

文章编号: 1000-5013(2012)06-0601-07

基于 MSPM 的故障诊断技术研究现状与展望

马洁¹, 党爱民², 李刚³, 周东华³

(1. 北京信息科技大学 自动化学院, 北京 100192;

2. 洛阳双瑞精铸钛业有限公司, 河南 洛阳 471003;

3. 清华大学 自动化系, 北京 100084)

摘要: 首先, 阐述基于主元分析(PCA)模型、偏最小二乘法(PLS)模型和独立分量分析(ICA)模型的统计过程监控方法的基本思想及应用情况, 并综述各种方法的研究现状及发展趋势. 其次, 介绍将传统统计过程监控技术与故障预测技术相结合, 并实现基于多元统计过程监控(MSPM)的故障预测的方法及其研究成果. 最后, 分别就多元故障预测技术中出现的非高斯、非线性、多模态、概率分布、间歇过程的故障预测和应用验证等 6 个难点问题进行讨论.

关键词: 多元统计过程监控; 故障诊断; 故障预测; 主元分析; 偏最小二乘法; 独立分量分析

中图分类号: TP 277

文献标志码: A

据有关文献介绍, 在设备上应用故障预测技术, 获利与投资比可达 17 : 1. 因此, 世界各工业国家的设备维修体制正从预防性维修向预测维修发展. 然而, 在预测维护策略中, 故障预测是一个非常重要的步骤. 如果能够预测复杂系统中故障发展的过程, 就可以综合当前的经济、设备等各种因素制定出最优的维护策略. 在复杂工业过程环境下, 传统的基于过程机理模型的故障诊断技术难以发挥作用, 而数据驱动的过程监控技术在近年来得到了较好的发展. 在数据驱动的方法中, 研究最多的是基于统计的方法. 传统的统计过程控制技术是以概率论和数理统计为基础, 以单变量统计监测为主. 当过程变量较少时, 人们可以对测量指标独立地进行监控. 但是, 随着传感器技术的飞速发展和集散控制系统的广泛应用, 工业现场可以获得丰富的测量数据, 包括多种类型、多种采样速率的传感器测量数据. 这一现状大大改善了工业过程监控的客观条件, 同时也带来了巨大挑战. 例如测量变量之间存在高度的相关性, 不适合独立地分析监测; 测量样本之间存在动态相关性; 过程含有大量扰动, 难以精确建模, 等等. 这些特点使单变量的过程监控方法遇到许多困难.

1 多元统计过程监控技术

为了应对多变量的相关性对监控造成的困扰, 1990 年, 人们提出了多元统计过程监控(multivariate statistical process monitoring, MSPM)技术来分析海量测量数据之间的相关性, 从而准确监视过程的内在变化. 目前, MSPM 技术已成功用于多种工业过程, 例如石油化工过程, 半导体制造过程等^[1].

MSPM 技术包括基于多元投影模型的故障检测、诊断、重构和估计等方法, 其基本框架如图 1 所示. MSPM 技术主要是由多元投影方法和多元控制图构成. 其中, 多元投影方法的基本思想是将被监测的样本向量从高维的变量空间投影到由较少潜变量所张成的潜空间中去; 而多元控制图则是基于这种空间分解的结构, 分别构造出反映所在空间变化的统计量, 然后将观测向量分别向两个子空间进行投影, 并计算相应的统计量指标用于过程监控.

常用的监控统计量有投影空间中的 T^2 统计量、残差空间中的 Q 统计量、Hawkins 统计量和全局马

收稿日期: 2012-06-15

通信作者: 马洁(1965-), 女, 副教授, 主要从事数据驱动的动态系统故障预测的研究. E-mail: mjbeijing@163.com.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61273173, 61028010, 61021063); 北京市自然科学基金资助项目(4122029)

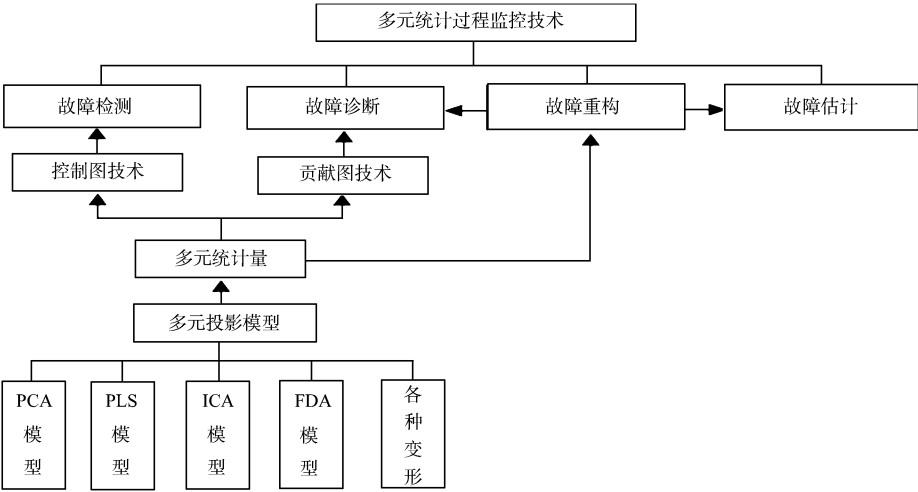


图 1 多元统计过程监控技术的基本框图

Fig. 1 Basic diagram of multivariate statistical process monitoring technology

氏距离等. Qin 等在文献[1]中给出了已有故障检测统计量的统一表达形式. 不同的多元投影方法所得到的子空间分解结构反映了过程变量之间不同的相关性,常用的多元投影方法包括主元分析(principal component analysis, PCA)、偏最小二乘(partial least squares, PLS)、独立主元分析(independent component analysis, ICA)和费歇尔判别(fisher discriminant analysis, FDA)模型等. 其中:PCA 模型捕捉了过程变量中变化最大的那些方向,对整个变量空间进行监控;PLS 模型则关注变量空间中质量相关的那些方向,对质量相关的子空间进行监控;FDA 模型则抽取那些对分类目标最优的方向,从而有效地分离正常和故障数据,与 PCA 和 PLS 不同的是,FDA 同时需要正常时和故障时的数据,因此局限了该方法的应用^[2].

2 基于 PCA 模型的过程监控方法

PCA 模型是一种最基本的多元投影模型. 1990 年,Wise 等^[3]最先将 PCA 方法用于过程监控. PCA 方法是对过程变量的样本矩阵或样本方差矩阵进行分解,可分解成主元子空间和残差子空间两部分. 主元子空间反映了过程变量的主要变化,而残差空间则主要反映了过程的噪声和干扰等.

过程监控的第一步是故障检测,文献[4-5]给出了 PCA 方法的故障检测原理. 检测到故障后,需要利用故障辨识技术找出最有可能的故障变量,或者诊断出故障的种类. 最常用的故障辨识技术为贡献图方法^[6-8],其基本原理是计算所有变量对特定检测指标的贡献大小,认为贡献较大的那些变量很可能引发了或者发生了故障. 然而,由于故障会发生传播,因此即使只有一个变量出现故障,也可能导致其他变量的贡献图过大,从而引发误报^[9].

Dunia 等^[10]将存在故障时的测量样本表示成故障影响与正常样本的和的形式,提出了基于故障方向(或子空间)的过程故障重构方法. 其基本原理是在给定指标下对故障在所有可能的方向上进行重构,使得重构指标最小的故障被认为是当前真实发生的故障. Yue 等^[11]进一步地提出了一种基于混合指标的故障重构方法. 2009 年,Alcala 等^[12]将重构方法和贡献图结合起来,提出了重构贡献图方法,得到了比传统贡献图更好的结果.

传统的 PCA 模型在建模时有几个隐含的假设(静态、线性和时不变等),但是实际的工业过程往往不满足这些假设. 因此,人们提出了许多改进的 PCA 模型来适应各种数据建模的需要. 例如,Ku 等^[13]于 1995 年首次提出将变量的时滞项纳入增广变量矩阵,得到了动态 PCA 模型. 针对用线性的 PCA 模型进行过程监控容易导致大量误报和漏报问题,Wang 等^[14]将局部化方法引入非线性 PCA 模型,对汽车引擎的故障进行检测和诊断. 传统的 PCA 模型是时不变的,然而工业过程一般都是慢时变的,由此提出将两种递归 PCA 算法用于自适应过程监控^[15].

传统的 PCA 模型是单模型的,多模式条件下的过程建模方法主要有多重 PCA 模型^[16]、混合 PCA

模型^[17]等. 传统的 PCA 模型是同一个尺度的, 而 Bakshi^[18]于 1998 年首次提出了多尺度 PCA 模型. 传统的建模是针对单一模块的, Qin 等^[19]分析了各种一致 PCA 和等级 PCA 方法, 证明了整体建模和分块建模时 PCA 结构矩阵的等价性. 传统的 PCA 模型主要的研究对象是连续过程, 面向间歇过程, 文献 [20-22]将数据矩阵按批次展开得到的 PCA 模型称为多向 PCA 模型. 间隙过程中特有的问题包括多阶段间歇过程的建模^[23-24]、暂态过程的建模等^[25].

3 基于 PLS 模型的过程监控方法

MSPM 技术中的另一个基本方法是 PLS 方法. PLS 模型是由瑞典著名统计学家 Herman Wold 于 1975 年在分析社会学和经济学中大量数据及其关系时首次提出的^[26]. 1980 年左右, PLS 的理论和应用研究主要是面向两数据块之间的回归问题; 1990 年以后, PLS 被用于工业过程监控, PLS 的投影结构成为 MSPM 技术的重要部分. 当 PLS 用于 MSPM 时, 另一个更为贴切的名称是潜空间投影 (projection to latent structures, PLS). 这两个说法表示同一个结构, 但是意义有明显的区别. 前者主要指其用于多元回归, 后者指其用于多元投影.

与 PCA 方法不同的是, PLS 的监控结果具有质量相关特性. PLS 就是利用质量变量来引导过程变量样本空间的分解, 所得到的投影空间只反映过程变量中与质量变量相关的变化. Macgregor 等^[27]将用于连续过程的标准 PLS 结构扩展成多块 PLS, 并提出了相应的控制图和贡献图算法; Kourtí 等^[28]进一步提出了多块多向 PLS 对大型间歇过程进行故障检测和诊断; Li 等^[29]提出了基于 T-PLS 的贡献图方法, 用于过程故障的诊断.

工业过程往往具有非线性、非平稳性、缓慢时变性和动态特性等. Qin 等^[30]用神经网络来描述 u 和 t 之间的一般非线性关系; Helland 等^[31]首次提出了递推的 PLS 算法, 当有新的观测数据时就更新 PLS 模型; Odgaard 等^[32]将动态 PLS 方法用于磨煤机系统的故障检测, 并和未知输入观测器方法进行了比较. 针对间歇过程中的多相特点, Zhao 等^[33]提出了一种两层的变量展开的多 PLS 模型, 对多相间歇过程进行在线故障检测和质量预测.

当工业过程具有多个操作模式时, 测量数据往往不服从单一的随机分布. 针对此情况, Yu 等^[34]提出了一种基于混合高斯分布和贝叶斯推理的多模式 PLS 方法进行过程监控; Kruger 等^[35]将局部化模型引入 PLS 方法, 提出了一种参数监控的故障检测方法; Ge 等^[36]进一步提出了自适应局部化方法, 对非线性非高斯的多模式过程进行故障检测. 2010 年, Zhou 等^[37]揭示了 PLS 用于过程监控时的几何特性, 并且比较了使用不同 PLS 算法的过程监控策略.

4 基于 ICA 模型的过程监控方法

传统的 PCA 方法只能对高斯分布的多元变量抽取独立的主元, 无法保证变量为其他分布时主元的独立性. Kane 等^[38]首次提出了基于 ICA 的过程监控方法, 特别适合于提取非高斯分布变量中独立的变化, 大大扩展了 PCA 的应用范围. 由于在许多复杂数据集集中的良好表现, ICA 得到了越来越广泛的研究, 例如动态 ICA^[39]、多向核 ICA^[40]等. 针对 ICA 个数难以确定且过多的问题, Lee 等^[41]提出了基于 PCA 的改进 ICA 模型.

5 基于多元统计过程监控的故障预测技术

故障预测是在故障检测和诊断的基础上, 进一步对故障的程度及故障随时间发展的规律进行建模, 从而预测出到达某一阶段所需要的时间. 传统的过程监控技术并不包含故障预测的任务. 如果将故障预测技术与其结合, 则可以实现基于多元统计过程监控 (MSPM) 技术的故障预测. 多元投影模型结合故障重构技术的故障预测流程图, 如图 2 所示.

在图 2 中, 每一个模块都代表了一个方法步骤, 连接线表示不同模块之间的依赖关系. 首先, 利用历史的正常过程数据建立一个多元投影模型, 它描述了不同类型传感器之间的相互关系. 其次, 选取以前曾发生过的比较稳定的历史故障数据, 利用故障子空间提取方法来提取故障方向矩阵. 再次, 根据传感

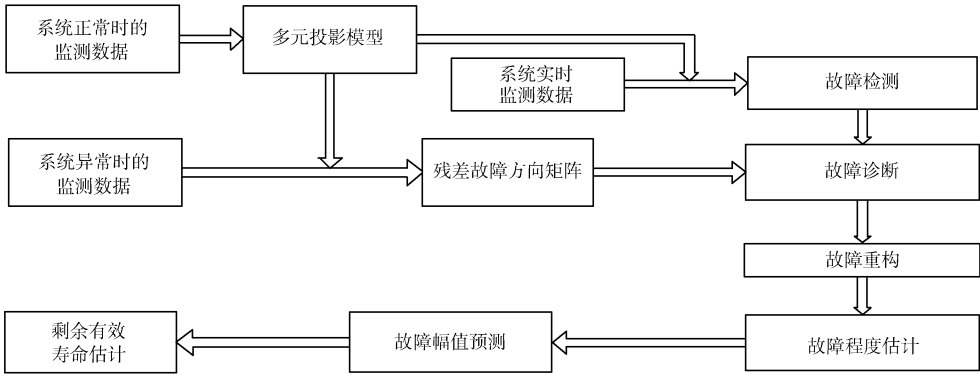


图 2 基于 MSPM 技术的故障预测流程图

Fig. 2 Flow chart of fault prediction based on MSPM technology

器的实时测量样本,检测在过程中发生的故障,并利用已知的故障方向来辨识故障,进一步估计出故障的幅值.最后,对通过故障重构估计出的故障幅值估计值利用预测模型建模并预测,并进行剩余有效寿命预测.

在这里,选择一个合适的预测模型对于提高预测精度是非常重要的.故障特征量的特点决定了预测模型的选择.例如,针对线性自相关过程,最好采用自回归的预测模型;针对非线性自相关过程,神经网络或支持向量机可以作为最优选择;而针对小样本的数据的特点,支持向量机因具有极强的泛化能力,也是最优选择.

在图 2 中,剩余有效寿命的定义是,随着故障的发展,故障的幅值也会逐渐增长.因此,存在一个预测控制限,记为 f_{\max} .当故障幅值还在可容许的范围内时,有 $\|f_k\| < f_{\max}$.这里剩余有效寿命(remaining useful life, RUL)定义为 $RUL(k) \cdot \min\{p : \hat{f}_k(p) \geq f_{\max}\}$ [42].

目前,利用复杂多变量数据进行故障预测的研究成果还非常少.大多数数据驱动的方法直接对监控数据进行建模并预测.对于一般的线性故障过程,可以采用自回归建模或是指数平滑模型,因为它们易于计算和使用. Zhang 等 [43] 使用了一个基于自组织神经网络的多变量趋势分析方法来进行故障预测. Wang 等 [44] 用小波神经网络做一个虚拟传感器,来估计轴承的损伤程度,并应用动态小波神经网络来预测故障.文献 [45] 进一步比较了循环神经网络和模糊神经网络推理系统在预测故障损害传播过程中的优劣.

前面所说的工作都是假定故障过程可以被直接观测,但是实际上这一点是很难满足的. Zhang 等 [46] 提出了使用隐马尔科夫模型来预测轴承的失效过程,即将故障强度建模成一个离散的随机系统,虽然不能被测量,却能影响被测变量. Dong 等 [47] 进一步提出了半隐马尔科夫模型(HSMM),将状态停留时间也考虑进去.尽管基于 HMM 和 HSMM 的方法能够处理隐含故障过程,但是它只能考虑单个部件的剩余有效寿命预测.对于一个大型的工业过程,对整个过程或设备的健康情况进行预测是更为重要的问题. Li 等 [48] 将主元分析模型结合故障重构技术,提出了连续生产过程的隐含性能退化故障预测技术,取得了一定的成果.

6 研究展望

目前,基于 MSPM 技术的故障预测问题的主要难点有以下 6 个方面.

1) 非高斯问题.传统的 PCA 方法只能对高斯分布的多元变量抽取独立的主元,无法保证变量为其他分布时主元的独立性.然而,测量数据由于传感器的特点往往是非高斯分布的,因此,需要采用非高斯的数据模型,提取独立的主元进行过程监控.研究非高斯条件下的多变量故障预测技术,是将故障预测用于实际应用的重要一步.

2) 非线性问题.目前已经有针对线性相关条件下的多变量故障预测技术.然而,在实际的工业过程中,变量间的关系往往存在着很大的非线性.在这种情况下,就需要在模型中引入非线性的描述.现有以下两种解决方案,一是采用模型构造的方法,另一种是采用信号转换的方法.但是如何在非线性形式下

利用故障重构和故障估计的方法进行预测研究仍是一个难点问题,需要进一步的研究。

3) 多模态问题. 在复杂系统中,往往需要根据不同的负载和工况,提供不同的操作模式及工作点. 例如,根据负载的不同,将发动机分为几个转速或几档功率. 这一现象导致了正常运行的多元数据无法使用单一的多元高斯分布来描述. 因此,传统的数据模型将面临问题,需要采用多模态的数据模型,并提出相应的故障预测方法。

4) 概率分布问题. 大多文献对故障预测的结果还是一个确定性描述. 然而在实际的工业应用中,有时候需要给出它的一个概率分布,因此有必要进一步研究概率意义下的故障预测结果。

5) 间歇过程的故障预测问题. 大多文献主要考虑了连续过程的数据建模. 然而,针对间歇过程具有多阶段、多模式等特点,使得建立数据模型面临更大的困难. 此时,预测的结果不仅与测量的过程变量有关,也和当前的模式、阶段有关. 因此,研究间歇过程的故障预测问题具有更大的挑战性。

6) 应用验证问题. 故障预测算法的开发和验证工作都离不开大量对象系统数据的支持,这些数据来源概括为三类. 一是实际工况数据,该类数据可以涵盖已知对象各种工况、负载和环境因素,数据真实可靠,但需要构建数据获取平台;二是基于实验台的故障注入实验数据,该类数据的真实性可以在一定程度上得到保证,其不足是不能完全描述对象实际故障演化过程;三是模型仿真数据,该类数据可以按照算法开发和验证要求进行定制,但其数据真实性通常无法保证,而且建立可靠的仿真模型往往难以实现. 为了保证所采用的故障预测方法能够达到预期的目的,需要对其进行验证. 通常采用的仿真验证难以取得令人信服的验证结果,而进一步采用的实验台模拟实验验证也与实际应用环境有较大距离. 较有效的解决途径是,构建在线数据交互平台^[49]。

综上可知,防范因部件性能退化导致的安全问题已成为复杂系统日常运行所要面临的重要课题. 故障预测和剩余有效寿命预测作为预测维护的重要环节,现已得到国内外专家的广泛关注. 目前,国际上基于多变量数据的故障预测方法研究刚刚起步,成果相对较少,具有广泛的发展空间. 因此,研究基于 MSPM 技术的故障预测问题具有理论意义和应用价值。

参考文献:

- [1] QIN S J. Statistical process monitoring: Basics and beyond[J]. *Journal of Chemometrics*, 2003, 17(8/9): 480-502.
- [2] 周东华,胡艳艳. 动态系统的故障诊断技术[J]. *自动化学报*, 2009, 35(6): 748-758.
- [3] WISE B M, RICKER N L, VELTKAMP D F, et al. A theoretical basis for the use of principal component models for monitoring multivariate processes[J]. *Process Control and Quality*, 1990, 1(1): 41-51.
- [4] DUNIA R, QIN S J. Joint diagnosis of process and sensor faults using principle component analysis[J]. *Control Engineering Practice*, 1998, 6(4): 457-469.
- [5] WANG Hai-qing, SONG Zhi-huan, LI Ping. Fault detection behavior and performance analysis of PCA-based process monitoring methods[J]. *Ind Eng Chem Res*, 2002, 41(10): 2455-2464.
- [6] MACGREGOR J F, JAECKLE C, KOPARISSIDES C, et al. Process monitoring and diagnosis by multiblock PLS methods[J]. *AIChE Journal*, 1994, 40(5): 826-838.
- [7] CHOI S W, LEE I B. Multiblock PLS-based localized process diagnosis[J]. *Journal of Process Control*, 2005, 15(3): 295-306.
- [8] CHEN Tao, SUN Yue. Probabilistic contribution analysis for statistical process monitoring: A missing variable approach[J]. *Control Engineering Practice*, 2009, 17(4): 469-477.
- [9] WESTERHUIS J A, GURDEN S P, SMILDE A K. Generalized contribution plots in multivariate statistical process monitoring[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2000, 51(1): 95-114.
- [10] DUNIA R, QIN S J. Subspace approach to multidimensional fault identification and reconstruction[J]. *AIChE Journal*, 1998, 44(8): 1813-1831.
- [11] YUE H H, QIN S J. Reconstruction-based fault identification using a combined index[J]. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2001, 40(20): 4403-4414.
- [12] ALCALA C, QIN S J. Reconstruction-based contribution for process monitoring[J]. *Automatica*, 2009, 45(7): 1593-1600.
- [13] KU W, STORER R H, GEORGAKIS C. Disturbance detection and isolation by dynamic principal component analy-

- sis[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 1995, 30(1): 179-196.
- [14] WANG Xun, KRUGER U, IRWIN G W, et al. Nonlinear PCA with the local approach for diesel engine fault detection and diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2008, 16(1): 122-129.
- [15] LI Y, KURFESS T R, LIANG S Y. Stochastic prognostics for rolling element bearings[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2000, 14(5): 747-762.
- [16] ZHAO Shi-jian, ZHANG Jie, XU Yong-mao. Monitoring of processes with multiple operating modes through multiple principle component analysis models[J]. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2004, 43(22): 7025-7035.
- [17] CHEN Jung-hui, LIU Jia-lin. Mixture principal component analysis models for process monitoring[J]. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 1999, 38(4): 1478-1488.
- [18] BAKSHI B R. Multiscale PCA with application to multivariate statistical process monitoring[J]. *AIChE Journal*, 1998, 44(7): 1596-1610.
- [19] QIN S J, VALLE S, PIOVOSO M J. On unifying multiblock analysis with application to decentralized process monitoring[J]. *Journal of Chemometrics*, 2001, 15(9): 715-742.
- [20] NOMIKOS P, MACGREGOR J F. Monitoring batch processes using multiway principal component analysis[J]. *AIChE Journal*, 1994, 40(8): 1361-1375.
- [21] LEE J M, YOO C K, LEE I B. Fault detection of batch processes using multiway kernel principal component analysis[J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2004, 28(9): 1837-1847.
- [22] CHOI S W, MORRIS J, LEE I B. Dynamic model-based batch process monitoring[J]. *Chemical Engineering Science*, 2008, 63(3): 622-636.
- [23] DOAN X, SRINIVASAN R. Online monitoring of multi-phase batch processes using phase-based multivariate statistical process control[J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2008, 32(1/2): 230-243.
- [24] YAO Yuan, GAO Fu-rong. A survey on multistage/multiphase statistical modeling methods for batch processes[J]. *Annual Reviews in Control*, 2009, 33(2): 172-183.
- [25] YAO Yuan, GAO Fu-rong. Phase and transition based batch process modeling and online monitoring[J]. *Journal of Process Control*, 2009, 19(5): 816-826.
- [26] WOLD H. Path models with latent variables: The NIPALS approach[M]. *Quantitative Sociology: International perspectives on mathematical and statistical modeling*. New York: Academic Press, 1975: 307-357.
- [27] MACGREGOR J F, JAECKLE C, KIPARISSIDES C, et al. Process monitoring and diagnosis by multiblock PLS methods[J]. *AIChE Journal*, 1994, 40(5): 826-838.
- [28] KOURTI T, NOMIKOS P, MACGREGOR J F. Analysis, monitoring and fault diagnosis of batch processes using multiblock and multiway PLS[J]. *Journal of Process Control*, 1995, 5(4): 277-277.
- [29] LI Gang, QIN Si-zhao, JI Yin-dong, et al. Total PLS based contribution plots for fault diagnosis[J]. *ACTA Automatica Sinica*, 2009, 35(6): 759-765.
- [30] QIN S J, MCAVOY T J. Nonlinear PLS modeling using neural network[J]. *Computers and Chemical Engineering*, 1992, 16(4): 379-391.
- [31] HELLAND K, BERNTSEN H E, BORGES O, et al. Recursive algorithm for partial least squares regression[J]. *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, 1992, 14(1/2/3): 129-137.
- [32] ODGAARD P, LIN B, JORGENSEN S. Observer and data-driven-model-based fault detection in power plant coal mills[J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2008, 23(2): 659-668.
- [33] ZHAO Chun-hui, WANG Fu-li, MAO Zhi-zhong, et al. Improved batch process monitoring and quality prediction based on multiphase statistical analysis[J]. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2008, 47(3): 835-849.
- [34] YU Jie, QIN S J. Multimode process monitoring with Bayesian inference-based finite Gaussian mixture models[J]. *AIChE Journal*, 2008, 54(7): 1811-1829.
- [35] KRUGER U, DIMITRIADIS G. Diagnosis of process faults in chemical systems using a local partial least squares approach[J]. *AIChE Journal*, 2008, 54(10): 2581-2596.
- [36] GE Zhi-qiang, SONG Zhi-huan. Online monitoring of nonlinear multiple mode processes based on adaptive local model approach[J]. *Control Engineering Practice*, 2008, 16(12): 1427-1437.
- [37] ZHOU Dong-hua H, LI Gang, QIN S J. Total projection to latent structures for process monitoring[J]. *AIChE*

- Journal, 2010, 56(1): 168-178.
- [38] KAMP M, TANAKA S, HASEBE S, et al. Monitoring independent components for fault detection[J]. *AIChE Journal*, 2003, 49(4): 969-976.
- [39] LEE G, HAN C H, YOON E S. Multiple-fault diagnosis of the tennessee eastman process based on system decomposition and dynamic PLS[J]. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2004, 43(25): 8037-8048.
- [40] ZHANG Y, QIN S J. Fault detection of nonlinear processes using multiway kernel independent component analysis [J]. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2007, 46(23): 7780-7787.
- [41] LEE J M, QIN S J, LEE I B. Fault detection and diagnosis based on modified independent component analysis[J]. *AIChE Journal*, 2006, 52(10): 3501-3514.
- [42] 周东华, 李钢, 李元. 数据驱动的工业过程故障诊断技术: 基于 PCA 与 PLS 的方法[M]. 北京: 科学出版社, 2011.
- [43] ZHANG S, GANESAN R. Multivariable trend analysis using neural networks for intelligent diagnostics of rotating machinery[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 1997, 119(2): 378-384.
- [44] WANG Peng, VACHTSEVANOS G. Fault prognostics using dynamic wavelet neural networks[J]. *AI EDAM*, 2002, 15(4): 349-365.
- [45] WANG W Q, GOLNARAGHI M F, ISMAIL F. Prognosis of machine health condition using neuro-fuzzy systems [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2004, 8(4): 813-831.
- [46] ZHANG Xiao-dong, XU R, KWAN C, et al. An integrated approach to bearing fault diagnostics and prognostics[C] // *Proceedings of American Control Conference*. Portland: IEEE Press, 2005: 2750-2755.
- [47] DONG Ming, HE D. A segmental hidden semi-Markov model (HSMM)-based diagnostics and prognostics framework and methodology[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(5): 2248-2266.
- [48] LI Gang, QIN S J, JI Yin-dong, et al. Reconstruction based fault prognosis for continuous processes[J]. *Control Engineering Practice*, 2010, 18(1): 1211-1219.
- [49] 马洁, 徐小力, 周东华. 旋转机械的故障预测方法综述[J]. *自动化仪表*, 2011, 32(8): 1-3.

Research Status and Prospect of Fault Diagnosis Technology Based on MSPM

MA Jie¹, DANG Ai-min², LI Gang³, ZHOU Dong-hua³

- (1. Automation College, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China;
2. Luoyang Sunrui Titanium Precision Casting Co Ltd, Luoyang 471003, China;
3. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: First of all, this paper introduces the basic ideas and applications of statistical process monitoring method based on principal component analysis (PCA) model, partial least squares (PLS) model and independent component analysis (ICA) model. The present research situation and development trend about various methods are reviewed. Secondly, by combining fault prediction technology with the traditional statistical process monitoring technology, fault prediction method based on multivariate statistical process monitoring (MSPM) can be realized. And some research results are also introduced. Finally, six difficult problems in multivariate failure prediction technology such as non-Gaussian, non-linear, multi-modal, probability distribution, intermittent process fault prediction and application verification are discussed respectively.

Keywords: multivariate statistical process monitoring; fault diagnosis; fault prediction; principal component analysis; partial least squares; independent component analysis

(责任编辑: 黄晓楠 英文审校: 杨建红)