

基于MBPLS的液压潜液泵故障检测方法

李洪强, 喻志强, 肖开明, 陈防震, 周 闯, 温新民, 李 凯

武汉船用机械有限责任公司, 湖北 武汉

收稿日期: 2024年8月5日; 录用日期: 2024年9月4日; 发布日期: 2024年9月14日

摘 要

本文提出了一种基于MBPLS故障检测方法, 与其他的PLS不同的是, 本方法重在结合设备的工作工况, 从系统级、部件级进行剖析, 深层次挖掘设备运行数据之间的关联关系, 结合PLS算法优势, 实现更优的设备故障检测。在本文中, 先通过研究设备各作业工况下相关变量关系, 再对各变量进行分组, 从系统角度和局部角度分别展开数据分析, 可以提高故障检测效率。仿真结果表明, 基于设备工况进行分块的MBPLS故障检测方法包含了更多的负载信息并且提高了诊断性能。

关键词

偏最小二乘, 潜液泵, 故障检测

Fault Detection Method of Hydraulic Submersible Pump Based on MBPLS

Hongqiang Li, Zhiqiang Yu, Kaiming Xiao, Fangzhen Chen, Chuang Zhou, Xinmin Wen, Kai Li

Wuhan Marine Machinery Plant Co., Ltd., Wuhan Hubei

Received: Aug. 5th, 2024; accepted: Sep. 4th, 2024; published: Sep. 14th, 2024

Abstract

In this paper, a PLS fault detection method based on working condition classification is proposed. Different from other PLS, this method focuses on the working condition of the equipment, analyzes from the system level and component level, deeply excavates the correlation between the operating data of the equipment, and combines the advantages of PLS algorithm to achieve better

文章引用: 李洪强, 喻志强, 肖开明, 陈防震, 周闯, 温新民, 李凯. 基于 MBPLS 的液压潜液泵故障检测方法[J]. 仪器与设备, 2024, 12(3): 388-395. DOI: 10.12677/iae.2024.123051

equipment fault detection. In this paper, the fault detection efficiency can be improved by first studying the relationship between the relevant variables under each operating condition of the equipment, and then grouping each variable to carry out data analysis from the system perspective and local perspective. The simulation results show that the MBPLS fault detection method based on equipment working conditions contains more load information and improves the diagnostic performance.

Keywords

Partial Least Squares (PLS), Submersible Pump, Fault Detection

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

多元统计理论起源于产品质量控制体系。统计过程控制 SPC (Statistical Process Control)最早是美国休哈特[1] (W.A. Shewhart)提出并用于质量管理实践的。1931年, W. A. Shewhart 出版了(Economic control of quality of manufactured product)一书, 系统论述了统计过程控制理论, 奠定了 SPC 理论的发展基础。在 SPC 发展初期, 主要采用单变量控制图法, 如单变量的 Shewhart 控制图、累积和图(CUSUM)、指数加权平均图(EWMA)等, 对生产过程中的一些重要的指标单独地使用统计过程控制。由于受到传感测量技术等条件限制, 一些或者某个关键指标无法测量, 对整个系统来说不能进行有效的监测, 仅将单个或者某些指标衡量整个系统, 缺陷很大, 不能很好地代表产品的质量信息。

随着信息技术、测量技术、数据库技术和工控技术的发展, 单变量统计过程监控技术已经不能适应未来工业智能化的发展需求。因此, 基于多变量统计控制(Multivariate Statistical Process Control MSPC)的故障诊断方法得到了实质性的发展和应用[2]-[4], 并得到了快速的发展和迭代[5]-[8]。现行以主元分析(Principal component analysis, PCA)和偏最小二乘法(Partial least squares, PLS)应用较为广泛。

主元分析(PCA)是一种应用广泛的多元统计分析方法[9] [10], 应用 PCA 的方法, 将显式变量作一定的线性转化产生数量较少的隐式变量, 降低原始数据空间的维数, 再从新的隐式变量中提取主要变化信息及特征, 这样既保留了原有数据信息的特征, 又消除变量间的关联, 简化分析复杂度; 与 PCA 相比, PLS 使用的向量更少, 得到的错分类率更低[11], PLS 在构建更低维模型时对故障信息的利用更具有优势。

然而, 设备过程运行数据种类繁多, 有些数据与故障诊断相关性极低, 甚至有些数据还会产生负效应; 鉴于此, 如何高效使用设备监测数据进行诊断分析, 提升故障诊断水平是现行普遍面临的难题。

2. 主元分析法

主元分析法(PCA)是基于多元统计的分析方法, 它不依赖于精确数学模型, 通过对高维相关变量空间进行降维映射处理, 将其转化为相互独立的低维变量空间, 实现对复杂过程数据的特征抽取, 并建立相应过程的主元模型。主元模型舍弃了部分残差而保留体现数据变异的主要方向, 从而达到抽取系统信息、清除系统干扰的目的。基于 PCA 的状态监测和故障诊断方法是利用过程变量间的相关关系, 在低维空间建立正常工况下的主元模型, 通过检验新的数据样本相对于主元模型的背离程度, 从而发现异常和故障。

首先采集正常工况下的样本数据 \mathbf{X} , 训练集中包含 k 个监测变量, 每个变量获取 n 个不同状态下的

监测值, 将上述数据用矩阵的形式表示, 即可得到一个 $n \times k$ 维的数据矩阵, 即

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1k} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nk} \end{bmatrix}$$

将矩阵 \mathbf{X} 分解成 k 个向量的外积之和, 得到

$$\mathbf{X} = \mathbf{t}_1 \mathbf{p}_1^T + \mathbf{t}_2 \mathbf{p}_2^T + \cdots + \mathbf{t}_k \mathbf{p}_k^T \quad (1.1)$$

其中 $\mathbf{t}_i \in \mathbf{R}^n$ 被定义为得分向量, $\mathbf{p}_i \in \mathbf{R}^k$ 被定义为负荷向量, 将 \mathbf{X} 的得分向量称为主元。式(1.1)也可写为下列矩阵形式

$$\mathbf{X} = \mathbf{T} \mathbf{P}^T \quad (1.2)$$

其中 $\mathbf{T} = [\mathbf{t}_1 \ \mathbf{t}_2 \ \cdots \ \mathbf{t}_k]$ 称为得分矩阵, $\mathbf{P} = [\mathbf{p}_1 \ \mathbf{p}_2 \ \cdots \ \mathbf{p}_k]$ 称为负荷矩阵。各个得分向量之间是正交的, 即对任何 i 和 j , 当 $i \neq j$ 时, 满足 $\mathbf{t}_i^T \mathbf{t}_j = 0$ 。各个负荷向量之间也是互相正交的, 同时每个负荷向量的长度都为1, 即

$$\mathbf{p}_i^T \mathbf{p}_j = 0 \quad (i \neq j) \quad (1.3)$$

$$\mathbf{p}_i^T \mathbf{p}_j = 1 \quad (i = j) \quad (1.4)$$

将式(1.1)的两侧同时右乘 \mathbf{p}_i , 可以得到下式

$$\mathbf{X} \mathbf{p}_i = \mathbf{t}_1 \mathbf{p}_1^T \mathbf{p}_i + \mathbf{t}_2 \mathbf{p}_2^T \mathbf{p}_i + \cdots + \mathbf{t}_k \mathbf{p}_k^T \mathbf{p}_i \quad (1.5)$$

将式(1.3)和(1.4)代入式(1.5), 可以得到

$$\mathbf{t}_i = \mathbf{X} \mathbf{p}_i \quad (1.6)$$

式(1.6)说明每一个得分向量实际上是矩阵 \mathbf{X} 在与这个得分向量相对应的负荷向量方向上的投影。向量 \mathbf{t}_i 的长度反映了数据矩阵 \mathbf{X} 投影到 \mathbf{p}_i 方向上的覆盖程度。它的长度越大, \mathbf{X} 在 \mathbf{p}_i 方向上的覆盖程度或变化范围越大。

主元特征向量和特征值的求解过程如下:

首先, 求正常建模数据的协方差矩阵 \mathbf{S}

$$\mathbf{S} = \frac{1}{n-1} \mathbf{X}^T \mathbf{X} \quad (1.7)$$

其中, \mathbf{X} 为标准化、中心化后的建模数据。与(1.3), (1.4)相对应可得

$$\mathbf{P} = \mathbf{V} \quad (1.8)$$

$$\mathbf{\Lambda} = \frac{1}{n-1} \mathbf{T}^T \mathbf{T} \text{ 或 } \lambda_i = \frac{1}{n-1} \mathbf{t}_i^T \mathbf{t}_i \quad (1.9)$$

由此得出, λ_i 为第 i 个主元的建模数据方差。

接着, 求取协方差矩阵 \mathbf{S} 的特征和特征向量

$$\mathbf{S} = \mathbf{V} \mathbf{\Lambda} \mathbf{V}^T \quad (1.10)$$

其中, $\mathbf{\Lambda}$ 是协方差矩阵 \mathbf{S} 的对角阵, 包含幅值递减的非负实特征值 ($\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_k \geq 0$)。 \mathbf{V} 是正交阵 ($\mathbf{V}^T \mathbf{V} = \mathbf{I}$, 这里 \mathbf{I} 是单位阵), 是特征值 λ 所对应的单位化特征向量。

最后, 求得分矩阵 \mathbf{T}

为了更好地获取反映数据变化的监测变量,并降低随机噪声对 PCA 的影响,选取特征值个数,即将 d 个最大特征值包含 85% 信息对应特征向量保留。选择负荷矩阵 $P \in R^{k \times d}$ 的列,则 X 到低维空间的投影就包含在得分矩阵 T 中:

$$T = XP \quad (1.11)$$

3. 偏最小二乘法

偏最小二乘法(PLS: Partial Least Squares)被称为第二代的多变量技术,是一种新型的多元统计分析技术,是近年来模型参数估计的常用方法(Herman Wold, 1992)。PLS 理论由两个部分组成: PLS 回归与 PLS 路径建模。1966 年, Herman Wold 首次提出 PLS,稍后被称之为非线性迭代偏最小二乘法(Nonlinear Iterative Partial Least Squares: NIPALS)。1983 年, Herman 的儿子 Svante Wold 和 Harald Martens 为强调回归问题对 NIPALS 做了调整,这样 PLS 回归被最终确定下来。当时 PLS 回归的应用主要在化工领域。PLS 路径建模方法是 PLS 回归的扩展与延伸,它于八十年代早期由 Herman Wold 和 Joreskog 等人开发出来,相对 PLS 回归的应用范围而言, PLS 路径建模技术在计量经济学和心理学以及管理行为等领域发挥着更为重要的作用。偏最小二乘得到广泛应用的原因之一,就是它能够有效地消除变量之间的共线性的影响,用于数据的软建模时具有主成分分析、典型相关分析和线性回归方法的特点,与 PCA 相比,能提供更丰富深入的信息[12]。PLS 的建模原理如下:

设有 q 个因变量 $\{y_1, \dots, y_q\}$ 和 p 自变量 $\{x_1, \dots, x_p\}$ 。为了研究因变量和自变量的统计关系,我们观测了 n 个样本点,由此构成了自变量与因变量的数据表 $X = \{x_1, \dots, x_p\}$ 和 $Y = \{y_1, \dots, y_q\}$ 。偏最小二乘分别在 X 与 Y 中提取出成分 t_1 和 u_1 (也就是说, t_1 是 x_1, \dots, x_p 的线形组合, u_1 是 y_1, \dots, y_q 的线形组合在提取这两个成分时,为了 PLS 建模的需要,有下

列两个要求:

- (1) t_1 和 u_1 应尽可能大地携带他们各自数据表中的变异信息;
- (2) t_1 与 u_1 的相关程度能够达到最大。

这两个要求表明, t_1 和 u_1 应尽可能好的代表数据表 X 和 Y , 同时自变量的成分 t_1 对因变量的成分 u_1 又有最强的解释能力。

在第一个成分 t_1 和 u_1 被提取后,偏最小二乘分别实施 X 对 t_1 的回归以及 Y 对 u_1 的回归。如果回归方程已经达到满意的精度,则算法终止;否则,将利用 X 被 t_1 解释后的残余信息以及 Y 被 t_1 解释后的残余信息进行第二轮的成分提取。如此往复,直到能达到一个较满意的精度为止。若最终对 X 共提取了 m 个成分 t_1, \dots, t_m 小二乘回归将通过实施 y_k 对 t_1, \dots, t_m 的回归,然后再表达成 y_k 关于原变量 x_1, \dots, x_m , 的回归方程, $k=1, 2, \dots, q$ 。

PLS 与 PCA 很相似,其差别在于描述变量 Y 中因子的同时也用于描述变量 X , 为了实现这一点,在数学上是矩阵 Y 的列去参与矩阵 X 因子的计算,从 X 和 Y 矩阵中提取相应的潜变量 t, u 和权变量 w, c 。结果 X 和 Y 矩阵可分解成如下形式:

$$X = TP^T + E \quad (2.1)$$

$$Y = UQ^T + F \quad (2.2)$$

其中 T 和 U 是提取 k 个得分向量后而组成的 $(n \times k)$ 矩阵, $P(N \times k)$ 和 $Q(M \times k)$ 是相应的负载矩阵, E 和 F 是相应的残差矩阵。

4. 分块的偏最小二乘法

MBPLS 将所有测量变量分为几个重要块后对过程量进行建模。MBPLS 最早由 Wangen 和 Kowalsky

于 1988 年提出, 并提出了几个变体(Westerhuis, Coegegracht, 1997; Westerhuis and Smilde, 2001)。Wangen 和 Kowalsky, 1988 年和 Westerhuis 和 Coegegracht, 1997 年提出的两种 MBPLS 方法的主要区别在于, 前者根据块分数缩小预测变量和反应变量的残差, 而后者根据超分数缩小残差。特别是, 与常规 PLS 方法相比, 使用超分数缩减方法的 MBPLS 方法具有等效的建模能力。

4.1. 建模

MBPLS 建模算法如下:

- (1) Randomly initialize \mathbf{u}
- (2) $\mathbf{w}_{b,i} = \mathbf{X}_b^T \mathbf{u}_i$
- (3) $\mathbf{t}_{b,i} = \mathbf{X}_b \mathbf{w}_{b,i}$
- (4) $\mathbf{t}_{b,i} \leftarrow \mathbf{t}_{b,i} / \|\mathbf{t}_{b,i}\|$
- (5) $\mathbf{T}_i = [\mathbf{t}_{1,i} \quad \mathbf{t}_{2,i} \quad \cdots \quad \mathbf{t}_{B,i}]$
- (6) $\mathbf{w}_{S,i} = \mathbf{T}_i^T \mathbf{u}_i$
- (7) $\mathbf{t}_{S,i} = \mathbf{T}_i \mathbf{w}_{S,i}$
- (8) $\mathbf{q}_i = \mathbf{Y}_b^T \mathbf{t}_{S,i}$
- (9) $\mathbf{u}_i = \mathbf{Y}_b \mathbf{q}_i$
- (10) $\mathbf{u}_i \leftarrow \mathbf{u}_i / \|\mathbf{u}_i\|$
- (11) 重复步骤 2~10, 直至收敛
- (12) Deflate $\mathbf{X}_b, \mathbf{Y}_b$ matrix:
 $\mathbf{X}_b = \mathbf{X}_b - \mathbf{t}_{S,i} \mathbf{t}_{S,i}^T \mathbf{X}_b$
 $\mathbf{Y}_b = \mathbf{Y}_b - \mathbf{t}_{S,i} \mathbf{t}_{S,i}^T \mathbf{Y}_b$

在建模阶段, 从历史数据中获得块加载、权重和超权重, 并将其存储起来, 用于预测给定新样本的响应变量。

4.2. 过程预测

对于实时在线数据或者新的历史数据样本, MBPLS 预测模型如下:

- (1) $\mathbf{t}_{b,i}^{new} = \mathbf{w}_{b,i}^T \mathbf{X}_{b,i}$
 - (2) $\mathbf{t}_i = [\mathbf{t}_{1,i}^{new} \quad \mathbf{t}_{2,i}^{new} \quad \cdots \quad \mathbf{t}_{B,i}^{new}]$
 - (3) $\mathbf{t}_{S,i}^{new} = \mathbf{t}_i \mathbf{w}_{S,i}$
 - (4) $\mathbf{X}_{b,i+1} = \mathbf{X}_{b,i} - \mathbf{t}_{S,i} \mathbf{t}_{S,i}^T \mathbf{X}_{b,i}$
- 重复步骤 1~3, 直至收敛
- (5) $\hat{\mathbf{y}}^{new} = \sum_i \mathbf{t}_{S,i} \mathbf{q}_i$

在预测阶段, 根据存储的权重和负载估计新的预测器样本的响应。MBPLS 超得分向量 \mathbf{t}_S 和 \mathbf{u}_S 等同于普通 PLS 得分向量 \mathbf{t} 和 \mathbf{u} 。利用这些属性, MBPLS 方法的载荷和权重可以直接从常规 PLS 算法的载荷和权重中计算出来(Qin *et al.*, 2001)。虽然与标准 PLS 方法相比, MBPLS 算法没有更好的预测能力, 但在具有许多测量变量的复杂过程中, 它提高了模型的可解释性。

5. 应用案例

通过使用液压潜液泵工况数据应用 PCA、PLS 和 MBPLS 分别做相应的故障检测, 具体如下:

(1) PCA 故障检测

将液压潜液泵所有监测数据包括液压系统压力、系统油温、回油压力、潜液泵控制压力、潜液泵液位、潜液泵流量、货舱温度、主泵电机电流、主泵电机绕组温度、主泵轴承温度等数据做 PCA 建模和故障检测(潜液泵效率降低)。对潜液泵效率降低故障数据进行仿真,结果如下:

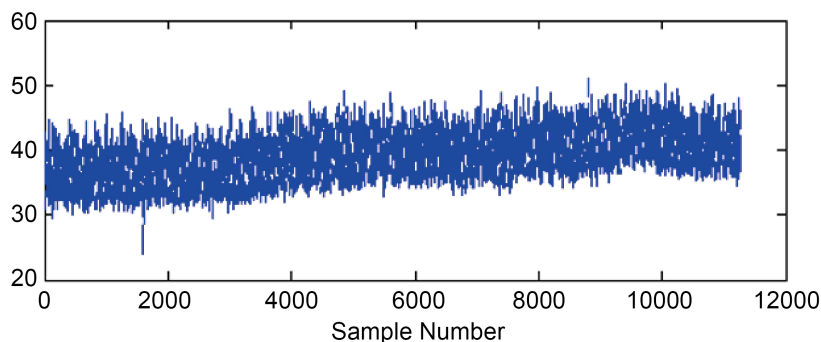


Figure 1. Submersible pump efficiency reduction PCA fault detection
图 1. 潜液泵效率降低 PCA 故障检测

通过图 1 可以看出,将工程数据直接应用 PCA 做相应的故障检测效果不理想,根本原因在于将所有检测数据进行 PCA 时,数据之间的逻辑线性关系很差,PCA 很难实现相应的故障检测。

(2) PLS 故障检测

将液压潜液泵数据分为自变量数据 X 和因变量数据 Y ,我们将潜液泵性能数据(潜液泵流量、出口压力)定义为因变量数据,将潜液泵控制压力、液压系统压力、系统油温、回油压力、潜液泵液位、潜液泵流量、货舱温度、主泵电机电流、主泵电机绕组温度、主泵电机轴承温度定义为自变量。对其进行 PLS 建模和故障检测,对潜液泵效率降低故障数据进行仿真,结果如下:

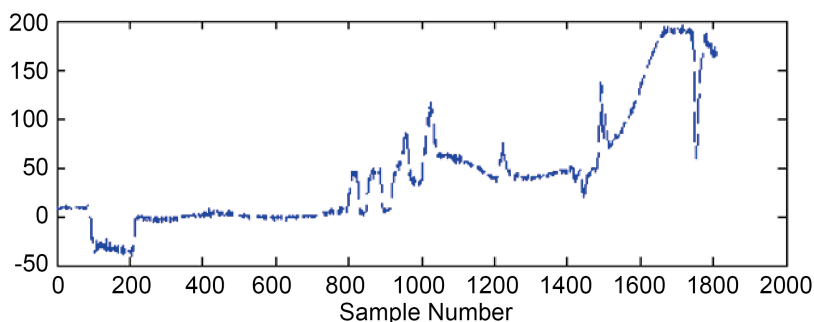


Figure 2. Submersible pump efficiency reduction PLS fault detection
图 2. 潜液泵效率降低 PLS 故障检测

通过图 2 可以看出,将工程数据应用 PLS 做相应的故障检测,可以发现潜液泵效率降低故障,但是由于潜液泵监测数据之间线性关系或者逻辑关系较差,导致检测到的故障有稍微的滞后(第 800 个数据),同时,由于 PLS 的故障检测数据之间存在较多无效数据,后续曲线变化不利于故障检测分析。

(3) MBPLS 故障检测

根据设备的工作工况将液压潜液泵系统的数据进行分块,具体如下:

1) 将影响并与潜液泵效率降低有关的数据进行归类,即将潜液泵控制压力、潜液泵货舱液位、潜液

泵货舱温度定义为自变量 X_1 ，潜液泵出口流量、潜液泵出口压力定义为因变量 Y_1 ；

2) 将影响电机工作状态的相关数据进行归类，即将电机电流、运行时间和环境温度定义为自变量 X_2 ，将电机绕组温度、电机轴承温度定义为因变量 Y_2 ；

3) 将影响液压系统工作状态的数据进行归类，即将各潜液泵出口流量、各潜液泵出口压力、各潜液泵控制压力、运行时间定义为自变量 X_3 ，将液压系统清洁度、各电机电流、系统压力、系统油温定义为因变量 Y_3 。

按照上述原则对潜液泵效率降低故障数据进行仿真，结果如下：

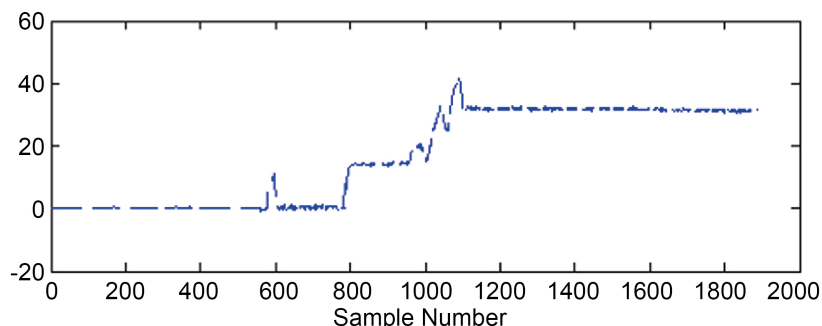


Figure 3. Submersible pump efficiency reduction MBPLS fault detection
图 3. 潜液泵效率降低 MBPLS 故障检测

通过图 3 分析发现，在第 800 个样本处准确检测到故障，与图 1 和图 2 相比故障曲线趋势清晰，利于设备操作人员对发生的故障进行分析。

6. 总结

主成分提取的思想是降维，即将过多的无效变量剔除，保留反映数据信息的主元变量且主元变量之间不相关。但是，在整个主元提取的过程中，由于主元提取的过程，因变量 Y 与自变量 X 未发生联系，导致提取的主元在反映关联变量的信息上相对较差，PCA 在处理高度相关或者与故障无关的数据时，故障检测效果不理想。

偏最小二乘分析提取成分的思想是从自变量系统中提取少数几个变量，使它们不仅能较好地反映建模数据的信息，而且对因变量也具有很好的解释能力，同时提取的变量之间彼此不相关。在 PLS 分析中，所提取的成分 t_1 、 t_2 是通过自变量 X 与因变量 y 的相关系数、自变量残差与因变量残差的协方差计算得出的，概括了系统中自变量和因变量的信息。与主成分提取相比，偏最小二乘主元提取模型更为可靠，解释能力更强，在故障检测方面比 PCA 具有更好的效果。

分块的偏最小二乘法根据设备的工况特点对数据进行分类，通过研究设备在不同工况下数据之间的关联关系对数据进行初步筛选，针对设备的系统级、部件级故障数据分别进行分类，从逻辑的原理上过滤掉某些故障的低相关或者无效数据，使其不仅具有 PLS 的优势，还有兼具数据分块、分类的特点。与上述两种方法相比，分块的偏最小二乘方法，在故障检测方面具有更好的效果。

参考文献

- [1] Downs, J.J. and Vogel, E.F. (1993) A Plant-Wide Industrial Process Control Problem. *Computers & Chemical Engineering*, **17**, 245-255. [https://doi.org/10.1016/0098-1354\(93\)80018-j](https://doi.org/10.1016/0098-1354(93)80018-j)
- [2] 李尔国, 俞金, 等. PCA 在过程故障检测与诊断中的应用[J]. 华东理工大学学报, 2001, 19(1): 1-8.

-
- [3] 陈国金, 梁军, 钱积新. 独立元分析方法(ICA)及其在化工过程监控和故障诊断中的应用[J]. 化工学报, 2003, 54(10): 1474-1477.
- [4] 宋凯, 王海清, 李平. PLS 质量监控及其在(Tennessee Eastman)过程中的应用[J]. 浙江大学学报, 2005, 39(5): 658-662.
- [5] Cheng, Y., Zhuang, Y. and Yang, J. (1992) Optimal Fisher Discriminant Analysis Using the Rank Decomposition. *Pattern Recognition*, **25**, 101-111. [https://doi.org/10.1016/0031-3203\(92\)90010-g](https://doi.org/10.1016/0031-3203(92)90010-g)
- [6] Plovoso, M.J. and Kosanovich, K.A. (1994) Applications of Multivariate Statistical Methods to Process Monitoring and Controller Design. *International Journal of Control*, **59**, 743-765. <https://doi.org/10.1080/00207179408923103>
- [7] Zhao, L.-J., Chai, T.-Y. and Wang, G. (2003) A Nonlinear Modeling and Online Monitoring Method for the Batch Process Using Glmultiple Local PCA. *Proceedings of the 2003 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Xi'an, 5 November 2003, 1190-1194. <https://doi.org/10.1109/ICMLC.2003.1259666>
- [8] 张立君, 刘爱伦. 基于改进主元分析方法的化工过程的故障检测[J]. 工业控制计算机, 2006, 19(1): 21-25.
- [9] 杨莉. 基于主元分析的多变量统计的故障辨识技术[J]. 信息与电子工程, 2004, 2(4): 256-258.
- [10] 冯俊婷, 王桂增, 徐铁. 基于在主元分析的核电站主冷却剂泵故障诊断[J]. 原子能科学技术, 2003, 37(5): 395-399.
- [11] 王惠文. 偏最小二乘回归方法及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999.
- [12] 孔祥玉, 罗家宇, 张琪. 基于正交信号修正与高效偏最小二乘的质量相关故障检测方法[J]. 控制与决策, 2020, 35(5): 146-153.