



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 103631145 B

(45)授权公告日 2016.08.17

(21)申请号 201310675045.4

(22)申请日 2013.12.11

(73)专利权人 清华大学

地址 100084 北京市海淀区100084信箱82  
分箱清华大学专利办公室

(72)发明人 周东华 宁超 陈茂银

(74)专利代理机构 北京聿宏知识产权代理有限公司 11372

代理人 吴大建 刘华联

(51)Int.Cl.

G05B 17/00(2006.01)

(56)对比文件

CN 102163255 A,2011.08.24,

CN 101615186 A,2009.12.30,

CN 103235933 A,2013.08.07,

US 6088658 A,2000.07.11,

US 5465321 A,1995.11.07,

CN 1655082 A,2005.08.17,

Q. Peter He et al..Statistics Pattern Analysis: A New Process Monitoring Framework and its Application to Semiconductor Batch Processes.《AICHE Journal》.2011,第57卷(第1期),第107-121页.

张成等.基于统计模量分析间歇过程故障检测方法研究.《仪器仪表学报》.2013,第34卷(第9期),

岳夏.基于HMM的复杂条件故障诊断技术研究.《中国博士学位论文全文数据库 工程科技 II 辑》.2012,(第11期),

张萍等.动态系统的故障诊断方法.《控制理论与应用》.2000,第17卷(第2期),

门吉芳等.基于模型的故障诊断方法研究.《机械管理开发》.2010,第25卷(第4期),

审查员 张毅

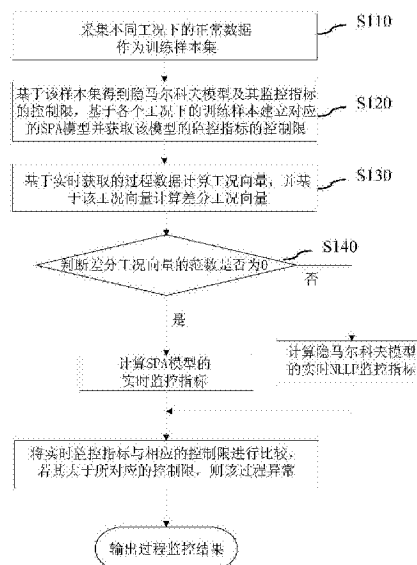
权利要求书2页 说明书10页 附图8页

(54)发明名称

基于监控指标切换的多工况过程监控方法和系统

(57)摘要

本发明公开了一种基于监控指标切换的多工况过程监控方法和系统,包括:采集不同工况下的正常数据作为训练样本集;基于该训练样本集得到隐马尔科夫模型,并获取隐马尔科夫模型的监控指标所对应的控制限;基于各个工况的训练样本分别建立对应工况的统计模式分析模型,并获取各个统计模式分析模型的监控指标所对应的控制限;基于实时获取的过程数据计算工况向量,进而计算差分工况向量;根据差分工况向量的范数,计算相应的实时监控指标,并将其与对应模型的监控指标所对应的控制限比对,来监控工况的运行状况,该方法实时获取过程数据保证监控的可靠性,且不需要每个工况下的数据服从高斯分布,具有更高的适用性。



1. 一种基于监控指标切换的多工况过程监控方法,包括:

采集步骤,采集不同工况下的正常数据作为训练样本集;

第一获取步骤,基于所述训练样本集得到隐马尔科夫模型,利用所述训练样本集计算NLLP监控指标,根据选取的置信水平得到NLLP监控指标所对应的控制限,其中,NLLP表示所述隐马尔科夫模型的负对数似然概率;

第二获取步骤,基于各个工况的训练样本分别建立对应工况的统计模式分析模型,并根据所述训练样本计算各个统计模式分析模型的第一监控指标和第二监控指标,再根据选取的置信水平得到各个监控指标分别对应的第一控制限和第二控制限;

计算步骤,基于实时获取的过程数据计算工况向量,并基于所述工况向量计算差分工况向量;

监控步骤,根据所述差分工况向量的范数,选取所述隐马尔科夫模型或各个工况对应的统计模式分析模型相应的监控指标,并对所选取的监控指标进行实时计算,将计算得到的实时监控指标与该模型的监控指标所对应的控制限比对,来监控该工况的运行状况,所述监控步骤进一步通过以下步骤判断工况过程是否正常:

若所述差分工况向量的范数为零,则计算该差分工况向量对应的工况向量的统计模式分析模型的实时第一监控指标和实时第二监控指标,在所述实时第一监控指标大于第一控制限或所述实时第二监控指标大于第二控制限时,则判断出工况过程发生异常;

若所述差分工况向量的范数不为零,则计算所述隐马尔科夫模型的实时NLLP监控指标,在该NLLP监控指标大于所述隐马尔科夫模型的监控指标的控制限时,则判断出工况过程发生异常。

2. 根据权利要求1所述的监控方法,其特征在于,

在所述监控步骤中,若差分工况向量的范数 $\|VI\| = 0$ ,则根据如下表达式计算工况q所对应的统计模式分析模型的实时第一监控指标 $D_r(s)$ 和实时第二监控指标 $D_p(s)$ :

$$D_r(s) = \|\tilde{C}^{(q)}s\|^2 = s^T \tilde{C}^{(q)}s$$

$$D_p(s) = s^T P^{(q)} [\Lambda^{(q)}]^{-1} P^{(q)T} s,$$

其中, $r$ 为残差子空间, $p$ 为主元子空间, $s$ 为实时获取的过程数据的统计模式向量, $\tilde{C}^{(q)}$ 为工况q下建立的统计模式分析模型中残差空间的投影矩阵, $P^{(q)}$ 为工况q下建立的统计模式分析模型中的负载矩阵, $\Lambda^{(q)}$ 为工况q下建立的统计模式分析模型中主元所对应的协方差矩阵特征值拼成的对角矩阵。

3. 根据权利要求2所述的监控方法,其特征在于,通过以下表达式计算过程数据的统计模式向量 $s$ :

$$s = \text{col}[\mu, \Sigma, \Xi],$$

其中, $\mu$ 表示实时获取的 $w$ 时长内的均值向量, $\Sigma$ 表示二阶矩, $\Xi$ 表示高阶矩, $\text{col}[\cdot]$ 表示将矩阵排列成列向量的形式,所述二阶矩包括方差、协方差以及自相关系数。

4. 根据权利要求1所述的监控方法,其特征在于,

在所述监控步骤中,若差分工况向量的范数 $\|VI\| \neq 0$ ,则根据如下公式计算所述隐马尔科夫模型的实时NLLP监控指标:

$$\text{NLLP} = -\log \Pr(O_{\text{new}} | s^*),$$

其中,  $\text{Pr}(\cdot)$ 表示事件发生的概率,  $0_{\text{new}}$ 为实时获取的最新的过数据,  $s^*$ 表示 $0_{\text{new}}$ 所处的工况。

5. 根据权利要求1所述的监控方法, 其特征在于, 在所述计算步骤中, 基于实时获取的过数据使用Viterbi算法获取所述工况向量 $I = [i_1, i_2, \dots, i_w]^T$ , 其中,  $w$ 表示过数据的获取时长,  $i_j$ 表示 $w$ 时长内过数据所处的工况序号, 其中 $j=1, \dots, w$ 。

6. 根据权利要求5所述的监控方法, 其特征在于, 利用以下表达式来计算所述差分工况向量:

$\nabla I = [\nabla i_1, \nabla i_2, \dots, \nabla i_{w-1}]^T$ , 其中,  $\nabla i_j = 1 - \psi(i_{j+1} - i_j)$ , 函数 $\psi(\cdot)$ 在0处取值为1, 其余点取值为0。

7. 一种基于监控指标切换的多工况过监控系统, 包括:

采集模块, 其用于采集不同工况下的正常数据作为训练样本集;

第一获取模块, 其基于所述训练样本集得到隐马尔科夫模型, 利用所述训练样本集计算NLLP监控指标, 根据选取的置信水平得到NLLP监控指标所对应的控制限, 其中, NLLP表示所述隐马尔科夫模型的负对数似然概率;

第二获取模块, 其基于各个工况的训练样本分别建立对应工况的统计模式分析模型, 并根据所述训练样本计算各个统计模式分析模型的第一监控指标和第二监控指标, 再根据选取的置信水平得到各个监控指标分别对应的第一控制限和第二控制限;

计算模块, 其基于实时获取的过数据计算工况向量, 并基于所述工况向量计算差分工况向量;

监控模块, 其根据所述差分工况向量的范数, 选取所述隐马尔科夫模型或各个工况对应的统计模式分析模型相应的监控指标, 并对所选取的监控指标进行实时计算, 将计算得到的实时监控指标与该模型的监控指标所对应的控制限比对, 来监控该工况的运行状况, 在所述监控模块中进一步通过以下步骤判断工况过程是否正常:

若所述差分工况向量的范数为零, 则计算该差分工况向量对应的工况向量的统计模式分析模型的实时第一监控指标和实时第二监控指标, 在所述实时第一监控指标大于第一控制限或所述实时第二监控指标大于第二控制限时, 则判断出工况过程发生异常;

若所述差分工况向量的范数不为零, 则计算所述隐马尔科夫模型的实时NLLP监控指标, 在该NLLP监控指标大于所述隐马尔科夫模型的监控指标的控制限时, 则判断出工况过程发生异常。

8. 根据权利要求7所述的监控系统, 其特征在于,

所述计算模块基于实时获取的过数据使用Viterbi算法获取所述工况向量 $I = [i_1, i_2, \dots, i_w]^T$ , 其中,  $w$ 表示过数据的获取时长,  $i_j$ 表示 $w$ 时长内过数据所处的工况序号, 其中 $j=1, \dots, w$ ;

在获取所述工况向量后, 所述计算模块进一步利用以下表达式计算所述差分工况向量:  $\nabla I = [\nabla i_1, \nabla i_2, \dots, \nabla i_{w-1}]^T$ , 其中,  $\nabla i_j = 1 - \psi(i_{j+1} - i_j)$ , 函数 $\psi(\cdot)$ 在0处取值为1, 其余点取值为0。

## 基于监控指标切换的多工况过程监控方法和系统

### 技术领域

[0001] 本发明涉及过程监控领域,尤其涉及一种基于监控指标切换的多工况过程监控方法和系统。

### 背景技术

[0002] 对于过程监控和故障诊断问题,传统的方法大多采用多元统计过程控制技术(Multivariable Statistical Process Control, MSPC),其中以主元分析(Principal Component Analysis, PCA)和偏最小二乘(Partial Least Squares, PLS)为代表的方法已在工业过程监控中得到了成功的应用。传统的MSPC方法均假设过程运行在单一的操作工况下,但是实际上由于产品改变、产能调整等原因过程常在多个工况中频繁的切换。

[0003] 基于主元分析和支持向量数据描述等多工况过程监控方法都假设每个工况的数据服从高斯分布,但这在实际中并不一定成立。并且对多个工况建立统一的模型虽然相比建立多个模型的方法简单,然而缺乏实时对工况的辨识,这会导致无法监控当前设备的工作状况。而基于稀疏表示的多工况过程监控方法虽然不假设数据的高斯性,但该方法没有考虑在化工过程中的动态特性。另外,对单个当前数据判断其所属工况受到噪声的影响可能不准确。

### 发明内容

[0004] 本发明所要解决的技术问题之一是需要提供一种基于监控指标切换的多工况过程监控方法,其根据实时获取的过程数据是否属于同一工况来对应地判断该过程是否出现故障。此外,还提供了一种基于监控指标切换的多工况过程监控系统。

[0005] 为了解决上述技术问题,本发明提供了一种基于监控指标切换的多工况过程监控方法,包括:采集步骤,采集不同工况下的正常数据作为训练样本集;第一获取步骤,基于所述训练样本集得到隐马尔科夫模型,并获取所述隐马尔科夫模型的监控指标所对应的控制限;第二获取步骤,基于各个工况的训练样本分别建立对应工况的统计模式分析模型,并获取各个统计模式分析模型的监控指标所对应的控制限;计算步骤,基于实时获取的过程数据计算工况向量,并基于所述工况向量计算差分工况向量;监控步骤,根据所述差分工况向量的范数,选取所述隐马尔科夫模型或各个工况对应的统计模式分析模型相应的监控指标,并对所选取的监控指标进行实时计算,将计算得到的实时监控指标与该模型的监控指标所对应的控制限比对,来监控该工况的运行状况。

[0006] 在一个实施例中,所述统计模式分析模型的监控指标进一步包括第一监控指标和第二监控指标,所述第一监控指标对应的控制限为第一控制限,所述第二监控指标对应的控制限为第二控制限;所述监控步骤进一步通过以下步骤判断工况过程是否正常:若所述差分工况向量的范数为零,则计算该差分工况向量对应的工况向量的统计模式分析模型的实时第一监控指标和实时第二监控指标,在所述实时第一监控指标大于第一控制限或所述实时第二监控指标大于第二控制限时,则判断出工况过程发生异常;若所述差分工况向量

的范数不为零,则计算所述隐马尔科夫模型的实时NLLP监控指标,在该NLLP监控指标大于所述隐马尔科夫模型的监控指标的控制限时,则判断出工况过程发生异常,其中,NLLP表示所述隐马尔科夫模型的负对数似然概率。

[0007] 在一个实施例中,在所述监控步骤中,若差分工况向量的范数 $\|\nabla I\|=0$ ,则根据如下表达式计算工况 $q$ 所对应的统计模式分析模型的实时第一监控指标 $D_r(s)$ 和实时第二监控指标 $D_p(s)$ :

$$[0008] \quad D_r(s) = \|\tilde{C}^{(q)}s\|^2 = s^T \tilde{C}^{(q)}s$$

$$[0009] \quad D_p(s) = s^T P^{(q)} [\Lambda^{(q)}]^{-1} P^{(q)T} s,$$

[0010] 其中, $r$ 为残差子空间, $p$ 为主元子空间, $s$ 为实时获取的过程数据的统计模式向量, $\tilde{C}^{(q)}$ 为工况 $q$ 下建立的统计模式分析模型中残差空间的投影矩阵, $P^{(q)}$ 为工况 $q$ 下建立的统计模式分析模型中的负载矩阵, $\Lambda^{(q)}$ 为工况 $q$ 下建立的统计模式分析模型中主元所对应的协方差矩阵特征值拼成的对角矩阵。

[0011] 在一个实施例中,通过以下表达式计算过程数据的统计模式向量 $s$ : $s = \text{col}[\mu, \Sigma, \Xi]$ ,其中, $\mu$ 表示实时获取的 $w$ 时长内的均值向量, $\Sigma$ 表示二阶矩, $\Xi$ 表示高阶矩, $\text{col}[\cdot]$ 表示将矩阵排列成列向量的形式,所述二阶矩包括方差、协方差以及自相关系数。

[0012] 在一个实施例中,在所述监控步骤中,若差分工况向量的范数 $\|\nabla I\| \neq 0$ ,则根据如下公式计算所述隐马尔科夫模型的实时NLLP监控指标:

$$[0013] \quad \text{NLLP} = -\log \Pr(O_{\text{new}} | s^*),$$

[0014] 其中, $\Pr(\cdot)$ 表示事件发生的概率, $O_{\text{new}}$ 为实时获取的最新的最新的过程数据, $s^*$ 表示 $O_{\text{new}}$ 所处的工况。

[0015] 在一个实施例中,在所述计算步骤中,基于实时获取的过程数据使用Viterbi算法获取所述工况向量 $I = [i_1, i_2, \dots, i_w]^T$ ,其中, $w$ 表示过程数据的获取时长, $i_j (j=1, \dots, w)$ 表示 $w$ 时长内过程数据所处的工况序号。

[0016] 在一个实施例中,利用以下表达式来计算所述差分工况向量:

$$[0017] \quad \nabla I = [\nabla i_1, \nabla i_2, \dots, \nabla i_{w-1}]^T, \text{其中, } \nabla i_j = 1 - \psi(i_{j+1} - i_j), \text{函数 } \psi(\cdot) \text{在} 0 \text{处取值为} 1, \text{其余点取值为} 0.$$

[0018] 根据本发明的另一方面,还提供了一种基于监控指标切换的多工况过程监控系统,包括:采集模块,其用于采集不同工况下的正常数据作为训练样本集;第一获取模块,其基于所述训练样本集得到隐马尔科夫模型,并获取所述隐马尔科夫模型的监控指标所对应的控制限;第二获取模块,其基于各个工况的训练样本分别建立对应工况的统计模式分析模型,并获取各个统计模式分析模型的监控指标所对应的控制限;计算模块,其基于实时获取的过程数据计算工况向量,并基于所述工况向量计算差分工况向量;监控模块,其根据所述差分工况向量的范数,选取所述隐马尔科夫模型或各个工况对应的统计模式分析模型相应的监控指标,并对所选取的监控指标进行实时计算,将计算得到的实时监控指标与该模型的监控指标所对应的控制限比对,来监控该工况的运行状况。

[0019] 在一个实施例中,所述统计模式分析模型的监控指标进一步包括第一监控指标和第二监控指标,所述第一监控指标对应的控制限为第一控制限,所述第二监控指标对应的控制限为第二控制限;在所述监控模块中进一步通过以下步骤判断工况过程是否正常:若

所述差分工况向量的范数为零,则计算该差分工况向量对应的工况向量的统计模式分析模型的实时第一监控指标和实时第二监控指标,在所述实时第一监控指标大于第一控制限或所述实时第二监控指标大于第二控制限时,则判断出工况过程发生异常;若所述差分工况向量的范数不为零,则计算所述隐马尔科夫模型的实时NLLP监控指标,在该NLLP监控指标大于所述隐马尔科夫模型的监控指标的控制限时,则判断出工况过程发生异常,其中,NLLP表示所述隐马尔科夫模型的负对数似然概率。

[0020] 在一个实施例中,所述计算模块基于实时获取的过程数据使用Viterbi算法获取所述工况向量 $I=[i_1, i_2, \dots, i_w]^T$ ,其中, $w$ 表示过程数据的获取时长, $i_j(j=1, \dots, w)$ 表示 $w$ 时长内过程数据所处的工况序号。

[0021] 与现有技术相比,本发明的一个或多个实施例可以具有如下优点:

[0022] 本发明根据不同工况下的所有正常数据与同一工况的正常数据来分别计算不同的控制限,并且实时获取过程数据计算差分工况向量,最后基于差分工况向量的范数选择切换至合适的监控指标,通过对比该监控指标与其对应的控制限来判断该过程是否正常,该方法实时获取过程数据保证了判断的可靠性,并且不需要每个工况下的数据服从高斯分布,具有更高的适用性。

[0023] 本发明的其它特征和优点将在随后的说明书中阐述,并且,部分地从说明书中变得显而易见,或者通过实施本发明而了解。本发明的目的和其他优点可通过在说明书、权利要求书以及附图中所特别指出的结构来实现和获得。

## 附图说明

[0024] 附图用来提供对本发明的进一步理解,并且构成说明书的一部分,与本发明的实施例共同用于解释本发明,并不构成对本发明的限制。在附图中:

[0025] 图1是根据本发明一实施例的基于监控指标切换的多工况过程监控方法的流程图;

[0026] 图2是根据本发明一示例的实时过程数据采集的示意图;

[0027] 图3是根据本发明一实施例的基于监控指标切换的多工况过程监控系统的框图;

[0028] 图4是根据本发明一示例的测试例1中有限混合高斯模型方法的检测结果的曲线图;

[0029] 图5是根据本发明一示例的测试例1中SPA方法的检测结果的曲线图;

[0030] 图6是根据本发明一示例的测试例1中基于监控指标切换的多工况过程监控方法的检测结果的曲线图;

[0031] 图7是根据本发明一示例的测试例2中有限混合高斯模型方法的检测结果的曲线图;

[0032] 图8是根据本发明一示例的测试例2中SPA方法的检测结果的曲线图;

[0033] 图9是根据本发明一示例的测试例2中基于监控指标切换的多工况过程监控方法的检测结果的曲线图;

[0034] 图10是根据本发明的另一示例的连续搅拌加热罐的结构示意图;

[0035] 图11是根据本发明的另一示例的有限混合高斯模型方法的检测结果的曲线图;

[0036] 图12是根据本发明的另一示例的SPA方法的检测结果的曲线图;

[0037] 图13是根据本发明的另一示例的基于监控指标切换的多工况过程监控方法的检测结果的曲线图。

### 具体实施方式

[0038] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚,以下结合附图对本发明作进一步地详细说明。

#### [0039] 第一实施例

[0040] 图1是根据本发明一实施例的基于监控指标切换的多工况过程监控方法的流程图。下面结合图1对该方法进行详细说明。

[0041] 步骤S110,采集不同工况(即动力设备在一定条件下的工作状态)下的正常数据作为训练样本集。

[0042] 具体来说,从化工过程数据库中获取不同工况下的正常数据作为训练样本集: $B=[B_1^T, B_2^T, \dots, B_M^T]^T \in \mathbb{R}^{N \times m}$ ,其中, $B_i \in \mathbb{R}^{N_i \times m}$ , ( $i=1, \dots, M$ )是第*i*个工况的数据样本, $\mathbb{R}^{N \times m}$ 表示*N*行*m*列的实数矩阵, $N_i$ 表示第*i*个工况的样本数目, $N$ 表示总的样本数目, $m$ 表示传感器的个数。

[0043] 步骤S120,基于训练样本集得到隐马尔科夫模型,并获取该隐马尔科夫模型的监控指标所对应的控制限;基于各个工况的训练样本分别建立对应工况的统计模式分析模型(以下简称为SPA模型),并获取各个的SPA模型的监控指标所对应的不同的控制限。

[0044] 详细地说,本实施例获取隐马尔科夫模型的NLLP监控指标的控制限 $\delta_{NLLP}$ ,NLLP表示隐马尔科夫模型的负对数似然概率。具体地,利用训练样本集*B*,使用EM算法(即最大期望算法)可训练得到隐马尔科夫模型的参数集 $\lambda$ 并获得NLLP监控指标的控制限 $\delta_{NLLP}$ 。通常,利用正常训练样本集计算NLLP监控指标,根据选取的置信水平(比如在实际例子中选取的是98%的置信水平),即可得到控制限 $\delta_{NLLP}$ 。

[0045] 对于SPA模型,利用各个工况的训练样本 $B_i$ 来建立相应工况下的SPA模型,SPA模型的监控指标进一步包括第一监控指标 $D_r$ (即残差子空间监控指标)和第二监控指标 $D_p$ (即主元子空间监控指标),SPA模型的监控指标所对应的控制限进一步包括第一控制限 $\delta_r$ 和第二控制限 $\delta_p$ 。与 $\delta_{NLLP}$ 的获取相似,根据正常训练样本计算 $D_r$ 和 $D_p$ 监控指标,再根据选取的置信水平(比如在实际例子中选取的是98%的置信水平),即可得到控制限 $\delta_r$ 和 $\delta_p$ 。

[0046] 此外,SPA方法基于中心极限定理,而中心极限定理的思想为“不论随机变量的分布如何,随机变量的统计量渐进地服从高斯分布”,所以本实施例的方法并不需要每个工况下的数据服从高斯分布。

[0047] 步骤S130,基于实时获取的过程数据计算工况向量,并基于该工况向量计算差分工况向量。

[0048] 在本实施例中,将实时获取的过程数据形象化在一个可滑动的窗口中,即这里计算的过程数据为窗口内的数据,通过沿采样时间轴滑动窗口向前移动可更新窗口内部的过程数据,实时获取数据的时长则为滑动窗口的长度。具体地,基于实时获取的过程数据使用Viterbi算法获取工况向量 $I_k=[i_{1k}, i_{2k}, \dots, i_{wk}]^T$ ,其中, $w$ 表示过程数据的获取时长, $i_{jk}$  ( $j=1, \dots, w$ )表示第*k*个滑动窗口(即当前的滑动窗口)内数据所处的工况序号。

[0049] 图2是根据本发明一示例的实时过程数据采集的示意图。容易理解,图2中的两个

滑动窗口并不同时存在,而是滑动窗口I包含采样时间段[10,50]内的过程数据,滑动窗口II包含采样时间段[70,110]内的过程数据。

[0050] 进一步地,差分工况向量的表达式为 $\nabla I_k = [\nabla i_{1k}, \nabla i_{2k}, \dots, \nabla i_{(w-1)k}]^T$ ,其中, $\nabla i_{jk} = 1 - \psi(i_{(j+1)k} - i_{jk})$ , $i_{jk}$ ( $j=1, \dots, w$ )表示当前的滑动窗口(即滑动窗口k)内数据所处的工况序号,函数 $\psi(\cdot)$ 在0处取值为1,其余点取值为0。

[0051] 步骤S140,基于上述差分工况向量的范数,选取隐马尔科夫模型或各个工况对应的SPA模型相应的监控指标,并对所选取的监控指标进行实时计算,将计算得到的实时监控指标与该模型的监控指标所对应的控制限比对,来监控该工况的运行状况。

[0052] 首先,判断差分工况向量的范数 $\|\nabla I\|$ 是否为零。若差分工况向量的范数 $\|\nabla I\|$ 为零,说明当前所获取的过程数据属于同一工况,即工况并没有发生变化,如图2中滑动窗口I中所示。若差分工况向量的范数 $\|\nabla I\|$ 不为零,则说明当前所获取的过程数据属于不同工况,如图2中滑动窗口II中所示。

[0053] 然后,在差分工况向量的范数 $\|\nabla I\|$ 为零时,计算该差分工况向量对应的工况的实时监控指标(即SPA模型的实时监控指标 $D_r(s)$ 和 $D_p(s)$ ),在实时第一监控指标 $D_r(s)$ 大于其所对应的控制限 $\delta_r$ 时或实时第二监控指标 $D_p(s)$ 大于其所对应的控制限 $\delta_p$ ,则判断出工况过程发生异常。通过如下表达式来计算工况q的SPA模型的监控指标:

$$[0054] \quad D_r(s) = \|\tilde{C}^{(q)} s\|^2 = s^T \tilde{C}^{(q)} s$$

$$[0055] \quad D_p(s) = s^T P^{(q)} [\Lambda^{(q)}]^{-1} P^{(q)T} s,$$

[0056] 其中,r为残差子空间,p为主元子空间,s为实时获取的过程数据的统计模式向量, $\tilde{C}^{(q)}$ 为工况q下建立的SPA模型中残差空间的投影矩阵, $P^{(q)}$ 为工况q下建立的SPA模型中的负载矩阵, $\Lambda^{(q)}$ 为工况q下建立的SPA模型中主元所对应的协方差矩阵特征值拼成的对角矩阵。具体地,通过以下表达式计算过程数据的统计模式向量s:

$$[0057] \quad s = \text{col}[\mu, \Sigma, \Xi]$$

[0058] 其中, $\mu$ 表示实时获取的w时长内的均值向量, $\Sigma$ 表示二阶矩, $\Xi$ 表示高阶矩,符号 $\text{col}[\cdot]$ 表示将矩阵排列成列向量的形式,上述二阶矩包括方差、协方差以及自相关系数。

[0059] 在差分工况向量的范数 $\|\nabla I\|$ 不为零时,则计算隐马尔科夫模型的实时NLLP监控指标,在该NLLP监控指标大于隐马尔科夫模型的监控指标所对应的控制限 $\delta_{\text{NLLP}}$ 时,则判断出工况过程发生异常。具体通过以下表达式获取实时NLLP监控指标:

$$[0060] \quad \text{NLLP} = -\log \Pr(O_{\text{new}} | s^*),$$

[0061] 其中, $\Pr(\cdot)$ 表示事件发生的概率, $O_{\text{new}}$ 为实时获取的最新的最新的过程数据, $s^*$ 表示 $O_{\text{new}}$ 所处的工况。实际上,由于NLLP监控指标的计算依赖于工况,所以不同的工况下的NLLP指标的控制限也有所区别。

[0062] 在一个示例中,也可以通过公式 $\text{NLLP} = -\log \Pr(O_{\text{new}} | \lambda)$ 来计算NLLP监控指标,其中 $\lambda$ 为隐马尔科夫模型的完整参数集。

[0063] 值得注意的是,由于根据差分工况向量的不同,不同监控指标在当前时刻的适合程度不同,本实施例智能地在NLLP监控指标与SPA模型监控指标间进行指标切换,而不是像现有监控方法中的一个监控指标一直用到底。如上所述,当差分工况向量不为零时,此时新进入滑动窗口的工况数据量不足,即无法“装满”一个窗口,求出的统计量不准确,导致故障



的误报率增高,因此选择选择隐马尔科夫模型的NLLP监控指标。当差分工况向量为零时,说明数据处于同工况,求出的统计量准确,监控更加全面,所以选择SPA模型中的两个指标。

[0064] 最后,输出过程监控结果,以方便对出现故障的工况进行维护。

[0065] 示例

[0066] 为了进一步理解本发明,下面对两个示例进行说明。

[0067] 示例一:数值仿真

[0068] 用下面的线性系统产生数据:

$$[0069] \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.3723 & 0.6815 \\ 0.4890 & 0.2954 \\ 0.9842 & 0.1793 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_3 \end{bmatrix}$$

[0070] 其中 $x=[x_1 \ x_2 \ x_3]^T$ 表示三个传感器的测量, $s=[s_1 \ s_2]^T$ 表示两个独立的数据源, $e=[e_1 \ e_2 \ e_3]^T$ 表示独立的三个均值为0、标准差为0.1的高斯噪声。下面列出系统处于三个不同工况时,数据源所服从的概率分布:

[0071] 工况1: $s_1:N(10,0.8);s_2:N(12,1.3)$

[0072] 工况2: $s_1:N(5,0.6);s_2:N(20,0.7)$

[0073] 工况3: $s_1:N(16,1.5);s_2:N(30,2.5)$

[0074] 其中 $N(\mu,\sigma^2)$ 表示均值为 $\mu$ ,方差为 $\sigma^2$ 的高斯分布。对三种不同工况的测试数据的描述如表1所示。其中,偏移故障为传感器上的恒定值偏差,漂移故障为传感器上的幅值从小逐渐变化到大的偏差。

[0075] 表1.数值仿真中测试数据的描述

[0076]

测试例序号	工况	数据描述	采样时刻
测试例 1	1	正常	1-100
	2	正常	101-200
	2	幅值为 0.5 的偏移故障加在 $x_3$	201-400
测试例 2	3	正常	1-100
	2	正常	101-200
	2	漂移故障 $f(k)=0.01(k-200)$ 加在 $x_1$	201-400

[0077] 为了验证本示例的有效性以及在故障检测率和误报率方面的优势,选取了有限混合高斯模型(FGMM)方法和统计模式分析(SPA)的方法(没有指标切换)作为对比方法。图4-图9显示了各种方法针对测试例1与测试例2的故障检测结果的示意图。其中,图4、图7中的BIP指标为有限高斯混合模型中的贝叶斯推理概率指标,图5、图8中的 $D_p$ 指标为SPA模型中主元空间的监控指标, $D_r$ 指标为SPA模型中残差空间的监控指标,图6、图9中的 $D_p$ -NLLP指标为 $D_p$ 指标与NLLP指标切换, $D_r$ -NLLP指标为 $D_r$ 指标与NLLP指标切换。

[0078] 表2所示为各种方法的故障诊断率和误报率的总结。

[0079] 表2.示例一中不同方法故障检测率(FDR)和误报率(FAR)的比较

[0080]

测试例 序号	故障检测 率/误报率	FGMM	SPA 方法		实施例一的方法	
			D <sub>p</sub>	D <sub>r</sub>	D <sub>p</sub> -NLLP	D <sub>r</sub> -NLLP
测试例 1	FDR	16.0	0.0	0.0	90.0	<b>95.0*</b>
	FAR	4.0	<b>0.0*</b>	23.5	3.5	1.5
测试例 2	FDR	59.5	0.0	0.0	73.5	<b>77.5*</b>
	FAR	3.0	48.0	34.5	2.5	<b>2.0*</b>

[0081] 注明:表中数据表示百分数(%)。

[0082] 从上表不难看出本发明的方法相比其他方法有较高的故障检测率,并且具有误报率低的特点。

[0083] 示例二:连续搅拌加热罐(CSTH)

[0084] 图10所示的是连续搅拌加热罐的结构示意图。图中TC为温度控制器,FT为流量变送器,FC为流量控制器,TT为温度变送器,LC为液位控制器,LT为液位变送器。

[0085] 在连续搅拌加热罐中,热水和冷水在罐中充分混合并由蒸汽对其进行加热。系统中存在多个控制回路,从而保证液位,流量和温度工作在设定的工作点。表3反应了连续搅拌加热罐的两个标准工况所对应的参数,这里各个物理测量(电信号)的单位均为毫安(mA)。

[0086] 表3.连续搅拌加热罐的两个标准工况所对应的参数

[0087]

工况序号	液位设定值	温度设定值	热水阀的开度
工况 1	12.0	10.5	0.0
工况 2	12.0	10.5	5.5

[0088] 表4是对连续搅拌加热罐中测试数据的描述。下面针对液位传感器故障,比较不同方法的检测效果。

[0089] 表4.连续搅拌加热罐中测试数据的描述

[0090]

测试例序号	工况	数据描述	采样时刻
测试例	1	正常	1-100
	2	正常	101-200
	2	在液位传感器上加-0.2 的偏移故障	201-400

[0091] 图11-13显示了各种方法的故障诊断率和误报率。同上一示例,图11中的BIP指标为有限高斯混合模型中的贝叶斯推理概率指标,图12中的D<sub>p</sub>指标为SPA模型中主元空间的监控指标,D<sub>r</sub>指标为SPA模型中残差空间的监控指标,图13中的D<sub>p</sub>-NLLP指标为D<sub>p</sub>指标与NLLP指标切换,D<sub>r</sub>-NLLP指标为D<sub>r</sub>指标与NLLP指标切换。

[0092] 具体故障诊断率和误报率的总结如表5所示。

[0093] 表5. 示例二中不同方法故障检测率(FDR)和误报率(FAR)的比较

[0094]

测试例 序号	故障检测 率/误报率	FGMM	SPA 方法		实施例一的方法	
			Dp	Dr	Dp-NLLP	Dr-NLLP
测试例	FDR	42.0	81.0	57.0	83.0	<b>84.0*</b>
	FAR	2.5	30.0	25.5	<b>0.0*</b>	1.0

[0095] 注明:表中数据表示百分数(%)。

[0096] 从上表不难看出本发明的方法相比其他方法有较高的故障检测率,并且具有误报率低的特点。

[0097] 综上所述,本发明根据不同工况下的所有正常数据与同一工况的正常数据来分别获取不同的控制限,并且根据实时获取的过程数据计算差分工况向量,最后基于差分工况向量的范数切换到更加适合的监控指标,选择计算切换至的更优监控指标,通过对比该监控指标与其对应的控制限来判断该过程是否正常,该方法实时获取过程数据保证了判断的可靠性,并且不需要每个工况下的数据服从高斯分布,具有更高的适用性。

[0098] 第二实施例

[0099] 图3是根据本发明一实施例的基于监控指标切换的多工况过程监控系统的框图。下面结合图3对本实施例的监控系统进行详细说明。

[0100] 如图3所示,本系统包括采集模块30、第一获取模块31、第二获取模块32、计算模块33以及监控模块34。本实施例的采集模块30、第一获取模块31、第二获取模块32、计算模块33以及监控模块34分别执行第一实施例的步骤S110至S140的操作。

[0101] 详细地说,采集模块30用于采集不同工况下的正常数据作为训练样本集。具体地,采集模块30从化工过程数据库中获取不同工况下的正常数据作为训练样本集: $B = [B_1^T, B_2^T, \dots, B_M^T]^T \in \mathbb{R}^{N \times m}$ , 其中,  $B_i \in \mathbb{R}^{N_i \times m}$ , ( $i = 1, \dots, M$ )是第*i*个工况的数据样本,  $\mathbb{R}^{N \times m}$ 表示*N*行*m*列的实数矩阵,  $N_i$ 表示第*i*个工况的样本数目,  $N$ 表示总的样本数目,  $m$ 表示传感器的个数。

[0102] 基于采集模块30所采集的训练样本集第一获取模块31建立隐马尔科夫模型,并获取该隐马尔科夫模型的监控指标所对应的控制限。

[0103] 通常,利用正常训练样本集计算隐马尔科夫模型的NLLP监控指标,根据选取的置信水平(比如在实际例子中选取的是98%的置信水平),即可得到控制限 $\delta_{NLLP}$ 。具体地,利用训练样本集*B*,使用EM算法(即最大期望算法)可训练得到隐马尔科夫模型的参数集 $\lambda$ 并获得NLLP监控指标的控制限 $\delta_{NLLP}$ 。

[0104] 此外,第二获取模块32基于采集模块30采集的各个工况的训练样本分别建立对应工况的统计模式分析模型(即SPA模型),并获取各个SPA模型的监控指标所对应的控制限。

[0105] SPA模型的监控指标进一步包括第一监控指标 $D_r$ (即残差子空间监控指标)和第二监控指标 $D_p$ (即主元子空间监控指标),SPA模型的监控指标所对应的控制限进一步包括第一控制限 $\delta_r$ 和第二控制限 $\delta_p$ 。与 $\delta_{NLLP}$ 的获取相似,根据正常训练样本计算 $D_r$ 和 $D_p$ 监控指标,再根据选取的置信水平(比如在实际例子中选取的是98%的置信水平),即可得到控制限 $\delta_r$ 和

$\delta_p$ 。

[0106] 计算模块33则其基于实时获取的过程数据来计算工况向量,并基于该工况向量计算差分工况向量。

[0107] 详细地说,计算模块33基于实时获取的过程数据使用Viterbi算法获取工况向量 $I=[i_1, i_2, \dots, i_w]^T$ ,其中, $w$ 表示过程数据的获取时长, $i_j(j=1, \dots, w)$ 表示 $w$ 时长内过程数据所处的工况序号。

[0108] 在获取该工况向量后,计算模块33进一步利用以下表达式计算差分工况向量: $\nabla I=[\nabla i_1, \nabla i_2, \dots, \nabla i_{w-1}]^T$ ,其中, $\nabla i_j=1-\psi(i_{j+1}-i_j)$ ,函数 $\psi(\cdot)$ 在0处取值为1,其余点取值为0。

[0109] 最后,监控模块34根据上述差分工况向量的范数,选取隐马尔科夫模型或各个工况对应的SPA模型相应的监控指标,并对所选取的监控指标进行实时计算,将计算得到的实时监控指标与该模型的监控指标所对应的控制限比对,来监控该工况的运行状况。

[0110] 值得注意的是,根据差分工况向量的不同,不同监控指标在当前时刻的适合程度不同,本实施例智能地在NLLP监控指标与SPA模型监控指标间进行指标切换,而不是像现有监控方法中的一个监控指标一直用到底。

[0111] 具体地说,若差分工况向量的范数为零,则计算该差分工况向量对应的工况向量的SPA模型的实时第一监控指标和实时第二监控指标(即SPA模型的实时监控指标 $D_r(s)$ 和 $D_p(s)$ ),在实时第一监控指标 $D_r(s)$ 大于其所对应的控制限 $\delta_r$ 时或实时第二监控指标 $D_p(s)$ 大于其所对应的控制限 $\delta_p$ ,则判断出工况过程发生异常。通过如下表达式来计算工况 $q$ 的SPA模型的监控指标:

$$[0112] \quad D_r(s) = \|\tilde{C}^{(q)}s\|^2 = s^T \tilde{C}^{(q)T} s$$

$$[0113] \quad D_p(s) = s^T P^{(q)} [\Lambda^{(q)}]^{-1} P^{(q)T} s,$$

[0114] 其中, $r$ 为残差子空间, $p$ 为主元子空间, $s$ 为实时获取的过程数据的统计模式向量, $\tilde{C}^{(q)}$ 为工况 $q$ 下建立的SPA模型中残差空间的投影矩阵, $P^{(q)}$ 为工况 $q$ 下建立的SPA模型中的负载矩阵, $\Lambda^{(q)}$ 为工况 $q$ 下建立的SPA模型中的主元所对应的协方差矩阵特征值拼成的对角矩阵。具体地,通过以下表达式计算过程数据的统计模式向量 $s$ :

$$[0115] \quad s = \text{col}[\mu, \Sigma, \Xi]$$

[0116] 其中, $\mu$ 表示实时获取的 $w$ 时长内的均值向量, $\Sigma$ 表示二阶矩, $\Xi$ 表示高阶矩,符号 $\text{col}[\cdot]$ 表示将矩阵排列成列向量的形式,上述二阶矩包括方差、协方差以及自相关系数。

[0117] 若差分工况向量的范数不为零,则计算隐马尔科夫模型的实时NLLP监控指标,在该NLLP监控指标大于隐马尔科夫模型的监控指标的控制限时,则判断出工况过程发生异常,其中,NLLP表示隐马尔科夫模型的负对数似然概率。具体通过以下表达式获取实时NLLP监控指标:

$$[0118] \quad \text{NLLP} = -\log \Pr(O_{\text{new}} | s^*),$$

[0119] 其中, $\Pr(\cdot)$ 表示事件发生的概率, $O_{\text{new}}$ 为实时获取的最新的過程数据, $s^*$ 表示 $O_{\text{new}}$ 所处的工况。

[0120] 综上所述,本发明根据不同工况下的所有正常数据与同一工况的正常数据来分别获取不同的控制限,并且根据实时获取的过程数据计算差分工况向量,最后基于差分工况

向量的范数切换到更加适合的监控指标,选择计算切换至的更优监控指标,通过对比该监控指标与其对应的控制限来判断该过程是否正常,该方法实时获取过程数据保证了判断的可靠性,并且不需要每个工况下的数据服从高斯分布,具有更高的适用性。

[0121] 以上所述,仅为本发明的具体实施案例,本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术的技术人员在本发明所述的技术规范内,对本发明的修改或替换,都应在本发明的保护范围之内。

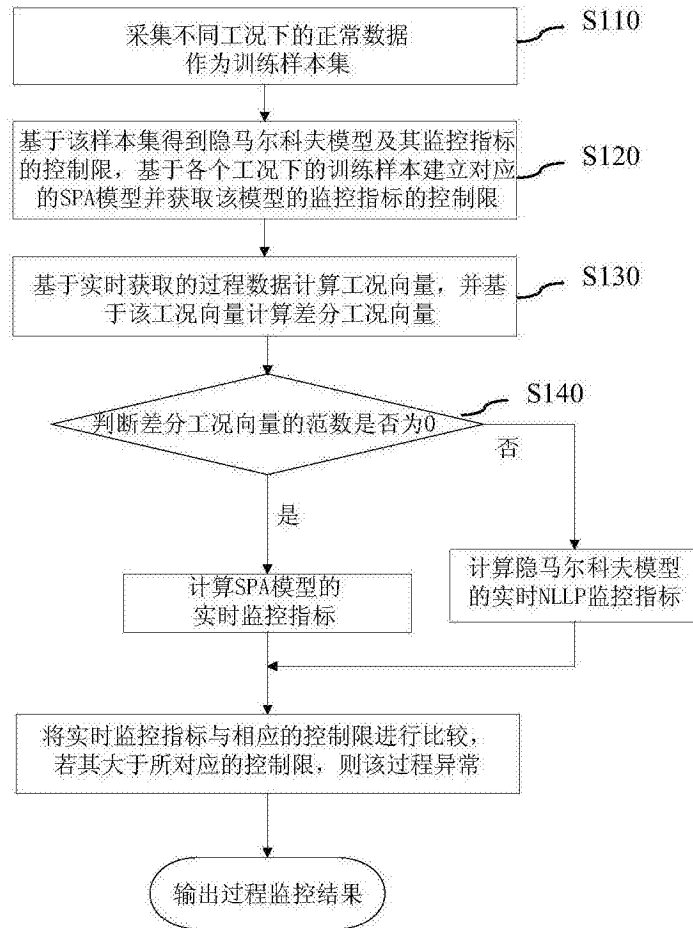


图1

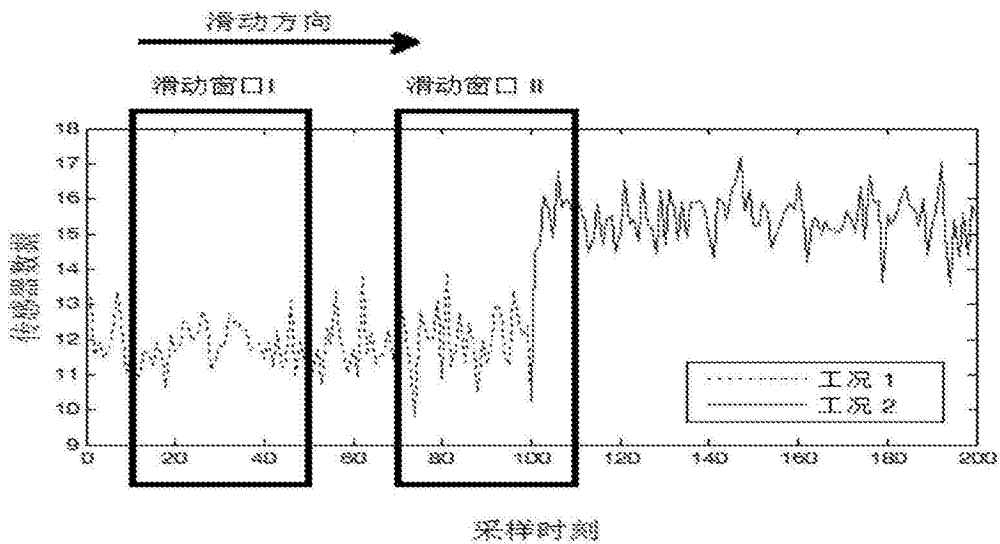


图2

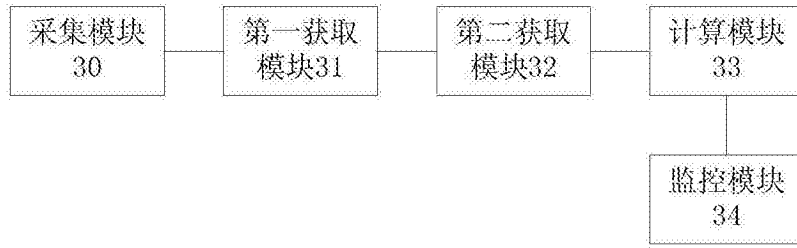


图3

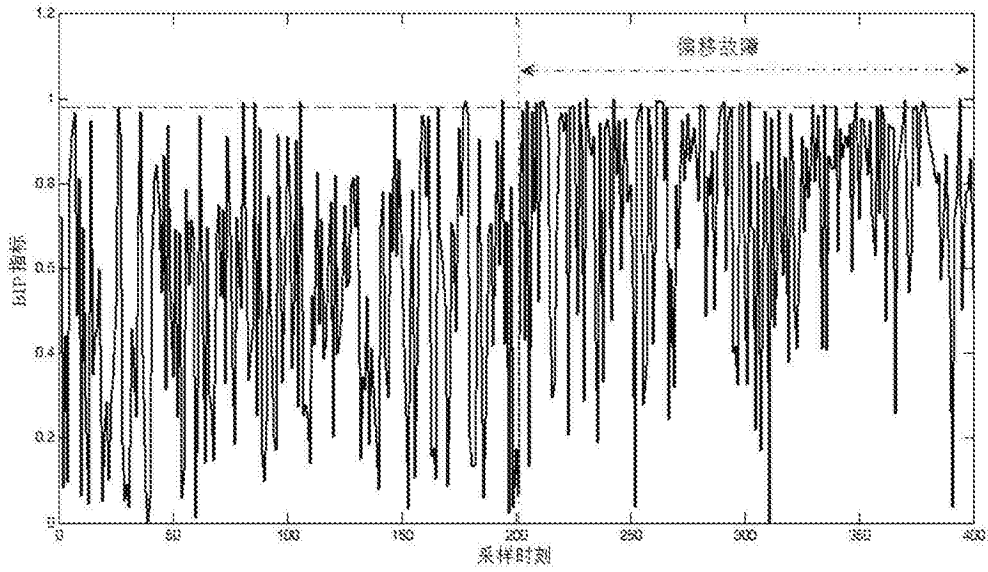


图4

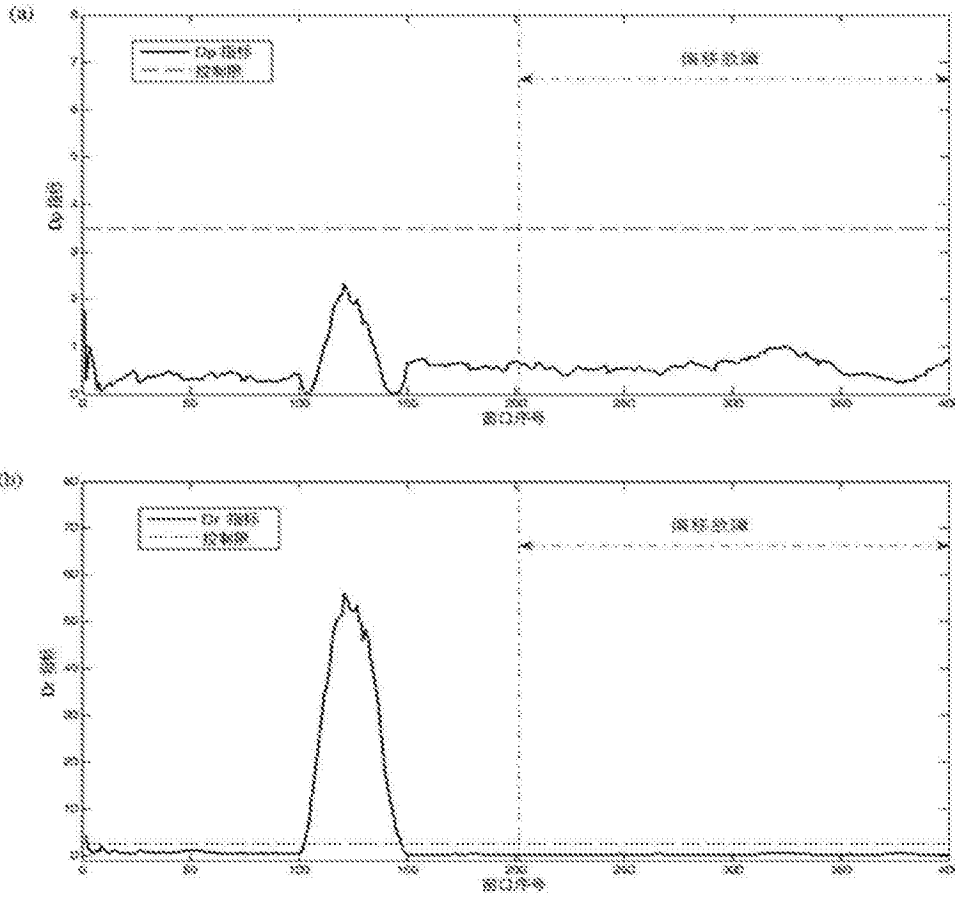


图5



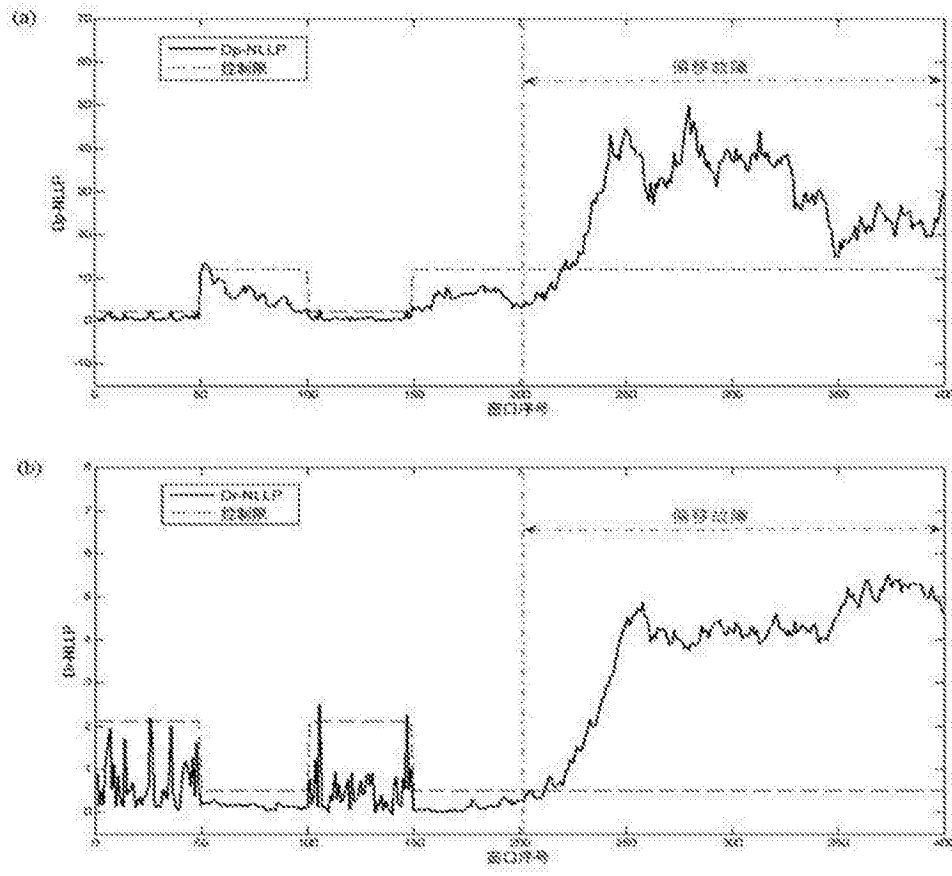


图6

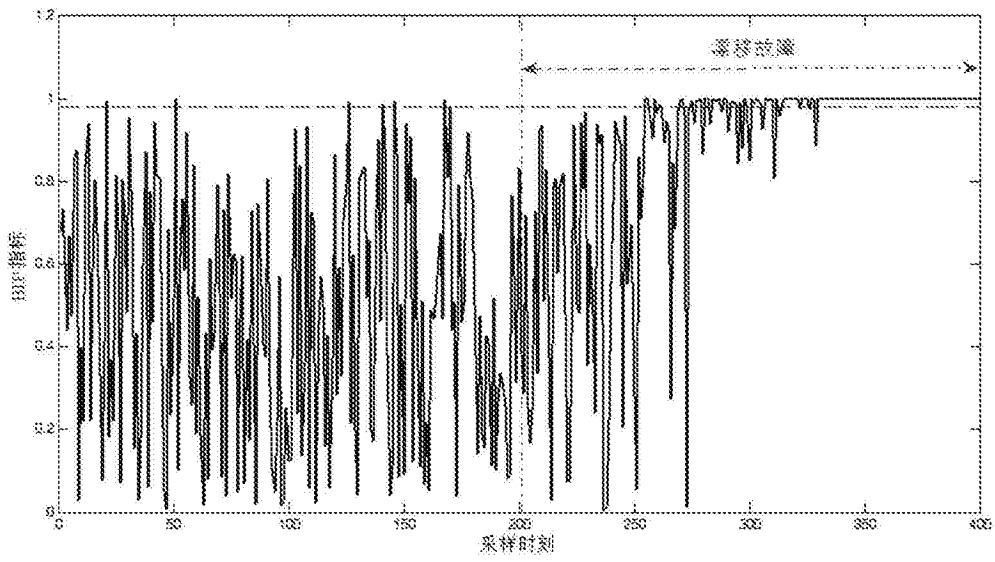


图7

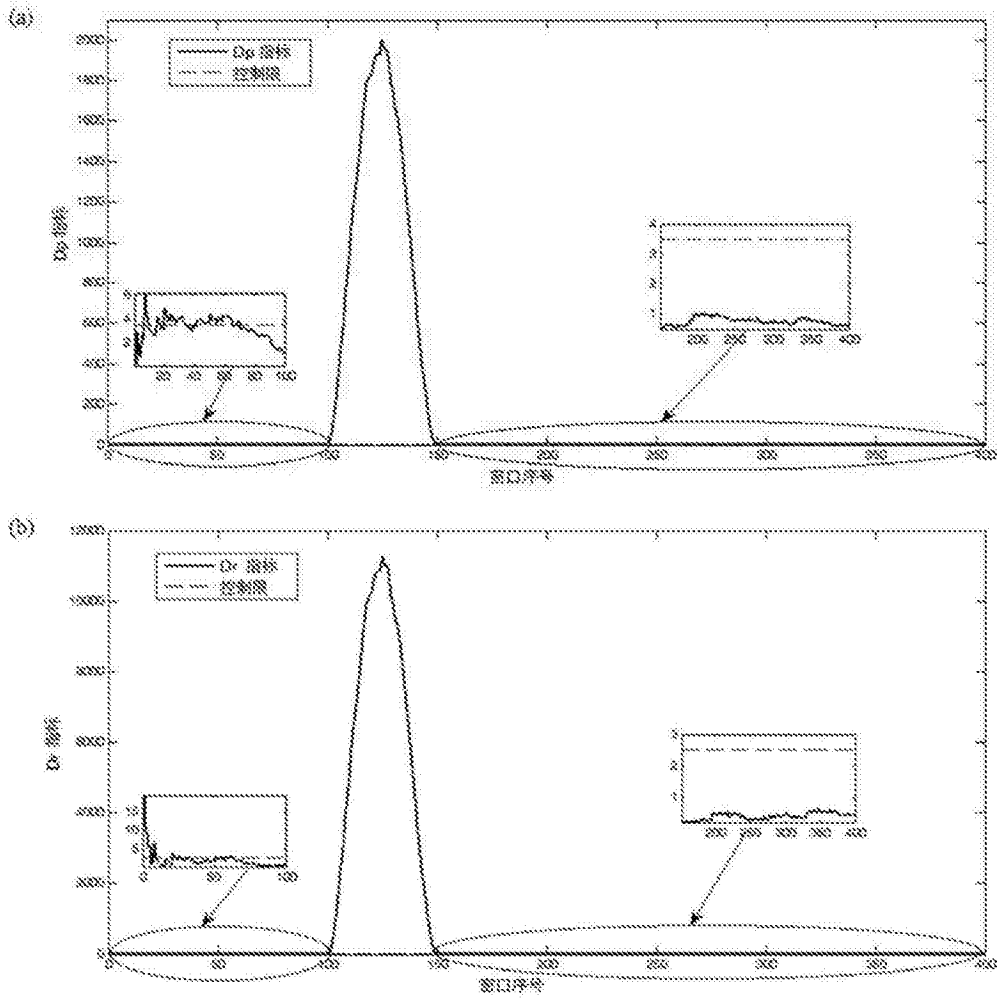


图8

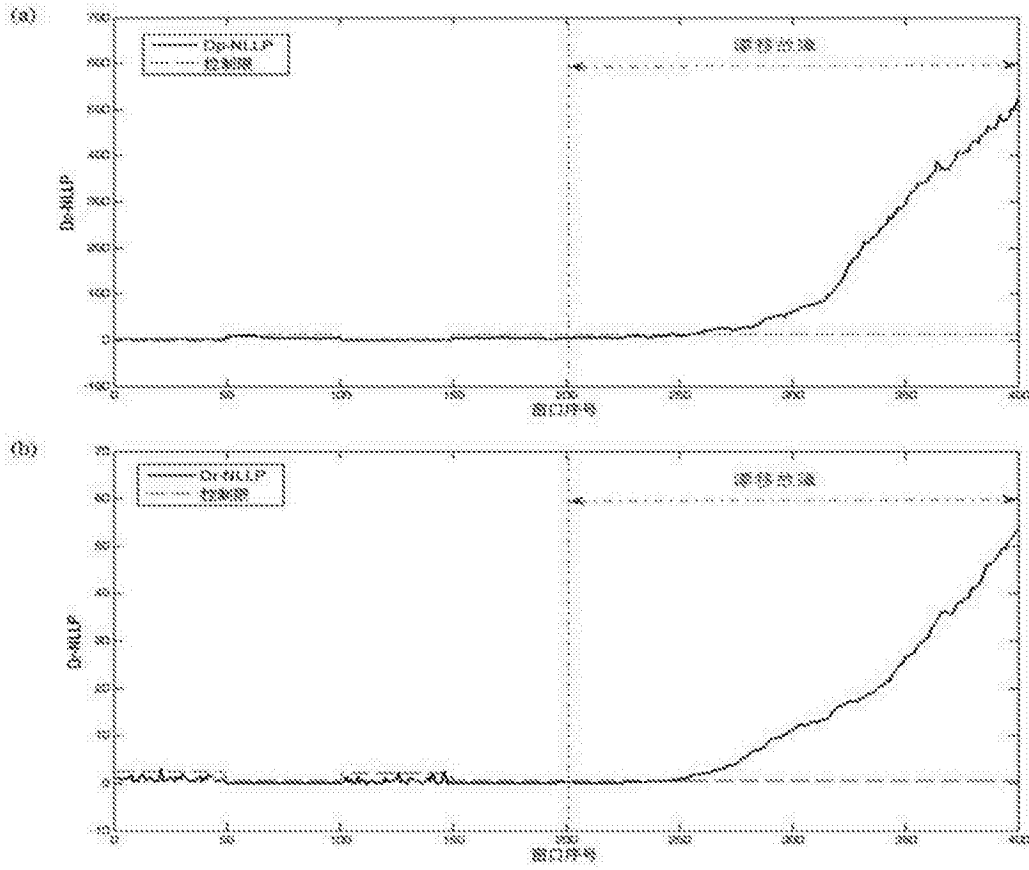


图9

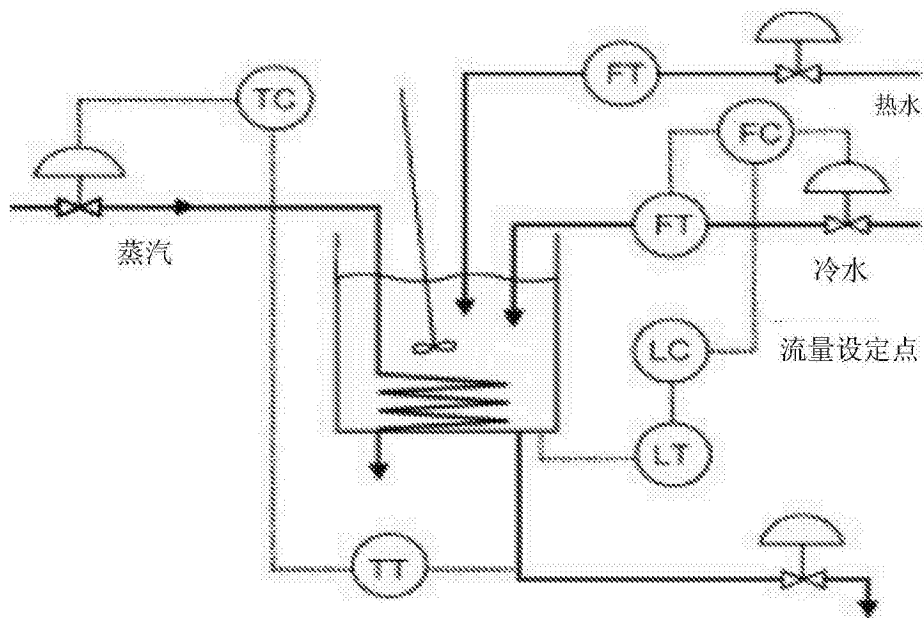


图10

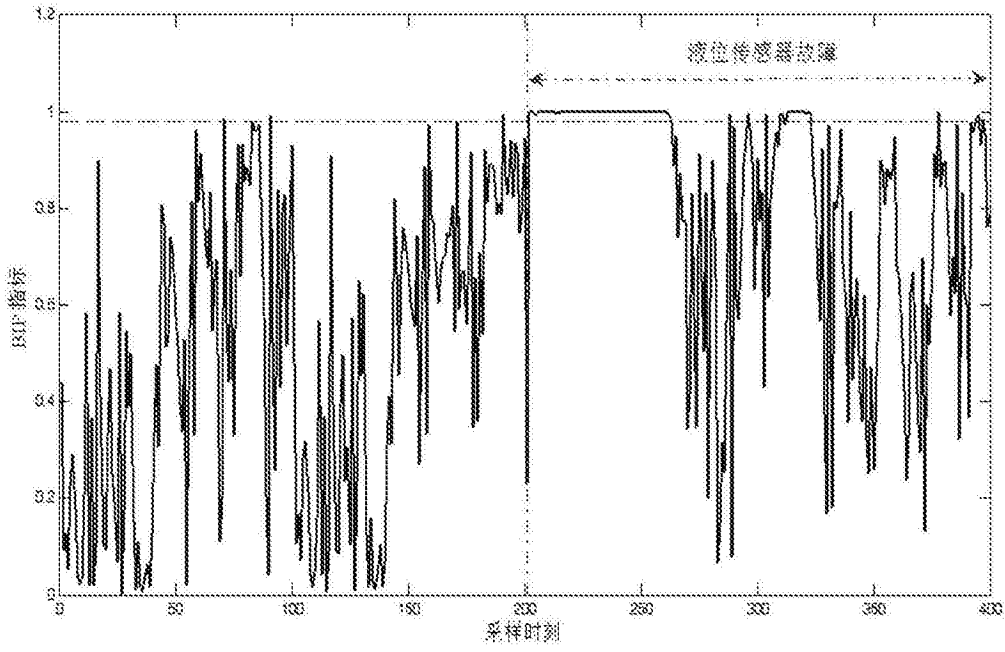


图11

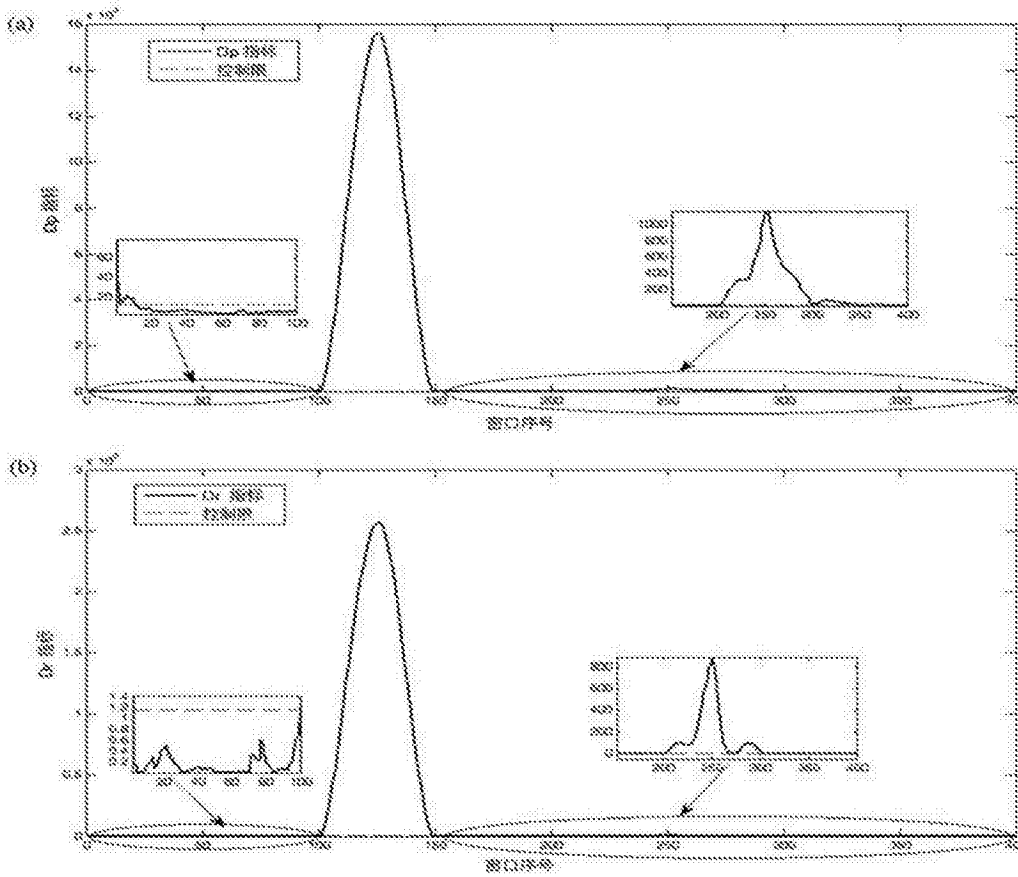


图12

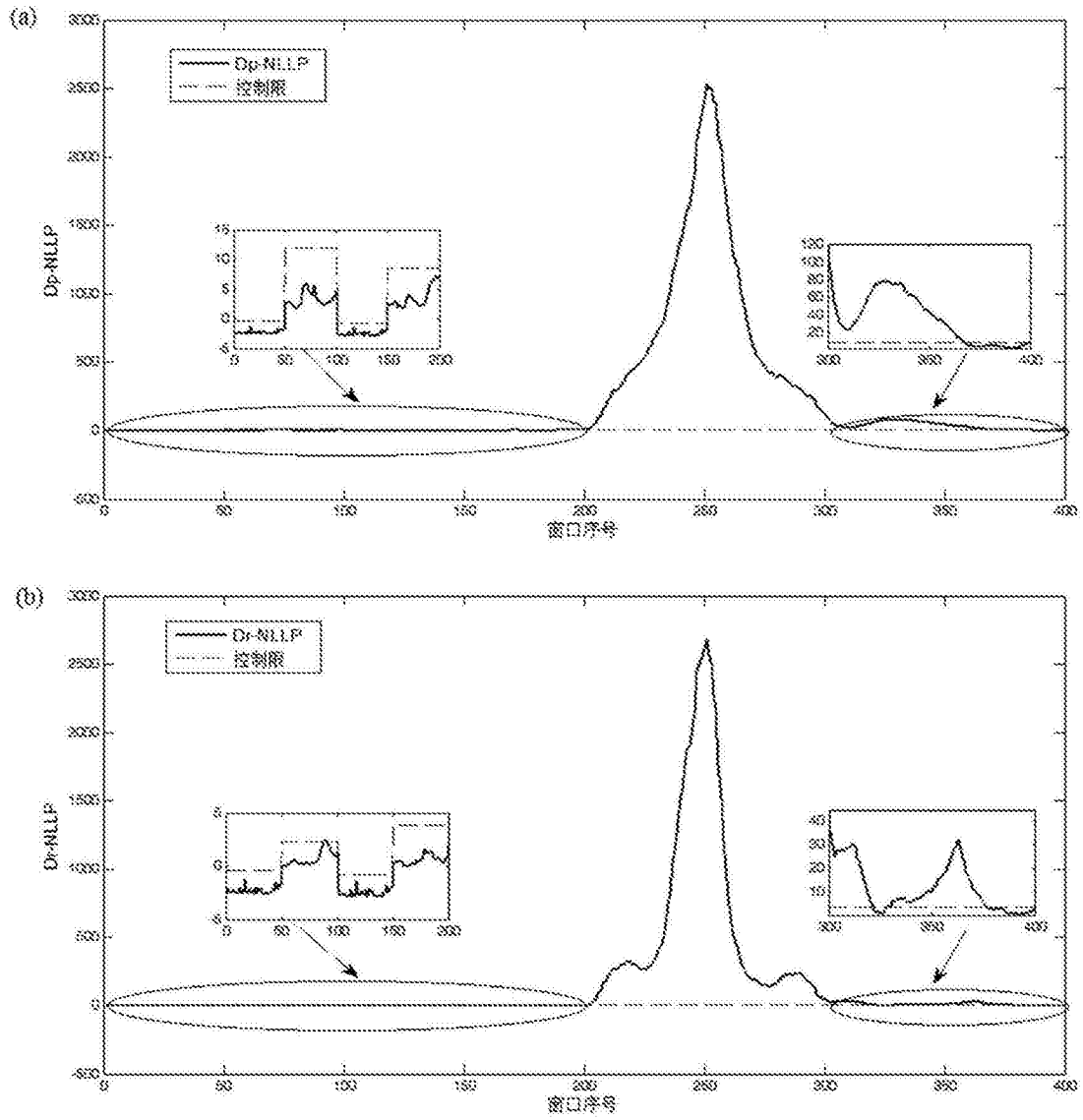


图13