



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 104499001 A

(43) 申请公布日 2015. 04. 08

(21) 申请号 201510027742. 8

(22) 申请日 2015. 01. 20

(71) 申请人 重庆科技学院

地址 401331 重庆市沙坪坝区大学城东路
20 号

(72) 发明人 易军 黄迪 李太福 周伟
张元涛 姚立忠 田应甫

(74) 专利代理机构 重庆为信知识产权代理事务
所(普通合伙) 50216

代理人 余锦曦

(51) Int. Cl.

G25G 3/20(2006. 01)

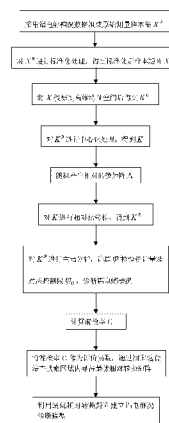
权利要求书2页 说明书6页 附图4页

(54) 发明名称

基于特征子空间优化相对矩阵的铝电解槽况
诊断方法

(57) 摘要

一种基于特征子空间优化相对矩阵的铝电解槽况诊断方法,其特征在于:一,采集原始测量样本集,对该原始测量样本集进行预处理后投影到核空间;二,对中心化矩阵K进行相对主元分析,建立铝电解槽况诊断模型,并对铝电解槽况进行诊断;三,通过细菌觅食算法在搜索区域内寻得最优相对转换矩阵;四,按步骤二所述方法,利用最优相对转换矩阵建立铝电解槽况诊断模型,实现对铝电解槽况的准确诊断。本发明充分考虑铝电解槽况非线性的特性,通过核函数,将非线性参数投影到高维线性特征空间,在核空间内借助细菌觅食法优化相对转换矩阵,进行相对主元分析,大大提高了铝电解槽况故障诊断的精确度。



1. 一种基于特征子空间优化相对矩阵的铝电解槽况诊断方法,其特征在于:包括下列步骤:

步骤一,采集原始测量样本集,对该原始测量样本集进行预处理后投影到核空间,包括:

第一步:采集 n 组铝电解槽况数据组成原始测量样本集 $X^0 = [x_1^0, x_2^0, \dots, x_n^0] \in R^{m \times n}$, 每个样本含有 m 个独立的铝电解槽况参数采样值;

第二步:对原始测量样本集 X^0 进行标准化处理,得到标准化后样本矩阵 X ;

第三步:利用核函数,将标准化后样本矩阵 X 投影到高维特征空间后得到矩阵 K^0 ;

第四步:对矩阵 K^0 进行中心化处理,得到中心化矩阵 K , 中心化处理按下式进行:

$$K = K^0 - \mathbf{I}_n K^0 - K^0 \mathbf{I}_n + \mathbf{I}_n K^0 \mathbf{I}_n$$

$$\text{其中, } \mathbf{I}_n = \frac{1}{n} \begin{pmatrix} 1 & \mathbf{K} & 1 \\ \mathbf{M} & \mathbf{O} & \mathbf{M} \\ 1 & \mathbf{L} & 1 \end{pmatrix}_{n \times n}$$

步骤二,对中心化矩阵 K 进行相对主元分析,建立铝电解槽况诊断模型,并对铝电解槽况进行诊断,包括:

第一步:在 $[0, 50)$ 范围内随机产生相对转换矩阵 Λ , 所述相对转换矩阵 Λ 为对角矩阵:

$$\Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \Lambda & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \Lambda & 0 \\ \mathbf{M} & \mathbf{M} & \mathbf{M} & \mathbf{M} \\ 0 & 0 & \Lambda & \lambda_m \end{pmatrix}$$

第二步:对中心化矩阵 K 进行相对化转换,得到相对化样本矩阵 $K^R = K \cdot \Lambda$, 即:

$$K^R = \begin{pmatrix} \lambda_1 k(x_1, x_1) & \mathbf{K} & \lambda_1 k(x_1, x_m) \\ \mathbf{M} & \mathbf{O} & \mathbf{M} \\ \lambda_m k(x_m, x_1) & \mathbf{L} & \lambda_m k(x_m, x_m) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k^*(x_1, x_1) & \mathbf{K} & k^*(x_1, x_m) \\ \mathbf{M} & \mathbf{O} & \mathbf{M} \\ k^*(x_m, x_1) & \mathbf{L} & k^*(x_m, x_m) \end{pmatrix}$$

第三步:对 K^R 进行主元分析,计算 φ 检验统计量及对应控制限 φ_0 , 对铝电解槽况进行诊断;

φ 检验统计量按下式计算:

$$\varphi = \frac{SPE}{SPE_0} + \frac{T^2}{T_0^2}$$

其中, SPE 和 SPE_0 分别表示 SPE 检验统计量和对应的控制限; T^2 和 T_0^2 分别表示 T^2 检验统计量和对应的控制限;

若 $\varphi \leq \varphi_0$, 则认为铝电解槽况正常;

若 $\varphi > \varphi_0$, 则认为铝电解槽况异常;

第四步: 统计铝电解槽况诊断情况, 记录诊断错误的样本点个数 q , 按下式计算漏检率 C :

$$C = \frac{q}{n} \times 100\%$$

步骤三, 通过细菌觅食算法在搜索区域内寻得最优相对转换矩阵, 具体包括以下步骤:

第一步: 初始化细菌觅食算法相关参数: 细菌群体大小 $BIOSize = 50$, 趋向次数 $Nc = 100$, 趋向行为执行中前进次数 $NS = 4$, 繁殖次数 $Nre = 6$, 驱散次数 $Ned = 4$, 执行驱散行为的概率 $Ped = 0.25$;

第二步: 将诊断模型中的漏检率 C 作为评价函数, 利用细菌觅食算法在给定范围内优化相对转换矩阵, 当漏检率到达最低时, 得到的相对转换矩阵即为最优;

步骤四, 按步骤二所述方法, 利用最优相对转换矩阵建立铝电解槽况诊断模型, 实现对铝电解槽况的准确诊断。

2. 根据权利要求 1 所述的基于特征子空间优化相对矩阵的铝电解槽况诊断方法, 其特征在于: 所述铝电解槽况参数为: 系列电流、NB 次数、分子比、出铝量、铝水平、电解质水平、槽温、槽电压。

基于特征子空间优化相对矩阵的铝电解槽况诊断方法

技术领域

[0001] 本发明涉及故障诊断领域,尤其涉及一种基于特征子空间的优化相对矩阵的铝电解槽况故障诊断方法。

背景技术

[0002] 铝电解槽是一个复杂的、特殊的冶金工业设备,因其受到槽内电场、磁场、温度场等多种物理场耦合影响,易出现阴极破损、电解质漂浮碳渣、铝液波动等病槽和异常槽况现象。异常槽况如不能准确及时地诊断并调整控制策略,将严重影响到电解槽的生产效率和使用寿命。但是,由于铝电解槽的状态参数较多,测量值不易采集,参数间呈现出非线性、强耦合性特性,给铝电解槽故障诊断带来很大困难。因此,铝电解槽况诊断一直以来都是工业控制领域研究的热点、难点。

[0003] 在现有的槽况诊断方法中,主元分析(Principal Component Analysis,PCA)可以将铝电解高维的变量转换成低维主元进行槽况诊断,在保留原始数据信息的同时,利用少数几个相对独立的变量进行诊断,大大减少计算工作量,因此被广泛应用于槽况诊断中。但是,该方法在对原始矩阵进行标准化处理后,协方差矩阵的特征值大小近似相等,即原始的随机矩阵在几何上出现分布“均匀”的现象,很难提取到具有代表性的主元。中国专利申请文件“用于铝电解槽况故障诊断的优化权重相对主元分析方法”(公开号:CN103952724A)提出了一种优化权重的相对主元分析方法来进行铝电解槽况故障诊断,能够利用遗传算法产生一个最优的相对转换矩阵,通过相对化处理,将“均匀”分布的量突显出来,以便更好地提取出具有代表性的主元,从而提高铝电解槽况故障诊断的精确度,但是该方法并没有考虑到铝电解槽状态参数的非线性特性,对于实际应用而言并不是最有效的方法。

[0004] 现有技术的缺陷是:没有考虑到铝电解槽的状态参数是非线性的特性,在实际的铝电解故障诊断中的精确度还有待提高。

[0005] 参考文献:

[0006] [1] 文成林,胡静,王天真,等.相对主元分析及其在数据压缩和故障诊断中的应用研究[J].自动化学报,2008,34(9):1128-1139.

发明内容

[0007] 本发明的主要目的是,提供一种基于特征子空间优化相对矩阵的铝电解槽况诊断方法,充分考虑铝电解槽状态参数的非线性特性,结合相对主元分析方法,提高铝电解槽况故障诊断的精确度。

[0008] 为了实现上述目的,本发明表述了一种基于特征子空间优化相对矩阵的铝电解槽况诊断方法,其关键在于:包括下列步骤:

[0009] 步骤一,采集原始测量样本集,对该原始测量样本集进行预处理后投影到核空间,包括:

[0010] 第一步:采集n组铝电解槽况数据组成原始测量样本集

$X^0 = [x_1^0, x_2^0, \Lambda, x_n^0] \in R^{m \times n}$, 每个样本含有 m 个独立的铝电解槽况参数采样值;

[0011] 第二步:对原始测量样本集 X^0 进行标准化处理,得到标准化后样本矩阵 X ;

[0012] 标准化处理的目的是为了消除量纲不同带来的虚假变异影响,影响主元的选取。标准化处理的具体内容可参见参考文献 [1]。

[0013] 第三步:利用核函数,将标准化后样本矩阵 X 投影到高维特征空间后得到矩阵 K^0 ;

[0014] 核函数的种类较多,常用的核函数有:

[0015] 高斯核函数: $K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right)$

[0016] 多项式核函数: $K(x, x_i) = (x \cdot x_i + c)^d, d = 1, 2, L, N$

[0017] 感知器核函数: $K(x, x_i) = \tanh(\beta \cdot x_i + b)$

[0018] 投影到高维特征空间后,非线性的样本矩阵 X 变为线性矩阵 K^0 ,便于进行相对主元分析。

[0019] 第四步:对矩阵 K^0 进行中心化处理,得到中心化矩阵 K ,中心化处理按下式进行:

[0020] $K = K^0 - I_n K^0 - K^0 I_n + I_n K^0 I_n$

[0021] 其中, $I_n = \frac{1}{n} \begin{pmatrix} 1 & K & 1 \\ M & O & M \\ 1 & L & 1 \end{pmatrix}_{n \times n}$

[0022] 步骤二,对中心化矩阵 K 进行相对主元分析,建立铝电解槽况诊断模型,并对铝电解槽况进行诊断,包括:

[0023] 第一步:在 $[0, 50)$ 范围内随机产生相对转换矩阵 Λ ,所述相对转换矩阵 Λ 为对角矩阵:

[0024] $\Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \Lambda & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \Lambda & 0 \\ M & M & M & M \\ 0 & 0 & \Lambda & \lambda_m \end{pmatrix}$

[0025] 即在所述相对转换矩阵中, λ_i 的取值范围为 $[0, 50)$,其中, $i = 1, 2, \Lambda, m$ 。

[0026] 第二步:对中心化矩阵 K 进行相对化转换,得到相对化样本矩阵 $K^R = K \cdot \Lambda$,即:

[0027] $K^R = \begin{pmatrix} \lambda_1 k(x_1, x_1) & K & \lambda_1 k(x_1, x_m) \\ M & O & M \\ \lambda_m k(x_m, x_1) & L & \lambda_m k(x_m, x_m) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k^*(x_1, x_1) & K & k^*(x_1, x_m) \\ M & O & M \\ k^*(x_m, x_1) & L & k^*(x_m, x_m) \end{pmatrix}$

[0028] 相对化处理能够将“均匀”分布的量突显出来,便于在主元分析中提取到具有代表性的主元。

[0029] 第三步:对 K^R 进行主元分析,计算 Φ 检验统计量及对应控制限 Φ_0 ,实现对铝电解槽况的诊断;

[0030] Φ 检验统计量按下式计算:

[0031]

$$\varphi = \frac{SPE}{SPE_0} + \frac{T^2}{T_0^2}$$

[0032] 其中, SPE 和 SPE_0 分别表示 SPE 检验统计量和对应的控制限; T^2 和 T_0^2 分别表示 T^2 检验统计量和对应的控制限;

[0033] 若 $\varphi \leq \varphi_0$, 则认为铝电解槽况正常;

[0034] 若 $\varphi > \varphi_0$, 则认为铝电解槽况异常。

[0035] 由于在工业过程监测中, 利用 T^2 与 SPE 进行故障诊断时, 均会出现一定程度上的误报与漏报的情况, 且两个统计量使用较为繁琐, 因此, 在实际应用时, 运用一个合成指标将使得故障诊断更加简单方便。

[0036] 第四步: 统计铝电解槽况诊断情况, 记录诊断错误的样本点个数 q , 按下式计算漏检率 C :

$$C = \frac{q}{n} \times 100\%$$

[0038] 步骤三, 通过细菌觅食算法 (Bacterial Foraging Optimization algorithm, BFO) 在搜索区域内寻得最优相对转换矩阵, 具体包括以下步骤:

[0039] 第一步: 初始化细菌觅食算法相关参数: 细菌群体大小 $BI0size = 50$, 趋向次数 $Nc = 100$, 趋向行为执行中前进次数 $NS = 4$, 繁殖次数 $Nre = 6$, 驱散次数 $Ned = 4$, 执行驱散行为的概率 $Ped = 0.25$;

[0040] 第二步: 将诊断模型中的漏检率 C 作为评价函数, 利用细菌觅食算法在给定范围内优化相对转换矩阵, 当漏检率达到最低时, 得到的相对转换矩阵即为最优;

[0041] BFO 算法具有构造简单、易于理解、极易跳出局部极小值等优点。BFO 算法一般通过三个寻优过程完成优化问题, 即趋化、繁殖和驱散。

[0042] 步骤四, 按步骤二所述方法, 利用最优相对转换矩阵建立铝电解槽况诊断模型, 实现对铝电解槽况的准确诊断。

[0043] 铝电解实际生产中, 影响槽况的参数较多、参数间相关性强, 且不易测量。在综合考虑现场实际参数的测量难度后, 所述铝电解槽况参数可选为: 系列电流、NB 次数、分子比、出铝量、铝水平、电解质水平、槽温、槽电压。

[0044] 本发明的有益效果是: 充分考虑铝电解槽况非线性的特性, 在相对主元分析方法的基础上引入核函数, 将非线性空间内参数投影到高维线性特征空间内, 借助细菌觅食算法对核空间内随机产生的相对转换矩阵进行优化, 寻得最优相对转换矩阵, 有效提取具有代表性的主元, 运用 φ 检验进行故障诊断, 大大提高了铝电解槽况故障诊断的精确度。

附图说明

[0045] 图 1 为本发明的流程图;

[0046] 图 2 为利用 BFO 算法实现相对转换矩阵的最优化的流程图;

[0047] 图 3 为实施例中优化前主元分析中的 φ 检测图;

[0048] 图 4 为实施例 1 中投影后相对主元分析中的 φ 检测图；

[0049] 图 5 为实施例 2 中投影后优化相对主元分析中的 φ 检测图。

具体实施方式

[0050] 下面结合附图和具体实施例对本发明做进一步详细说明。

[0051] 实施例 1：如图 1 所示，一种基于特征子空间优化相对矩阵的铝电解槽况诊断方法，包括下列步骤：

[0052] 步骤一，采集原始测量样本集，对该原始测量样本集进行预处理后投影到核空间，包括：

[0053] 第一步：采集 n 组铝电解槽况数据组成原始测量样本集

$X^0 = [x_1^0, x_2^0, \dots, x_n^0] \in R^{m \times n}$ ，每个样本含有 m 个独立的铝电解槽况参数采样值；

[0054] 第二步：对原始测量样本集 X^0 进行标准化处理，得到标准化后样本矩阵 X ；

[0055] 第三步：利用核函数，将标准化后样本矩阵 X 投影到高维特征空间后得到矩阵 K^0 ；

[0056] 第四步：对矩阵 K^0 进行中心化处理，得到中心化矩阵 K ，中心化处理按下式进行：

[0057] $K = K^0 - I_n K^0 - K^0 I_n + I_n K^0 I_n$

[0058] 其中， $I_n = \frac{1}{n} \begin{pmatrix} 1 & K & 1 \\ M & O & M \\ 1 & L & 1 \end{pmatrix}_{n \times n}$

[0059] 步骤二，对中心化矩阵 K 进行相对主元分析，建立铝电解槽况诊断模型，并对铝电解槽况进行诊断，包括：

[0060] 第一步：在 $[0, 50)$ 范围内随机产生相对转换矩阵 Λ ，所述相对转换矩阵 Λ 为对角矩阵：

[0061] $\Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \Lambda & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \Lambda & 0 \\ M & M & M & M \\ 0 & 0 & \Lambda & \lambda_m \end{pmatrix}$

[0062] 即在所述相对转换矩阵中， λ_i 的取值范围为 $[0, 50)$ ，其中， $i = 1, 2, \dots, m$ 。

[0063] 第二步：对中心化矩阵 K 进行相对化转换，得到相对化样本矩阵 $K^R = K \cdot \Lambda$ ，即：

[0064] $K^R = \begin{pmatrix} \lambda_1 k(x_1, x_1) & K & \lambda_1 k(x_1, x_m) \\ M & O & M \\ \lambda_m k(x_m, x_1) & L & \lambda_m k(x_m, x_m) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k^*(x_1, x_1) & K & k^*(x_1, x_m) \\ M & O & M \\ k^*(x_m, x_1) & L & k^*(x_m, x_m) \end{pmatrix}$

[0065] 第三步：对 K^R 进行主元分析，计算 φ 检验统计量及对应控制限 φ_0 ，实现对铝电解槽况的诊断；

[0066] φ 检验统计量按下式计算：

[0067]

$$\varphi = \frac{SPE}{SPE_0} + \frac{T^2}{T_0^2}$$

[0068] 其中, SPE 和 SPE_0 分别表示 SPE 检验统计量和对应的控制限; T^2 和 T_0^2 分别表示 T^2 检验统计量和对应的控制限;

[0069] 若 $\varphi \leq \varphi_0$, 则认为铝电解槽况正常;

[0070] 若 $\varphi > \varphi_0$, 则认为铝电解槽况异常。

[0071] 第四步: 统计铝电解槽况诊断情况, 记录诊断错误的样本点个数 q , 按下式计算漏检率 C :

$$C = \frac{q}{n} \times 100\%$$

[0073] 步骤三, 通过细菌觅食算法在搜索区域内寻得最优相对转换矩阵, 具体包括以下步骤:

[0074] 第一步: 初始化细菌觅食算法相关参数: 细菌群体大小 $BIOSize = 50$, 趋向次数 $Nc = 100$, 趋向行为执行中前进次数 $NS = 4$, 繁殖次数 $Nre = 6$, 驱散次数 $Ned = 4$, 执行驱散行为的概率 $Ped = 0.25$;

[0075] 第二步: 将诊断模型中的漏检率 C 作为评价函数, 利用细菌觅食算法在给定范围内优化相对转换矩阵, 当漏检率达到最低时, 得到的相对转换矩阵即为最优;

[0076] 利用 BFO 算法实现相对转换矩阵的最优化如图 2 所示。

[0077] 步骤四, 按步骤二所述方法, 利用最优相对转换矩阵建立铝电解槽况诊断模型, 实现对铝电解槽况的准确诊断。

[0078] 本实施例中, $n = 500$, $m = 8$; 即共采集 500 组铝电解槽况数据, 每个样本中含有 8 个独立的槽况数据采样值。8 个独立的槽况参数分别为: 系列电流、NB 次数、分子比、出铝量、铝水平、电解质水平、槽温、槽电压。表 1 给出了 500 组铝电解槽况数据。

[0079] 本实施例中, 核函数采用高斯核函数。

[0080] 表 1 电解槽样本数据

[0081]

样本编号	1	2	500
系列电流 /A	1719	1719	1746
NB 次数	695	728	646
分子比	2.56	2.54	2.54
出铝量 /kg	1260	1210	1260
铝水平 /cm	19.5	16.5	17
电解质水平	18	23	16

槽温 /°C	936	940	939
槽电压 /mV	3654	3638	3606

[0082] 表 2 优化前后漏检率统计表

[0083]

主元分析		投影后相对主元分析		投影后优化相对主元分析	
漏检点个数	漏检率 C/%	漏检点个数	漏检率 C/%	漏检点个数	漏检率 C/%

[0084]

87	17.4	9	1.8	7	1.4
----	------	---	-----	---	-----

[0085] 图 3、图 4、图 5 分别给出了采用主元分析、投影到核空间进行相对主元分析以及投影到核空间后优化相对主元分析三种方法对表 1 的电解槽样本数据进行槽况诊断的 ϕ 检测图,表 2 列出了三种方法的漏检率。可以看出,投影到核空间进行相对主元分析相比单纯的主元分析,漏检率明显降低;而三种方法中漏检率最低的是投影到核空间后优化相对主元分析,即本实施例采用的方法。

[0086] 表 3 三种优化算法的迭代次数

[0087]

细菌觅食法	遗传算法	粒子群优化算法
36	70	51

[0088] 表 3 分别列出了采用细菌觅食法、遗传算法、粒子群优化算法优化相对转换矩阵时的迭代次数。可以看出,细菌觅食法相比其他两种常用的优化算法而言,迭代次数更少,收敛速度更快。

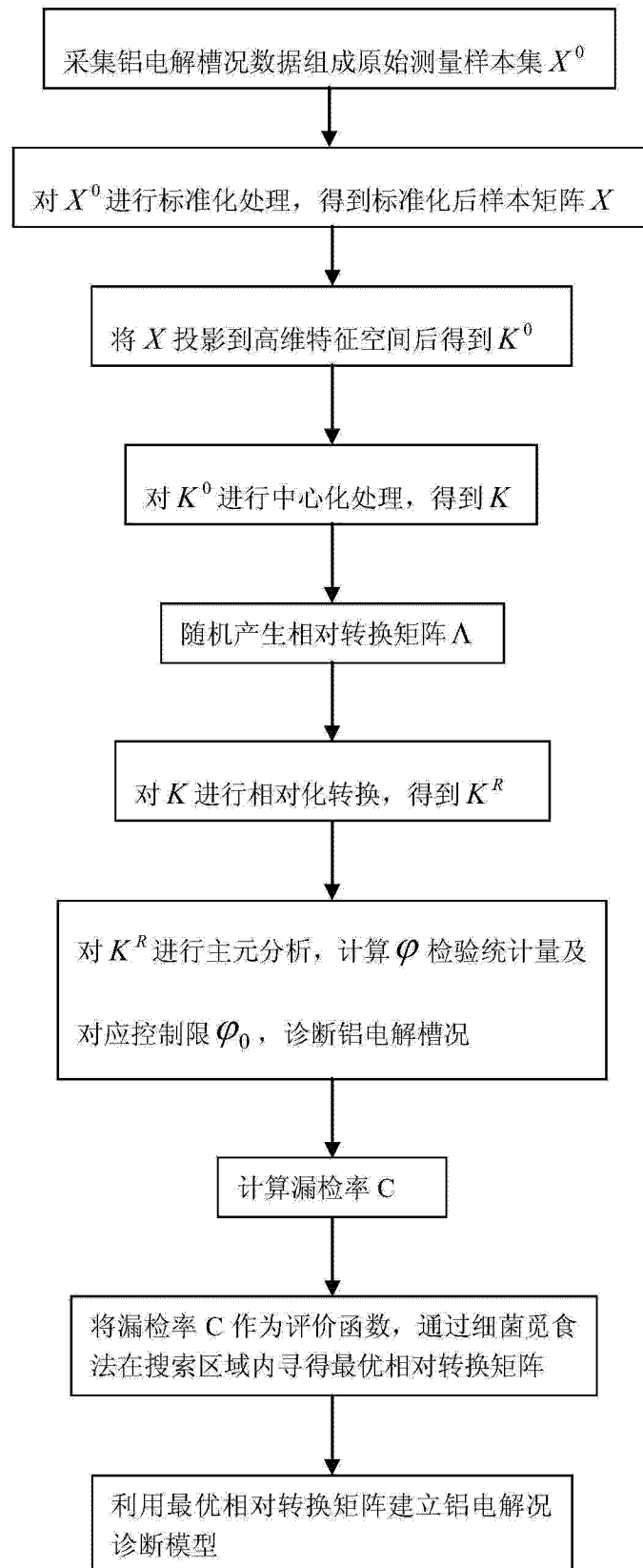


图 1

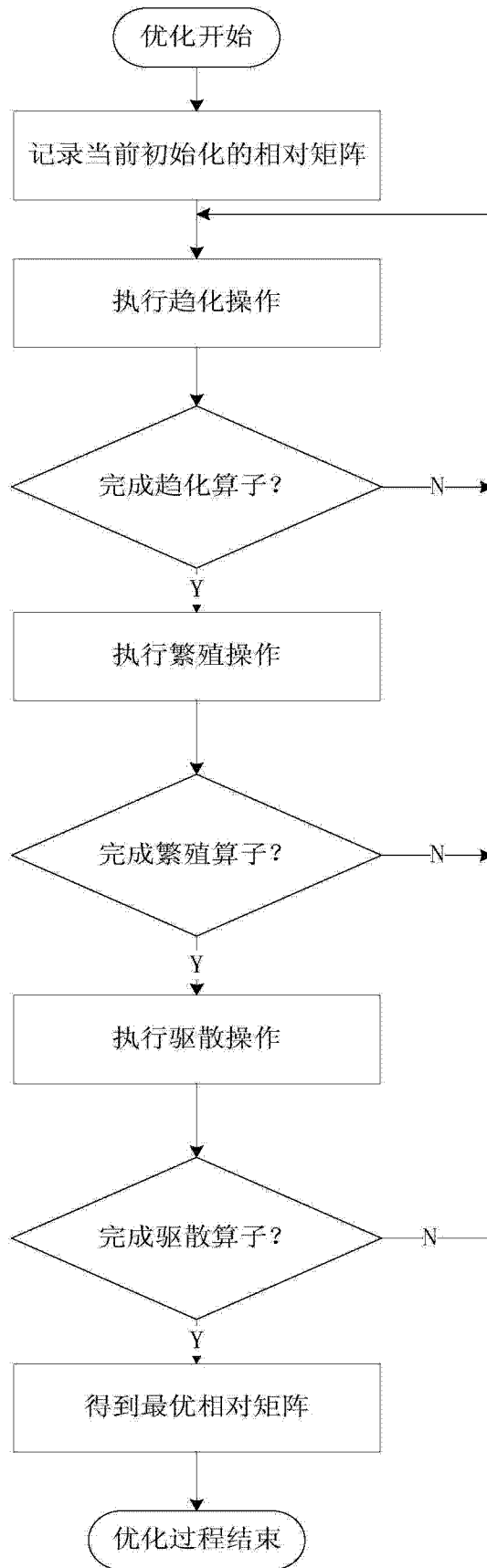


图 2

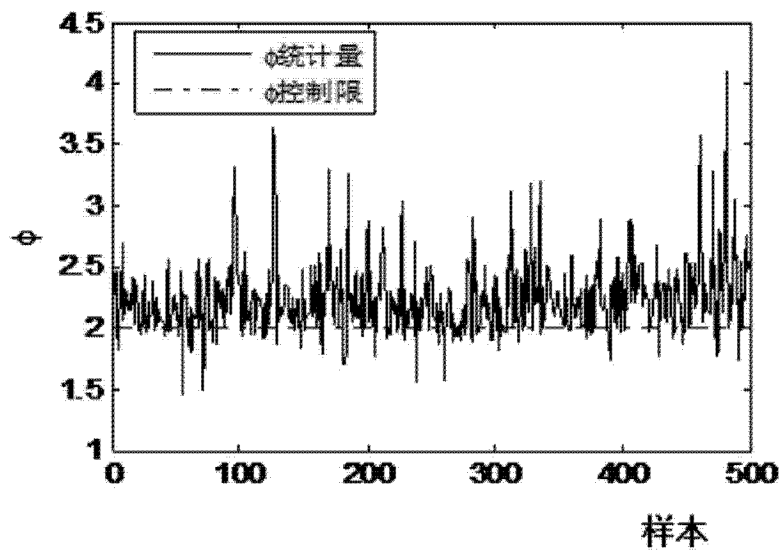


图 3

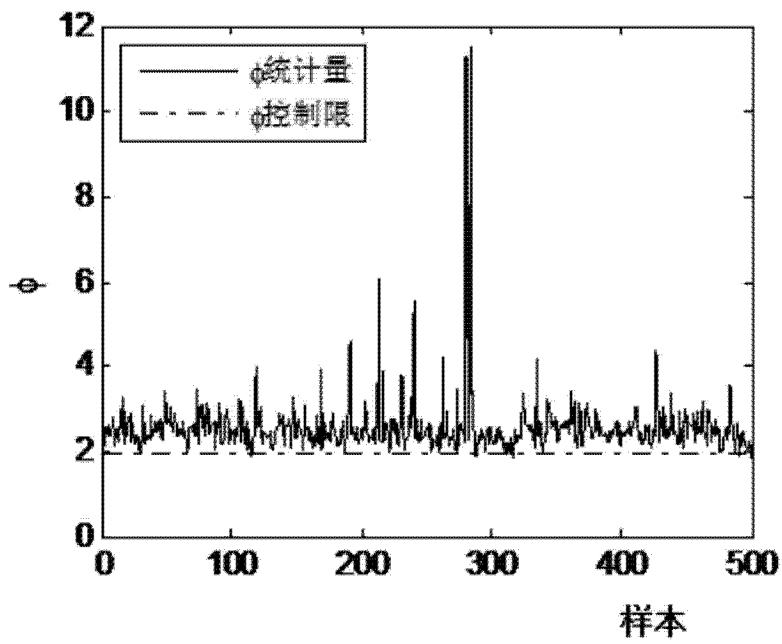


图 4

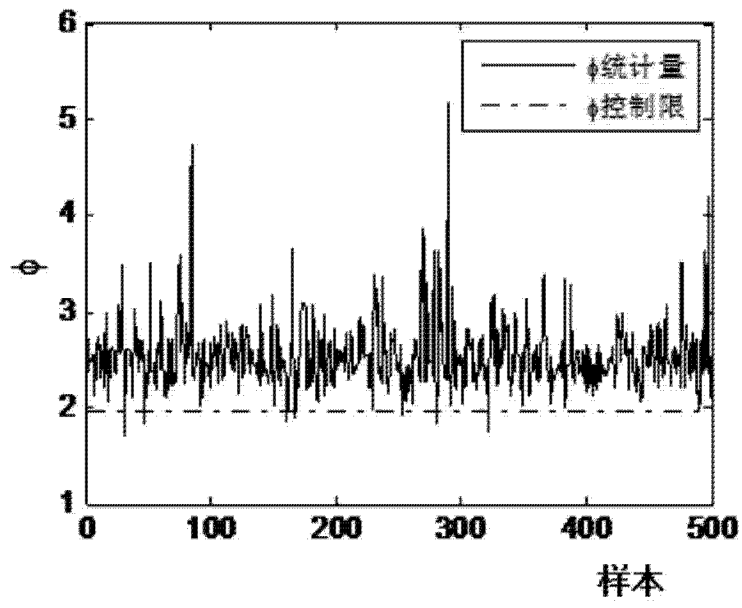


图 5