现。

关键词:核主元分析;故障检测;方向梯度;故障变量辨识;残差污染

中图分类号: TP273 TH86 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 110.67

Fault detection method based on KPCA residual direction gradient and its application

Zhou Weiqing¹, Si Fengqi², Xu Zhigao², Huang Baohua³, Qiu Xiaozhi³

(1. Electric Power Simulation and Control Engineering Center, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China; 2. Key Laboratory of Energy Thermal Conversion and Control of Ministry of Education, Southeast University, Nanjing 210096, China; 3. North China Electric Power Research Institute Co. Ltd, Beijing 100045, China)

Abstract: Aiming at the fact that there is no preimage in nonlinear mapping and fault variable cannot be identified which result in that it is difficult for engineering application of kernel principle analysis, an improved KPCA residual direction gradient algorithm is proposed to overcome the above drawbacks in this paper. By use of the correlation between the partial differential of principle statistic and residual statistic, the gram matrix partial differential intermediate computation process is simplified and the KPCA residual direction gradient index is obtained, combined with residual statistic a new fault detection method is proposed. Nonlinear system simulation computation shows that improved KPCA residual direction gradient method has excellent capability of fault variable identification while computational complexity is greatly decreased and the calculation time is shortened. Furthermore, large-scale thermodynamic system application shows that the proposed method has better capability in fault detection whenever in case of single fault or multiple faults and there is no residual contamination while it is very suitable for engineering realization.

Keywords: kernel principal component analysis (KPCA); fault detection; direction gradient; fault variable identification; residual contamination

0 引言

基于多元统计的检测方法作为工业过程监控的关键

技术,自被提出以来一直受到业界广泛的关注,历经多年的长足发展,目前已经出现了一些较为成熟的方法如主元分析(principal component analysis, PCA)^[1-5]、偏最小二乘(partial least squares method, PLS)^[6-7]、核主元分析

(kernel principal component analysis, KPCA)^[8-10]、其他数据统计建模方法等^[11-13]。其中, KPCA 是 PCA 的非线性扩展,更加适合于对非线性过程进行描述,因此被研究人员应用于实时监控、故障检测等领域。

KPCA 方法通过一个非线性变换将输入参数映射到高维空间,在高维空间的线性主元分析相当于对输入空间进行非线性的主元分析。然而 KPCA 从输入空间到高维空间的非线性映射通过核函数的内积实现,映射函数不存在具体的表达形式,从而导致对故障变量的辨识无法通过反向计算得到。因此,有学者先后提出了偏微分贡献率法、迭代重构法、贡献率构造法等方法^[14-16]用于解决这一难题,力求使得 KPCA 方法能够应用于实际过程,解决工程问题。

本文提出了一种改进的 KPCA 残差方向梯度故障检测方法,通过研究 KPCA 方法中统计量的构造特征,对核主元和核残差两种统计量的方向变化率进行数学分析,从原理上推导出两者存在的相关关系,从而提出了一种新的 KPCA 残差方向梯度算法,结合统计量构成新的故障检测方法。数值仿真和实际现场数据的计算结果均表明方法具有较高的准确性和工程实用性。

1 基于 KPCA 的故障检测

1.1 KPCA 原理

KPCA 的基本原理是通过非线性函数将输入空间映射到高维的特征空间,在特征空间的线性 PCA 算法对应于输入空间的非线性算法。非线性变换通过定义适当的内积函数实现,这种内积函数隐含了输入空间到特征空间的非线性映射关系,即核函数。

设 $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^m (i = 1, 2, \dots, n)$ 表示 m 维的输入空间,通过非线性函数 Φ 将 \mathbf{R}^m 映射到特征空间 \mathbf{F} , 即:

$$\Phi: \mathbf{R}^m \rightarrow \mathbf{F}, \mathbf{x} \rightarrow \phi(\mathbf{x}) \quad (1)$$

特征空间下的数据协方差矩阵为:

$$\mathbf{C}^F = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \phi(\mathbf{x}_j) \phi(\mathbf{x}_j)^T \quad (2)$$

求解特征根问题:

$$\mathbf{C}^F \mathbf{v} = \lambda \mathbf{v} \quad (3)$$

由式(3)得 \mathbf{C}^F 的特征值 λ 、特征向量 $\mathbf{v} (\mathbf{v} \in \mathbf{R}^n)$ 为单位向量。非零特征值 λ 所对应的特征向量 \mathbf{v} 位于样本向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n$ 所张成的空间中,即特征向量 \mathbf{v}_k 可由其线性组合表示:

$$\mathbf{v}_k = \sum_{i=1}^n \alpha_i^k \phi(\mathbf{x}_i) \quad (4)$$

用 $\phi(\mathbf{x}_k)$ 在同时在式(3)两边做点积,得到:

$$\lambda (\phi(\mathbf{x}_i) \cdot \mathbf{v}) = \phi(\mathbf{x}_i) \cdot (\mathbf{C}^F \mathbf{v}) \quad (5)$$

记核矩阵 \mathbf{K} , 其中:

$$\mathbf{K}_{ij} = (\phi(\mathbf{x}_i) \cdot \phi(\mathbf{x}_j)) \quad (6)$$

将式(4)代入式(5)并简化得:

$$\lambda \boldsymbol{\alpha} = (1/n) \mathbf{K} \boldsymbol{\alpha} \quad (7)$$

向量 $\phi(\mathbf{x})$ 在特征向量 \mathbf{v}_i 上的投影为:

$$(\phi(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{v}_i) = \sum_{j=1}^n \alpha_j^i (\phi(\mathbf{x}_j) \cdot \phi(\mathbf{x})) \quad (8)$$

即输入样本 \mathbf{x} 在特征空间投影为:

$$(\phi(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{v}_i) = \sum_{j=1}^n \alpha_j^i k(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}) \quad (9)$$

使用 KPCA 前,必须先进行中心化处理,即满足:

$$\sum_{i=1}^n \phi(\mathbf{x}_i) = 0 \quad (10)$$

核矩阵中心化为:

$$\bar{\mathbf{K}} = \mathbf{K} - \mathbf{I}_n \mathbf{K} - \mathbf{K} \mathbf{I}_n + \mathbf{I}_n \mathbf{K} \mathbf{I}_n \quad (11)$$

设 p 为选择的主元个数,为保证在空间 \mathbf{F} 中特征向量 \mathbf{v} 满足:

$$\mathbf{v}_k \cdot \mathbf{v}_k = 1 \quad k = 1, \dots, p \quad (12)$$

可以推导得到^[7]:

$$\lambda_k (\boldsymbol{\alpha}_k \cdot \boldsymbol{\alpha}_k) = 1 \quad (13)$$

1.2 KPCA 过程故障检测

常用的 KPCA 检测阈值包括统计量 T^2 和 Q 统计量, T^2 称为主元统计量, Q 也称为预测平方误差 (squared prediction error, SPE), 代表残差空间的变化, KPCA 的 SPE 统计量计算式为^[17]:

$$SPE = \|\Phi(\mathbf{x}) - \bar{\Phi}_p(\mathbf{x})\|^2 = \|\bar{\Phi}_n(\mathbf{x}) - \bar{\Phi}_p(\mathbf{x})\|^2 \quad (14)$$

简化得:

$$SPE = \sum_{j=1}^n t_j^2 - \sum_{j=1}^p t_j^2 \quad (15)$$

由于故障情况下残差空间的投影会受到显著影响, SPE 更为敏感,因此经过综合比较,采用 SPE 统计量对非线性过程进行描述,利用 SPE 统计量进行阈值检测的步骤如下:

1) 选择核函数、参数,计算核矩阵 \mathbf{K} , 中心化得 $\bar{\mathbf{K}}$ 。

2) 计算 $\bar{\mathbf{K}}$ 的特征值并将对应的特征向量按照式(13)标准化处理。

3) 选择主元个数,根据式(9)计算样本在高维空间的投影。

4) 计算正常工况下历史数据对应的 SPE 统计量值并确定置信限。

5) 计算 \mathbf{x}_{new} 对应的核向量 \mathbf{k}_{new} , 计算式为:

$$[\mathbf{k}_{\text{new}}]_j = [\mathbf{k}_{\text{new}}(\mathbf{x}_{\text{new}}, \mathbf{x}_j)] \quad j = 1, \dots, n \quad (16)$$

式中: \mathbf{x}_{new} 为新的样本, 中心化后得 $\bar{\mathbf{k}}_{\text{new}}$ 。

6) 计算 \mathbf{x}_{new} 的非线性主元投影为:

$$\mathbf{t}_{\text{new}} = \sum_{i=1}^n \alpha_i^k \bar{\mathbf{k}}_{\text{new}}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{\text{new}}) \quad (17)$$

7) 计算 SPE 值, 确定是否超限。

2 KPCA 残差方向梯度故障辨识算法

偏微分贡献率法^[15]通过对一个虚拟向量 $\mathbf{V} = [v_1, \dots, v_m]^T \in \mathbf{R}^{m \times 1}$, $v_i = 1 (i = 1, \dots, m)$ 的偏微分运算,得到了输入变量对统计量 T^2 和 SPE 的贡献率为:

$$C_{T^2, \text{new}, i} = \left| \text{tr} \left[\boldsymbol{\alpha}^T \left(\frac{\partial \bar{\mathbf{k}}_{\text{new}} \bar{\mathbf{k}}_{\text{new}}^T}{\partial v_i} \right) \boldsymbol{\alpha} \boldsymbol{\Lambda}^{-1} \right] \right| \quad (18)$$

$$C_{\text{SPE}, \text{new}, i} = \left| \frac{\partial \text{SPE}_{\text{new}}}{\partial v_i} \right| =$$

$$\frac{\partial (\bar{\mathbf{k}}_{\text{new}} \bar{\mathbf{k}}_{\text{new}}^T)_{pq}}{\partial v_i} = -\frac{1}{\sigma} \left[\{ (\mathbf{x}_{p,i} - \mathbf{x}_{\text{new},i})^2 + (\mathbf{x}_{q,i} - \mathbf{x}_{\text{new},i})^2 \} \times k(\mathbf{x}_p, \mathbf{x}_{\text{new}}) k(\mathbf{x}_q, \mathbf{x}_{\text{new}}) + \right.$$

$$(A - a_q) (\mathbf{x}_{p,i} - \mathbf{x}_{\text{new},i})^2 k(\mathbf{x}_p, \mathbf{x}_{\text{new}}) + (A - a_p) (\mathbf{x}_{q,i} - \mathbf{x}_{\text{new},i})^2 k(\mathbf{x}_q, \mathbf{x}_{\text{new}}) - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \{ (\mathbf{x}_{j,i} - \mathbf{x}_{\text{new},i})^2 + \left. (\mathbf{x}_{p,i} - \mathbf{x}_{\text{new},i})^2 \} \times k(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_{\text{new}}) k(\mathbf{x}_p, \mathbf{x}_{\text{new}}) - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \{ (\mathbf{x}_{j,i} - \mathbf{x}_{\text{new},i})^2 + (\mathbf{x}_{q,i} - \mathbf{x}_{\text{new},i})^2 \} \times k(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_{\text{new}}) k(\mathbf{x}_q, \mathbf{x}_{\text{new}}) + \right.$$

$$\left. \frac{1}{n} (a_p + a_q - 2A) \times \sum_{j=1}^n (\mathbf{x}_{j,i} - \mathbf{x}_{\text{new},i})^2 k(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_{\text{new}}) + \frac{1}{n^2} \sum_{j=1}^n \sum_{j'=1}^n \{ (\mathbf{x}_{j,i} - \mathbf{x}_{\text{new},i})^2 + (\mathbf{x}_{j',i} - \mathbf{x}_{\text{new},i})^2 \} \times k(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_{\text{new}}) k(\mathbf{x}_{j'}, \mathbf{x}_{\text{new}}) \right]$$

(21)

式中:

$$a_p = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n k(\mathbf{x}_p, \mathbf{x}_j) \quad (22)$$

$$a_q = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n k(\mathbf{x}_q, \mathbf{x}_j) \quad (23)$$

$$A = \frac{1}{n^2} \sum_{j=1}^n \sum_{j'=1}^n k(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_{j'}) \quad (24)$$

将式(19)简化为:

$$C_{\text{SPE}, \text{new}, i} = =$$

$$\left| \frac{2}{n} \frac{\partial}{\partial v_i} \sum_{j=1}^n k(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_{\text{new}}) + \text{tr} \left(\boldsymbol{\alpha}^T \left(\frac{\partial \bar{\mathbf{k}}_{\text{new}} \bar{\mathbf{k}}_{\text{new}}^T}{\partial v_i} \right) \boldsymbol{\alpha} \right) \right| \quad (25)$$

由式(18)和(25)看出, $C_{T^2, \text{new}, i}$ 和 $C_{\text{SPE}, \text{new}, i}$ 都包含格拉姆偏导矩阵的求迹运算,对于一个新的测量向量 \mathbf{x}_{new} , 不含该向量参数值的可认为常数,将两式改为:

$$C_{T^2, \text{new}, i} = \left| \text{tr} (f_1(\bar{\mathbf{k}}_{\text{new}} \bar{\mathbf{k}}_{\text{new}}^T)) \right| \quad (26)$$

$$C_{\text{SPE}, \text{new}, i} =$$

$$\left| \frac{2}{n} \frac{\partial}{\partial v_i} \sum_{j=1}^n k(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_{\text{new}}) + \text{tr} (f_2(\bar{\mathbf{k}}_{\text{new}} \bar{\mathbf{k}}_{\text{new}}^T)) \right| \quad (27)$$

式中: $f_1(\cdot)$ 和 $f_2(\cdot)$ 均表示格拉姆矩阵的线性函数,其性质直接取决于格拉姆矩阵。从理论上讲, $f_1(\cdot)$ 和 $f_2(\cdot)$ 应该具有相同或相近的性质,其变化趋势是一致的。而 $f_1(\cdot)$ 的变化决定了 $C_{T^2, \text{new}, i}$, 因此 $f_2(\cdot)$ 的变化也与 $C_{T^2, \text{new}, i}$ 一致。根据 KPCA 理论, $C_{T^2, \text{new}, i}$ 和 $C_{\text{SPE}, \text{new}, i}$ 表示的是两种性质不同的统计量计算指标,因而将 $f_2(\cdot)$ 看作 $C_{\text{SPE}, \text{new}, i}$ 中的干扰项,定义 KPCA 的残差方向梯度为:

$$\left| \frac{1}{\sigma} \left(\frac{2}{n} \frac{\partial}{\partial v_i} \sum_{j=1}^n k(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_{\text{new}}) + \text{tr} \left(\boldsymbol{\alpha}^T \left(\frac{\partial \bar{\mathbf{k}}_{\text{new}} \bar{\mathbf{k}}_{\text{new}}^T}{\partial v_i} \right) \boldsymbol{\alpha} \right) \right) \right| \quad (19)$$

式中: $C_{T^2, \text{new}, i}$ 表示第 i 个变量对统计量 T^2 的贡献率, $C_{\text{SPE}, \text{new}, i}$ 表示第 i 个变量对统计量 SPE 的贡献率, \mathbf{x}_{new} 为新样本, σ 为高斯核函数的参数, tr 表示取矩阵的迹, $\boldsymbol{\alpha}$ 为标准化后的特征向量, $\boldsymbol{\Lambda}^{-1}$ 为对角阵, $\bar{\mathbf{k}}_{\text{new}}$ 为新样本按照式(16)计算的向量, $\bar{\mathbf{k}}_{\text{new}} \bar{\mathbf{k}}_{\text{new}}^T$ 为 $n \times n$ 的矩阵,又称为格拉姆矩阵,其中任意一个元素为 $(\bar{\mathbf{k}}_{\text{new}} \bar{\mathbf{k}}_{\text{new}}^T)_{pq}$, $p, q = 1, \dots, n$ 。

$$\frac{\partial k(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_{\text{new}})}{\partial v_i} = -\frac{1}{\sigma} (\mathbf{x}_{j,i} - \mathbf{x}_{\text{new},i})^2 k(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_{\text{new}}) \quad (20)$$

$$C_{\text{SDG}, \text{new}, i} = \sum_{j=1}^n (\mathbf{x}_{j,i} - \mathbf{x}_{\text{new},i})^2 k(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_{\text{new}}) \quad (28)$$

式中: C_{SDG} (SPE direction gradient, SDG) 表示各输入变量对残差的影响大小,可以归一化使用,该值一旦发生某种形式的突变则认为对应的变量发生了故障。通过分析可知,残差方向梯度算法的计算量比原算法有了数量级上的大幅缩减,并且其程度取决于建模样本的数量 n , 从理论上估算新算法与原算法的计算量比值大约在 $1/n^2$ 这个数量级,显然残差方向梯度算法优异的计算效率使其更加适合于工程应用。

3 仿真研究

3.1 算法仿真

选择非线性系统如下:

$$\begin{cases} x_1 = t + e_1 \\ x_2 = t^2 - 3t + e_2 \\ x_3 = -t^3 + 3t^2 + e_3 \end{cases} \quad (29)$$

式中: e_1, e_2 和 e_3 是满足均值为 0, 方差为 0.01 的独立高斯分布, $t \in [0.01, 2]$ 。利用该系统生成 300 个样本,前 100 个作为建模样本,后 200 个测试。在测试样本中叠加两种误差: 1) 测试样本中自 101 起在 x_2 上叠加固定偏差值 -1; 2) 测试样本中自 101 起在 x_1 上叠加漂移偏差 0.03($k - 100$), k 为样本序号。分别采用偏微分贡献率法与残差方向梯度算法的计算结果如图 1 和 2 所示。

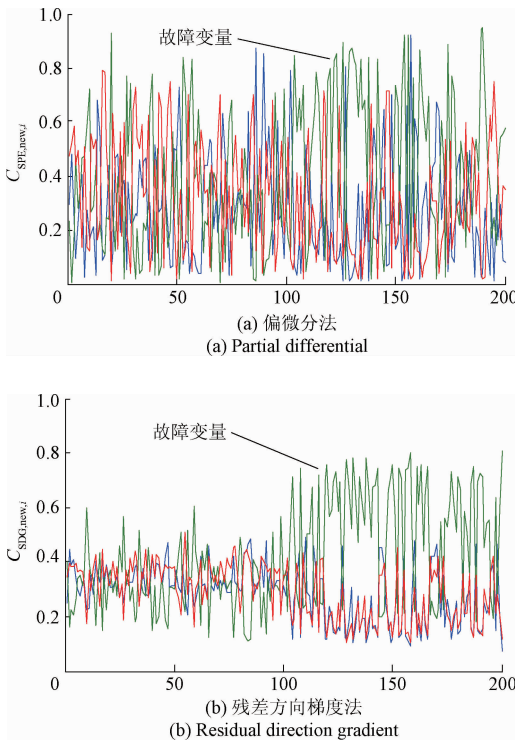


图 1 故障 1 的变量辨识

Fig. 1 Variable identification of fault 1

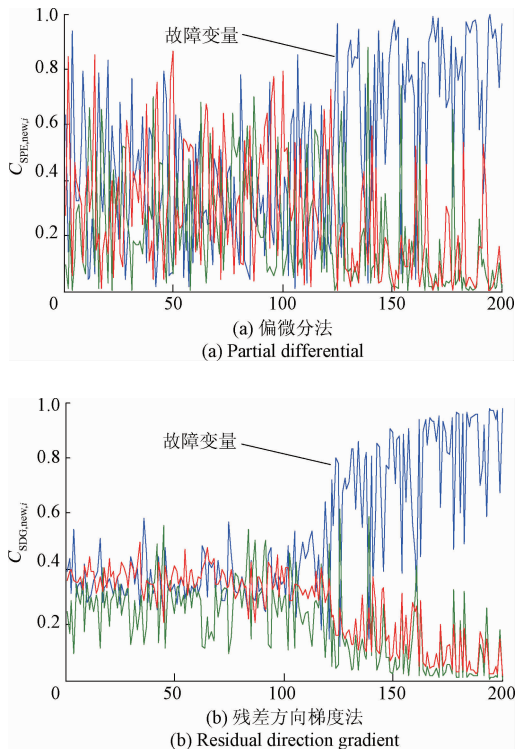


图 2 故障 2 的变量辨识

Fig. 2 Variable identification of fault 2

献率法的计算结果,图 1(b)和图 2(b)所示为残差方向梯度算法的计算结果,可以看出,与偏微分算法相比,在两种不同的故障情况下,残差方向梯度指标 $C_{SDG,new,i}$ 的故障趋势更为明显,故障变量的辨识效果更佳。表 1 中的平均值为 100 个故障样本中故障变量的平均贡献率,它的值越大说明该变量对故障的贡献占比越高,辨识效果越明显。检出率表示 100 个样本中异常变量被正确分离出来的次数,计算时间的平台为 MATLAB7.0.4,系统软件为 Microsoft Windows Server 2003,硬件配置为 CPU: Intel Core(TM) 2 6 600 2.40 GHz(双核),物理内存: 2 GB。由表 1 看出,在两种故障情况下残差方向梯度计算的平均值均大于偏微分算法,检出率也更高,具有更好的故障变量辨识效果。从计算时间上看,残差方向梯度算法的计算时间远小于原算法,两者的耗时差距也与理论分析基本一致,可见残差方向梯度算法大幅提高了计算效率,使得工程应用成为可能。

表 1 故障变量辨识算法对比

Table 1 Comparison of two algorithm

辨识 算法	故障 1			故障 2		
	平均值	检出率%	时间/s	平均值	检出率%	时间/s
偏微分	0.484	67	1 049.81	0.651	74	1 038.54
新算法	0.527	83	0.325	0.687	91	0.327

3.2 系统应用

3.2.1 模型建立

以国内某 600 MW 机组的热力系统为例,选择与机组负荷相关性较大的测点共 72 个如表 2 所示,其中 3 种主要的测点类型为压力、流量和小机转速,以此测试方法在大型非线性系统中的应用效果。通过 PI 实时数据库在接近于 50% 负荷下进行连续的数据采集共 2 300 组,采样周期为 1 min,前 600 组作为训练,后 1 700 组作为测试。

表 2 机组热力系统测点集合

Table 2 Measuring points set of unit thermal system

序号	测点名	单位
1	实发功率	MW
2	省煤器出口总管压力	MPa
⋮	⋮	⋮
12	省煤器入口流量 1	t/h
⋮	⋮	⋮
26	给水泵汽机 A 转速	r/min
⋮	⋮	⋮
41	A 侧主汽门前压力	MPa
⋮	⋮	⋮
58	调节级压力 1	MPa
⋮	⋮	⋮
66	凝结水流量 3	t/h
⋮	⋮	⋮
72	再热器进口压力	MPa

图 1(a)和图 2(a)所示为两种故障情况下偏微分贡

利用均数法对 KPCA 模型参数 σ 进行交叉验证优化,选取参数 $\sigma = 600$,此时选择的主元为 9 个,其累计贡献率达到了 96.6%,能够合理地解释数据信息。

3.2.2 单测点故障

利用残差梯度法对两种常见的传感器故障进行检测,以考察方法的工程适用性。任意选取分离器 A 出口压力测点作为故障测试对象,进行 2 种故障的模拟测试:1)在测试样本中自 1 001 点起添加 2.5 倍标准差的恒偏差故障^[21],如式(30)所示,其中 std 为该测点的标准差,检测结果如图 3 所示;2)在测试样本中自 1 001 点起添加式(31)的漂移型故障,检测结果如图 4 所示。

$$y(k) = \begin{cases} y(k), & k \leq 1000 \\ y(k) + 2.5 \cdot std, & k > 1000 \end{cases} \quad (30)$$

$$y(k) = \begin{cases} y(k), & k \leq 1000 \\ y(k) + 0.003 \cdot (k - 1000), & k > 1000 \end{cases} \quad (31)$$

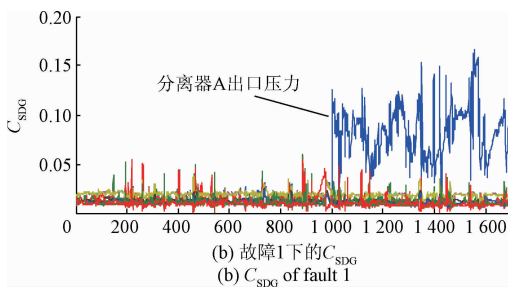
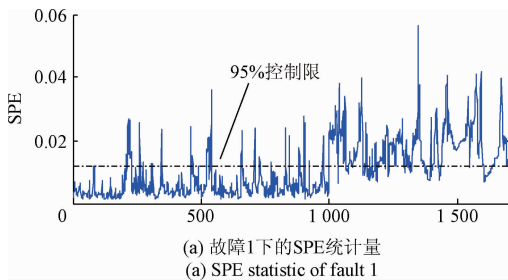


图3 分离器A出口压力故障1检测

Fig.3 Fault 1 detection of separator A outlet pressure

3 倍标准差法则对偏差超过 3 倍的标准差认为其发生了异常故障,本例为了测试方法对小偏差的检测能力,添加的恒偏差为 2.5 倍的标准差。图 3(a)所示为从 1 001 起 SPE 统计量发生了明显的趋势性上升故障,图 3(b)选择的是前 10 个变量的 $C_{SDG,new,i}$ 的计算值,可以看出从该时刻起,故障变量分离器 A 出口压力出现了明显的突变,取得了较好的故障检测效果。图 4 所示为漂移型故障的测试结果,其检测最终结果与恒偏差故障的结论一致,验证了方法的有效性。对于漂移型故障,在故障劣化初期,如图 4 中 1 001 ~ 1 200 所示,只是影响了在正常波动范围内的精度,此时认为变化是合理的,一旦精度偏差超过正常波动的范围,如图 4 中 1

200 之后的曲线,方法能够及时有效地予以故障检测和变量辨识。

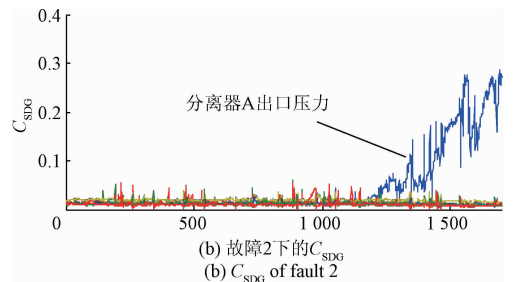
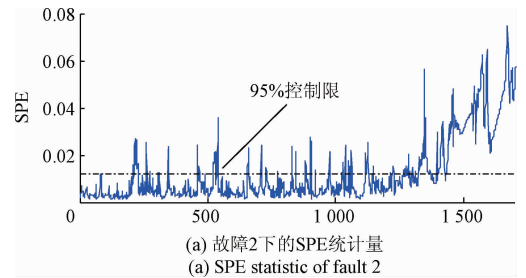


图4 分离器A出口压力故障2检测

Fig.4 Fault 2 detection of separator A outlet pressure

3.2.3 多测点故障

进一步考察方法的多点故障检测性能,分两种情况进行测试:1)分离器 A 出口压力和再热器出口 B 侧压力 1 两个同类型测点从 1 001 样本起添加式(30)所示的故障;2)分离器 A 出口压力和凝结水流量 2 两个不同类型测点从 1 001 样本起添加式(30)所示的故障。检测结果如图 5 和 6 所示。

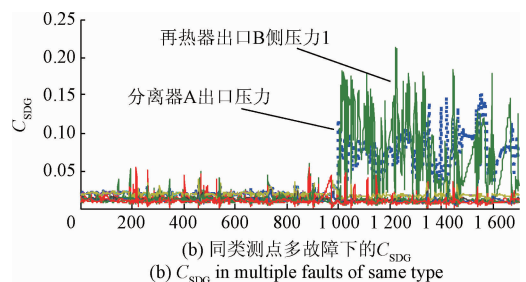
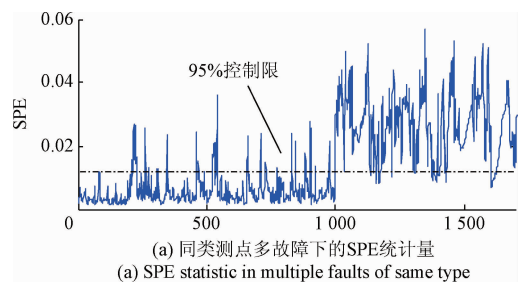


图5 同类测点多故障检测

Fig.5 Multiple faults detection of same type points

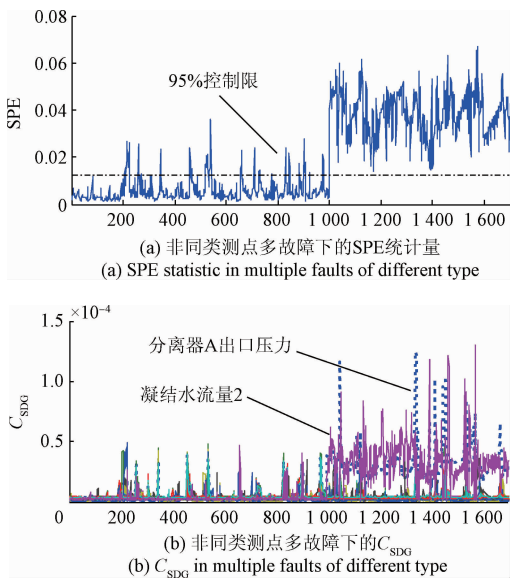


图6 非同类测点多故障检测

Fig.6 Multiple faults detection of different type points

由图5(a)和图6(a)看出,从1001样本开始,SPE统计量均显示系统发生了故障,同时无论对于同类型多点故障和不同类型多点故障的情况,图5(b)和图6(b)也显示从该时刻起故障测点发生了阶跃性的突变,算法取得了较好的故障变量辨识效果,验证了其较强的多点故障辨识性能。

4 结 论

针对非线性核主元分析中高维空间映射不存在原像、故障变量辨识困难等问题,提出了一种改进的KPCA残差方向梯度故障变量辨识算法,通过分析统计量之间的相关性,对格拉姆矩阵的中间运算过程进行优化,大幅缩减了在线的计算量,提高计算速度。

利用某非线性系统将改进的残差方向梯度算法与偏微分贡献率算法进行了比较,结果表明本文提出的算法具有计算量小和辨识正确率高的优势。将方法进一步应用于火电机组大型热力系统的测点故障检测,结果表明方法能够应用于大型非线性系统的单故障和多故障检测,为非线性系统实时故障检测提供了一种有效的手段。

参考文献

[1] 胡永兵,高学金,李亚芬,等. 批次加权软化分的多阶段AR-PCA间歇过程监测[J]. 仪器仪表学报,2015,36(6):1292-1300.
HU Y B, GAO X J, LI Y F, et al. Multiphase AR-PCA monitoring for batch processes based on the batch weighted soft classifying[J]. Chinese Journal of Scientific

Instrument,2015,36(6):1292-1300.

- [2] 王磊,邓晓刚,徐莹,等. 基于变量子域PCA的故障检测方法[J]. 化工学报,2016,67(10):4300-4308.
WANG L, DENG X G, XU Y, et al. Fault detection method based on variable sub-region PCA [J]. CIESC Journal,2016,67(10):4300-4308.
- [3] 杨文文,毛建旭,陈姜嘉旭. 基于分块LBP和分块PCA的指静脉识别方法[J]. 电子测量与仪器学报,2016,30(7):1000-1007.
YANG W W, MAO J X, CHENJIANG J X. Finger vein recognition based on block LBP and block PCA [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016,30(7):1000-1007.
- [4] 吴良圆,魏书宁,周棒棒,等. 基于PCA降维的分层超限学习机手势识别方法[J]. 电子测量技术,2017,40(3):82-88.
WU L Y, WEI SH N, ZHOU B B, et al. Hierarchical extreme learning machine gesture recognition method based on PCA dimension reduction [J]. Electronic Measurement Technology,2017,40(3):82-88.
- [5] 胡帅,顾艳,姜华,等. 基于PCA-BPNN的学生写作成绩预测模型研究[J]. 国外电子测量技术,2015,34(12):35-38.
HU SH, GU Y, JIANG H, et al. Study of student score prediction model based on PCA-BNN [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2015, 34 (12): 35-38.
- [6] 谢英红,吴成东. 基于偏最小二乘分析的双模粒子滤波目标跟踪[J]. 控制与决策,2014,29(8):1372-1378.
XIE Y H, WU CH D. Tracking objects based on partial least squares analysis using particle filtering with dual models [J]. Control and Decision, 2014, 29 (8): 1372-1378.
- [7] 吕游,刘吉臻,杨婷婷. 基于非线性偏最小二乘回归的软件测量建模及应用[J]. 高校化学工程学报,2014,28(4):818-824.
LU Y, LIU J ZH, YANG T T. Soft-Sensing model based on nonlinear partial least squares regression and its application [J]. Journal of Chemical Engineering of Chinese University,2014,28(4):818-824.
- [8] XU Y, LIU Y, ZHU Q X. Multivariate time delay analysis based local KPCA fault prognosis approach for nonlinear processes [J]. Chinese Journal of Chemical Engineering,2016,24(10):1413-1422.
- [9] 吕宁,付元建,白光远. 间歇过程的KPCA恒值判定故障诊断模型[J]. 哈尔滨理工大学学报,2015,20(6):88-92.
LV N, FU Y J, BAI G Y. KPCA constant value

- determination fault diagnosis model for batch process[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2015, 20(6):88-92.
- [10] 陈如清. 基于KPCA-MVU的噪声非线性过程故障检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(12):2673-2680.
CHEN R Q. Nonlinear process fault detection method under noise environment using KPCA and MVU [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(12): 2673-2680.
- [11] 蔡连芳, 田学民, 张妮. 基于核状态空间ICA的非线性动态过程故障检测方法[J]. 上海交通大学学报, 2014, 48(7):971-976.
CAI L F, TIAN X M, ZHANG N. A nonlinear dynamic process fault detection method based on kernel state space independent component analysis[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2014, 48(7):971-976.
- [12] 许洁, 胡寿松, 申忠宇. 基于改进多尺度核主元分析的化工过程故障检测与诊断方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(1):51-55.
XU J, HU SH S, SHEN ZH Y. Fault detection and diagnosis of chemical process based on an improved multi-scale KPCA [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(1):51-55.
- [13] 邓勇, 于晨松. 因子分析和ELM在模拟电路故障诊断的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(10):1512-1519.
DENG Y, YU CH S. Application of factor analysis and ELM in analog circuit fault diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(10):1512-1519.
- [14] PABLO A, GREGORY R, GUILLERMO S. Connecting the out-of-sample and pre-image problems in kernel methods [C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2007:1-8.
- [15] JI H C, JONG M L, SANG W C, et al. Fault identification for process monitoring using kernel principal component analysis [J]. Chemical Engineering Science, 2005, 60(1):279-288.
- [16] JAMES T Y K, IVOR W H T. The pre-image problem in Kernel methods [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2004, 15(6):1517-1525.
- [17] 彭红星, 潘梨莉, 赵鸿图. 一种改进的KPCA传感器故障识别方法及其应用[J]. 仪表技术与传感器, 2016(6):92-94.
PENG H X, PAN L L, ZHAO H T. An improved KPCA sensor fault identification method and its application[J]. Instrument Technique and Sensor, 2016(6):92-94.

作者简介



周卫庆(通讯作者), 2006年于南京工程学院获得学士学位, 2012年于东南大学获得博士学位, 现为南京工程学院电力仿真与控制工程中心讲师, 主要研究方向为电站仿真建模、热力系统状态监测与诊断。
E-mail: zhouweiqing008@163.com

Zhou Weiqing (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Nanjing Institute of Technology in 2006, received his Ph. D. degree from Southeast University in 2012. Now he is a lecturer in Nanjing Institute of Technology. His main research interests include power plant simulation and thermal system state monitoring and diagnosis.