

研究论文

化工过程混合故障诊断系统的应用

戴一阳, 赵劲松, 陈丙珍

(清华大学化学工程系, 北京 100084)

摘要: 故障诊断是保障化工过程安全、平稳进行的一个重要工具。主成分分析法 (PCA) 作为典型的故障诊断方法, 已经广泛应用于各类化工过程的故障诊断, 但在复杂过程的故障类别判断上还存在不足。而人工免疫系统对于自我-非我的识别能力有助于对故障类别的判断, 并且其良好的自适应、自学习能力, 有助于在诊断过程中对系统的完善和改进。本文将主成分分析法与人工免疫系统结合, 建立了一个新的混合故障诊断系统, 实现对于化工过程故障的早期诊断, 并用 Honeywell 公司的 UniSim 平台建立了一个动态的化工过程模型, 对该诊断系统进行了验证。

关键词: 故障诊断; 化工过程; 主成分分析法; 人工免疫系统; 混合系统

中图分类号: TP 311

文献标识码: A

文章编号: 0438-1157 (2010) 02-0342-05

Application of hybrid diagnostic system for chemical processes

DAI Yiyang, ZHAO Jinsong, CHEN Bingzhen

(Department of Chemical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Fault diagnosis is an important method to insure the safety and stability of chemical processes. Principle component analysis (PCA), one of the typical diagnostic methods, has been widely used in various chemical fault detections. However, PCA is not good at fault diagnosis of complex chemical processes. Artificial immune system (AIS) is an adaptive system inspired by theoretical immunology and observes immune functions, principles and models. Based on the principles of self/non-self discrimination in the immune system, fault diagnosis by using AIS is feasible. The ability of self-learning and self-adaptation makes AIS able to evolve during the online applications. A hybrid diagnostic system combining PCA and AIS was proposed in this paper for early fault diagnosis of chemical processes. A dynamic chemical simulation model was built with Honeywell's UniSim platform, and the efficiency of the diagnostic system was validated.

Key words: fault diagnosis; chemical process; principle component analysis; artificial immune system; hybrid system

引 言

现代化工企业的规模越来越大、工艺越来越复杂, 各类化工事故发生的概率也日益增加。化工生

产过程涉及易燃、易爆、有毒、腐蚀性的化学物质, 因此生产过程中任何一个微小的事故都可能引发一场大灾难, 从而导致巨大的环境、社会和经济损失。另一方面, 由于化工生产对于产品的质量要

2009-10-27 收到初稿, 2009-10-29 收到修改稿。

联系人: 赵劲松。第一作者: 戴一阳 (1984-), 男, 博士研究生。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (20776010)。

Received date: 2009-10-27.

Corresponding author: Prof. ZHAO Jinsong, jinsongzhao@mail.tsinghua.edu.cn

Foundation item: supported by the National Natural Science Foundation of China (20776010).

求较严格，生产过程中的任何一个操作失误都有可能引起故障，从而影响产品质量、造成经济损失。

为了确保化工过程安全并稳定的运行，化工领域的专家、学者们提出了各种故障诊断的模型以及算法。Venkatasubramanian 等^[1]指出，这些诊断方法可分为基于定量模型的方法、基于定性模型的方法和基于历史数据的方法 3 种。

本文将主成分分析法 (PCA) 与人工免疫系统 (AIS) 结合，建立了一个新的混合故障诊断系统，并用 Honeywell 的 UniSim 平台建立了一个动态的化工过程模型，对该诊断系统进行了验证。

1 混合故障诊断系统

PCA 作为一种基于统计原理建立描述系统的低维模型的方法，主要以正常工况为样本训练得到模型。因此在稳态过程的故障检测方面有较好的效果，但是对于故障类别的识别存在一定局限性。本文将 PCA 与 AIS 结合，利用 AIS 对于“自我”和“非我”的判断及自学习能力，实现了对于化工过程故障的早期诊断。

1.1 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子空间上，从而起到降维和去噪的作用，其本质是一个特征提取和信息压缩的过程。PCA 最早由 Pearson 于 1901 年在研究非随机变量时引入，之后大量应用于过程模拟、优化、故障诊断等领域。在 PCA 思路基础上，学者们相继提出了动态主元分析 (DPCA)^[2]、核主元分析法 (KPCA)^[3]、多相主成分分析法 (MPCA)^[4] 和多尺度主元分析法 (MSPCA)^[5] 等。

PCA 的主要思路就是已知数据集 \mathbf{X} 为一个 $m \times n$ 的矩阵，其中 n 为样本采样点数， m 为测量变量数。建立主元模型，将样本 \mathbf{X} 分别投影到主元子空间和残差子空间，分解为 \mathbf{P} 、 \mathbf{T} 两个 $m \times k$ 和 $n \times k$ 的矩阵， k 为主元数。其中矩阵 \mathbf{P} 、 \mathbf{T} 可以通过对矩阵 \mathbf{X} 的协方差矩阵进行奇异值分解得到。

传统的 PCA 通常采用定义 Hotelling T^2 统计量^[6] 和平方预测误差 SPE 统计量^[7] 对新的过程样本进行故障检测。将新的样本 x_{new} 带入训练后的模型，计算 T^2 统计量和 SPE 统计量。当 SPE 或 T^2 统计量超限时，认为系统中出现故障。

1.2 人工免疫系统

人工免疫系统 (AIS) 是一种涉及多学科领域

的综合智能系统，它将免疫学与工程学有机结合，利用数学、计算机等技术建立免疫机制模型，并将其应用于工程的设计、实施等方面^[8-9]。日本学者 Ishida^[10] 利用免疫系统的原理解决了传感器网络故障的诊断问题，第一次将免疫系统应用于工程领域。近年来，人工免疫逐渐被引入到故障诊断领域：Aguilar^[11] 将人工免疫应用于油井的故障诊断。Xiong 等^[12] 将人工免疫应用于典型化工过程 TE 模型故障诊断，取得了较好的效果。Xu 等^[13] 将人工免疫结合杂交算法建立了配电网的故障诊断系统。本文作者将人工免疫首次应用于间歇化工过程故障诊断，取得了良好的效果^[14]。

在人工免疫系统内，检测数据表达为抗原，记作 $\mathbf{Ag} = [Ag_1, Ag_2, \dots, Ag_n]$ ，而各种抗体包含了不同类型的故障信息，记作 $\mathbf{Ab} = [Ab_1, Ab_2, \dots, Ab_n]$ 。抗原和抗体都是由时间序列的数据样本组成的矩阵， Ag_i 和 Ab_i 为各变量的时间序列。

本文采用改进的在线 DLA 算法^[15] 计算动态的过程数据样本的差异度以确定抗原和抗体的亲和度。当抗原与抗体中每一个变量的差异度都低于阈值，则认为抗原与该抗体的亲和度满足故障诊断的要求。该抗原的故障即为该抗体所对应的故障类别。

在故障诊断的过程中，并不只是将已知的故障样本作为抗体，而是由已知样本繁殖变异产生大量不全相同的抗体。一种故障可以生成成百上千的故障抗体，抗体的数量与系统的计算能力有关。同时在抗体的变异繁殖过程中，阈值也会相应地进行计算调整以提高故障诊断的精度。

1.3 算法流程

本文提出的人工免疫故障算法主要包括两个阶段：PCA 检测和 AIS 诊断。实际的在线故障诊断流程如图 1 所示。

在线诊断开始之前要有一定量的原始故障样本，对抗体库进行初始化，再开始在线故障诊断。

在线故障诊断过程中，系统定时读入由生产设备或模型生成的在线数据并归一化。由 PCA 检测器分析是否故障，若无故障则读入下一组数据，若存在故障则进入 AIS 故障诊断环节。

AIS 进行故障诊断前先由事故段数据生成抗原，与系统抗体库内的故障抗体进行亲和度计算，诊断故障类别。成功诊断出故障类别后，系统经人

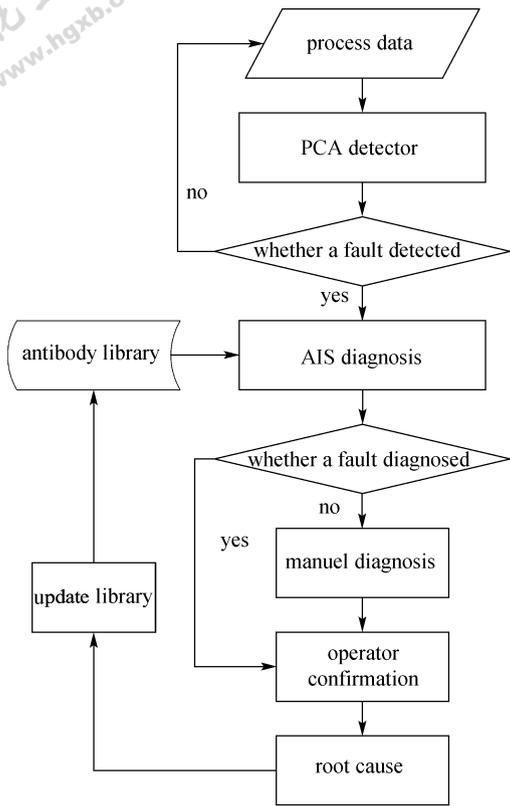


图 1 混合故障诊断系统算法流程图

Fig. 1 Flowchart of hybrid fault diagnostic system

工核对输出诊断结果。若诊断为新故障或无法判断故障类别，则由人工诊断确定故障类别，经核对后再输出。诊断结果经确认后，AIS 将更新抗体库，通过自学习，实现对系统的更新和完善。

2 模型建立

本文使用了 Honeywell 公司的 UniSim 流程模拟平台建立了一个动态模型，对混合故障诊断系统进行了验证。UniSim 流程模拟平台起源于 1976 年，其平台的流程模拟部分主要基于原 Hyprotech 公司的 HYSYS 平台。它提供了稳态和动态两种模拟环境，稳态和动态共享相同的物性数据和热力学方法、共享单元模型。用于工艺设计的稳态模型在提供了相关的设备数据后就可能转为动态模型。

本文用 UniSim 平台模拟了环氧丙烷水合生成丙二醇的反应



反应流程如图 2 所示。其中主要入流包括原料环氧丙烷（其中含有少量杂质甲醇）、一定量氮气及水，该反应过程中有 3 个控制器。glycolconc 通过原料入口流量控制产品中丙二醇的摩尔分数，reactor LC 通过产品出口流量控制反应器液位，reactor TC 通过冷却水流量控制反应器温度。

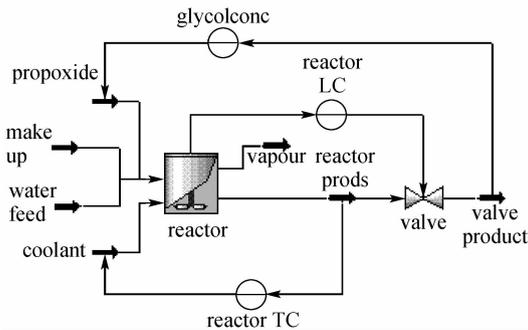


图 2 反应流程图

Fig. 2 Flowchart of reaction

模型为了更好地符合实际生产情况，原料的流量与温度都在一定范围内波动。该模型主要包括 5 个检测变量：产品丙二醇的摩尔分数、反应温度、产品流量、冷却水流量、反应器液位。正常工况下的主要参数及控制指标如表 1 所示。

3 在线故障诊断测试结果

本文中模型的采样时间间隔为 5 s，共引入了 4 类不同的故障：操作参数故障（原料水温度过高）；杂质故障（甲醇摩尔分数过高）；控制故障（温度控制器失灵）；仪表故障（反应温度传感器零点漂移）。系统初始时由一组 50000 s 的正常运行数据建立 PCA 模型，另一组 5000 s 的正常运行数据进行测试。已有原料水温度过高、甲醇摩尔分数过高和温度控制器失灵 3 种故障各 2 组数据为训练样本，生成抗体。以这 3 种已知故障及反应温度

表 1 正常工况参数设置

Table 1 Set of parameters for normal conditions

Operating parameter						Control index		
C ₃ H ₆ O temperature / °C	CH ₃ OH concentration / % (mol)	Water temperature / °C	Water flowrate / mol · h ⁻¹	Reactor pressure / kPa	Reactor volume / m ³	Products temperature / °C	C ₃ H ₈ O ₂ concentration / % (mol)	Liquid level / %
24 ± 1	0.03 ± 0.01	105 ± 1	270 ± 5	130	8	43	5.0	50

传感器零点漂移这一未知故障各取3组数据为测试样本。

现以原料水温度过高为例说明该系统对已知故障的诊断过程, 图3为PCA检测的结果。

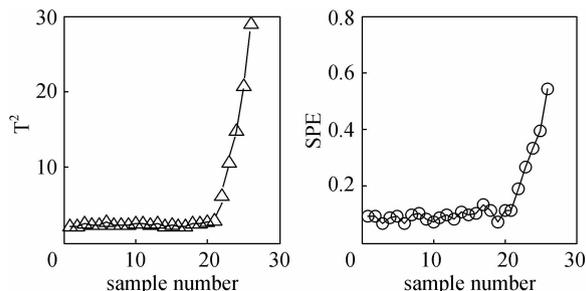


图3 PCA检测结果

Fig. 3 Result of PCA detection

通过PCA检测可以判断从第23个数据点开始发生故障, 选取20~26数据点段数据生成抗原。经亲和度计算与第一类抗体差异度满足阈值。因此该故障被诊断为原料水温度过高。同样, 其他类型的已知故障也可以由此系统诊断出来。

而对于未知故障, 由PCA检测可知发生了故障, 但是经与已知抗体的亲和度计算发现, 该故障不符合已知的故障类别, 因此定义为新故障, 人工取名为故障4。产生该故障的抗体, 当再处理到故障4的测试样本时, 系统就能将故障4作为已知故障成功诊断出来。

具体诊断结果如表2所示。其中故障1~4分别为原料水温度过高、甲醇摩尔分数过高、温度控制器失灵、反应温度传感器零点漂移。由测试结果可见, 该系统能迅速发现故障并诊断故障类别。遇到未知故障时也能及时报警, 并启动学习机制。

表2 故障诊断结果

Table 2 Set of parameters for normal conditions

Fault type	Occurrence/s	Diagnosis time/s	Result
normal	—	—	normal
1	595	630	1
1	120	145	1
1	230	255	1
2	225	255	2
2	315	340	2
2	320	350	2
3	240	350	3
3	205	230	3
3	325	400	3
4	290	310	new
4	465	485	4
4	380	400	4

诊断结果表明, 该方法能够在故障发生后很短时间内(20~40 s)检测出故障, 并准确诊断出故障类别。当遇到未知故障时能够通过自学习, 记住故障特征, 再遇到同类型故障时实现快速诊断。

4 结论

本文将PCA与人工免疫系统结合, 建立了混合故障诊断系统。通过PCA能够及时迅速地发现化工过程中的故障, 又通过人工免疫系统对于自我和非我的识别能力, 准确判断故障类别, 达到早期故障诊断的目的。

由于人工免疫系统的自适应和自学习能力, 该诊断系统能够在诊断过程中不断完善, 实现对未知故障的学习并诊断。该系统通过了简单的动态化工模型的验证, 具备良好的诊断效果。

References

- [1] Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Yin K, Kavuri S N. A review of process fault detection and diagnosis (III): Process history based methods. *Computers and Chemical Engineering*, 2003, **27** (3): 327-346
- [2] Ku W, Storey R H, Georgakis C. Disturbance detection and isolation by dynamic principal component analysis. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 1995, **30** (1): 179-196
- [3] Jun B H, Park J H, Lee S I, Chun M G. *Advances in Neural Networks* ISNN-2006. Berlin/Heidelberg: Springer, 2006: 426-431
- [4] Nomikos P, Macgregor J F. Multi-way partial least squares in monitoring batch processes. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*. 1995, **30** (1): 97-108
- [5] Yoon S, MacGregor J F. Principal-component analysis of multiscale data for process monitoring and fault diagnosis. *AIChE J.*, 2004, **50** (11): 2891-2903
- [6] Qin S J. Determining the number of principal components for best reconstruction. *Journal of Process Control*, 2000, **10** (2): 25-28
- [7] Harkat M F, Mourot G, Ragot J. An improved PCA scheme for sensor FDI: application to an air quality monitoring network. *Journal of Process Control*, 2006, **16** (6): 625-634
- [8] Timmis J. Artificial immune systems—today and tomorrow. *Natural Computing*, 2007, **6** (1): 1-18
- [9] Timmis J, Andrews P, Owens N, et al. An interdisciplinary perspective on artificial immune systems. *Evolutionary Intelligence*, 2008, **1** (1): 5-26

- [10] Ishida Y. Fully distributed diagnosis by PDP learning algorithm: towards immune network PDP model// Proceeding of IJCNN 1990. San Diego, 1990
- [11] Aguilar J. An artificial immune system for fault detection// Proceedings of IEA/AIE. 2004: 219-228
- [12] Xiong C, Zhao Y, Liu W. Fault Detection Method Based on Artificial Immune System for Complicated Process. Berlin/Heidelberg: Springer, 2006: 625-630
- [13] Xu L, Chow M. Power Distribution System Fault Diagnosis Using Hybrid Algorithm of Fuzzy Classification and Artificial Immune Systems. Berlin/Heidelberg: Springer, 2008: 357-372
- [14] Dai Yiyang (戴一阳), Chen Ning (陈宁), Zhao Jinsong (赵劲松), Chen Bingzhen (陈丙珍). Application of AIS to batch chemical process fault diagnosis. *CIESC Journal (化工学报)*, 2009, **60** (1): 172-176
- [15] Wang Zhenheng (王振恒), Zhao Jinsong (赵劲松), Li Changlei (李昌磊). Novel fault diagnosis strategy for batch chemical processes. *Journal of Chemical Industry and Engineering (China) (化工学报)*, 2008, **59** (11): 2837-2842