

# 控制与决策

Control and Decision

## 基于递推MPLS算法的质量相关故障在线监控技术

孔祥玉, 罗家宇, 杜柏阳, 曹泽豪

引用本文:

孔祥玉, 罗家宇, 杜柏阳, 等. 基于递推MPLS算法的质量相关故障在线监控技术[J]. *控制与决策*, 2020, 35(9): 2094–2102.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1738>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 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

Quality-related fault detection method based on orthogonal signal correction and efficient PLS

*控制与决策*. 2020, 35(5): 1167–1174 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0708>

### 基于偏最小二乘的质量相关多模态故障检测技术

Quality-related multimodal fault detection technique based on partial least squares

*控制与决策*. 2019, 34(12): 2547–2557 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0282>

### 偏最小二乘线性模型及其非线性动态扩展模型综述

Review of partial least squares linear models and their nonlinear dynamic expansion models

*控制与决策*. 2018, 33(9): 1537–1548 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.1306>

### 基于Block-RPLS模型自适应更新的质量预测方法

Quality prediction method based on adaptive updating of Block-RPLS model

*控制与决策*. 2018, 33(3): 455–462 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0070>

### 正交信号校正的自回归模型及其在动态过程监测中的应用

Orthogonal signal correction based auto-regression model with application to dynamic process monitoring

*控制与决策*. 2016, 31(8): 1505–1508 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.0750>

# 基于递推 MPLS 算法的质量相关故障在线监控技术

孔祥玉<sup>†</sup>, 罗家宇, 杜柏阳, 曹泽豪

(火箭军工程大学 导弹工程学院, 西安 710025)

**摘要:** 改进潜结构投影(MPLS)算法是一种反映过程变量与质量变量相关关系的多元统计分析方法,已有效应用于稳态过程的故障监控. 对于缓时变工业系统, MPLS 模型难以描述当前过程, 因此, 需定时更新模型以加强对当前过程的监控. 常用的模型更新方式是数据扩充的方法, 然而该方法重复使用历史数据导致建模样本不断积累, 模型更新效率非常低下. 为提高模型动态更新效率, 提出递推改进潜结构投影(RMPLS)算法, 采用递推结构动态更新 MPLS 模型, 与数据扩充方法相比避免了样本累积, 极大地提高了模型更新效率. 最后, 在田纳西-伊斯曼过程中比较 RMPLS 和 MPLS 的模型更新计算量和质量相关故障检测效果, 结果表明 RMPLS 可有效降低模型更新计算量, 并全面提高质量相关故障的监测能力.

**关键词:** 故障检测; 质量相关; 偏最小二乘; 改进潜结构投影; 模型更新

中图分类号: TP273 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2018.1738

引用格式: 孔祥玉, 罗家宇, 杜柏阳, 等. 基于递推 MPLS 算法的质量相关故障在线监控技术 [J]. 控制与决策, 2020, 35(9): 2094-2102.

## Quality-related fault online monitoring technology based on recursive MPLS algorithm

KONG Xiang-yu<sup>†</sup>, LUO Jia-yu, DU Bo-yang, CAO Ze-hao

(College of Missile Engineering, Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

**Abstract:** The modified projection to latent structures (MPLS) algorithm is a multivariate statistical process monitoring method reflecting the relationship between process variable and quality variable, which is effectively applied to fault monitoring of the steady state process. For time-varying industrial systems, the MPLS model is difficult to describe the current process effectively, so it is necessary to update the model to enhance the monitoring of the current process. The commonly used model update method is a data expansion method. However, the repeated use of historical data in this method leads to the accumulation of modeling samples and the inefficiency of model updating. In order to improve the dynamic update efficiency of the model, this paper proposes a recursive-MPLS (RMPLS) algorithm, which uses the recursive structure to dynamically update the MPLS model with new data. Compared with the data expansion method, RMPLS avoids sample accumulation and greatly improves the model update efficiency. Finally, in Tennessee-Eastman process, comparing the model updating calculation and the quality-related fault monitoring effect of the RMPLS and the MPLS, the results show that the RMPLS effectively reduces the model updating calculation, and improves the quality-related fault monitoring capability.

**Keywords:** fault detection; quality-related; partial least squares; modified latent structure projection; model update

## 0 引言

近 20 年, 现代化工、冶金、机械、物流等工业呈现出大型化、复杂化发展的新趋势. 这些工业过程一方面无法依靠传统方法建立精确的机理模型, 另一方面在过程中会产生大量反映运行机理和运行状态的过程数据. 由于现实条件的限制, 寻求利用过

程数据来满足系统可靠性要求的方法成为亟待解决的问题. 在运用过程数据分析的研究中, 基于数据驱动故障检测技术是一种在不需知道精确解析模型情况下, 完成数据分析和故障检测的方法, 并逐渐成为学者关注焦点. 多元统计过程监控<sup>[1-2]</sup>(multivariate statistical process monitoring, MSPM)是数据驱动过

收稿日期: 2018-12-20; 修回日期: 2019-03-22.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61673387, 61833016); 陕西省自然科学基金项目(2020JM-356).

责任编辑: 徐胜元.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: xiangyukong01@163.com.

程监控中的一种方法,通过分析过程数据之间的相关性实现降维投影,构造统计量检测过程中存在的故障或异常情况.常用的统计分析方法有主成分分析<sup>[3]</sup>(principal component analysis, PCA)、独立主元分析<sup>[4]</sup>(independent component analysis, ICA)和偏最小二乘<sup>[5]</sup>(partial least squares, PLS)等.

在过程监控中,一般最注重质量指标是否发生故障<sup>[6]</sup>,当过程数据变化时需要判断是否会导致质量发生变化.为建立过程变量与质量变量间的关系,Word等<sup>[7]</sup>提出偏最小二乘(PLS)算法,该算法可以捕捉大量高度相关的过程变量 $X$ 与质量变量 $Y$ ,区分过程变量中与质量相关和与质量无关的部分,即质量相关子空间和质量无关子空间.Li等<sup>[8]</sup>对PLS的几何性质进行总结,对比分析了3类PLS模型投影的优缺点.其中,标准PLS保证了得分与残差的统计无关性,能够对质量相关空间进行有效区分,因此是过程监控中常用的方法.但是,标准PLS存在两个缺陷:1)质量无关子空间存在较大变异,与统计指标不匹配;2)PLS模型对 $X$ 采用斜交分解,导致 $X$ 的质量相关子空间中存在与 $Y$ 正交的多余信息.

针对问题1),Zhou等<sup>[9]</sup>提出全潜结构投影(total projection to latent structures, TPLS)算法,扩展 $X$ 投影空间,对质量无关子空间中的较大变异进一步分解,建立与统计量相适应的监测指标实现全面故障监测.然而,TPLS存在对质量变量预测能力较差、分解子空间过多的缺点.为此,Qin等<sup>[10]</sup>提出并行潜结构投影(concurrent projection to latent structures, CPLS)算法,重新划分有效投影空间,提高预测能力.但是这些方法只考虑了问题1),未考虑问题2)中质量相关子空间中存在的多余信息.针对该问题,Yin等<sup>[11]</sup>提出改进潜结构投影(modified of PLS, MPLS)算法,采用SVD得到正交投影算子,将 $X$ 正交投影到质量相关子空间和质量无关子空间,有效减少质量相关子空间中的多余信息,降低了质量无关故障的误报率.

上述算法在过程监控中有着较好监测效果,但均局限于稳态过程下的批处理建模,模型建立后将不会变化.然而,在实际过程中,由于设备老化以及工作环境的微小变化都会引起工作点的缓慢漂移,基于传统批处理的静态模型难以描述这一过程.针对该问题有许多方法可以处理:1)动力学模型<sup>[12-13]</sup>,通过加权的延时数据建立内外动态模型,描述输入与输出的动态关系.2)数据扩充方法,该方法是过程监控中常

用的模型更新方式,将历时输入数据加入输入数据矩阵,使用历史数据和测试数据构造FIR<sup>[14]</sup>模型动态更新模型.3)递推模型,Helland等<sup>[15]</sup>提出递推偏最小二乘(RPLS)算法,该算法结合实时信息和历史模型参数对模型进行动态更新;Qin<sup>[16]</sup>将RPLS扩展到新的块式结构,并提出具有移动窗口和遗忘因子的自适应RPLS算法,进一步加强与新数据的结合.然而,RPLS模型无法区分质量相关空间和质量无关空间,难以有效监测质量相关故障.Dong等<sup>[17]</sup>将递推结构引入TPLS,提出递推全潜结构投影模型(RTPLS),实现质量相关过程的自适应监控.但是,RTPLS模型仍是基于斜交分解,质量相关子空间存在质量正交的信息,易导致误报或者漏报.

MPLS模型同样局限于稳态过程,需要寻求模型动态更新方法来监控时变系统质量的变化.在动力学模型中,MPLS重新划分投影空间,无法建立内外动态模型,不适用于该方法.基于MPLS数据扩充的批处理建模虽然实现了模型动态更新,但是重复使用历史数据导致建模样本不断累积,计算量越来越大.为更加高效地更新模型,本文提出递推改进潜结构投影(RMPLS)算法.使用历史模型参数和测试数据建立更新矩阵,结合移动窗口实现模型的高效更新.最后,应用田纳西-伊斯曼过程验证RMPLS在过程监控中的有效性.本文算法优势体现在以下几点:1)RMPLS模型采用递推结构和移动窗口避免了数据的重复使用,极大减少了模型更新计算量,降低内存空间要求;2)RMPLS充分保留MPLS模型正交分解的优势,对质量无关故障实现有效监测;3)RMPLS结合新数据和历史模型参数更新模型,有效监控系统变化,提高了质量相关故障检测率.

## 1 基础预备知识

### 1.1 标准PLS和MPLS

假设自变量 $\mathbf{X} = [x_1, \dots, x_m]$ ,因变量 $\mathbf{Y} = [y_1, \dots, y_l]$ .其中 $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^n$ , $\mathbf{y}_i \in \mathbf{R}^n$ , $i = 1, 2, \dots, N$ .PLS分别对 $X$ 和 $Y$ 提取潜变量 $\mathbf{t}$ 和 $\mathbf{q}$ ,提取原则是两者相关性最大且代表了 $X$ 和 $Y$ 的大部分信息. $\mathbf{t}$ 和 $\mathbf{q}$ 一般采用非线性迭代算法<sup>[18]</sup>求得,建模如下:

$$\begin{cases} \mathbf{X} = \hat{\mathbf{X}} + \tilde{\mathbf{X}} = \mathbf{T}\mathbf{P}^T + \tilde{\mathbf{X}}, \\ \mathbf{Y} = \hat{\mathbf{Y}} + \tilde{\mathbf{Y}} = \mathbf{T}\mathbf{Q}^T + \tilde{\mathbf{Y}}. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $\hat{\mathbf{X}}$ 为主元子空间; $\tilde{\mathbf{X}}$ 为残差子空间; $\hat{\mathbf{Y}}$ 为可预测子空间; $\tilde{\mathbf{Y}}$ 为残差; $A$ 为潜变量个数; $\mathbf{T} = [t_1,$

...,  $t_A$ ] 为得分矩阵, 由于  $T$  无法由  $X$  直接计算得到, 引入权重矩阵<sup>[16]</sup>  $R = W(P^T W)^{-1}$ , 可得  $T = XR$ ;  $Q = [q_1, \dots, q_A]$  为  $Y$  对  $T$  的回归矩阵, 称为负载矩阵.

### 1.2 MPLS 算法及其过程监控

PLS 算法诱导了一个斜交分解, 导致主元空间含有多余信息. 针对这个问题, Yin 等<sup>[11]</sup> 提出 M-PLS 算法, 该算法将输入空间正交投影到两个子空间, 去除量子空间中与预测质量无关的信息, 有效地提高了质量相关故障的检测.

MPLS 对  $Y$  作如下分解:

$$Y = XM + E_y = \hat{Y} + E_y, \quad (2)$$

$M$  为  $X$  与  $Y$  的系数矩阵. 对式(2)进一步推导得

$$\frac{1}{N} Y^T X = \frac{1}{N} M^T X^T X + \frac{1}{N} E_y^T X. \quad (3)$$

文献[11]表明  $\frac{1}{N} E_y^T X$  可近似为 0, 式(3)可近似处理为

$$\frac{1}{N} Y^T X \approx M^T \frac{X^T X}{N}.$$

显然  $M = (X^T X)^{-1} X^T Y$ , 由于  $(X^T X)^{-1}$  可能非满秩, 需用广义逆表示为  $M = (X^T X)^\dagger X^T Y$ .

对  $MM^T$  进行 SVD 分解, 有

$$MM^T = [\hat{P}_M \quad \tilde{P}_M] \begin{bmatrix} \Lambda_M & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{P}_M^T \\ \tilde{P}_M^T \end{bmatrix}. \quad (4)$$

其中:  $\hat{P}_M \in m \times l$ ,  $\tilde{P}_M \in m \times (m-l)$ ,  $\Lambda_M \in l \times l$ .

构造正交投影矩阵  $\Pi_M$  和  $\Pi_M^\perp$ , 将  $X$  分别投影到两个正交子空间, 有

$$\hat{X} = X \Pi_M = T \hat{P}_M^T, \quad (5)$$

$$\tilde{X} = X \Pi_M^\perp = T_r P_r^T. \quad (6)$$

其中:  $\Pi_M = \hat{X}_M \hat{P}_M^T$ ,  $\Pi_M^\perp = \tilde{P}_M \tilde{P}_M^T$ ,  $T = X \hat{P}_M$ ,  $\hat{X} \in \text{Span}\{M\}$ ,  $\tilde{X} \in \text{Span}\{M\}^\perp$ .

MPLS 模型可写为如下形式:

$$\begin{cases} X = \hat{X} + \tilde{X} = T \hat{P}_M^T + \tilde{X}, \\ Y = \hat{Y} + \tilde{Y} = XM + \tilde{Y}. \end{cases} \quad (7)$$

MPLS 模型采用  $T^2$  统计量监测  $\hat{X}$ , 采用  $Q$  统计量监测  $\tilde{X}$ . 当有一组新测试样本  $\{x_{\text{new}}, y_{\text{new}}\}$  时, 可以构造统计量如下:

$$t_{\text{new}} = \hat{P}_M^T x_{\text{new}}; \quad (8)$$

$$\tilde{x}_{\text{new}} = (I - P_M P_M^T) x_{\text{new}}; \quad (9)$$

$$T^2 = t_{\text{new}}^T \left( \frac{T^T T}{N-1} \right)^{-1} t_{\text{new}} \sim \frac{A(n^2-1)}{n(n-A)} F_{A, n-A}; \quad (10)$$

$$Q = \|\tilde{x}_{\text{new}}\|^2 \sim g\chi_h^2. \quad (11)$$

式(10)服从  $F$  分布,  $A$  和  $n-A$  为自由度; 式(11)中  $g\chi_h^2$  服从  $\chi^2$  分布,  $g$  为比例系数,  $h$  为自由度.

### 1.3 RPLS 模型

RPLS<sup>[16]</sup> 算法将历史数据的模型参数与新数据结合, 在降低计算量的同时实现模型的动态更新.

RPLS 模型对 PLS 模型进行修改, 提出并证明以下引理.

**引理 1** 如果  $\text{rank}(X) = r \leq m$ , 则

$$\tilde{X}_r = \tilde{X}_{r+1} = \dots = \tilde{X}_m = 0, \quad (12)$$

$\tilde{X}_r$  为提取  $r$  个主元后的残差部分.

引理 1 表明主元的最大个数不会超过  $r$ . 对  $X$  提取全部主元,  $\tilde{X} = 0$ , 式(1)可改写为

$$\begin{cases} X = TP^T, \\ Y = TBQ^T + \tilde{F}_r. \end{cases} \quad (13)$$

对残差矩阵  $\|Y - XC\|^2$  求极小值,  $(X^T X)C = X^T Y$ , 对  $X^T X$  求广义逆,  $C = (X^T X)^\dagger X^T Y$ . PLS 回归系数  $C$  可以通过非线性迭代求取,  $C = RBQ^T$ , 其中  $R = [r_1, r_2, \dots, r_A]$ ,  $r = \left( \prod_{h=1}^{i-1} I_m - w_h p_h^T \right) w_i$ .

当有新测试数据  $\{x_{\text{new}}, y_{\text{new}}\}$  存储当前测试数据时, 更新  $X_{\text{new}}$  和  $Y_{\text{new}}$ , 即

$$X_{\text{new}} = \begin{bmatrix} X \\ x_{\text{new}} \end{bmatrix}, Y_{\text{new}} = \begin{bmatrix} Y \\ y_{\text{new}} \end{bmatrix}. \quad (14)$$

得到更新后的系数矩阵

$$C_{\text{new}} = \left( \begin{bmatrix} X \\ x_{\text{new}} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} X \\ x_{\text{new}} \end{bmatrix} \right)^\dagger \begin{bmatrix} X \\ x_{\text{new}} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} Y \\ y_{\text{new}} \end{bmatrix}. \quad (15)$$

文献[16]证明得分向量  $t$  和输出残差  $\tilde{F}$  相互正交, 即  $t^T \tilde{F}_r = 0$ , 并且  $T$  为单位正交矩阵, 则

$$\begin{cases} X^T X = PT^T TP^T = PP^T \\ X^T Y = PT^T TBQ^T + PT^T F_r = PBQ^T. \end{cases} \quad (16)$$

用  $\begin{bmatrix} P^T \\ x_{\text{new}} \end{bmatrix}$  和  $\begin{bmatrix} BQ^T \\ y_{\text{new}} \end{bmatrix}$  代替  $\begin{bmatrix} X \\ x_{\text{new}} \end{bmatrix}$  和  $\begin{bmatrix} Y \\ y_{\text{new}} \end{bmatrix}$ ,

式(15)可改写为

$$C_{\text{new}} = \left( \begin{bmatrix} P^T \\ \mathbf{x}_{\text{new}} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} P^T \\ \mathbf{x}_{\text{new}} \end{bmatrix} \right)^\dagger \begin{bmatrix} P^T \\ \mathbf{x}_{\text{new}} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} BQ^T \\ \mathbf{y}_{\text{new}} \end{bmatrix}. \quad (17)$$

显然,RPLS模型用模型参数代替原始数据,降低了模型更新样本数,提高了更新效率.但是RPLS模型提取了 $\mathbf{X}$ 的全部主元,导致无法区分输入变量中与质量相关部分和质量无关部分,在过程监测中存在严重的缺陷.

## 2 递推MPLS推导及其过程监控技术

针对基于数据扩充的MPLS在模型更新中计算量大、更新效率低的问题,提出递推MPLS(RMPLS)算法,采用递推结构提高模型更新效率,同时克服过程中的动态干扰,提高质量相关故障监测效果.本节将对MPLS进行修改,推导MPLS递推结构,并设计完整的在线过程监控流程.

### 2.1 递推MPLS结构推导

本节将推导MPLS的递推结构,MPLS模型如下:

$$\begin{cases} \mathbf{X} = \hat{\mathbf{X}} + \tilde{\mathbf{X}}, \\ \mathbf{Y} = \mathbf{X}\mathbf{M} + \mathbf{E}_y. \end{cases} \quad (18)$$

其中:  $\hat{\mathbf{X}} = \mathbf{X}\mathbf{P}_M\mathbf{P}_M^T = \mathbf{T}\mathbf{P}_M^T$ ,  $\tilde{\mathbf{X}} = \mathbf{T}_r\mathbf{P}_r^T$ .

$$\mathbf{X} = \mathbf{T}\mathbf{P}_M^T + \mathbf{T}_r\mathbf{P}_r^T, \quad (19)$$

$$\mathbf{X}^T\mathbf{X} = \mathbf{P}_M\mathbf{T}^T\mathbf{T}\mathbf{P}_M^T + \mathbf{P}_r\mathbf{T}_r^T\mathbf{T}_r\mathbf{P}_r^T, \quad (20)$$

$$\mathbf{T}^T\mathbf{T} = \mathbf{P}^T\mathbf{X}^T\mathbf{X}\mathbf{P}, \quad (21)$$

$$\mathbf{T}_r^T\mathbf{T}_r = \mathbf{P}_r^T\mathbf{X}^T\mathbf{X}\mathbf{P}_r. \quad (22)$$

对 $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$ 进行满秩PCA分解,得 $\mathbf{T}_c$ 和 $\mathbf{P}_c$ 且 $\mathbf{X} = \mathbf{T}_c\mathbf{P}_c^T$ .由递推MPLS模型推导得 $\mathbf{T}_c$ 为正交阵,则由式(21)和(22)可得

$$\begin{aligned} \mathbf{X}^T\mathbf{X} &= \mathbf{P}_M\mathbf{P}_M^T\mathbf{P}_c\mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_M\mathbf{P}_M^T + \mathbf{P}_r\mathbf{P}_r^T\mathbf{P}_c\mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_r\mathbf{P}_r^T = \\ & [\mathbf{P}_M\mathbf{P}_M^T\mathbf{P}_c\mathbf{P}_r\mathbf{P}_r^T\mathbf{P}_c] \begin{bmatrix} \mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_M\mathbf{P}_M^T \\ \mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_r\mathbf{P}_r^T \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad (23)$$

$$\mathbf{X}^T\mathbf{Y} = \mathbf{X}^T\mathbf{X}\mathbf{M} + \mathbf{X}^T\mathbf{E}_y. \quad (24)$$

$\mathbf{E}_y$ 是 $\mathbf{Y}$ 的残差部分,由文献[16]可知, $\mathbf{E}_y$ 与输入变量 $\mathbf{X}$ 不相关,故 $\text{cov}(\mathbf{e}_y, \mathbf{x}) = \varepsilon\{\mathbf{e}_y\mathbf{x}^T\} = 0$ ,式(24)可推导为

$$\mathbf{X}^T\mathbf{Y} = \mathbf{X}^T\mathbf{X}\mathbf{M} =$$

$$[\mathbf{P}_M\mathbf{P}_M^T\mathbf{P}_c \ \mathbf{P}_r\mathbf{P}_r^T\mathbf{P}_c] \begin{bmatrix} \mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_M\mathbf{P}_M^T\mathbf{M} \\ \mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_r\mathbf{P}_r^T\mathbf{M} \end{bmatrix}. \quad (25)$$

当有一组新数据 $\{\mathbf{x}_{\text{new}}, \mathbf{y}_{\text{new}}\}$ 到来,模型系数矩阵如下:

$$C_{\text{new}} = \left( \begin{bmatrix} \mathbf{X} \\ \mathbf{x}_{\text{new}} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{X} \\ \mathbf{x}_{\text{new}} \end{bmatrix} \right)^\dagger \begin{bmatrix} \mathbf{X} \\ \mathbf{x}_{\text{new}} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{Y} \\ \mathbf{y}_{\text{new}} \end{bmatrix}. \quad (26)$$

递推MPLS模型推导具体步骤如下.

step 1: 标准化 $\mathbf{X}$ 和 $\mathbf{Y}$ ;

step 2: 计算 $\mathbf{M} = (\mathbf{X}^T\mathbf{X})^\dagger\mathbf{X}^T\mathbf{Y}$ ;

step 3: 对 $\mathbf{M}\mathbf{M}^T$ 进行SVD分解,得到 $\mathbf{P}_M$ 和 $\mathbf{P}_r$ ;

step 4: 将 $\mathbf{X}$ 投影到 $\text{Span}\{\mathbf{M}\}$ 和 $\text{Span}\{\mathbf{M}\}^\perp$ ,  $\hat{\mathbf{X}} = \mathbf{T}_M\mathbf{P}_M^T \in \text{Span}\{\mathbf{M}\}$ ,  $\tilde{\mathbf{X}} = \mathbf{T}_r\mathbf{P}_r^T \in \text{Span}\{\mathbf{M}\}^\perp$ ;

step 5: 对 $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$ 进行PCA满秩分解,得 $\mathbf{T}_c, \mathbf{P}_c, \mathbf{X} = \mathbf{T}_c\mathbf{P}_c^T$ ;

step 6: 令 $\mathbf{P}_c(:, i) = \mathbf{P}_c(:, i)/\|\mathbf{X}\mathbf{P}_c(:, i)\|$ , 则 $\mathbf{T}_c(:, i) = \mathbf{X}\mathbf{P}_c(:, i), i = 1, \dots, A, \|\mathbf{T}_c(:, i)\| = 1$ ;

step 7: 由式(23)和(25),可用

$$\left\{ \begin{bmatrix} \mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_M\mathbf{P}_M^T \\ \mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_r\mathbf{P}_r^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_M\mathbf{P}_M^T\mathbf{M} \\ \mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_r\mathbf{P}_r^T\mathbf{M} \end{bmatrix} \right\}$$

代替 $\{\mathbf{X} \ \mathbf{Y}\}$ .

由递推MPLS模型可知, $\{\mathbf{X} \ \mathbf{Y}\}$ 可以由

$$\left\{ \begin{bmatrix} \mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_M\mathbf{P}_M^T \\ \mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_r\mathbf{P}_r^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_M\mathbf{P}_M^T\mathbf{M} \\ \mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_r\mathbf{P}_r^T\mathbf{M} \end{bmatrix} \right\}$$

代替,则模型系数 $C_{\text{new}}^{\text{MPLS}}$ 可改写为

$$C_{\text{new}}^{\text{MPLS}} = \left( \begin{bmatrix} \mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_M\mathbf{P}_M^T \\ \mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_r\mathbf{P}_r^T \\ \mathbf{x}_{\text{new}} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_M\mathbf{P}_M^T \\ \mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_r\mathbf{P}_r^T \\ \mathbf{x}_{\text{new}} \end{bmatrix} \right)^\dagger \begin{bmatrix} \mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_M\mathbf{P}_M^T \\ \mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_r\mathbf{P}_r^T \\ \mathbf{x}_{\text{new}} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_M\mathbf{P}_M^T\mathbf{M} \\ \mathbf{P}_c^T\mathbf{P}_r\mathbf{P}_r^T\mathbf{M} \\ \mathbf{y}_{\text{new}} \end{bmatrix}. \quad (27)$$

比较 $C_{\text{new}}$ 和 $C_{\text{new}}^{\text{MPLS}}$ 可以看出,RMPLS使用样本数少但包含大部分数据信息的潜变量代替了原始数据,模型更新矩阵样本数大幅度降低.并且,RMPLS采用正交分解可有效去除质量相关空间中的多余信息.

### 2.2 基于递推MPLS的过程检测技术

本节将建立RMPLS模型过程监控统计指标,并分别在两个子空间中构造统计量,设计完整的过程检测技术,给出效果评估指标.

### 2.2.1 递推MPLS算法的过程监控指标

由递推MPLS模型可以分别得出得分矩阵 $\mathbf{T}$ 、 $\mathbf{T}_r$ 和负载矩阵 $\mathbf{P}$ 、 $\mathbf{P}_r$ ,当有一组新的测试数据 $\{\mathbf{x}_{\text{new}}, \mathbf{y}_{\text{new}}\}$ 时,有

$$\mathbf{t}_{x\text{new}} = \mathbf{P}_M^T \mathbf{x}_{\text{new}}, \quad (28)$$

$$\mathbf{t}_{r\text{new}} = \mathbf{P}_r^T \mathbf{x}_{\text{new}}. \quad (29)$$

分别构造统计量如下:

$$T_{x\text{new}}^2 = \mathbf{t}_{x\text{new}}^T \left( \frac{\mathbf{P}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X} \mathbf{P}}{N-1} \right)^{-1} \mathbf{t}_{x\text{new}}, \quad (30)$$

$$T_{r\text{new}}^2 = \mathbf{t}_{r\text{new}}^T \left( \frac{\mathbf{P}_r^T \tilde{\mathbf{X}}^T \tilde{\mathbf{X}} \mathbf{P}_r}{N-1} \right)^{-1} \mathbf{t}_{r\text{new}}. \quad (31)$$

$T_x^2$ 和 $T_r^2$ 为建模统计量,相应控制限构造如下:

$$\begin{cases} J_{\text{th},T^2} = g\chi_{h,\alpha}^2, & g = S/\mu, h = 2\mu^2/S; \\ J_{\text{th},T_r^2} = g_r\chi_{h_r,\alpha}^2, & g_r = S_r/\mu_r, h_r = 2\mu_r^2/S_r. \end{cases} \quad (32)$$

$\mu$ 和 $S$ 分别是标准正态下 $T_x^2$ 的均值和方差, $\tilde{\mu}$ 和 $\tilde{S}$ 是标准正态下 $T_r^2$ 的均值和方差, $\alpha$ 为 $\chi^2$ 分布的置信度, $h$ 为自由度.

判断故障类型:

如果 $T_{x\text{new}}^2 > J_{\text{th},T^2}$ ,则故障类型为质量相关故障,过程数据发生故障且会导致质量故障.

如果 $T_{r\text{new}}^2 > J_{\text{th},T_r^2}$ ,则故障类型为质量无关故障,过程数据发生故障但不会导致质量故障.

### 2.2.2 递推MPLS过程监控技术

基于2.1节给出的统计指标,下面将给出一套完整基于递推MPLS算法的过程监控技术,详细步骤如下.

step 1: 标准化 $\mathbf{X}$ 和 $\mathbf{Y}$ ,初始化存储数据矩阵 $\mathbf{X}_m$ 、 $\mathbf{Y}_m$ 为空集,令存储矩阵样本上限为 $\max$ ,窗长为 $L_W$ .

step 2: 用 $\mathbf{X}$ 和 $\mathbf{Y}$ 建立RMPLS模型,得到模型参数 $\mathbf{P}$ 和 $\mathbf{P}_r$ ,计算 $\mathbf{T}$ 、 $\mathbf{T}_r$ 和相应控制限 $J_{\text{th},T^2}$ 、 $J_{\text{th},T_r^2}$ .

step 3: 读取测试样本 $\{\mathbf{x}_{\text{new}}, \mathbf{y}_{\text{new}}\}$ ,通过式(31)、(32)计算当前统计量 $T_x^2$ 和 $T_{r\text{new}}^2$ .

step 4: 判断是否发生故障:若 $T_{x\text{new}}^2 < J_{\text{th},T^2}$ , $T_{r\text{new}}^2 < J_{\text{th},T_r^2}$ ,则当前测试样本未发生故障,存入 $\mathbf{X}_m, \mathbf{Y}_m$ .  $\mathbf{X}_m = [\mathbf{X}_m \mathbf{x}_{\text{new}}], \mathbf{Y}_m = [\mathbf{Y}_m \mathbf{y}_{\text{new}}], i = i + 1$ . 若 $T_{x\text{new}}^2 > J_{\text{th},T^2}$ ,则发生质量相关的故障;若 $T_{r\text{new}}^2 > J_{\text{th},T_r^2}$ ,则发生质量无关的故障. 转step 5.

step 5: 若 $i = L_W$ ,则更新模型. 由递推MPLS模型可得,用

$$\left\{ \begin{bmatrix} \mathbf{P}_c^T \mathbf{P}_M \mathbf{P}_M^T \\ \mathbf{P}_c^T \mathbf{P}_r \mathbf{P}_r^T \\ \mathbf{X}_m \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{P}_c^T \mathbf{P}_M \mathbf{P}_M^T \mathbf{M} \\ \mathbf{P}_c^T \mathbf{P}_r \mathbf{P}_r^T \mathbf{M} \\ \mathbf{Y}_m \end{bmatrix} \right\}$$

代替上一次建模数据更新RMPLS模型,更新模型参数 $\mathbf{P}$ 、 $\mathbf{P}_r$ 、 $\mathbf{P}_c$ 和当前控制限 $J_{\text{th},T^2} = J_{\text{th},T_m^2}, J_{\text{th},T_r^2} = J_{\text{th},T_{r_m}^2}$ ,令 $i = 0$ .

$L$ 为 $\{\mathbf{x}_m, \mathbf{y}_m\}$ 样本数,若 $L > \max$ ,则舍弃多余老数据,转step 3;若 $L \leq \max$ ,转step 3.

若 $i < L_W$ ,转step 3.

窗长 $L_W$ 决定了模型更新的效率和模型更新计算量. 以最佳的监测效果和最低的窗长为目标函数,采用PSO智能优化算法寻求最优窗长.

本文采用误报率(fault alarm rate, FAR)和有效报警率(fault detection rate, FDR)<sup>[19]</sup>对故障的检测效果进行评估,即

$$\text{FDR} = \frac{N_{\text{nea}}}{N_{\text{tfs}}}, \quad (33)$$

$$\text{FAR} = \frac{N_{\text{nfa}}}{N_{\text{tfs}}}. \quad (34)$$

其中: $N_{\text{nea}}$ 和 $N_{\text{nfa}}$ 分别为有效报警和错误报警的数目, $N_{\text{tfs}}$ 为故障样本的总数.

当监测样本发生质量相关故障时,若FDR高则故障监测效果良好,漏报警情况严重;当监测样本发生质量无关故障时,若FDR高则质量无关故障监测效果良好,发生误报警情况严重.

## 3 田纳西-伊斯曼过程(TEP)实验仿真

本节将分为3部分进行实验.

实验1: 检验RMPLS模型更新计算量;

实验2: 验证缓时变环境下RMPLS对质量相关故障监测的有效性;

实验3: 检验RMPLS基于正交分解鉴别质量无关故障的有效性.

TEP仿真实验室由美国TE化学公司的Downs和Vogel于1993年提出. 该部门主要设计了对连续过程进行监视、诊断以及优化的研究平台. TEP实验包括4种反应物和2种生成物,对化合物反应的过程进行监测记录,并对诊断方法进行验证,因此TEP在实验验证中具有非常广泛的应用,详细反应过程见文献[20]. 在过程监控中,22个数据集用于过程监控和故障诊断,数据集中包括41个测量变量XMEAS(1-41)和12个控制变量XMV(1-12);建模时用正常数据集作为训练样本,包含480个样本;测试样本预设为20类故障状态,包含960个样本,每种类

型的故障均是从第160个采样点处引入故障数据. 故障分为两类, 分别为质量相关故障和质量无关故障, 其中IDV(1, 2, 5-8, 10, 12, 13)是质量相关故障数据, IDV(3, 4, 9, 11, 14, 15)是质量无关故障数据, TEP过程的各类故障具体描述见表1.

表1 参数设置

故障编号	故障描述	变化类型
IDV(1)	A/C 供料比故障, B 成分恒定	阶跃
IDV(2)	B 浓度故障, A/C 供料比恒定	阶跃
IDV(3)	D 供料温度	阶跃
IDV(4)	反应器冷却水入口温度变化	阶跃
IDV(5)	压缩机冷凝水入口温度变化	阶跃
IDV(6)	A 供料损失	阶跃
IDV(7)	C 压力损失	阶跃
IDV(8)	A, B, C 供料浓度	随机变化
IDV(9)	D 供料温度	随机变化
IDV(10)	C 供料温度	随机变化
IDV(11)	反应冷却水入口温度变化	随机变化
IDV(12)	压缩机冷凝水入口温度变化	随机变化
IDV(13)	反应器中的反应速度	慢偏移
IDV(14)	反应器冷凝水阀门	粘滞
IDV(15)	压缩机冷凝水阀门	粘滞

选取数据集中的22个过程变量XMEAS(1-22)和11个操纵变量XMV(1-11)作为输入变量X, 选取过程变量XMEAS(35)作为质量变量y. 建模数据为样本数为500的正常数据集, 在线检测样本由4000个正常数据和480个故障样本组成, 故障数据从IDV(1, 2, 5-8, 10, 12, 13)和IDV(3, 4, 9, 11, 14, 15)中选取. 由PSO优化算法确定模型更新窗口长度 $L_w = 350$ , 存储矩阵长度 $\max = 10$ . 提取的主元个数由交叉验证确定,  $A = 1$ .

实验1 RMPLS模型更新计算量检验.

为了检验RMPLS算法在模型更新中的计算量, 将MPLS数据扩充模型更新算法和RMPLS算法在同一时刻对模型进行更新, 比较模型每次更新的计算量和模型更新总计算量. 本节针对故障IDV(1)进行在线监测, 模型更新如图1所示.

在图1中, 蓝色实线为统计量, 红色虚线为控制限. RMPLS在过程监测中更新了10次模型, 由箭头可知RMPLS分别在357, 734, 1105, 1485, 1872, 2262, 2652, 3055, 3458, 3853时刻对模型进行更新. MPLS算法在相同时刻采用传统的数据批处理对模型进行更新. 将模型更新时的样本数作为计算量, 可以得出RMPLS和MPLS计算量, 详见表2.

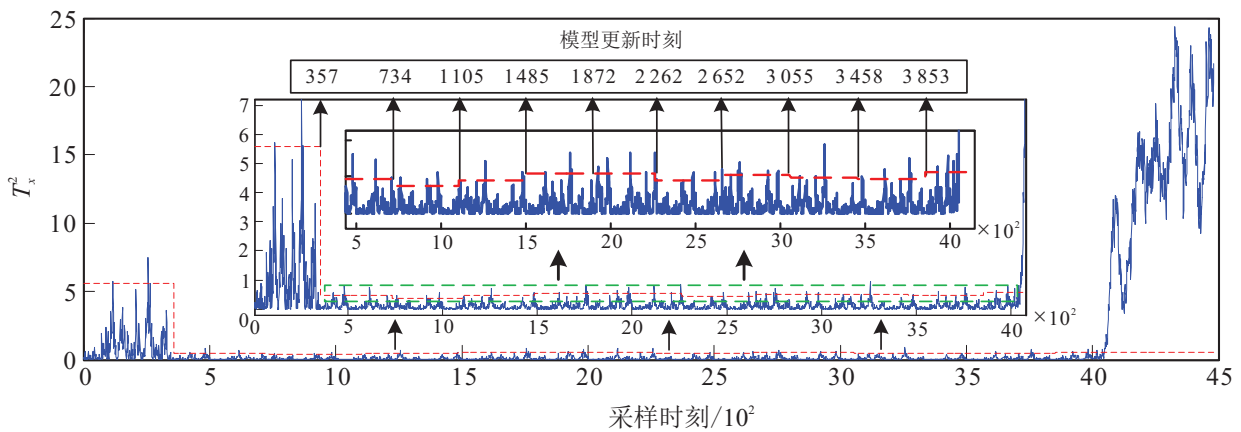


图1 模型更新分析图

表2 递推MPLS模型

采样时刻	357	734	1105	1485	1872	2262	2652	3055	3458	3853	总计
RMPLS	416	426	426	426	426	426	426	426	426	426	4250
MPLS	850	1200	1550	1900	2250	2600	2950	3300	3650	4000	24250

在更新模型时, 模型更新矩阵包含两部分, 一部分是存储的新数据, 一部分是代表了建模数据大部分信息的潜变量 $\hat{P}_M$ 、 $\tilde{P}_M$ 和 $P_c$ . 如表2所示, RMPLS算法每次模型更新的计算量均明显小于MPLS算法, 总计算量RMPLS比MPLS少20000. RMPLS模型参数

为  $\left\{ \begin{bmatrix} P_c^T P_M P_M^T \\ P_c^T P_r P_r^T \\ X_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_c^T P_M P_M^T M \\ P_c^T P_r P_r^T M \\ Y_m \end{bmatrix} \right\}$ , 维度分别为  $R_X^{416 \times 33}$  和  $R_Y^{416 \times 1}$ , 即计算量为416.  $X_m$  长度大于max, 因此将保留最新的10个测试数据, 舍弃其余老

数据,并继续测试新数据.当 $t = 734$ 时, $X_m$ 存储360个样本,其中包括10个旧样本和350个新样本,此时模型更新矩阵计算量为426.更新模型并舍弃老数据继续监测新测试数据,此后每个更新模型时刻的矩阵维度将保持为426,经10次模型更新后,RMPLS总计算量为4250;对MPLS模型采用数据扩充方式进行更新时,MPLS存储矩阵每个时刻均匀递增,每次累积350个测试样本后更新模型,在 $t = 3862$ 时模型更新的计算量达到4000,10次模型更新后的总计算量为24250.显然,RPLS模型的计算量将随着样本数增加而一直递增,RMPLS模型更新计算量远小于RPLS,模型更新效率将大幅度提高.

**实验2 质量相关故障监测.**

工业过程的故障监测注重质量相关故障有效报警的能力,良好的故障检测率(FDR)可以保证系统对故障进行及时有效的报警.因此,本节将采用MPLS和RMPLS模型分别对质量相关故障IDV(1,2,5-8,10,12,13)进行监测,验证RMPLS对各类质量相关故障的监测性能.故障检测率见表3,并对故障IDV(7)作图分析.

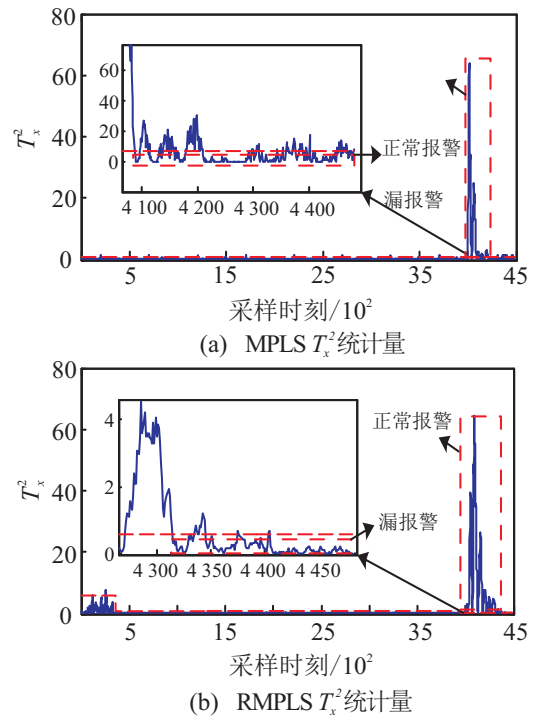
**表3 质量相关故障有效报警率FDR 单位: %**

故障类型	MPLS	RMPLS
IDV(1)	<b>83.51</b>	82.54
IDV(2)	81.88	<b>91.06</b>
IDV(5)	99.78	<b>99.79</b>
IDV(6)	<b>98.12</b>	97.51
IDV(7)	37.17	<b>59.04</b>
IDV(8)	68.81	<b>82.33</b>
IDV(10)	60.29	<b>76.09</b>
IDV(12)	87.94	<b>93.56</b>
IDV(13)	<b>88.35</b>	84.41

表3中,加粗字体为最优值.在监测故障IDV(2,5,7,8,10,12)时,RMPLS的故障有效报警率高于MPLS,其中对故障IDV(2,7,8,10)的报警率有大幅度提高,故障IDV(2)的FDR由81.88%提高到91.06%,故障IDV(7)的FDR由37.17%提高到59.04%,故障IDV(8)的FDR由68.81%提升到82.33%,故障IDV(10)的FDR由60.29%提升到76.09%,故障监测效果均有大幅度提升.在监测故障IDV(1,6,13)时,MPLS的故障报警率高于RMPLS,但是两者的FDR值均相差不大,FDR差值在5%以内,表明上述两模型均能对这几类故障进行有效报警.

综合比较FDR可以看出,基于递推结构的RMPLS有效结合了新数据动态更新控制限,全面提升了质量相关故障在缓变过程中的监测性能.

图2是MPLS和RMPLS采用 $T_x^2$ 统计量对质量相关故障IDV(7)的监测情况,若测试数据中故障样本统计量在控制限下,则表示出现了漏报.



**图2 质量相关故障IDV(7)监测图**

图2(a)为MPLS的监测结果,红框为质量相关故障,左侧放大图中虚线上为有效报警,虚线下为漏报警.显然质量相关故障样本统计量只在4000至4088时刻进行了正常的有效报警,但是在4088时刻后统计量大部分均处于控制限下,出现严重的故障漏报情况.图2(b)为RMPLS的监测结果,左侧放大图中质量相关故障样本统计量在4000时刻至4315时刻均基本处于控制限上,可以实现对该故障的正常报警;在4315时刻后统计量处于控制限下,出现误报警情况,与MPLS监测结果相比,RMPLS对该类故障监测的有效性有了大幅度的提高.

综合表3和图2可知,MPLS对质量相关故障的检测率偏低,监测效果较差;RMPLS对MPLS监测效果较差的几类故障监测效果均有大幅度提升,并对其余各类故障均具有较高的故障检测率.因此,基于递推结构动态更新的RMPLS模型可以实现对质量相关故障的有效监测.

**实验3 质量无关故障监测.**

本节监测对象为质量无关故障IDV(4)和



IDV(11),这两种故障均是由反应器冷却水入口温度变化导致. 反应器温度是通过串级控制器控制,冷却水入口温度变化不会影响反应过程,因此不会影响实验的目标质量.

图3(a)和图4(a)中 $T_r^2$ 统计量监测图是RMPLS对故障IDV(4)和IDV(11)在质量无关子空间中的监测情况. 可以看出,该算法对IDV(4)和IDV(11)的故障均有非常好的监测效果,其中IDV(4)的检测率为100%,对IDV(11)的检测率为94.3%,实现了对质量无关故障的有效监测.

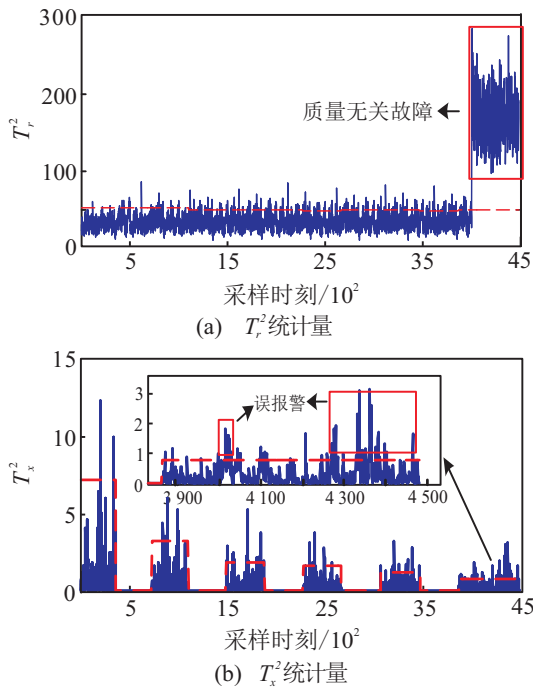


图3 RMPLS故障IDV(4)监测图

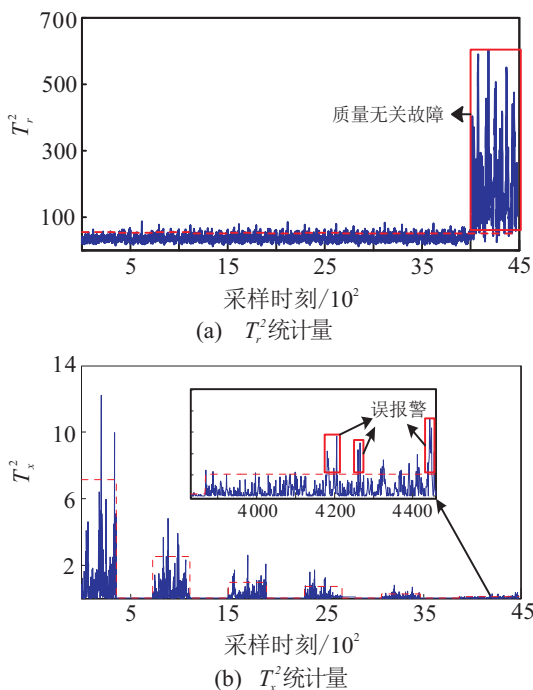


图4 RMPLS故障IDV(11)监测图

图3(b)和图4(b)中的 $T_x^2$ 统计量监测图是RMPLS对故障IDV(4)和IDV(11)在质量相关子空间中的监测情况,在该子空间若出现报警,则为误报. 其中红框中的统计量为误报警样本, $T_x^2$ 统计量总体均处于控制限下,少数样本出现误报警情况. 由IDV(4)和IDV(11)监测情况结果可知, RMPLS采用正交分解有效区分了质量相关空间和质量无关空间,对质量无关故障具有良好的监测效果.

### 4 结论

本文提出了一种在线监控的递推改进潜结构投影(RMPLS)算法. 该算法结合新数据与历史模型参数动态更新模型,同时采用移动窗口降低了模型更新计算量,有效提高了模型更新效率,并在缓时变过程中实现了质量相关故障的良好监测. 田纳西-伊斯曼实验结果表明, RMPLS采用较少样本实现模型动态更新,模型更新效率高并且对质量相关故障的监测效果良好;同时,基于正交分解有效监测到质量无关故障,降低了质量无关故障诱发的误报警,在工业监控过程中具有更高的精度和可靠性.

在优化算法确定窗长的过程中,不同的智能优化算法会影响窗长选取的效率和窗长的最优值,因此如何选取一个合适的智能优化算法将是下一步研究的方向.

### 参考文献(References)

- [1] 刘强,卓洁,郎自强,等. 数据驱动的工业过程运行监控与自优化研究展望[J]. 自动化学报, 2018, 44(11): 1944-1956.  
(Liu Q, Zhuo J, Lang Z Q, et al. Perspectives on data-driven operation monitoring and self-optimization of industrial processes[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(11): 1944-1956.)
- [2] 李晗,萧德云. 基于数据驱动的故障诊断方法综述[J]. 控制与决策, 2011, 26(1): 1-9.  
(Li H, Xiao D Y. Survey on data driven fault diagnosis methods[J]. Control and Decision, 2011, 26(1): 1-9.)
- [3] Wise B M, Gallagher N B, Butler S W, et al. A comparison of principal component analysis, multiway principal component analysis, trilinear decomposition and parallel factor analysis for fault detection in a semiconductor etch process[J]. Journal of Chemometrics, 2015, 13(3/4): 379-396.
- [4] Mckeown M J, Sejnowski T J. Independent component analysis of fMRI data: Examining the assumptions[J]. Human Brain Mapping, 2015, 6(5/6): 368-372.
- [5] 孔祥玉,曹泽豪,安秋生,等. 偏最小二乘线性模型及

- 其非线性动态扩展模型综述[J]. 控制与决策, 2018, 33(9): 1537-1548.
- (Kong Y K, Cao Z H, An Q S, et al. Review of partial least squares linear models and their nonlinear dynamic expansion models[J]. Control and Decision, 2018, 33(9): 1537-1548.)
- [6] Zhang K, Dong J, Peng K, A novel dynamic non-Gaussian approach for quality-related fault diagnosis with application to the hot strip mill process[J]. Journal of the Franklin Institute, 2017, 354(2): 702-721.
- [7] Wold S, Martens H, Wold H. The multivariate calibration problem in chemistry solved by the PLS method[M]. Berlin: Springer, 1983: 286-293.
- [8] Li G, Qin S J, Zhou D. Geometric properties of partial least squares for process monitoring[J]. Automatica, 2010, 46(1): 204-210.
- [9] Zhou D, Li G, Qin S J. Total projection to latent structures for process monitoring[J]. Aiche Journal, 2010, 56(1): 168-178.
- [10] Qin S J, Zheng Y. Quality-relevant and process-relevant fault monitoring with concurrent projection to latent structures[J]. AIChE Journal, 2013, 59(2): 496-504.
- [11] Yin S, Ding S X, Zhang P, et al. Study on modifications of PLS approach for process monitoring[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2011, 44(1): 12389-12394.
- [12] Li G, Liu B, Qin S J, et al. Quality relevant data-driven modeling and monitoring of multivariate dynamic processes: The dynamic T-PLS approach[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(12): 2262-2271.
- [13] Liu Q, Qin S J, Chai T. Unevenly sampled dynamic data modeling and monitoring with an industrial application[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(5): 2203-2213.
- [14] Boudjelaba K, Frédéric Ros, Chikouche D. Adaptive genetic algorithm-based approach to improve the synthesis of two-dimensional finite impulse response filters[J]. IET Signal Processing, 2014, 8(5): 429-446.
- [15] Helland K, Berntsen H E, Borgen O S, et al. Recursive algorithm for partial least squares regression[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 1992, 14(1/2/3): 129-137.
- [16] Qin S J. Recursive PLS algorithms for adaptive data modeling[J]. Computers & Chemical Engineering, 1998, 22(4/5): 503-514.
- [17] Dong J, Zhang K, Huang Y, et al. Adaptive total PLS based quality-relevant process monitoring with application to the Tennessee Eastman process[J]. Neurocomputing, 2015, 154: 77-85.
- [18] Wold S, Kettaneh-Wold N, Skagerberg B. Nonlinear PLS modeling[J]. Chemomintelllabsyst, 1989, 7(1): 53-65.
- [19] Wang G, Yin S. Quality-related fault detection approach based on orthogonal signal correction and modified PLS[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 11(2): 398-405.
- [20] Shen Y, Ding S X, Haghani A, et al. A comparison study of basic data-driven fault diagnosis and process monitoring methods on the benchmark Tennessee Eastman process[J]. Journal of Process Control, 2012, 22(9): 1567-1581.

### 作者简介

孔祥玉(1967—), 男, 副教授, 博士生导师, 从事随机系统分析, 非线性系统建模及其应用等研究, E-mail: xiangyukong01@163.com;

罗家宇(1994—), 男, 硕士生, 从事数据驱动的复杂系统下故障监测与诊断的研究, E-mail: 540629964@qq.com;

杜柏阳(1990—), 男, 博士生, 从事信号处理、特征提取等研究, E-mail: duboyangepgc@163.com;

曹泽豪(1993—), 男, 硕士生, 从事复杂系统故障监测与诊断的研究, E-mail: 578021174@qq.com.

(责任编辑: 孙艺红)