

文章编号:1002-0411(2004)02-0253-04

基于 CMPCA 的化工生产过程性能监测与故障诊断

李元^{1,2,3}, 谢植¹, 周东华³

(1. 东北大学信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110004; 2. 沈阳化工学院信息工程学院, 辽宁 沈阳 110142;
3. 清华大学自动化系, 北京 100084)

摘要:根据化工生产过程的间歇反应特点,提出了一种基于一致多方向主元分析(CMPCA)的过程性能监测与故障诊断方法.首先基于动态时间规整(DTW(Dynamic Time Warping))技术对批次数据进行同步化,从而使得用于建模和诊断的数据均具一致性,保证了过程性能监测与故障诊断的可靠性.

关键词:一致多方向主元分析;动态时间规整;监测;故障诊断

中图分类号:TP277 O212.4 文献标识码:B

Monitoring and Fault Diagnosis of Chemical Processes Based on CMPCA

LI Yuan^{1,2,3}, XIE Zhi¹, ZHOU Dong-hua³

(1. School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China;
2. School of Information and Engineering, Shenyang Institute of Chemical Technology, Shenyang 110142, China;
3. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: This paper presents a monitoring and fault diagnosis method for chemical processes based on consistent multi-way principal component analysis (CMPCA). Firstly, data from different batches will be synchronized based on dynamic time warping (DTW) technique, then the consistent data will be used for modeling and fault diagnosis, which makes the monitoring and fault diagnosis for batch processes more reliable.

Keywords: CMPCA (consistent multi-way principal component analysis); dynamic time warping; monitoring; fault diagnosis

1 引言(Introduction)

主元分析(PCA)方法已成功应用于化工生产过程性能监测与故障诊断.由于DCS的数据冗余量大,使得PCA建模与诊断具可能性、合理性和可靠性^[1~3].但在批次化工过程中,间歇反应具有生产的周期性、批次间的相关性、过程间的不同步性等特点,使得基于传统PCA的方法受到很多限制.文献指出,若数据间具有不同步性,无论是建模还是诊断,都要求数据进行预处理^[4,5].动态时间规整(DTW)是一种广泛应用于语音识别领域的模式匹配技术,文[6,7]给出了应用DTW进行数据同步化的方法.我们将采用DTW进行数据轨迹同步化后建立的多方向主元分析模型称为一致多方向主元分析(CMPCA)模型.本文基于CMPCA给出了一种间歇生产过程性能监测与故障诊断方法,并应用到化工生产过程中.

2 基于DTW的数据一致性(Data consistency based on DTW)

由于批次过程的重复性与不一致性,首先应对采样数据进行基于DTW的数据一致性处理.

2.1 DTW的基本原理^[8~10]

动态时间规整(DTW)是一种灵活的、定常的模式匹配方案,它是基于动态规划理论提出的,能使模式内的相似特征合理匹配,并已在语音识别领域得到了成功的应用.运用DTW技术对多批次数据进行同步化,是建立在动态规划的基础上,采用最优化原理,搜寻数据间的相似特征,合理有效地进行数据的重新匹配.在不破坏数据信息存量的基础上去除轨迹间特性的不一致成分,搜寻其一致性,适时转换、扩张或压缩两个批次数据的局部模式特征,取得两轨迹之间的最短距离和最优同步路径来使两批次数据实现一致性.

假设 T 和 R 为两批次的多元数据,它们分别为 $t \times N$ 和 $r \times N$ 维的矩阵, t 和 r 为各自的采样次数, N 为被测变量的个数. t 和 r 通常不等,它们代表了 T 和 R 的两种不同模式.令 i 和 j 表示 T 和 R 的时间指标,DTW 的目的是采用递推和迭代的方式发现最短距离 $D^*(t, r)$ 和最优路径 F^* 序列.即:

$$D^*(t, r) = \frac{1}{\sum_k w(k)} \min_F \left[\sum_{k=1}^K d(i(k), j(k)) w(k) \right] \quad (1)$$

$$F^* = \arg \min [D(t, r)] \quad (2)$$

F^* 序列是 DTW 在最短距离 $D^*(t, r)$ 的基础上搜索出的一条处于 $t \times r$ 的网格中的点序列.在 DTW 算法中, F^* 序列可看作使两轨迹之间标准总体距离最短的一条处于 $t \times r$ 网格中的最优路径^[8-10].

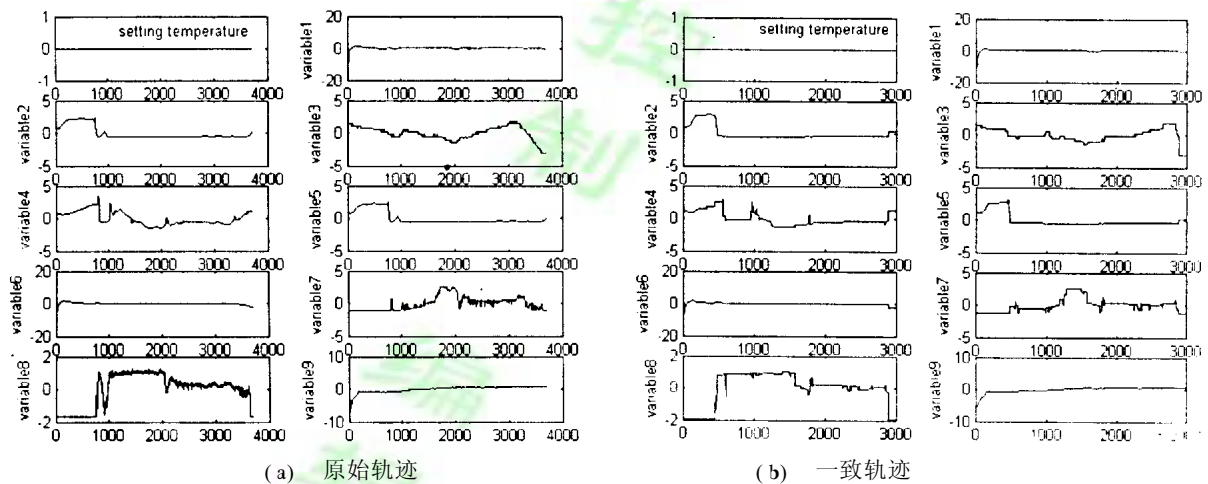


图1 基于 DTW 的数据一致性处理

Fig.1 Data consistent processing based on DTW

3 基于 CMPCA 的性能监测与故障诊断 (Monitoring and fault diagnosis based on CMPCA)

3.1 CMPCA

MPCA 是在 PCA 的基础上建立的多方向主元分析模型,以对大量相关测量数据进行处理.该模型将过程数据从高维数据空间投影到低维特征子空间,所得到的特征变量保留了原始数据的特征信息,去除了原始数据空间维数过大、变量间相关严重、干扰未知、信噪比低等因素,摒弃了冗余信息,是一种有效的高维数据处理工具.在数据量大、数据维数高、变量间具有相关性的间歇过程中,MPCA 可实现

2.2 基于 DTW 的数据一致性

PVC 生产过程的各批次反应的采样数据持续时间不等.但通常情况下,一批次的反应时间为 4 小时 10 分,采样间隔为 5 秒,则平均的采样次数应为 3000 点.所以应以 3000 作为标准采样持续时间,其他轨迹的长度应同步化成 3000.

首先选择一条参考轨迹.从采样数据库中选择一条长度为 3000 的轨迹,同时选择 50 批次的轨迹与此轨迹进行同步.然后将 50 批次同步化后的轨迹取平均得到的新轨迹作为参考轨迹.图 1(a) 为 PVC 过程的参考轨迹.它包括 9 个过程变量和一个反应器的设定温度.

图 1(a) 为一批 (3704 × 9) 数据的原始轨迹.采用 DTW 沿最优路径与参考轨迹同步化后的轨迹如图 1(b) 所示.根据同样原理,将 50 批次的建模数据均进行同步化处理,建立 CMPCA 模型.

统计质量控制、过程监控、生产数据的分析以及故障诊断. CMPCA 是在 MPCA 的基础上,结合批次反应的特点,采用 DTW 对采样数据和建模数据进行一致性处理后,基于 MPCA 进行性能监测及故障诊断的方法.

将原始数据 X 分解成模型与残差两部分:

$$X = TP^T + E \quad (3)$$

其中 T 为主元阵, P 为负荷阵, E 为残差.则 CMPCA 模型参数为^[1-3]:

$$Q_{ucl} = a(b + cz_a)^d \quad (4)$$

其中

$$\begin{aligned}
 a &= \sum_{i=k+1}^m \lambda_i \\
 b &= 1 + [\theta_2 h_0 (h_0 - 1)] / a^2 \\
 c &= (\sqrt{2\theta_2 h_0}) / a \\
 d &= 1 / h_0 \\
 \theta_2 &= \sum_{i=k+1}^m \lambda_i^2 \\
 \theta_3 &= \sum_{i=k+1}^m \lambda_i^3 \\
 h_0 &= (1 - 2a\theta_3) / (3\theta_2^2)
 \end{aligned} \quad (5)$$

λ_i 为 P 的特征向量, Q_{uci} 统计量也叫做 SPE 的控制限.

$$T^2_{\frac{2}{\pi c l}} \frac{(n-1)(n+1)p}{n(n-p)} F_{\alpha}(p, n-p) \quad (6)$$

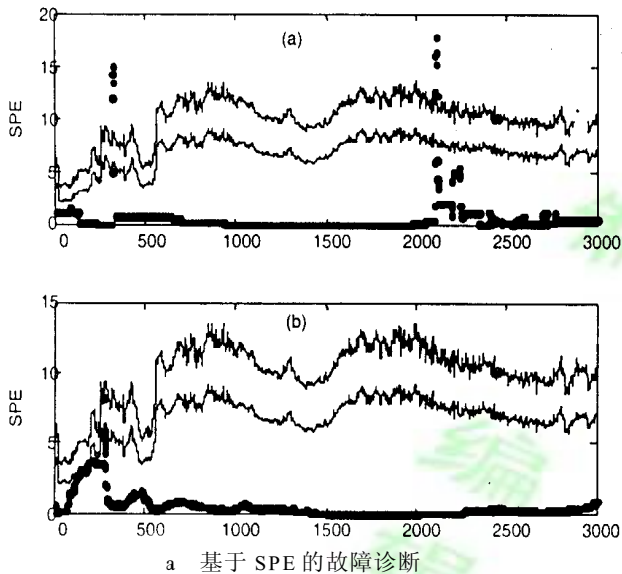


图 2 基于 MPCA 与 CMPCA 故障诊断结果比较

Fig.2 Comparison of fault diagnosis results based on MPCA and CMPCA

4 结论 (Conclusion)

本文将 DTW 应用于化工间歇反应过程的数据一致性处理中,在此基础上给出了一种化工生产过程性能监测与故障诊断 CMPCA 方法,并根据生产的实际数据进行了实验验证,表明了本文方法的有效性.需要指出的是,本文方法同样也可以推广到其它类型的间歇反应过程.

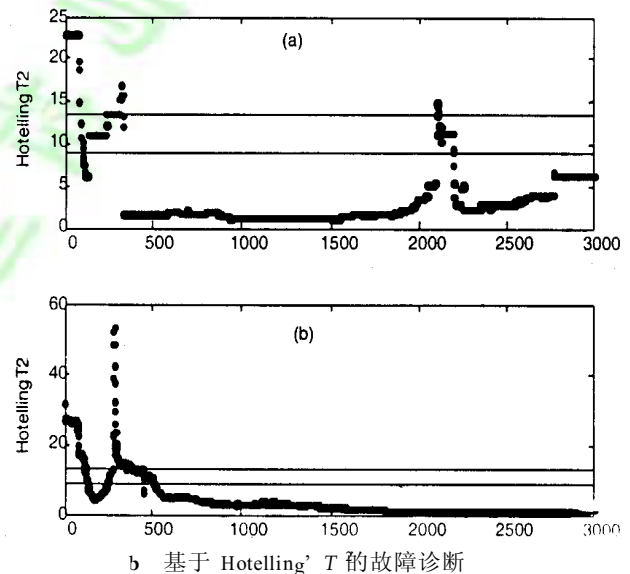
参 考 文 献 (References)

- [1] Dunia R, Qin S J, Edgar T F, et al. Identification of faulty sensors using principal component analysis [J]. AIChE Journal, 1996, 42(10): 2797 ~ 2812.
- [2] Dunia R, Qin S J. A unified geometric approach to process and

p 为主元数, n 为变量数.

3.2 基于 CMPCA 的过程性能监测与故障诊断

将一新批次 (3704 × 9) 的数据多元轨迹经一致性处理后的统计指标向 CMPCA 模型空间投影,在三个控制指标中均有若干点在统计控制限外,这些数据点即为故障发生点,这表明根据经 DTW 处理后的轨迹可检测到这些数据点的故障,参见图 2a (a)、b(a). 与此相对照,若将 3704 × 9 的多元轨迹采用截取的办法得到 3000 × 9 的轨迹,然后将其统计指标向 MPCA 模型空间投影,如图 2 a(b)、b(b) 所示,许多故障点将消失,造成故障诊断的漏报现象.因此,两种不同的数据处理方法导致故障诊断的结果完全不同,由此验证了基于 DTW 的数据一致性处理方法保留了原始数据的更多的信息,提高了故障诊断的可靠性.



sensor fault identification: the unidimensional fault case [J]. Computers and Chemical Engineering, 1998, 22(7 ~ 8): 927 ~ 943.

- [3] Dunia R, Qin S J. Joint diagnosis of process and sensor faults using principal component analysis [J]. Control Engineering Practice, 1998, 6(4): 457 ~ 469.
- [4] Nomikos P, MacGregor J F. Monitoring batch process using multi way principal component analysis [J]. AIChE Journal, 1994, 40(8): 1361 ~ 1375.
- [5] Nomikos P, MacGregor J F. Multi way partial least squares in monitoring batch processes [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 1995, 30(1): 97 ~ 108.
- [6] Rabiner L R, Rosenberg A E, Levinson S E. Considerations in dynamic time warping algorithms for discrete word recognition [J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Process-

- ing, 1978, 26(6): 575 ~ 582.
- [7] Sakoe H, Chiba S. Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition [J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1978, 26(1): 43 ~ 49.
- [8] 周东华, 叶银忠. 现代故障诊断与容错控制 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [9] 李元, 王纲. 基于动态时间错位的多元批次轨迹同步化 [J]. 上海海运学院学报, 2001, 22(3): 217 ~ 221.
- [10] Gao X, Wang G, Li Y, *et al.* Multivariate statistical process monitoring based on synchronization of trajectories using DTW

[A]. 4th IFAC Workshop on On-line Fault Detection and Supervision in the Chemical Process Industries (CHEMAS-4) [C]. 2001. 383 ~ 387.

作者简介

李元(1964-), 女, 博士研究生, 副教授. 研究领域为统计过程控制, 过程性能监视与故障诊断.

周东华(1963-), 男, 博士, 教授. 研究领域为系统辨识, 故障诊断与容错控制.

投稿指南

本刊接收 e-mail 方式与信函方式的投稿, 有条件的作者请用 e-mail 投稿。e-mail 稿件请用 word 格式。信函投稿请寄 3 份, 其中两份不要署名、单位及作者简介。投稿时请提供具体的通信地址、邮政编码、电话以及 e-mail, 以便于联系。本刊收到稿件后, 将通过 e-mail 发出收稿通知。投稿后, 若长时间未收到收稿通知, 请通过 edito@sia.ac.cn 查询。

本刊只发表原创性作品, 分论文与报告、综述与介绍、实际问题研讨、短文等栏目, 来稿中请说明文章的主要创新点, 请勿同时投寄其它公开发行的刊物。

来稿注意事项(请参照本刊近期发表的文章):

- 1 文章标题、一级标题、图题、表题、作者单位、摘要、关键词(3 ~ 5 个)必须中英文对照, 作者姓名须注明拼音。
- 2 请提供中图分类号与文献标识码。
- 3 得到省部级以上基金支持的项目请写明, 有基金项目号的务须注明, 对获得基金支持的文章, 本刊将优先予以考虑。
- 4 摘要的内容为: 研究目的、方法、结果、结论, 中英文摘要须对应。
- 5 文中附图须清晰连贯, 线条厚实。
- 6 文末参考文献采用顺序编码制, 按《中国学术期刊光盘版》规范书写。