

基于模糊逻辑的过程运行状态识别方法 研究与应用

孙 巍¹, 任钟旗¹, LENZ Douglas H.²

(1. 北京化工大学化学工程学院, 北京 100029; 2. FALCONEER Technologies LLC,
4455 Transit Road, Suite 3C, Williamsville, NY 14221, USA)

摘要: 工业生产过程存在许多内在的风险, 设备及传感器的故障或操作条件不当都会导致异常状况的发生。面对工业生产过程采集的大量生产运行数据, 尤其是同时出现几个异常状况时, 操作人员依靠经验难以及时有效地处理。自动化和计算机技术的迅速发展, 为过程工业及时有效地处理大量数据提供了可能, 通过处理这些数据可得到运行过程的完整信息。本文提出的基于模糊逻辑过程运行状态的最少证据辨识法可全面考虑与过程相关变量、参数对过程运行状态的影响, 通过最少证据辨识法可准确判断过程所处的运行状态。在美国杜邦公司已二酸生产过程中的成功应用表明, 该方法可及时有效地判断过程所处的运行状态, 及时发现故障, 其辨识准确率高达 95%, 确保了过程运行的安全性。

关键词: 过程监测; 故障诊断; 模糊逻辑; 最少证据辨识法; 建模

中图分类号: TQ051.81

文献标识码: A

文章编号: 0253-4320(2008)01-0062-03

Study on fuzzy logic based operation state identification method and its application

SUN Wei¹, REN Zhong-qi¹, LENZ Douglas H.²

(1. College of Chemical Engineering, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China;
2. FALCONEER Technologies LLC, 4455 Transit Road, Suite 3C, Williamsville, NY 14221, USA)

Abstract: Operating processing plants is inherently risky due to potentially abnormal situations caused by equipment or sensor failures or out of control process conditions. The fast increasing amount of process data makes process operation difficult to handle in time and effectively, especially when more than one alarm are triggered in the operation. The rapid development of automation and computer technologies makes it possible for process industry to retrieve a huge amount of process data, from which complete information on process operation can be obtained. The method of minimal evidence method proposed in this paper makes it possible to consider all possible factors related to process operation, and to identify the process operation state by fuzzy logically recognizing the different pattern associated. The case study on adipic acid process in Victoria, Texas, USA, shows that this method can effectively identify the process operation states, find abnormal situations with the correct response rate of 95%, and insure the operation safety.

Key words: process monitoring; fault diagnosis; fuzzy logic; method of minimal evidence; modeling

随着 DCS 和 SCADA 系统的广泛应用, 在化工生产过程中采集了大量的生产运行数据, 其中包括了与过程操作相关的各种仪表的读数, 以及过程运行的重要信息。有经验的操作人员根据自身的经验对过程的数据进行分析, 确定过程运行的状态, 并采取相应的措施对过程的运行进行相应的调整^[1]。在此过程中, 操作人员的大脑中实际上是进行着一系列的以经验为基础的推理过程。但随着过程规模的加大、操作单元的增加, 变量之间的影响更趋于复杂, 操作人员大脑中的推理过程不仅受到经验的限制, 同时也在决策时间和过程报警的压力下趋于不稳定^[2]。而计算机的运行则是依所设定的程序进行的, 其优点在于运算的快速和准确。

把操作人员的经验用计算机程序描述出来, 可以更全面地对过程运行状况进行监测, 及时发现异常状况, 并给予适当的处理, 有利于过程的平稳运行, 减少故障发生次数, 降低运行成本, 避免设备和人员安全的损失, 实现经济和安全生产。近年来, 学术界和工业界都对此做了深入的研究和探讨^[3-5]。

作者以过程中各单元正常运行状态下的基本模型为基础, 建立了一系列的过程模型, 对与模型不吻合的实际数据, 计算模型偏差。不同故障条件下, 偏差呈不同的分布模式, 根据最少证据辨识法, 进行模糊识别, 确定各个运行单元和整个过程的状态, 及早发现故障、确定故障原因, 采取相应的应对措施。该方法已在美国杜邦 (DuPont) 公司的己二酸生产设施

收稿日期: 2007-12-20

基金项目: 北京化工大学青年教师基金 (QN0501)

作者简介: 孙巍 (1967-), 女, 副教授, 主要从事系统工程和化工安全方面的研究, sunwei@mail.buct.edu.cn。

上得到实施,效果良好。

1 最少证据辨识法

最少证据辨识法(Method of minimal evidence, MOME)是一种以模型为基础的过程监测和故障诊断方法^[6-7]。任何生产过程理论上都可以用一系列的模型来进行描述。这些模型可以通过机理分析,或对历史数据进行统计分析来获得。它们都是在一定的前提假设下建立的。前提假设通常是与过程的正常运行状态相对应的。当违背任一种前提假设时,模型就不再成立,通过它计算的结果就会与正常状态发生偏差。违背不同的前提假设所产生的模型偏差会呈现不同的分布模式。通过对偏差模式的辨识,可以找到被违背的前提假设,从而确定故障产生的原因。

对某个正常运行状态,可通过如下的模型进行描述:

$$0 = f(i)(X_i, t) \quad (1)$$

其中 X_i 为模型 i 的建模假设变量向量,可以是具体的传感器测量值,或具体参数的标准值及上下限,或非测量变量; t 为时间变量。

当将过程实际数据带入模型进行计算时, $f(i)$ 通常取得非零值,偏差 $r(i)$,该值为传感器噪音和建模假设变量的函数,即:

$$r(i) = f(i)(N_i, X_i) \quad (2)$$

其中 N_i 为模型 i 的传感器噪音。

如果某个模型的 $r(i)$ 值很高或很低(远大于零或远小于零),则说明至少有 1 个建模假设变量发生较大的偏离,从而造成了很高或很低 $r(i)$ 的产生。如果某个模型的 $r(i)$ 值不是很高或很低,则说明:①没有建模假设变量发生偏离;②1 个或多个建模假设变量发生偏离,但其变化幅度或频率都没有超出一定的灵敏度范围,不会产生很大或很小的 $r(i)$ 值;③2 个或 2 个以上的建模变量发生变化,但对 $r(i)$ 值的作用结果相互抵消。

不同的建模假设变量发生不同程度的变化,对 $r(i)$ 值的影响模式是不同的。MOME 法可对不同的影响模式进行分析和比较,找出每个影响模式下与其他模式所不同的特征性分布方式,即所谓的最少证据。根据最少证据辨识法找出 $r(i)$ 产生的原因,即某个或某几个建模假设变量发生了偏离。这些偏离可以对应于实际操作过程的运行故障,也可以对应于传感器的读数偏差。因为该方法试图将所有的单个建模变量变化和某几个建模变量变化的影响都

包括在其数据库中,是一种比较保守的故障诊断方法。当把实际数据输入方程(2)中获得的 $r(i)$ 与数据库中的已知模式进行 MOME 比较时,故障的误报率很低,不会因过多的故障报警而使操作人员困惑。

MOME 辨识采用模糊推理的方式来实现。它用确定性因子来表征过程属于哪种运行状态,即某种运行状态发生的概率。高斯分布(Gaussian distribution)函数可以用来计算确定性因子。

当 r 值在零附近时,说明过程接近正常运行状态,当前状态属于 r 值在零附近状态的概率为:

$$cf(r, nor) = \text{Gauss}(r, \sigma) \quad (3)$$

其中 $cf(r, sat)$ 为在偏差 r 下,过程在正常状态下运行的概率; nor 指过程处于正常状态; σ 为 r 的标准均方差。

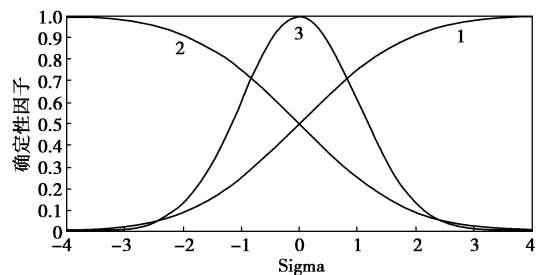
当 r 值远大于 0 时,说明过程接近 r 值很高的运行状态。当前状态属于 r 值很高的运行状态的概率为:

$$cf(r, high) = 1 - \text{Gauss}(r, \sigma) \text{ if } r > 0 \\ = 0 \text{ otherwise} \quad (4)$$

同样,对于 r 值远小于 0 时:

$$cf(r, low) = 1 - \text{Gauss}(r, \sigma) \text{ if } r < 0 \\ = 0 \text{ otherwise} \quad (5)$$

对于某个 r 值属于不同取值范围的确定性因子如图 1 所示。



1—CF High; 2—CF Low; 3—CF Sat

图 1 r 值在不同状态下的概率

不同的 r 值对应着不同的过程运行状态,以上 r 值确定性因子的计算方法可以进一步推广到不同故障状态下的确定性因子计算,即:

$$cf(\text{fault}_j) = \text{SOME}(\text{evidence-for-fault}(\text{fault}_j)) \text{ AND} \quad (6)$$

$$\text{ALL}(\text{neutral-evidence}(\text{fault}_j)) \text{ AND}$$

$$\text{NOT}(\text{SOME}(\text{evidence-against-fault}(\text{fault}_j)))$$

其中 fault_j 为第 i 个故障, SOME 相当于逻辑“或”计算,在集合内取极大值; ALL 相当于逻辑“与”计算,在集合内取极小值; NOT 相当于补偿计算,为 1 减去集合内数值。evidence-for-fault(fault_j) 为 fault_j 的支持假设集合, neutral-evidence(fault_j) 为 fault_j 无关假设

集合,而 *evidence-against-fault* ($fault_j$) 为 $fault_j$ 否定假设集合,其计算方法与方程(3)~(5)描述的方法一样。各个集合中包含了所有与 $fault_j$ 相关的单个建模假设变量变化及其组合变化。

通过对各个故障确定因子的计算,可以得出被监测的过程是处于正常运行状态,或是某个单一故障状态,还是某几个故障同时发生的状态。

2 MOMIE 在杜邦公司已二酸生产过程的应用

该算法由美国 FALCONEER 技术有限公司在其过程监测软件系统中实现,并应用在美国杜邦公司在其德克萨斯州 Victoria 的己二酸生产过程中(如图 2 所示)。

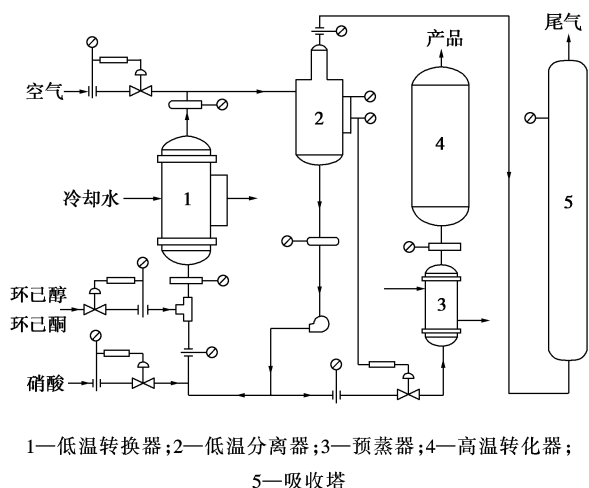


图 2 杜邦公司已二酸生产过程示意图

己二酸是尼龙-66 聚合反应中的单体,杜邦公司是世界上最大的己二酸生产者和消费者。该过程曾发生过严重的故障,配备在线监测和故障诊断系统旨在增加其生产安全性。低温转换器(LTC)循环是过程的开始,也是最关键的环节。

LTC 是 1 个水冷平推流反应器。硝酸在其中将环己酮和环己醇的混合物氧化成己二酸,LTC 夹套中的水将反应产生大量的热移去。反应中同时产生大量的尾气。为了避免尾气被引燃,在 LTC 的出口处注入空气。气水混合物在 LTC 分离器中得到分离。气体组分被输往吸收装置,硝酸在此被回收再利用。液体组分被循环送回 LTC。在产品中的残留反应物在高温转换器(HTC)中进一步氧化。产品则送往结晶装置进行分离。

正常运行状态需控制在极窄的温度范围内。温度过高,则会引起反应液体的汽化,反应器内温度急剧上升,损坏设备。温度过低,溶解的己二酸将达到

饱和并结晶析出,堵塞 LTC 管路,致使氧化反应不完全,同时反应也会在 LTC 下端发生,而此处没有热交换功能,局部过热也会引起液体汽化、损坏设备。可见温度控制在此过程中至关重要。

FALCONEER 技术有限公司运用 MOMIE 辨识法在实施准备阶段考虑了 260 个可能的故障,500 h 的运行数据,65 种运行状态,包括紧急停车、开车和产品变化等,其中有 13 种运行状态为真正的过程故障。在离线监测阶段,监测了 5 000 h 的连续运行数据,包括了 22 个运行状态,其中有 13 个属于运行故障。在长达 3 个月的在线监测中,辨识准确率高达 95%。

3 结论

通过基于模糊逻辑过程运行状态辨识的 MOMIE 方法在杜邦公司已二酸生产过程中的成功应用,表明该方法可全面考虑与过程相关变量、参数对过程运行状态的影响。通过 MOMIE 辨识法准确判断过程所处的运行状态,可及早发现故障,为早期排除故障提供依据,减少了意外紧急停车次数,降低生产运行成本,提高了产品的稳定性,增加了设备的使用寿命,加强了生产过程的安全性,避免了因操作人员经验缺乏,或判断失误所造成的损失。

参考文献

- [1] Calandranis J, Stephanopoulos G, Nunokawa S. Diad-kit/Boiler: On-line performance monitoring and diagnosis [J]. *Chemical Engineering Progress*, 1990, 86(1): 60 - 68.
- [2] Bailey S J. From desktop to plant floor, a CRT is the control operator's window on the process [J]. *Control Engineering*, 1984, 31(6): 86 - 90.
- [3] Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Yin K, et al. A review of process fault detection and diagnosis, Part 1: Quantitative model based methods [J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2003, 27: 293 - 311.
- [4] Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Yin K, et al. A review of process fault detection and diagnosis, Part 2: Qualitative models and search strategies [J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2003, 27: 313 - 326.
- [5] Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Kavuri S N, et al. A review of process fault detection and diagnosis, Part 3: Process history based methods [J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2003, 27: 327 - 346.
- [6] Fickelscherer R J. *Automated Process Fault Analysis* [D]. Newark: University of Delaware, 1990.
- [7] Fickelscherer R J. A Generalized Approach to Model-based Process Fault Analysis [C] // Rippin D W T, Hale J C, Davis J F. *Proceedings of the 2nd International Conference on Foundations of Computer-Aided Process Operations*. TX: CACHE, 1993: 451 - 456. ■