

研究论文

一种针对间歇过程过渡状态的故障诊断方法

刁英湖, 陆宁云, 姜 斌

(南京航空航天大学自动化学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 针对间歇过程过渡状态下具有的复杂过程特性, 提出一种基于二维动态主成分分析 (2DDPCA) 的故障诊断方法。该方法将故障信息划分为“批次内”和“批次间”信息, 采用变量贡献图方法隔离故障变量, 并依据 2DDPCA 模型支撑区域中故障变量的相关性变化具体分析故障成因。仿真结果验证了该方法的可行性和有效性。

关键词: 间歇过程; 过渡状态; 二维动态主成分分析; 故障诊断

中图分类号: TP 277; TQ 021.8

文献标识码: A

文章编号: 0438-1157 (2008) 07-1778-05

Fault diagnosis during batch process transition

DIAO Yinghu, LU Ningyun, JIANG Bin

(School of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,
Nanjing 210016, Jiangsu, China)

Abstract: Process transition during start-up, shut-down or product changeover is frequently encountered in chemical industry. Processes are more prone to various malfunctions and unknown disturbances during transitions. Fault detection and diagnosis during process transitions is critical to ensure process safety and production capacity. A novel modeling method, two-dimensional dynamic principal component analysis (2DDPCA), was developed for monitoring batch process transition in author's previous work. To follow up, a fault diagnosis method was proposed in this paper. Process characteristics changed by faults were decomposed into "within-batch" and "batch-to-batch" information. Based on this extracted information, contribution plot, associated with the change of fault variables correlation in the optimal region of support, can then be used to isolate and diagnose the abnormal process variables. Simulation results showed the feasibility and validity of the proposed method.

Key words: batch process; process transition; two-dimensional dynamic principal component analysis; fault diagnosis

引 言

流程工业生产方式可大致分为连续和 (半) 间歇两种。无论是连续还是间歇生产方式, 过渡过程都是非常常见或者说是不可避免的状态。间歇过程

过渡状态占有大量的生产时间和生产资源, 并且容易受到各种故障和误操作的危害^[1-3]。研究间歇过程过渡状态的性能监测与故障诊断具有重要的理论意义和经济价值。针对间歇过程过渡状态下具有的复杂过程特性, Lu 等^[4]将主成分分析 (PCA)^[5]和

2008-04-14 收到初稿, 2008-04-28 收到修改稿。

联系人: 陆宁云。第一作者: 刁英湖 (1981-), 男, 硕士研究生。

基金项目: 高校博士点基金项目 (20070287047); 南京航空航天大学科研创新团队项目。

Received date: 2008-04-14.

Corresponding author: Dr. LU Ningyun. **E-mail:** luningyun@nuaa.edu.cn

Foundation item: supported by the Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education of China (20070287047).

二维时间序列模型 (2DAR)^[6] 有机结合, 提出了二维动态主成分模型 (2DDPCA)。2DDPCA 模型结构简单易于实现, 经仿真验证基于 2DDPCA 的过程监测方法能够迅速有效检测到多种微小故障。但最初提出的基于 2DDPCA 模型的过程监测方法还存在两大问题没有解决。第一, 该方法只利用了残差空间信息进行在线过程监测, 并没有利用主成分空间信息, 由于主成分空间和残差空间是互补空间, 这势必会造成一定程度的故障漏报。第二, 经由 2DDPCA 模型得到的残差空间预测误差平方和 (SPE) 指标糅合了批次内和批次间所有变量的动态信息, 难以应用多变量统计过程监测领域中最常用的变量贡献图方法^[7] 进行故障隔离和诊断。对于第一个问题, Yao 等^[8] 针对主成分空间的 Hotelling T^2 指标设计了二维自回归 (2DAR) 滤波器, 经过该滤波器处理后的 Hotelling T^2 指标可近似服从正态分布, 从而实现了利用主成分分子空间信息进行在线过程监测与故障检测的功能。对于第二个问题, 本文提出一种针对间歇过程过渡状态的基于 2DDPCA 模型的故障诊断方法。该方法将故障信息划分为“批次内”和“批次间”信息, 仍采用变量贡献图方法隔离故障变量, 并依据 2DDPCA 模型最优支撑区域中故障变量的相关性变化具体分析故障成因。

1 2DDPCA 方法简介

对于同时具有“批内动特性”和“逐批动特性”的间歇过程过渡状态下的数据, 当前时刻的变量 $x_j(i, k)$ 的测量值不仅决定于同一批次内前 n 个采样时刻的 $x_j(i, k-1), x_j(i, k-2), \dots, x_j(i, k-n)$, 而且决定于前 m 个操作批次的测量值 $x_j(i-1, k), x_j(i-1, k-1), \dots, x_j(i-m, k-n)$, 其中参数 $\{m, n\}$ 为两个方向上的自回归阶次。最初提出的 2DDPCA 算法中假定二维动态模型的支撑区域是由参数 $\{m, n\}$ 定义的左下 $1/4$ 平面, 如图 1 所示。后续工作中又提出了一种最优支撑区域的选择算法, 详见文献 [9]。

为了提取二维动特性, 构造如下的增广矩阵

$$\mathbf{X} = [X_{m,n} \quad \dots \quad X_{i,k} \quad \dots \quad X_{I,K}]^T \quad (1)$$

其中

$$X_{i,k} = [x(i,k), x(i,k-1), \dots, x(i,k-n+1),$$

$$x(i-1,k), x(i-1,k-1), \dots, x(i-1,k-n+1), \dots,$$

$$x(i-m+1,k), x(i-m+1,k-1), \dots,$$

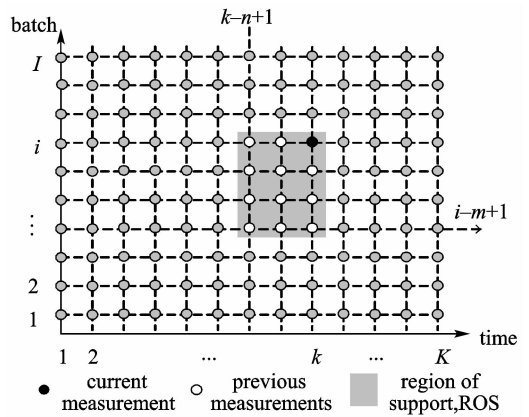


图 1 间歇过程数据的二维索引表示及 2DDPCA 算法的支撑区域

Fig. 1 Two-dimensional indices of batch process data and region of support in 2DDPCA

$$x(i-m+1, k-n+1)]$$

$$\mathbf{x}(i, k) = [x_1(i, k), \dots, x_j(i, k), \dots, x_J(i, k)]$$

对上述 2D 增广矩阵 \mathbf{X} 作 PCA 分析, 得到 2DDPCA 变换公式

$$\mathbf{t}(i, k) = X_{i,k} \mathbf{P} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{P}(mnJ \times A)$ 是载荷矩阵, A 是保留的主成分个数, $\mathbf{t}(i, k)$ 是第 i 个批次第 k 个采样时刻过程数据的主成分得分向量。

当前测量值 $\mathbf{x}(i, k)$ 的重构值及重构残差定义如下

$$\hat{\mathbf{x}}(i, k) = \mathbf{t}(i, k) P_{ik} \quad (3)$$

$$\mathbf{e}(i, k) = \mathbf{x}(i, k) - \hat{\mathbf{x}}(i, k) \quad (4)$$

其中, P_{ik} 是 \mathbf{P} 的前 J 行, 即 $\mathbf{x}(i, k)$ 对应的载荷系数。式 (1) ~ 式 (4) 的建模过程定义为 2DDPCA 方法。

基于 2DDPCA 模型的过程监测方法通过残差空间 SPE 指标实时监测过程的运行状态。第 i 个批次第 k 个采样时刻的 SPE 指标定义如下

$$\text{SPE}_{i,k} = \mathbf{e}(i,k) \mathbf{e}(i,k)^T \quad (i = 1, \dots, I; k = 1, \dots, K) \quad (5)$$

经过 2DDPCA 分解得到的主成分得分向量 $\mathbf{t}(i, k)$ 提取了过程的复杂动特性, 虽然形式上可定义 $\mathbf{x}(i, k)$ 的 Hotelling T^2 统计量为

$$T^2(i, k) = \mathbf{t}(i, k) \mathbf{t}(i, k)^T = \sum_{a=1}^A t_a^2(i, k) \quad (i = 1, \dots, I; j = 1, \dots, J) \quad (6)$$

但由于 T^2 统计量不服从任何已知的分布, 无法利用主成分分子空间的 T^2 统计量进行过程监测。为了

完善该方法,避免误检漏检故障,Yao等^[8]设计了二维AR滤波器对 T^2 做变换处理,使变换后的 T^2 指标符合正态分布,从而可以通过监测变换后的 T^2 指标是否处于控制限内,达到对整个运行状态的监控。

2 基于2DDPCA模型的故障诊断算法

2DDPCA虽然简化了过程建模和在线监测,但却增大了故障诊断的难度,这是因为多元统计量Hotelling T^2 以及SPE指标糅合了“批次间”和“批次内”两个方向上的过程信息,传统的基于变量贡献图的故障诊断方法难于实现。为了解决这个问题,首先对工业过程各种故障状态下的过程行为进行了深入研究。在注塑过程中,加工原材料、模具冷却温度等外部条件的变动必然会改变其过程特性,而这种过程特性的改变完全可被划分为时间和批次两个不同尺度上的动特性变化^[10-11]。例如,压力变量(喷嘴压力、模腔压力、注射压力、背压等)具有快速动态响应,其动特性的改变可定义为时间尺度上的短期行为,而温度变量(机筒温度、熔体温度、模腔温度等)具有很慢且非常复杂的动态响应(例如文献[12]中最优的机筒温度控制策略中需要约30个批次),其动特性的改变可描述为批次尺度上的长期行为。为了实现有效的故障隔离和诊断,需要确定所发生的故障是由变量在时间尺度上的突变引起还是在批次尺度上的缓变引起,以便进一步分析产生故障的根本原因。基于上述认知并结合 T^2 和SPE控制图,本文针对间歇过程过渡状态提出了一种基于2DDPCA的故障诊断方法。

该诊断方法的基本思想是在 T^2 或SPE统计控制图提示过程异常后,先应用变量贡献图方法简单隔离故障变量,然后确定故障类别,即判定故障是属于批次内、批次间或综合故障;最后对故障成因作具体分析。下面简要给出故障诊断方法的实现步骤,第3节中将结合具体例子详细介绍诊断方法的实现过程。

(1) 分析故障发生时的SPE或者 T^2 指标的变量贡献图,通过计算每个变量的贡献率来判定受故障显著影响的过程变量(故障变量)。

(2) 具体分析故障变量,利用文献[9]中提出的改进2DDPCA方法确定故障变量的最优支撑区域(ROS)。

(3) 利用文献[8]中应用的二维AR模型分

别计算故障变量在正常工况和故障状况下最优ROS中变量的二维相关系数,分析两组二维相关系数的差异。

① 相关性仅在批次方向上发生明显变化,表明过程可能发生了缓变类故障;

② 相关性仅在批次内发生明显变化,表明过程可能发生突变类故障;

③ 相关性在ROS内都发生明显变化,则过程中出现了综合类故障。

(4) 结合相关性变化贡献图和过程知识最终确定故障成因。

3 仿真实例与结果分析

为了更好地解释本文所提出的故障诊断方法并验证其可行性,下面构建一个可模拟间歇过程过渡状态下过程特性的数值模型

$$\begin{aligned}x_1(i, k) &= 0.8x_1(i-1, k) + 0.5x_1(i, k-1) - \\ &\quad 0.33x_1(i-1, k-1) + w_1 \\ x_2(i, k) &= 0.44x_2(i-1, k) + 0.67x_2(i, k-1) - \\ &\quad 0.11x_2(i-1, k-1) + w_2 \\ x_3(i, k) &= 0.65x_1(i, k) + 0.35x_2(i, k) + w_3 \\ x_4(i, k) &= -1.26x_1(i, k) + 0.33x_2(i, k) + w_4\end{aligned}\quad (7)$$

其中, i 表示间歇操作数, k 表示采样时刻, x_1 和 x_2 是两个独立变量, x_3 和 x_4 是 x_1 和 x_2 的线性组合; $w_j(j=1, 2, 3, 4)$ 是服从Gaussian分布的随机变量,其方差为0.01。在正常工作条件下进行100次间歇操作,每个间歇操作周期内对4个变量采样200次,也即 $I=100, J=4, K=200$ 。下面通过改变模型式(7)中 x_2 的二维相关性模拟过程故障。

本文模拟的故障是在第61个间歇操作批次内改变了变量 x_2 的自相关特性,即从61个批次开始 $x_2(i, k) = 0.67x_2(i-1, k) + 0.8x_2(i, k-1) - 0.47x_2(i-1, k-1) + w_2$ 。监测结果见图2。

从监测图中可以看到,SPE监测图在故障发生后的第28个采样时刻就检测到故障, T^2 监测图则在故障发生后的第25个采样时刻检测到故障。运用文中提出的故障诊断方法对其进行诊断,详细步骤如下。

(1) 应用SPE贡献图简单隔离故障。根据SPE统计量的定义,每个过程变量对SPE的贡献率为 $C_{\text{SPE},x_j} = \text{sign}(x_j - \hat{x}_j) \frac{(x_j - \hat{x}_j)^2}{\text{SPE}}$ 。仿真研究

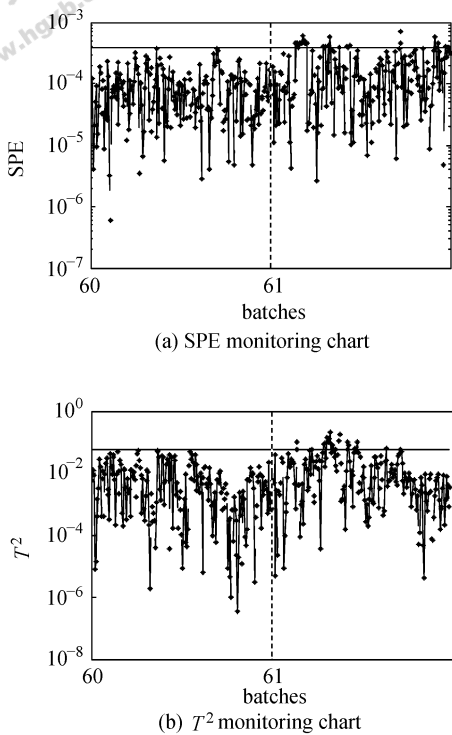


图 2 在线监测结果图

Fig. 2 Online monitoring charts

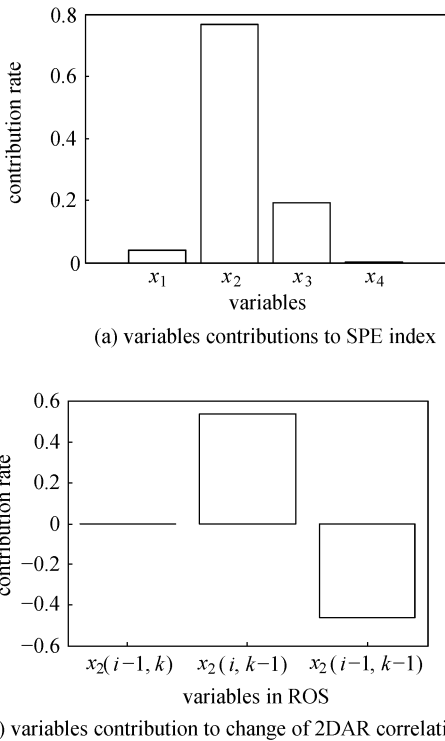


图 3 故障诊断图

Fig. 3 Fault diagnosis results for illustrated example

表明故障发生后各时刻 SPE 贡献图非常类似，取立刻检测到故障时刻 ($k=28$) 的 SPE 贡献图分析计算，得到 4 个变量的贡献率依次为 0.0407、

0.7666、0.1915、0.0012，如图 3 (a) 所示，第 2 个变量的贡献量明显大于其他变量，由此可判定发生的故障与变量 x_2 有关，从而实现故障变量的简单隔离。

(2) 确定故障变量的最优支撑区域，本例 x_2 的最优支撑区域为 $[(i, k-1), (i-1, k), (i-1, k-1)]$ 。

(3) 利用文献 [8] 提出的二维 AR 滤波器计算故障变量与最优支撑区域中变量的相关性

$$\hat{x}_2(i, k) = a(i-1, k)x_2(i-1, k) + a(i, k-1)x_2(i, k-1) + a(i-1, k-1)x_2(i-1, k-1)$$

其中， $a(i, k)$ 表示相应的二维自相关系数。当过程发生故障通常会引变量相关性发生变化（可通过 T 检验判定其显著性），因此可通过观察变量二维自相关系数的变化来进一步判定故障类别。

本例中在正常工况下变量 x_2 与其 ROS 相关变量的关系为

$$\hat{x}_2(i, k) = 0.52381x_2(i-1, k) + 0.26375x_2(i, k-1) - 0.12004x_2(i-1, k-1)$$

发生故障后变为

$$\hat{x}_2(i, k) = 0.4957x_2(i-1, k) + 0.81135x_2(i, k-1) - 0.62864x_2(i-1, k-1)$$

经统计检验 x_2 二维自相关系数 $a(i, k)$ 发生了显著变化，其变化大小可定义为

$$c(i, k) = a_{\text{fault}}(i, k) - a_{\text{normal}}(i, k)$$

为了更直观反映二维相关系数的变化方向，可采用贡献图表示其变化

$$C_{i,k} = \text{sign}[c(i, k)] \frac{c^2(i, k)}{C}$$

$$C = c^2(i-1, k) + c^2(i, k-1) + c^2(i-1, k-1)$$

通过上面计算可得到本例中的 3 个方向上的贡献率分别为 -0.0014134、0.53612、-0.46246，其贡献图如图 3 (b) 所示。

(4) 由图 3 (b) 可以看出 $C(i, k-1)$ 、 $C(i-1, k-1)$ 值明显大于 $C(i-1, k)$ ，即在批次方向上二维 AR 相关系数变化明显，该故障属于批次间故障。

4 结 论

本文针对间歇过程过渡状态下具有的复杂过程特性，在 2DDPCA 算法基础上提出一种在线故障诊断方法。该方法在 T^2 或 SPE 统计控制图提示过程异常后，先应用变量贡献图方法简单隔离故障变

量, 然后根据故障变量与其最优支撑区域中变量的关系确定故障类别, 最后利用相关性变化贡献图具体分析故障成因。仿真验证中, 所提出故障诊断方法能够快速检测并准确诊断故障成因。但本文所提方法只适用于可被线性 2DDPCA 模型描述的过程, 对于存在显著非线性的间歇过程, 下一步工作是考虑利用文献 [13] 中的非线性动态系统故障诊断方法进行间歇过程过渡状态的故障检测与诊断。

References

- [1] Bhagwat A, Srinivasan R, Krishnaswamy P R. Fault detection during process transitions: a model-based approach. *Chemical Engineering Science*, 2003, **58**: 309
- [2] Nembhard H B, Kao M S. Transition monitoring and adjustment for dynamic systems in a process improvement environment. *Qual. Reliab. Engng. Int.*, 2005, **21**: 621
- [3] Feil B, Abonyi J, Nemeth S, Arva P. Monitoring process transitions by Kalman filtering and time series segmentation. *Computers & Chemical Engineering*, 2005, **29**: 1423
- [4] Lu N, Yao Y, Gao F. Two-dimensional dynamic PCA for batch process monitoring. *AIChE Journal*, 2005, **51**: 3300
- [5] Jackson J E. *A User's Guide to Principal Components*. New York: Wiley, 1991
- [6] Aksasse B, Radouane L. Two-dimensional autoregressive (2D-AR) model order estimation. *IEEE Trans. Signal Processing*, 1999, **47**: 2072
- [7] Miller P, Swanson R E, Heckler C E. Contribution plots: a missing link in multivariate quality control. *Appl. Math. & Comp. Sci.*, 1998, **8**: 775
- [8] Yao Y, Gao F. Batch process monitoring in score space of two-dimensional dynamic PCA. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2007, **46**: 8033
- [9] Yao Y, Lu N, Gao F. Two-dimensional dynamic PCA with auto-selected support region//Proceeding of Dycops 2007. Cancun, Mexico, 2007
- [10] Yang Y. *Injection molding: from process to quality control* [D]. Hong Kong: The Hong Kong University of Science & Technology, 2004
- [11] Shi J, Gao F, Wu T. From two-dimensional linear quadratic optimal control to iterative learning control (I): Two-dimensional linear quadratic optimal controls and system analysis. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2006, **45**: 4603
- [12] Yao K, Gao F. Optimal start-up control of injection molding barrel temperature. *Polymer Engineering and Science*, 2007, **47**: 254
- [13] Jiang B, Staroswiecki M, Cocquempot V. Fault accommodation for a class of nonlinear systems. *IEEE Trans. Automatic Control*, 2006, **51**: 1578