

文章编号: 1001-0920(2006)10-1109-05

## 基于核规范变量分析的非线性故障诊断方法

邓晓刚, 田学民

(中国石油大学(华东) 信息与控制工程学院, 山东 东营 257061)

**摘 要:** 提出一种基于核规范变量分析(KCVA)的非线性过程故障诊断方法。该方法使用核函数完成非线性空间到高维线性空间的映射,避免了高维空间中的数据处理和非线性映射函数的使用。在线性空间中使用规范变量分析(CVA)来辨识状态空间模型,从数据中提取状态信息。3个监测量( $T_1^2$ ,  $T_2^2$ ,  $Q$ )用来进行故障检测,同时使用贡献图分离故障变量,并判断故障原因。在CSTR系统上的仿真结果表明,KCVA方法比主元分析法(PCA)和CVA方法能更灵敏地检测到故障的发生,更有效地监控过程变化。

**关键词:** 核规范变量分析; 故障诊断; 贡献图; 非线性过程

**中图分类号:** TP273

**文献标识码:** A

## Nonlinear Process Fault Diagnosis Based on Kernel Canonical Variate Analysis

DEN G X iao-gang, T IAN X ue-m in

(College of Information and Control Engineering, China University of Petroleum, Dongying 257061, China Correspondent: TIAN Xue-m in, E-mail: tianxm@hdpu.edu.cn)

**Abstract:** A new method based on kernel canonical variate analysis(KCVA) is proposed for nonlinear process fault diagnosis. This method uses the kernel function to map the nonlinear space into a linear high dimension space. The application of the kernel function can avoid nonlinear mapping function and data processing in high dimension spaces. Canonical variate analysis(CVA) is applied to identify a state space model in linear space and state information is extracted. Three monitoring statistics  $T_1^2$ ,  $T_2^2$  and  $Q$  are built for fault detection. Contribution plot is used to isolate faulty variables and locate fault source. The simulation results on CSTR system indicate that KCVA can detect fault more easily than principal component analysis and canonical variate analysis.

**Key words:** Kernel canonical variate analysis; Fault diagnosis; Contribution plot; Nonlinear process

### 1 引 言

随着计算机控制技术在工业过程中的应用,大量的工业过程数据被采集并存储到数据库中。对这些数据的统计分析可以帮助操作人员及时发现过程故障,避免重大事故的发生,这就促进了人们研究基于数据分析的过程监控方法。在该类方法中,目前使用最多的是主元分析方法(PCA),偏最小二乘法(PLS)及规范变量分析法(CVA)等<sup>[1]</sup>。

然而,基于数据分析的方法多假定过程是线性的,这在实际生产过程中往往是难以满足的,所以线

性数据分析方法有时并不能有效地监控工业过程。针对这种情况,文献[2]提出了基于主元曲线和神经网络的非线性PCA;文献[3]使用基于自相关神经网络的非线性方法监控过程变化;文献[4]提出一种基于输入训练神经网络的非线性PCA方法。但是这些方法使用的非线性变换函数一般难以获得,神经网络的训练也较为困难。因此,本文提出一种新的非线性过程故障诊断方法——核规范变量分析法(KCVA)。该方法无需确定非线性变换函数,使用核函数技术来完成非线性规范变量的分析,构造监测

收稿日期: 2005-07-19; 修回日期: 2005-10-12

基金项目: 国家 863 计划项目(2004AA 412050)。

作者简介: 邓晓刚(1981—),男,山东广饶人,博士生,从事化工过程故障诊断技术等研究;田学民(1955—),男,山东文登人,教授,博士生导师,从事过程动态模拟、先进控制与优化等研究。

量监控过程 故障发生后, 利用贡献图法分离故障变量 仿真结果证明了该方法的有效性

### 2 KCVA 原理

#### 2.1 CVA 原理

CVA 在统计分析中也称为典型相关变量分析 (CCA). 它与 PCA 类似, 是一种线性降维技术, 它将两个变量集间的相关性最大化<sup>[1,5,6]</sup>.

对于两个随机向量  $x \in R^m$  和  $y \in R^n$ , 记  $x = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T, y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ , 设  $x$  和  $y$  已分别进行标准化, 分别对  $x$  和  $y$  进行线性变换可得到两个新的变量

$$u = a^T x = \sum_{i=1}^m a_i x_i, v = b^T y = \sum_{i=1}^n b_i y_i \quad (1)$$

CVA 方法的目的是找出使得  $u, v$  相关性最大的  $a$  和  $b$ , 此时的  $u, v$  是第 1 组变量, 依次还可继续找出第 2 组, 第 3 组, ..., 各组之间互不相关 多数情况下, 只使用  $k$  组 ( $k$  不大于  $m$  和  $n$ ) 规范变量便可反映  $x$  和  $y$  之间的相关情形 考虑  $u, v$  方差为 1 的情形下, 用数学语言描述 CVA 问题

$$\max \rho(u, v) = \max \{E(a^T x y^T b)\}, \quad (2)$$

$$\text{s t } \text{Var}(u) = \text{Var}(a^T x) = E(a^T x x^T a) = 1, \quad (3)$$

$$\text{Var}(v) = \text{Var}(b^T y) = E(b^T y y^T b) = 1 \quad (4)$$

求解此优化问题可使用 Lagrange 乘子法, Lagrange 乘子表达式为

$$J = E\{a^T x y^T b - \frac{1}{2} \lambda_1 (a^T x x^T a - 1) - \frac{1}{2} \lambda_2 (b^T y y^T b - 1)\}, \quad (5)$$

解  $\partial J / \partial a = 0, \partial J / \partial b = 0$  即可

可以证明式 (5) 中  $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda^{[5]}$ . 记数据矩阵  $X \in R^{m \times N}, Y \in R^{n \times N}$  分别表示由  $N$  次  $x, y$  的观测值形成的数据矩阵, 上述问题本质上是一个广义特征值的求解问题, 即

$$\begin{bmatrix} 0 & X Y^T \\ Y X^T & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \lambda \begin{bmatrix} X X^T & 0 \\ 0 & Y Y^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}. \quad (6)$$

文献 [1, 6] 中还采用 SVD 分解来求解 CVA 问题

#### 2.2 KCVA

非线性情形下, 考虑原始空间随机向量  $x \in R^m$  和  $y \in R^n$  存在非线性关系, 可以使用非线性映射函数  $\phi(\cdot)$  和  $\psi(\cdot)$  将输入空间的变量映射到一个高维的线性特征空间中, 即

$$\begin{aligned} \phi(\cdot) : x &\rightarrow \phi(x), \\ \psi(\cdot) : y &\rightarrow \psi(y). \end{aligned}$$

非线性情形下的 Lagrange 乘子表达式变为

$$J = E\{a^T \phi(x) \psi(y)^T b - \frac{1}{2} \lambda_1 (a^T \phi(x) \phi(x)^T a - 1) - \frac{1}{2} \lambda_2 (b^T \psi(y) \psi(y)^T b - 1)\} \quad (7)$$

记  $\Phi(X), \Psi(Y)$  分别表示在线性特征空间中观测值形成的数据矩阵, 式 (7) 的求解与式 (5) 类似, 也是一个广义特征值问题

$$\begin{bmatrix} 0 & \Phi(X) \Psi(Y)^T \\ \Psi(Y) \Phi(X)^T & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \lambda \begin{bmatrix} \Phi(X) \Phi(X)^T & 0 \\ 0 & \Psi(Y) \Psi(Y)^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}. \quad (8)$$

考虑到  $a, b$  分别存在于  $\Phi(X)$  和  $\Psi(Y)$  张成的空间中, 即  $a \in \text{span}(\Phi(X)), b \in \text{span}(\Psi(Y))$ , 所以存在  $\alpha, \beta$  使得  $a = \Phi(X) \alpha, b = \Psi(Y) \beta^{[7]}$ . 由此得到

$$\begin{bmatrix} 0 & \Phi(X)^T \Phi(X) \times \\ \Psi(Y)^T \Psi(Y) \times & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} = \lambda \begin{bmatrix} \Phi(X)^T \Phi(X) \times & 0 \\ \Phi(X)^T \Phi(X) & \Psi(Y)^T \Psi(Y) \times \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix}. \quad (9)$$

由于非线性变换  $\phi(\cdot), \psi(\cdot)$  在多数情况下难以获得, 同时也为了避免在高维线性空间中处理数据, 式 (9) 的求解使用核函数技术 对任意两个向量  $x$  和  $y$ , 有  $\phi(x)^T \psi(y) = k(x, y) = \exp(-\|x - y\|^2 / c)$ , 即高维空间中两个向量的内积可以用原输入空间中变量的核函数表示, 本文选用径向基函数对矩阵  $X$  和  $Y$ , 有  $k(X, Y) = \Phi(X)^T \Psi(Y) = K_{XY}$ , 其中  $i$  行  $j$  列元素定义为  $[K_{XY}]_{ij} = \phi(x_i)^T \psi(y_j) = k(x_i, y_j)$ , 这里  $x_i, y_j$  表示  $X$  和  $Y$  中的一列观测值 于是, 这种 CVA 技术被称为核规范变量分析 (KCVA)<sup>[7,8]</sup>.

使用核函数后, 式 (9) 变为

$$\begin{bmatrix} 0 & K_{XX} K_{YY} \\ K_{YY} K_{XX} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} = \lambda \begin{bmatrix} K_{XX} K_{XX} & 0 \\ 0 & K_{YY} K_{YY} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix}, \quad (10)$$

其中:  $K_{XX} = \Phi(X)^T \Phi(X), K_{YY} = \Psi(Y)^T \Psi(Y)$ .

由于式 (10) 往往是一个病态矩阵的求解, 因此需要在求解过程中引入一个规范化参数  $\eta$  用  $K_{XX} K_{XX} + \eta I, K_{YY} K_{YY} + \eta I$  替换  $K_{XX} K_{XX}, K_{YY} K_{YY}$ , 其中:  $I$  为单位阵,  $\eta$  为一个小的常数, 这样往往能够



得到比较可靠的解

式(10)中使用核函数完成非线性变换,可解出  $\alpha$  和  $\beta$ ,进而可计算某一变量  $x$  对应的 KCVA 状态

$$a^T \Phi(x) = \alpha^T \Phi(X)^T \Phi(x) = \alpha^T k(X, x), \quad (11)$$

这里  $K(X, x)$  记为  $K_{xx}$ ,第  $i$  元素定义为  $[K_{xx}]_i = k(x_i, x)$ .

需要注意的是, KCVA 分析过程中非线性映射后高维空间数据需要进行标准化,标准化过程可参阅文献[9]

### 3 故障诊断

#### 3.1 基于核规范变量分析的故障检测

在工业过程中,测量变量之间的非线性关系往往难以确定,故本文采用 KCVA 来进行故障诊断.原始空间中的系统输入输出为  $u_t, y_t$ ,映射到高维线性空间中系统输入和输出分别记为  $\xi(u_t)$  和  $\psi(y_t)$ ,则系统的线性状态空间表达式为

$$\begin{aligned} x_{t+1} &= \Phi x_t + G \xi(u_t) + w_t, \\ \psi(y_t) &= H x_t + A \xi(u_t) + B w_t + v_t. \end{aligned} \quad (12)$$

对于给定时刻  $t$ ,包含过去信息的向量记为

$$p_t = [\psi(y_{t-1})^T, \xi(u_{t-1})^T, \dots, \psi(y_{t-h})^T, \xi(u_{t-h})^T]^T, \quad (13)$$

含有将来输出信息的向量记为

$$f_t = [\psi(y_t)^T, \dots, \psi(y_{t+l})^T]^T, \quad (14)$$

其中  $h, l$  的确定与 CVA 方法相同<sup>[1]</sup>,限于篇幅本文不做详述

对于一个时刻序列  $[1, \dots, t, \dots]$ ,过去和未来的信息向量集分别为  $P = [p_1, \dots, p_t, \dots], F = [f_1, \dots, f_t, \dots]$  用  $P, F$  代替 KCVA 分析中的  $X, Y$ ,则 KCVA 状态可表示为

$$x_t = \alpha^T k(P, p_t), \quad (15)$$

其中:  $\alpha_k$  为  $\alpha$  中的前  $k$  列,  $k$  为选取的 KCVA 状态空间模型阶数,  $k(P, p_t)$  的定义参考式(11),式(15)中的状态可以作为式(12)中状态的一种估计.

与 CVA 过程监控相似<sup>[1,6]</sup>,本文构造 3 个监测量用于故障检测,即

$$T_s^2(t) = \alpha_s^T K(P, p_t)^2, \quad (16)$$

$$T_r^2(t) = \alpha_r^T K(P, p_t)^2, \quad (17)$$

$$Q = K(p_t, p_t) - 2 \alpha^T K(P, p_t)^2 + K(P, p_t) \alpha \alpha^T K(P, p_t), \quad (18)$$

其中  $\alpha_k$  为  $\alpha$  中剩余的  $(N - k)$  列

在确定这些监测量的阈值时,可以考虑其与  $\chi^2$  分布的关系,具体公式可参考文献[1, 3, 10]

#### 3.2 基于贡献图的故障分离

检测到故障发生后,需立即分析引起故障的变量,以便于操作人员寻找故障原因,消除故障影响

在 PCA 方法和 CVA 方法的研究中,故障贡献图是一种常用的故障分离方法<sup>[1,11]</sup>.然而, KCVA 的分析过程中使用了非线性变换,无法借用 PCA 和 CVA 贡献图构造方法.本文提出使用一种类似的贡献图构造方法,用于故障变量分离

对 KCVA 非线性变换的过程进行分析可以发现,原始测量变量和过程状态构成的监测量之间在一定关系,即故障变量和非线性过程状态之间有较大的相关性,而与故障无关的变量和非线性过程状态的相关性较小.据此,贡献量计算方法可按如下进行

第  $j$  个变量对故障贡献量计算为

$$\text{cont}_{i,j} = \frac{P_j X_i^T}{\lambda}, \text{cont}_j = \sum_{i=1}^k |\text{cont}_{i,j}|, \quad (19)$$

其中:  $k$  为 KCVA 模型阶数,  $\lambda$  表示式(10)的第  $i$  个特征值,  $P_j$  表示标准化处理后的第  $j$  测量变量,  $X_i$  表示第  $i$  个 KCVA 状态,第  $t$  时刻的 KCVA 状态可由式(15)计算.由于  $P$  中包含有  $h$  个时刻测量变量,计算时这  $h$  组测量变量的贡献量可以对应的加和求均值,这样得到的贡献图中只需画出一组测量变量的贡献量.对检测到的一段故障时域进行贡献图分析,贡献量最大的变量可能就是引起故障的变量

### 4 仿真研究

CSTR 系统是一个非线性系统,本文对该系统进行仿真,用于验证算法的有效性.带有控制系统的 CSTR 系统如图 1 所示.系统反应过程中,物料 A 进入反应器发生一级不可逆反应,生成物质 B,同时放出大量的热,冷却剂通过夹套把热量带走. CSTR 系统的仿真过程中加入测量噪声,模拟了正常工况和 10 种故障的发生,故障类型见表 1.

在仿真程序中,采集 CSTR 系统的 10 个变量(即图 1 标出的 10 个变量)的数据作为过程数据,分别将 3 种故障检测方法(PCA, CVA, KCVA)用于 CSTR 系统的过程监控,比较其同在 95% 阈值下的检测效果. PCA 方法使用两个监测量  $T^2$  和  $Q$ ; CVA 方法和 KCVA 方法使用 3 个监测量  $T_s^2, T_r^2$  和  $Q$ . 以

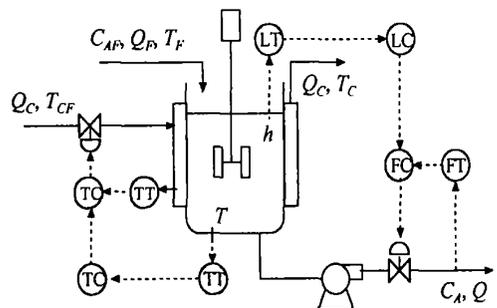


图 1 CSTR 系统

表 1 故障类型

故障	故障描述
$F_1$	进料量突然发生变化
$F_2$	进料温度逐渐发生变化
$F_3$	进料浓度逐渐发生变化
$F_4$	热交换故障, 冷水散热能力降低
$F_5$	催化剂失活
$F_6$	冷却水进入温度变化
$F_7$	反应器内温度设定值变化
$F_8$	进料温度传感器出现故障
$F_9$	反应温度传感器出现故障
$F_{10}$	冷却水调节阀出现故障

故障  $F_2$  为例, 进料温度在第 200 个样本处开始发生缓慢变化, 3 种方法的故障检测效果见图 2 图 2 (a) 为 PCA 方法的故障检测结果,  $T^2$  监测量在第 306 个样本处开始检测到故障发生,  $Q$  监测量在 350 个样本处比较明显地超出阈值 图 2(b) 为 CVA 方法的检测效果, 3 个监测量  $T^2$ ,  $T_r^2$  和  $Q$  分别第 307, 278 和 340 个样本处检测到故障出现, 其中  $T_r^2$  监测量可以较早地检测到故障 图 2(c) 为 KCVA 方法的检测效果, 3 个监测量  $T^2$ ,  $T_r^2$  和  $Q$  分别第 277, 277 和 278 个样本比较明显地检测到故障的发生 从总体上对比 3 种故障检测方法, KCVA 检测故障最为灵敏, CVA 次之, 但比 PCA 有效

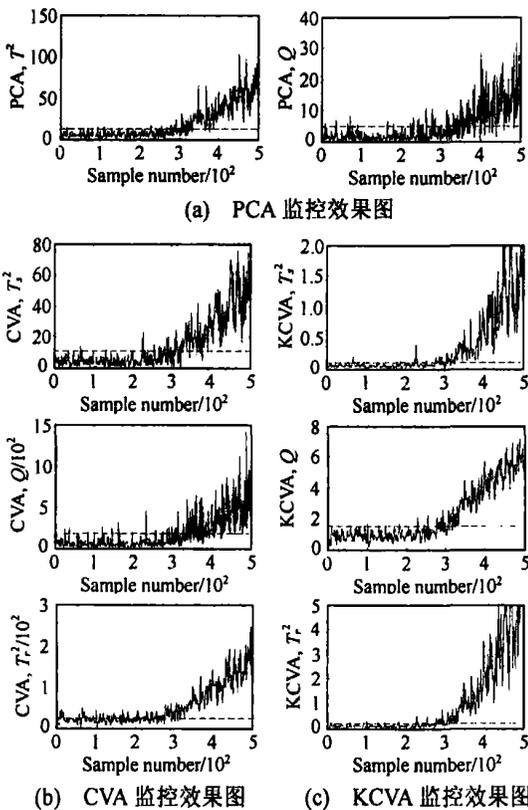


图 2 故障  $F_2$  发生时监控效果比较图

检测到故障发生后, 使用本文提出的故障贡献图计算方法对故障变量进行分离, 故障  $F_2$  的贡献图

如图 3 所示 从图中可以看出变量 9 的贡献量最大, 对应于进料温度  $T_F$ , 变量 3 和 6 贡献量较大, 对应于冷却剂温度  $T_C$  和流量  $Q_C$ . 从工艺机理上分析, 故障  $F_2$  为进料温度变化, 由于控制系统的存在, 使得冷却剂的温度和流量发生变化, 系统达到一个新的平衡 因此, 故障变量的分离结果与故障的真正原因相符, 故障图正确指出了故障变量, 有助于操作人员消除故障

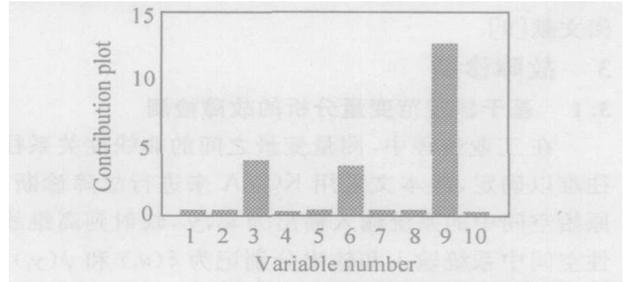


图 3 故障  $F_2$  的贡献图

再以故障  $F_9$  为例, 该故障为反应温度传感器在第 200 个样本时刻突然发生偏移. 3 种方法的检测效果见图 4 PCA 方法的  $T^2$  监测量可迅速地检测到故障, 但  $Q$  监测量无法发现故障 CVA 方法的  $T^2$ ,  $T_r^2$  监测量可以及时地检测到故障, 但  $Q$  监测量在阈值附近有一定波动, 检测效果不很明显 KCVA 方法的 3 个监测量均可以明显地检测到故障的出现 虽然 3 种故障检测方法都可以检测到故障的发生, 但

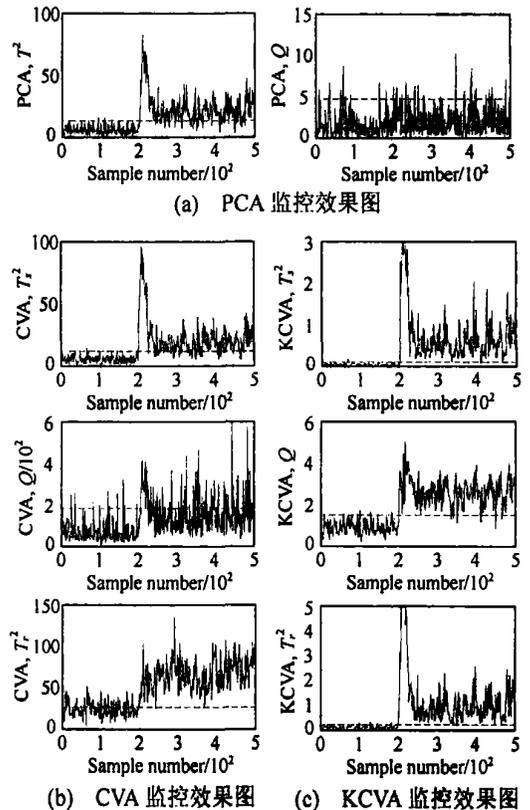


图 4 故障  $F_9$  发生时监控效果比较图

该故障的监控结果仍然说明了 KCVA 方法对于该故障具有更好的检测能力

故障  $F_9$  的贡献图如图 5 所示, 对此图的分析可以为寻找故障源提供帮助。从图 5 中看出变量 1, 3 和 6 对故障的贡献量最大, 而真正的故障变量反应温度  $T$  (变量 2) 的贡献量却较小。造成这种情形的原因是, 当反应温度  $T$  传感器出现故障后, 由于该变量受到闭环控制的作用, 系统得到的传感器数据仍然是一系列的正常数据, 而真实的反应温度已经发生了变化。也正是由于该温度的变化, 引起反应物 A 浓度 (变量 1), 冷却剂温度 (变量 3) 和冷却剂流量 (变量 6) 发生了变化, 成为表面上的故障变量。由此可知, 贡献图在某些故障情况下并不能给出真正的故障变量, 但它仍有助于故障原因的分析。

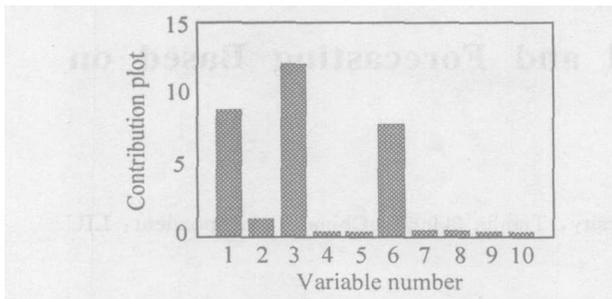


图 5 故障  $F_9$  的贡献图

## 5 结 语

从 CSTR 系统上的仿真结果表明, 对于某些非线性系统, 本文提出的 KCVA 方法可以深入地挖掘数据信息, 有效检测到过程故障的发生, 比 PCA 方法和 CVA 方法更具有灵敏性。进一步使用贡献图法可以对检测到的故障进行变量分离, 有助于给出故障原因的合理解释。但 KCVA 方法仍存在一些尚待解决的问题, 如参数的合理选择, 贡献图方法的进一步分析和改进等, 这些问题的解决有助于 KCVA 方法在故障诊断中更好的应用。总之, KCVA 方法作为一种非线性过程的故障诊断方法, 值得进一步的研究和讨论。

## 参考文献 (References)

[1] Chiang L H, Russell E L, Braatz R D. *Fault Detection and Diagnosis in Industrial Systems* [M]. London:

Springer-Verlag, 2001: 35-98

[2] Dong D, MacAvoy T J. Nonlinear Principal Component Analysis Based on Principal Curve and Neural Networks [J]. *Computers and Chemical Engineering*, 1996, 20 (1): 65-78

[3] Thissen U, M elssen W J, Buydens L M C. Nonlinear Process Monitoring Using Bottle-neck Neural Networks [J]. *Analytica Chimica Acta*, 2001, 446(1-2): 371-383

[4] Jia F, Martin E B, Morris A J. Non-linear Principal Component Analysis for Process Fault Detection [J]. *Computers and Chemical Engineering*, 1998, 22 (S): S851-S854

[5] 张尧庭, 方开泰. *多元统计分析引论* [M]. 北京: 科学出版社, 2003

(Zhang Y T, Fang K T. *Introduction to Multivariate Statistical Analysis* [M]. Beijing: Science Press, 2003)

[6] Russell E L, Chiang L H, Braatz R D. Fault Detection in Industrial Processes Using Canonical Variate Analysis and Dynamic Principal Component Analysis [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2000, 51 (1): 81-93

[7] Lai P L, Fyfe C. Kernel and Nonlinear Canonical Correlation Analysis [J]. *Int J of Neural Systems*, 2000, 10 (5): 365-377.

[8] Melzer T, Reiter M, Bischof H. Appearance Models Based on Kernel Canonical Correlation Analysis [J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36(9): 1961-1971.

[9] Lee J M, Yoo C K, Lee I B. Fault Detection of Batch Processes Using Multivariate Kernel Principal Component Analysis [J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2004, 28 (9): 1837-1847.

[10] Smogbu A, Martin E B, Morris A J. Statistical Performance Monitoring of Dynamic Multivariate Processes Using State Space Modeling [J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2002, 26(6): 909-920

[11] Doymaz F, Romagnoli J A, Palazoglu A. A Strategy for Detection and Isolation of Sensor Failures and Process Upsets [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2001, 55(1-2): 109-123