

基于小波去噪与 KPCA 的 TE 过程故障检测研究^{*}

王 迎^{**} 王新明 赵小强

(兰州理工大学)

摘 要 针对化工过程复杂非线性,并且含有噪声和随机干扰的特点,提出利用小波去噪与核主元分析(KPCA)相结合的方法来进行故障检测,既可以达到去噪、抗干扰的目的,又可以将输入空间中复杂的非线性问题转化为特征空间中的线性问题,从而解决了主元分析(PCA)方法在非线过程中性能差的问题。并将该方法应用于 Tennessee Eastman(TE)化工过程模型,仿真结果表明其在故障检测方面明显优越于普通的 PCA 方法。

关键词 故障检测 核主元分析 小波去噪 TE 过程

中图分类号 TP274 **文献标识码** A **文章编号** 0254-6094(2011)01-0049-05

主元分析(PCA)方法是一种目前广泛应用于化工过程监控的数据驱动方法,但 PCA 是一种线性变换方法,当应用于非线性过程时其性能会大大降低。为了克服这一缺点,出现了各种不同的非线性 PCA 方法。其中,Schölkopf 等人^[1]提出的 KPCA 方法(核主元分析)是一种很有效的非线性过程故障诊断方法,具有类似于线性 PCA 的简单性,极具实用价值,其基本思想是首先通过非线性映射将原输入空间映射到一个高维的特征空间,然后在高维的特征空间上进行主元分析,从而把输入空间中的非线性问题转化为特征空间中的线性问题。

TE 过程是由美国 Eastman(伊斯曼)化学公司的 Down 和 Vogt 提出来的一个用来开发、研究和评价过程控制技术和监控方法的现实的化工过程模型,它来自于一个真实工业过程的仿真,很多从事相关研究的国内外学者、专家以及大量文献引用它作为数据源来进行控制、优化、故障诊断等研究^[2-3]。本文通过对 TE 过程的应用实例,说明了利用小波去噪与 KPCA 相结合的方法进行故

障检测的有效性。

1 小波去噪

化工过程数据中往往含有噪声、随机干扰,直接利用这些数据进行故障诊断,误报与漏报的可能性会大大增加,因此,应首先对这些数据进行预处理,以达到去噪、抗干扰的目的。小波在对信号的处理中具有良好的时频局部化特性、特别的去噪能力和便于提取弱信号的特点,在研究复杂非线性问题时,取得了很好的效果^[4]。非线性小波变换阈值去噪方法的关键步骤是如何选择阈值和如何进行门限阈值处理。在对小波系数作门限阈值处理操作时,可以使用软阈值处理方法或硬阈值处理方法。一般来说,硬阈值比软阈值处理后的信号更粗糙一些,所以本文采用软阈值处理方法。软阈值是把信号的绝对值与指定的阈值进行比较,小于或等于阈值的点变为 0,大于阈值的点变为该点值与阈值的差,即:

$$\omega = \text{sign}(\omega) \times \max\{0, |\omega| - \lambda\} \quad (1)$$

去噪过程一般为:首先对实际信号进行小波分解^[5],选择小波并确定分解层次为,则噪声部

^{*} 甘肃省自然科学基金项目(0809RJZA005),甘肃省科技支撑计划—工业类(090GKCA034),兰州理工大学博士基金项目(SB3200701)。

^{**} 王 迎,女,1972年3月生,讲师。甘肃省兰州市,730050。

分通常包含在高频中;然后对小波分解的高频系数进行门限阈值量化处理;最后根据小波分解的第 N 层低频系数和经过量化后的 $1 \sim N$ 层高频系数进行小波重构,达到消除噪声的目的。

2 基于小波去噪与 KPCA的故障检测策略

2.1 KPCA算法

KPCA首先通过非线性映射 ϕ 将原输入空间 $(x_1, x_2, \dots, x_m) \in R^m$, 其中 N 为采样样本的数目, m 为测量变量的维数)映射到一个高维的特征空间 F 中,然后在这个高维的特征空间 F 内进行主元分析,从而把输入空间中的非线性问题转化为特征空间中的线性问题。将 x_k 的映射记为 $\phi(x_k) = \phi_k$; 则特征空间 F 的协方差矩阵可以表示为:

$$C^F = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \phi_i \phi_i^T \quad (2)$$

设矩阵 C^F 所对应的特征值为 λ , 特征向量为 v , 则有:

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

特征向量 v 可由特征空间的样本映射为:

$$v = \sum_{i=1}^N \alpha_i \phi_i \quad (4)$$

由式 (3) 得到最大的 λ 值对应的 v 是特征空间的第一个主元, 而最小的 λ 值对应的 v 就是最后一个主元。所以 $\lambda v = C^F v$ 等价于:

$$\lambda \langle \phi_k, v \rangle = \langle \phi_k, C^F v \rangle, \quad \phi_k = \phi(x_k), \quad k=1, \dots, N \quad (5)$$

这里 $\langle x, y \rangle$ 表示 x 与 y 的点积, 结合式 (4)、(5), 可以得到:

$$\lambda \sum_{i=1}^N \alpha_i \langle \phi_k, \phi_i \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \alpha_i \langle \phi_k, \sum_{j=1}^N \phi_j \rangle \langle \phi_j, \phi_i \rangle \quad (6)$$

定义矩阵 $K \in R^{N \times N}$, 令 $[K]_{ij} = K_{ij} = \langle \phi_j, \phi_i \rangle$, 则由式 (6) 可以得到:

$$\lambda N \alpha = K \alpha, \quad \alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_N]^T \quad (7)$$

在特征空间 F 上进行主元分析之前, 应先作标准化处理, 即:

$$\tilde{K} = K - I_N K - K I_N + I_N K I_N \quad (8)$$

其中, I_N 等于 $1/N$ 与一个 $N \times N$ 的单位矩阵 $E \in R^{N \times N}$ 相乘。所以, 在特征空间中进行主元分析, 就等价于对式 (7) 求解特征值问题。结合式 (7) 和式 (4), 由矩阵 K 的特征向量 α 可以求出矩阵 C^F 的特征向量 v 且满足:

$$\langle v_k, v_k \rangle = 1, \quad k=1, \dots, P \quad (9)$$

其中 P 为主元个数。这样, 可以通过计算映

射数据在特征向量 v 上的投影来计算主元:

$$t_k = \langle v_k, \phi(X) \rangle = \sum_{i=1}^N \alpha_i \langle \phi(x_i), \phi(X) \rangle = \sum_{i=1}^N \alpha_i k(x_i, X) \quad (10)$$

为了解决式 (7) 的特征值问题, 并利用式 (10) 直接从输入空间计算特征空间的主元向量, 在特征空间中引入点积形式的核函数: $k(x, y) = \langle \phi(x), \phi(y) \rangle$, 避免直接计算非线性映射。

2.2 故障检测策略

基于小波去噪与 KPCA 的故障检测方法类似于 PCA 方法, 在特征空间中采用 T^2 和 SPE 统计量来检测故障。 T^2 表征了模型内部变化的一种测度。 T^2 统计量是主元向量的标准平方和, 定义为:

$$T^2 = [t_1, \dots, t_P] \Lambda^{-1} [t_1, \dots, t_P]^T \quad (11)$$

其中 t 可以由式 (10) 得到, Λ^{-1} 是主元成分的特征值构成对角阵的逆矩阵。 T^2 统计的控制限可以通过 F 分布求得:

$$T_{\beta m}^2 = \frac{P(N-1)}{N(N-P)} F_{\alpha}(P, N-P) \quad (12)$$

其中, P 为主元个数, N 为样本数目。

平方预测误差 SPE 表示每次采样在变化趋势上与统计模型之间的误差, 是模型外部数据变化的一种测度, 定义为:

$$SPE = \| \phi(x) - \phi_p(x) \|^2 = \sum_{i=1}^N \xi_i - \sum_{i=1}^P \xi_i \quad (13)$$

SPE 统计的控制限为:

$$SPE_{\beta m} = \xi_{\beta h}^2 \quad (14)$$

其中, ξ 和 h 是与 SPE 的均值和方差相关的常数。

故障检测的步骤^[9]:

- a 利用非线性小波变换软阈值去噪方法对训练数据进行预处理;
- b 利用变量的幅值和方差对去噪后的正常采样数据进行标准化处理;
- c 计算核矩阵 K 并利用式 (8) 对 K 进行均值中心化处理;
- d 对正常数据, 在特征空间中计算主元成分 t ;
- e 计算正常操作数据的 T^2 和 SPE 统计;
- f 确定 T^2 和 SPE 的控制限;
- g 将新的测量数据进行信号去噪和标准化处理;
- h 计算核矩阵 K 并利用式 (8) 对 K 进行均值中心化处理;

i 计算测试数据的 T^2 和 SPE 统计;

j 监视 T^2 和 SPE 是否超过正常条件下建模时 T^2 和 SPE 控制限, 若超过, 表明有故障发生。

3 仿真研究

3.1 Tennessee Eastman (TE) 过程

TE 过程的原型是 Eastman (伊斯曼) 化学公

司的一个实际工艺流程, 整个过程包括 5 个主要操作单元^[7], 即反应器、冷凝器、汽液分离器、循环压缩机和产品解吸塔, 共有 4 个反应, 生成两种产物, 包括 12 个操纵变量, 41 个测量变量 (包括 22 个连续测量变量和 19 个成分测量值), 过程都包含高斯噪声。TE 过程流程图如图 1 所示。

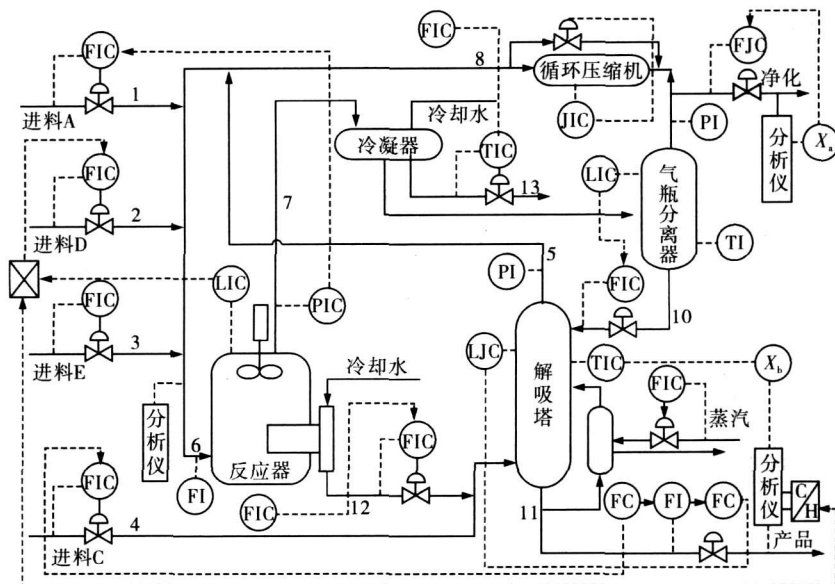


图 1 TE 过程流程图

TE 过程是一个大样本的复杂非线性化工系统, 它包括 21 种预先设定好的故障, 分别代表阶跃、随机变化、慢漂移、粘滞和恒定位置等故障类型见表 1。TE 过程的仿真数据可以从 <http://brahms.scg.sju.edu> 下载得到。

表 1 TE 过程故障

编号	故障描述	类型
1	A/C 进料流量比变化, 组分 B 含量保持不变	阶跃
2	组分 B 含量发生变化, A/C 进料流量比不变	阶跃
3	物料 D 的温度发生变化	阶跃
4	反应器冷却水入口温度发生变化	阶跃
5	冷凝器冷却水入口温度发生变化	阶跃
6	物料 A 损失	阶跃
7	物料 C 压力损失	阶跃
8	物料 A B C 的组成发生变化	随机
9	物料 D 的温度发生变化	随机
10	物料 C 的温度发生变化	随机
11	反应器冷却水入口温度发生变化	随机
12	冷凝器冷却水入口温度发生变化	随机
13	反应动力学特性发生变化	慢漂移
14	反应器冷却水阀门	粘滞
15	冷凝器冷却水阀门	粘滞
16~20	未知	未知
21	阀门固定在稳态位置	恒定位置

3.2 基于小波去噪与 KPCA 的 TE 过程故障检测

将 PCA 方法和基于小波去噪与 KPCA 的方法同时应用于 TE 过程, 来比较它们的故障检测性能, 分别对 TE 过程的 21 种故障进行检测分析。在仿真实验中, 利用非线性小波变换软阈值去噪方法进行小波去噪, 核函数采用高斯核函数: $k(x, y) = \exp(-\|x - y\|^2 / \sigma)$, 核参数 σ 取 400 并采用 SPE 统计量进行监控。

图 2 是对故障 1、5、8 进行故障检测的 SPE 统计图, 从图 2 可以看出, 小波去噪与 KPCA 相结合的方法在故障检测方面明显优越于 PCA 方法, 前者可以准确、及时地检测出故障的发生, 并且故障的误报率与漏报率明显低于后者。仿真结果显示, 利用 PCA 方法检测故障 1、5 时, 误报率较高, 而小波去噪与 KPCA 相结合的方法则取得了很好的检测结果, 在检测故障 8 时, PCA 方法显示出了较高的漏报率, 而小波去噪与 KPCA 相结合的方法可以达到检测目的。所以, 由图 2 可以得到, 小波去噪与 KPCA 相结合的方法对 TE 化工过程的故障检测率明显高于 PCA 方法, 误报率与漏报率

较低, 利用它对化工过程进行故障检测, 可以达到

很好的效果。

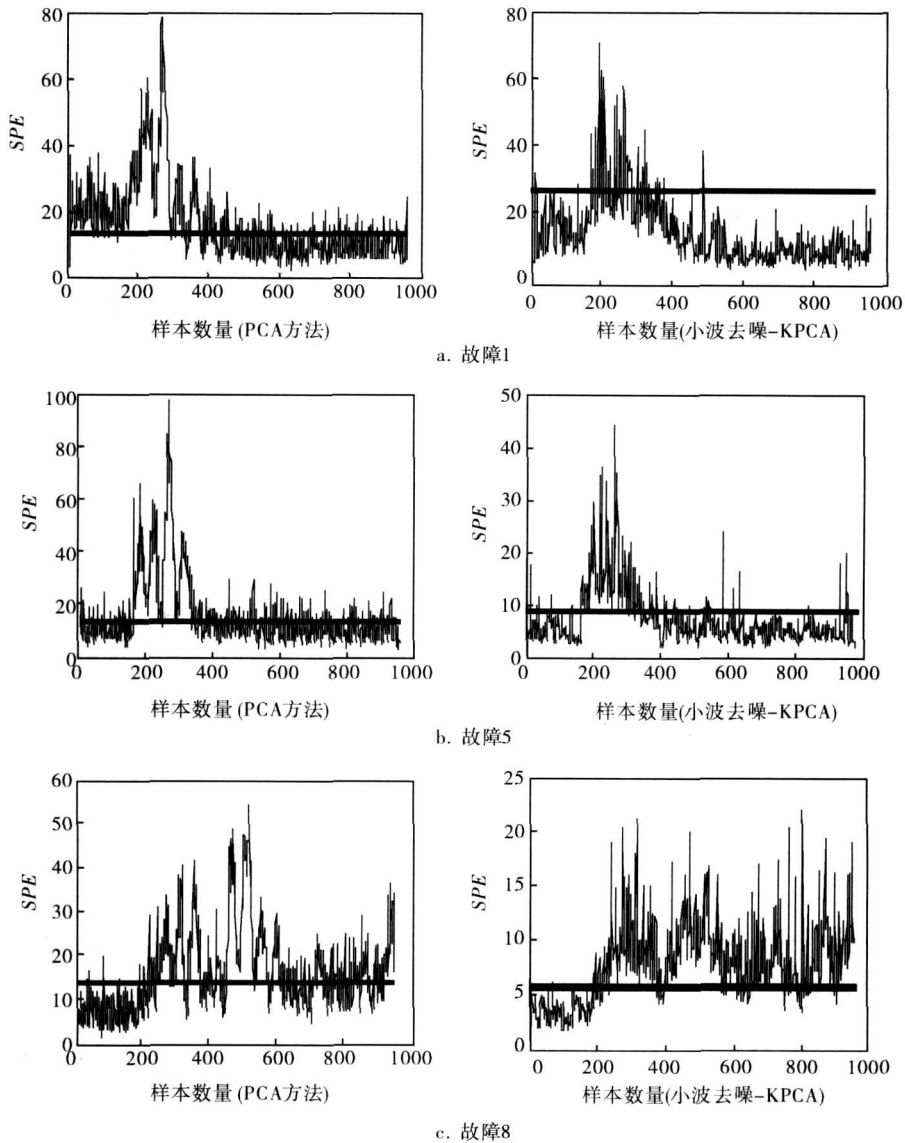


图 2 故障 1、5、8 的检测结果

4 结束语

笔者针对化工过程含有噪声和随机干扰, 复杂非线性的特点, 提出利用小波去噪与 KPCA相结合的方法进行故障检测的思想。首先利用小波去噪方法对数据进行预处理, 以达到去噪、抗干扰的目的, 然后利用 KPCA方法进行故障检测, 从而解决了 PCA方法对非线性系统性能差的缺点。通过在 TE化工模型上进行仿真研究, 结果显示小波去噪与 KPCA相结合的方法能够有效地检测出故障。

参 考 文 献

- 1 sch kopf B, Snok A, Müller K R. Nonlinear Component Analysis as a Kernel Eigenvalue Problem. *Neural Computation*, 1998, 10(5): 1299~1319
- 2 薄翠梅, 张焜, 张广明等. 基于特征样本核主元分析的 TE过程快速故障辨识方法. *化工学报*, 2008, 59(7): 1783~1789
- 3 宋凯, 王海清, 李平. PLS质量监控及其在 Tennessee Eastman过程中的应用. *浙江大学学报(工学版)*, 2005, 39(5): 657~662

- 4 张曦, 阎威武, 赵旭等. 基于小波去噪核主元分析和邻近支持向量机的性能监控和故障诊断. 上海交通大学学报, 2008, 42(2): 181~185
- 5 焦卫东, 朱有剑. 基于小波变换的滚动轴承故障信号包络谱分析. 兰州理工大学学报, 2008, 34(6): 43~46
- 6 薄翠梅, 李俊, 陆爱晶等. 基于核函数和概率神经网络

- 络的 TE 过程监控研究. Proceedings of the 26th Chinese Control Conference, 2007, 511~515
- 7 Downs J J, Vogel E F. A PlantWide Industrial Process Control Problem. Computers and Chemical Engineering, 1993, 17(3): 245~255
- (收稿日期: 2010-03-02, 修回日期: 2010-04-15)

Fault Detection of Tennessee Eastman Process Based on Wavelet Denoising and KPCA

WANG Ying, WANG Ximing, ZHAO Xiaoliang
(Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract Aiming at the complex and nonlinear chemical process, an fault detection method which combining wavelet denoising with kernel principal component analysis (KPCA) was presented to solve the noise and disturbance and to compute principal components in higher dimensional feature space by means of nonlinear kernel functions. The simulations in Tennessee Eastman (TE) chemical process demonstrate that this method outperforms the principal component analysis (PCA) in fault detection.

Keywords Fault Detection, Kernel Principal Component Analysis, Wavelet Denoising, Tennessee Eastman Processes

(上接第 45 页)

6.2 结合工艺需求分析了方罐上带有液封的溢流管线的功能, 给出了液封的最优作法示意图, 引出了液封高度设置的重要性。

6.3 在对目前典型的 PVS 的类型和工作特性进行总结的基础上, 最终确定出了方罐的最大允许工作压力、PCV 的呼出阀设定点、PVS 的设定点以及液封高度之间的相互关系。

参 考 文 献

- 1 API RP 2000 常压与低压储罐通风的推荐作法
 - 2 GB150-1998 钢制压力容器
 - 3 API RP 14C 海上生产平台基本上部设施安全系统的分析、设计、安装和测试的推荐作法
- (收稿日期: 2010-03-31, 修回日期: 2010-06-02)

Safety Control Analysis of Low-pressure Rectangular Tank with Seal Gas

ZENG Shubing, ZHANG Chun, YU Zhi, YANG Yuhang, HU Rong, JU Xuanze
(Offshore Oil Engineering Co., Ltd., Tianjin 300451, China)

Abstract Considering the safety of rectangular tank, the safety control of the rectangular tank with seal gas was analyzed from the angle of procedure control. This can be referred by other projects design.

Keywords Offshore Platform, Production System, Low-pressure Rectangular Tank, Safety Device, Pressure/Vacuum Protection