

非稳态过程故障诊断方法研究

宋晓云*, 田文德, 靳满满

(青岛科技大学化工学院, 山东 青岛 266042)

摘要:针对化工非稳态过程动态特性强、变化范围大等特点,结合动态时间规整(DTW)和主成分分析算法(PCA)提出了一个新的混合故障诊断方案。利用DTW除去非线性特性构建残差变量,然后利用稳态过程的故障诊断方法进行诊断,降低了诊断难度,并以青霉素发酵过程进行了验证。诊断结果表明,该诊断方案对非稳态过程有很好的诊断效果。

关键词:化工非稳态过程;动态时间规整;故障诊断;主元分析

中图分类号:TP277

文献标志码:A

文章编号:0253-4320(2016)08-0182-04

DOI:10.16606/j.cnki.issn0253-4320.2016.08.044

Fault diagnosis method for unsteady process

SONG Xiao-yun*, TIAN Wen-de, JIN Man-man

(College of chemical engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266042, China)

Abstract: For the unsteady chemical process with strong dynamic characteristics and a large range of changes, a new hybrid fault diagnosis scheme is proposed in this paper by combining dynamic time warping (DTW) with principal component analysis (PCA). It constructs the residual variables by using DTW to remove the nonlinear characteristics and then uses the diagnosis method of steady process to perform fault diagnosis and reduce the difficulty of diagnosis. The feasibility of this method is verified by the penicillin fermentation case study. The result shows that it has good effect on the unsteady process.

Key words: chemical unsteady process; dynamic time warping; diagnosis scheme; principal component analysis

化学工业在国民生产中占有越来越重要的地位,但化工类事故频频发生,造成的损失不可估量。化工生产对产品质量要求严格,任何一个失误都可能引起故障,而化工生产过程中往往涉及易燃、易爆化学物质,一点微小的故障就可能造成灾难的发生^[1]。因此,早期的故障诊断是避免种种事故的最有效手段之一。

目前,化工领域的学者提出了故障诊断的各种算法模型,大都是针对稳态过程,对于非稳态过程的研究成果相对较少。比如,Ündey等^[2]用MPCA和基于知识的专家系统RTKBS实现了对青霉素发酵过程的故障诊断;Anshuman等^[3]提出把非稳态过程看作是非线性过程,然后分为多个线性过程,故障检测和分离时间显著减少,但需要计算多个模型,花费时间多,结构复杂,不适用于大范围过程;Kassidas等^[4]提出用动态时间规整(dynamic time warping, DTW)的方法来计算数据的差异度,并最早应用于语音识别方面,有对称式和非对称式2种算法,这一方法可以用来做故障诊断。

文献中提到,化工中的非稳态过程可看作是非线性过程,但建立多个线性模型耗时耗力,本文中提

出利用DTW(动态时间规整)计算正常样本和检测样本之间的差异度,除去其强非线性,之后对残差变量进行稳态过程的故障诊断处理,降低了建模难度,提高了诊断的速度和准确性。

1 算法简介

1.1 动态时间规整

动态时间规整^[5]是一种用来衡量2种长度不同、时间序列相似的方法。DTW运用动态规划的原理,非线性地错位2条轨迹,排列相似事件,以获得最短距离。假设有2个时间轨迹 $R(r \times n)$ 和 $T(t \times n)$, n 是轨迹的维数, r 和 t 是轨迹各自的长度,设 i 和 j 分别是 R 和 T 关于时间的坐标,则DTW会在 $t \times r$ 网格中建立 K 个点的最小序列 $F^{[6-8]}$:

$$F = \{f(1), f(2), \dots, f(k), \dots, f(K) \mid \max(r, t) \leq K < r + t - 1\} \quad (1)$$

其中, $f(k) = [i(k), j(k)]$ 。上式被称为DTW算法。

在DTW算法中, F 序列可看作使2个轨迹之间标准总体距离最短的1条处于 $t \times r$ 网格中的最优路径^[9]。

令 $d(i, j)$ 代表 T 和 R 分别在 i 和 j 时刻的值的

欧氏距离:

$$d(R_i, T_j) = \sum_{c=1}^N [W_c | R(i, c) - T(j, c) |] \quad (2)$$

其中, W_c 是各个变量的权值。

然后,构造一个相似矩阵 D 用来描述 2 个轨迹的差异度,应用 Itakura 提出的局部约束可以得到如下的递推式:

$$D(i, j) = \min \left\{ \begin{array}{l} D(i-1, j) + d(i, j) \text{ or } [\infty, A] \\ D(i-1, j-1) + d(i, j) \\ D(i-1, j-2) + d(i, j) \end{array} \right\} \quad (3)$$

式中, $D(1, 1) = d(1, 1)$, 条件 A 指的是当 $(i-1, j)$ 的前导节点是 $(i-2, j)$, 条件 A 的约束是为了保证不出现 2 次水平的传播路径。

1.2 主成分分析法

PCA 是将过程中大量的相关信息和带有噪声的数据投影到含所有相关信息的低维空间上,其本质是一个特征提取和信息压缩的过程^[10-12]。假设正常样本数据集 $X \in m \times n$, (n 为样本个数, m 为变量个数)服从均值为 0, 方差为 1 的正态分布,定义 X 的协方差矩阵:

$$COV(X) = x_r x^T / (n-1) \quad (4)$$

则此时可将 X 表示为:

$$X = t_1 p_1^T + t_2 p_2^T + \dots + t_m p_m^T \quad (5)$$

其中, $t_i = X p_i$ ($i = 1, 2, \dots, m$) 称为主元或者分向量, p_i 又称为负载向量^[13]。

将样本数据集 X 分别投影到主元子空间和残差子空间,然后分别建立 SPE 和 T^2 统计量,其定义

分别为^[14]:

$$SPE = \| X \tilde{P} \tilde{P}^T \| < \delta_{SPE}^2 \quad (6)$$

$$T^2 = \| TD_{\lambda_i}^{-1/2} \|^2 = \| XPD_{\lambda_i}^{-1/2} \|^2 < \sigma_T^2 \quad (7)$$

其中, δ_T 和 δ_{SPE} 分别为 SPE 统计量和 T^2 统计量的控制限^[15]。如果同时超了控制限,则故障被诊断出来。

1.3 故障诊断策略

化工正常生产过程中,由于仪表测量误差、数据传送延迟等众多因素的影响,真实监测数据会有噪声的存在,在正常工况下,噪音基本符合正态分布模型。根据这一特点,通过除去生产数据的强非线性,保留噪音数据构建残差变量,然后,利用稳态过程的故障诊断方法进行诊断。模拟数据与实时数据往往长度不等,所以不能用欧氏距离来表示噪声数据,而 DTW 计算出来的差异度则避免了长度不等而带来的麻烦。

针对非稳态过程的强非线性特点,本文中提出的故障诊断方案主要的诊断步骤包括以下几步。

(1) 取 2 组不同批次正常工况下的样本数据(A 和 B),以 A 为标准样本,用 DTW 除去 B 的非线性特点,组成残差数据样本。

(2) 把正常工况下的残差数据样本作为训练样本,建立 PCA 模型。

(3) 检测样本经过 DTW 处理后,用 PCA 模型计算 SPE 和 T^2 ,进行故障诊断。诊断流程如图 1 所示。

(上接第 181 页)

参考文献

- [1] 李国娜,王赤宇,周鹏,等.基于 HYSYS 的天然气轻烃回收仿真及优化[J].现代化工,2014,34(10):150-153.
- [2] 韩淑怡,王科,祁亚玲,等.天然气轻烃回收 DHX 工艺优化研究[J].天然气化工:C₁ 化学与化工,2014,39(6):58-62.
- [3] 姜涛,金学坤,陈凤娟.哈萨克斯 250 km³/d 天然气凝液回收装置模拟优化设计[J].化工设计通讯,2014,40(3):75-78.
- [4] 刘百春,刘武,邹慧雄,等. Hysys 在气田轻烃分馏动态仿真中的应用[J].化学工程,2014,42(12):67-70.
- [5] 朱琳.宜宾大塔轻烃回收项目工艺设计及参数优化[J].石油与天然气化工,2014,43(3):271-274.
- [6] 李宝琦,朱砂,张文博,等.天然气轻烃回收优化的研究[J].石化技术,2015,(2):1-7.
- [7] 逯家辉,姜鑫,李昊龙,等.应用响应面法优化超声波法提取甘草中总黄酮的工艺[J].吉林大学学报:工学版,2008,38(s2):293-298.
- [8] 肖怀秋,李玉珍,林亲录,等. Box-Behnken 响应面优化冷榨花生粕酶解制备花生肽工艺[J].中国粮油学报,2014,10:106-111.
- [9] 陈颖,杨朝晖,李小江,等.茶树菇废菌体对水中 Cr(VI) 吸附的响应面优化及机理研究[J].环境科学学报,2010,30(8):1593-1600.
- [10] 李燕.轻烃回收系统的模拟研究与应用[D].成都:西南石油大学,2007.
- [11] 刘涛,朱新儒,刘琨.关于膨胀制冷轻烃回收工艺参数优化分析[J].中国石油和化工标准与质量,2012,(1):54-54.
- [12] Bezerra M A, Santelli R E, Oliveira E P, et al. Response surface methodology (RSM) as a tool for optimization in analytical chemistry[J]. Talanta, 2008, 76(5):965-977.
- [13] Dong C H, Xie X Q, Wang X L, et al. Application of box-behnken design in optimisation for polysaccharides extraction from cultured mycelium of cordyceps sinensis[J]. Food and Bioproducts Processing, 2009, 87(2):139-144.
- [14] 王洪海,崔小英,钟宏伟,等. RSM 与流程模拟结合用于复杂塔操作参数优化[J].河北工业大学学报,2011,40(1):36-40. ■

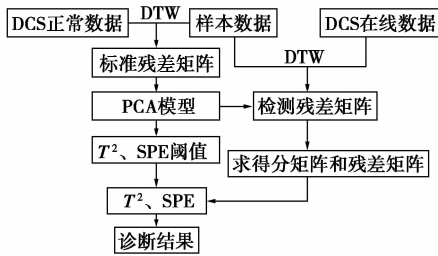


图 1 故障诊断流程

2 案例分析

本文中应用 Pensim 仿真平台进行了案例分析,该软件采用改进的 Birol 模型,可以简易地实现青霉素发酵过程的一系列仿真。此过程一般分为 2 大部分^[16-18]:第一部分是底物的快速消耗和菌体的迅速成长阶段;第二部分是青霉素的合成阶段,发酵过程趋于稳定。可以看出,Pensim 仿真软件模拟的是一个非稳态过程,可进行非稳态过程故障诊断研究。

Pensim 不仅可以在正常的初始条件下模拟青霉素发酵过程,同时还可以设置 3 个常见的故障。故障扰动的类型分阶跃和斜坡 2 种^[19-20],设置条件如表 1 所示。Pensim 中的监测变量如表 2 所示。

表 1 故障样本设置表

故障类型	空气流量	搅拌功率	底物流加速率
阶跃程度	+10%	+10%	-10%
引入时间/h	150	150	90
终止时间/h	400	400	400

表 2 变量一览表

编号	1	2	3	4	5
变量	空气流量	溶解氧浓度	CO ₂ 浓度	反应器体积	pH
编号	6	7	8	9	10
变量	冷水流量	菌体体积	产热量	搅拌功率	底物进料流量

用 Pensim 软件模拟了 2 组批次正常青霉素发酵过程的仿真实验,通过调节各个参数的设定值模拟正常工况下 2 组不同批次的数据(A 批次和 B 批次),以 A 批次为离线建模的基准。模拟发酵时间为 400 h,采样时间为 0.25 h,样本数为 1 600,引入了 3 种故障。首先,以正常工况 A 的样本数据为标准,用 DTW 计算与正常工况 B 数据间的差异度,设置数据窗 $m = 10$,除去非稳定特性组成残差变量矩阵。变量 2 和 3 经 DTW 处理前后对比如图 2 和

图 3 所示。

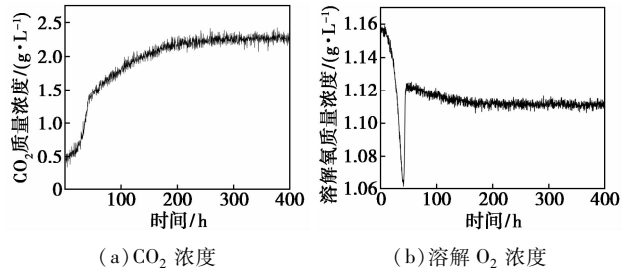
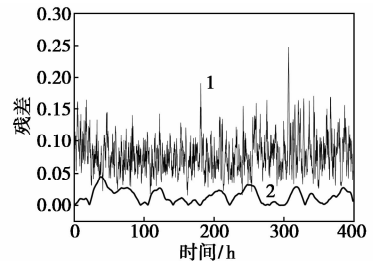


图 2 变量原始曲线图

从图 2 可以看出,实际过程中,由于菌体发酵需要消耗大量的溶解氧同时产生 CO₂,导致溶解 O₂ 急剧下降,CO₂ 急剧上升,变量曲线非稳态特征明显,大大提高了故障诊断的难度。图 3 为经 DTW 处理除去非线性特点后的变量曲线图,虽在一定范围内上下波动,但曲线整体趋势平稳,从而极大降低了建立诊断模型的难度。

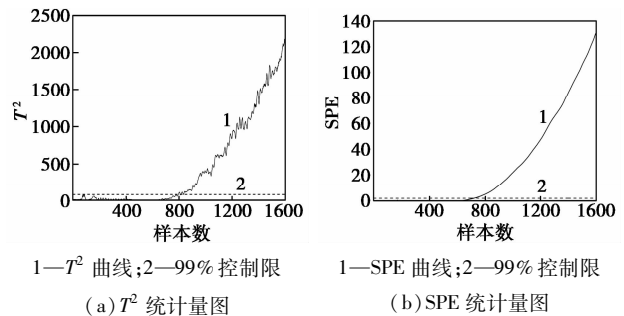


1—CO₂ 浓度残差曲线;2—溶解氧浓度曲线

图 3 变量残差曲线图

然后,把残差变量矩阵作为 X 矩阵,建立 PCA 模型,计算子空间中监控统计量的控制限;最后,将测试样本数据经 DTW 处理除去非稳态特性后输入 PCA 模型,分别构建 SPE 和 T² 统计量进行故障检测。本文中以空气流量故障为例给出诊断结果,如图 4 所示。

从图 4 可以看出,在第 650 个样本之后,SPE 和 T² 几乎同时超出了控制限,因而故障被及时地诊断出来,然后利用变量贡献率对故障进行识别。由



1—T² 曲线;2—99% 控制限 (a) T² 统计量图
1—SPE 曲线;2—99% 控制限 (b) SPE 统计量图

图 4 空气流量故障

表3 变量贡献率

编号	1	2	3	4	5
变量名称	空气流量	溶解氧浓度	CO ₂ 浓度	反应器体积	pH
贡献率	54.219	1.416	0.251	0.171	1.921
编号	6	7	8	9	10
变量名称	冷水流量	菌体体积	产热量	搅拌功率	底物进料流量
贡献率	18.007	1.525	17.065	5.930	0.329

表3所示,变量1的贡献率最高,变量6和8次之,因而空气流量故障被诊断出来,由于在发酵过程中,若加大了空气流量,会影响冷水流量和产热量,所以变量6、8也随之产生异常波动。

与其他非稳态故障诊断方法相比,该策略的优势是:针对非稳态过程强非线性等特点,先除去数据的非线性特点,构建残差样本数据后再利用稳态过程的故障诊断方法进行诊断工作,无需进行烦琐的建模过程,从而简化了非稳态故障诊断的建模问题,大大降低了诊断难度。

3 结论

将DTW与PCA结合,提出了一种非稳态过程的故障诊断策略。通过在青霉素发酵过程中的应用可以看到,此方案除去数据非线性,可以很好地实现非稳态过程早期的故障诊断。但该方法需取2次正常工况下的历史样本,有一定的局限性。今后的方向可与动态模拟相结合,建立完善的非稳态故障诊断策略。

参考文献

- [1] 周华,李秀喜,钱宇. 石油化工过程安全技术研究进展[J]. 化工进展,2008,27(10):1498-1504.
- [2] Ündey Cenk, Tatara Eric, Çınar Ali. Real-time batch process supervision by integrated knowledge-based systems and multivariate statistical methods[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2003, 16(S5/S6): 555-566.
- [3] Anshuman Bhagwat, Rajagopalan Srinivasan, Krishnaswamy P R. Multi-linear model-based fault detection during process transitions[J]. Chemical Engineering Science, 2003, 58(9): 1649-1670.
- [4] Kassidas Athanassios, John F MacGregor, Paul A Taylor. Synchronization of batch trajectories using dynamic time warping[J]. AIChE

Journal, 2004, 44(44): 864-875.

- [5] 王振恒,赵劲松. 精馏塔开车过程混合故障诊断策略[J]. 华东理工大学学报:自然科学版, 2009, 35(4): 639-643.
- [6] Srinivacan R, Viswanathan P, Vendam H, et al. A framework for managing transitions in chemical plants[J]. Computer and Chemical Science, 2005, 29(2): 305-322.
- [7] Srinivacan R, Qian M S. Online fault diagnosis and state identification during process transitions using dynamic locus analysis[J]. Chemical Engineering Science, 2006, 61(18): 6109-6232.
- [8] Muzaffar Bashir, Jürgen Kempf. Area bound dynamic time warping based fast and accurate person authentication using a biometric pen[J]. Digital Signal Processing, 2013, 31(2): 259-267.
- [9] Jiang Q C, Yan X F. Statistical monitoring of chemical processes based on sensitive kernel principal components[J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2013, 21(6): 633-643.
- [10] Deng X G, Tian X M. Nonlinear process fault pattern recognition using statistics kernel PCA similarity factor[J]. Neurocomputing, 2013, 121(18): 298-308.
- [11] Hessam Mirgolbabaei, Tarek Echehki, Nejib Smaoui. A nonlinear principal component analysis approach for turbulent combustion composition space[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2014, 39(9): 4622-4633.
- [12] Lin J W. Seismo-ionospheric disturbance using principal component analysis—A study of Japan's Iwate-Miyagi Nairiku earthquake on 13 June 2008[J]. Acta Geodaetica et Geophysica Hungarica, 2011, 46(1): 1-9.
- [13] 李尔国,俞寿金. 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.
- [14] Nomikos P, MacGregor J F. Multivariate SPC charts for batch processes[J]. Technometrics, 1995, 37(1): 41-59.
- [15] Yoo C K, Lee J M, Vanrolleghem P A. On-line monitoring of batch processes using multiway independent component analysis[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2004, 71(2): 151-163.
- [16] 刘世成,王海清,李平. 基于多向核主元分析的青霉素生产过程在线监测[J]. 浙江大学学报, 2007, 41(2): 202-207.
- [17] Liu Y, Wang H Q. Modelling a penicillin fed-batch fermentation using least squares support vector machines[J]. Shengwu Gongcheng Xuebao, 2006, 22(1): 144-149.
- [18] 刘毅,王海清. Pensim 仿真平台在青霉素发酵过程的应用研究[J]. 系统仿真报, 2006, 18(12): 3524-3527.
- [19] 刘世成. 面向间歇发酵过程的多元统计监测方法研究[D]. 杭州:浙江大学, 2008.
- [20] Xiong Weili, Wang Xiao, Zhang Qian, et al. Modeling for penicillin fermentation process based on weighted LS-SVM and Pensim[A]. Proceedings of the conference on Intelligent Automation in China, 2013, 255: 227-287. ■