

基于正交分解的递推子空间闭环辨识方法

赵建远, 李醒飞, 田凌子

(天津大学 精密测试技术及仪器国家重点实验室, 天津 300072)

摘要: 为实现闭环系统在线辨识, 提出递推正交分解闭环子空间辨识方法(RORT). 首先, 根据闭环系统状态空间模型和数据间投影关系, 构建确定-随机模型, 并利用 GIVENS 变换实现投影向量的递推 QR 分解; 然后, 引入带遗忘因子的辨识算法, 构建广义能观测矩阵的递推更新形式, 以减少子空间辨识算法中 QR 分解和 SVD 分解的计算量; 最后, 针对某型号陀螺仪闭环系统进行实验. 实验结果表明, RORT 法的辨识拟合度高于 91%, 能够对陀螺仪闭环系统模型参数进行在线监测.

关键词: 正交分解; 子空间辨识; 闭环辨识; 陀螺仪

中图分类号: TP273; U666.12

文献标志码: A

Recursive closed-loop subspace identification based on orthogonal decomposition

ZHAO Jian-yuan, LI Xing-fei, TIAN Ling-zi

(State Key Laboratory of Precision Measuring Technology and Instruments, Tianjin University, Tianjin 300072, China. Correspondent: ZHAO Jian-yuan, E-mail: jianyuan_tju@126.com)

Abstract: A closed-loop recursive subspace identification algorithm is proposed to identify the closed-loop systems online by using orthogonal decomposition method. Firstly, the deterministic-stochastic model is built according to the projection relationship among the input, output and exogenous signals, and the recursive QR decomposition is achieved through GIVENS reduction. Then the recursive subspace identification with forgetting factor is used to estimate the extended observability matrix and reduce the computation of QR and SVD decomposition. Finally, the identification experiments are conducted on a gyro closed-loop system. The experiment results show that the identification fitting degree is more than 91% and this algorithm can be used to identify the gyro system model parameters.

Keywords: orthogonal decomposition; subspace identification; closed-loop identification; gyro

0 引言

作为系统辨识领域的一个重要分支, 子空间辨识法(SIM)自 De Moor^[1]提出以来便得到了广泛关注. 与传统的辨识方法相比, SIM 无需进行非线性迭代优化, 数值计算鲁棒性强, 参数估计不依赖初值, 尤其适用于多变量线性系统辨识^[2-3]. 在开环条件下, 由于输入信号与输出噪声无关, SIM 辨识结果为强一致无偏估计^[4]. 但出于安全性或稳定性的考虑, 很多工业过程的辨识只能在闭环条件下进行, 无关性条件不再成立, 直接进行 SIM 时, 辨识结果往往是有偏的.

为解决这一问题, Van Oversche 等^[5]基于投影定理, 提出了闭环子空间辨识的统一框架理论. Huang 等^[6]针对变量误差模型结构(EIV), 对辅助变量闭

环子空间辨识方法(IVCSIM)的误差原因进行了分析, 并提出了 CSOPIM 和 CSIMPCA 两种辨识方法. Katayama 等^[7-8]基于随机实现理论, 提出了一种正交分解闭环子空间辨识方法(ORT). 该方法通过对闭环系统模型的正交分解, 分离出确定性模型, 在正交基完备的情况下, 能够对系统模型进行无偏估计. 但这种方法需要进行传递函数与状态空间模型间的转化, 确定性模型在状态空间模型下的定义不明确, 而且由于采样点数的限制, 正交基不完备, 确定性模型的投影向量中存在残差, 辨识结果无法达到最优. 而且, 该方法是一种批处理算法, 只能进行离线辨识, 在工程实践中受到了限制.

针对 ORT 法中存在的问题, 本文提出一种递推

收稿日期: 2014-01-19; 修回日期: 2014-06-12.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60972129); 精密测试技术及仪器国家重点实验室开放基金项目(pil1006).

作者简介: 赵建远(1986-), 男, 博士生, 从事系统辨识、控制理论及惯性元件的研究; 李醒飞(1966-), 男, 教授, 博士生导师, 从事控制理论、惯性元件、测试计量技术及仪器等研究.

ORT 辨识方法 (RORT). 根据投影原理, 构建数据向量间的投影关系, 引入带遗忘因子的递推辨识算法^[9-10], 减少了 ORT 法的单步执行运算量, 使其能够进行在线辨识. 最后, 结合某型号陀螺仪闭环系统进行实验. 实验结果表明, RORT 法能够取得理想的辨识效果, 在陀螺仪闭环工作条件下, 能够对其模型参数进行实时辨识.

1 闭环系统模型的正交分解

1.1 闭环系统描述

在考虑外界输入噪声的情况下, 闭环系统中辨识对象的状态空间模型可表示为以下新息形式^[11]:

$$\begin{cases} x(t+1) = Ax(t) + Bu(t) + Ke(t), \\ y(t) = Cx(t) + Du(t) + e(t). \end{cases} \quad (1)$$

其中: $x(t)$ 为状态向量, $y(t)$ 为输出观测向量, $u(t)$ 为输入观测向量, $e(t)$ 为白噪声序列, A 、 B 、 C 、 D 为系统参数矩阵, K 为 Kalman 增益.

控制器的状态空间模型为

$$\begin{cases} x_c(t+1) = A_c x_c(t) - B_c y(t), \\ u_c(t) = C_c x_c(t) - D_c y(t). \end{cases} \quad (2)$$

其中: $x_c(t)$ 为控制器状态向量, $u_c(t) = r(t) - u(t)$ 为控制器输入观测向量, $r(t)$ 为外界激励, A_c 、 B_c 、 C_c 、 D_c 为控制器参数矩阵.

在辨识过程中, 为保证系统的可辨识性, 对闭环系统做如下假设^[8]:

- 1) 闭环系统内部稳定, 且系统为最小实现;
- 2) 外部激励 $r(t)$ 满足持续激励条件, 并且与噪声输入 $e(t)$ 不相关;
- 3) 不存在从 $u(t)$ 、 $y(t)$ 到 $r(t)$ 的反馈.

在开环辨识过程中, 由于输入信号 $u(t)$ 与噪声 $e(t)$ 不相关, 可以直接根据输入输出数据, 采用辨识算法对系统模型进行估计. 但在闭环系统中, 噪声通过反馈环节与输入信号相关, 直接采用开环辨识的方法, 其辨识结果是有偏的. 与 ORT 法类似, 本文也通过对系统模型进行正交分解来消除噪声与系统输入之间的相关性.

1.2 正交分解过程

系统模型的正交分解过程实质上是一个投影过程. 假定采样时间不受限制, 则由外界激励信号张成的 Hilbert 空间为 $\mathfrak{R} = \overline{\text{span}}\{r(t)|\mathbf{Z}\}$. 将式 (1) 向 \mathfrak{R} 方向进行投影, 得

$$\begin{cases} x_r(t+1) = Ax_r(t) + Bu_r(t) + Ke_r(t), \\ y_r(t) = Cx_r(t) + Du_r(t) + e_r(t). \end{cases} \quad (3)$$

其中: $m_r = E\{m|\mathfrak{R}\} = E\{mr^T(rr^T)^\dagger r\}$, 表示 m 向 \mathfrak{R} 方向进行投影后得到的投影向量, m 为 x 、 y 、 u 或 e ; $(rr^T)^\dagger$ 表示 rr^T 的 Moore-Penrose 伪逆^[12]. 由于激励

信号与噪声信号互不相关, 即

$$E\{e(t)r(t)\} = 0, \quad (4)$$

$$e_r(t) = E\{e|\mathfrak{R}\} = E\{er^T(rr^T)^\dagger r\} = 0, \quad (5)$$

式 (3) 可以转化为如下确定性模型:

$$\begin{cases} x_r(t+1) = Ax_r(t) + Bu_r(t), \\ y_r(t) = Cx_r(t) + Du_r(t). \end{cases} \quad (6)$$

与上述过程类似, 将式 (1) 向 \mathfrak{R} 的正交方向做投影, 也可以得到随机性模型. 根据式 (6), 经过投影后, 系统模型中不再含有噪声成分, 闭环问题便转化为开环问题. 利用式 (6) 中的投影向量, 采用开环子空间辨识法进行辨识, 便可得到系统模型参数.

需要指出的是, 在 ORT 法中对式 (3) 进行正交分解时, 假定由激励信号张成的 Hilbert 空间 \mathfrak{R} 不受采样时间限制. 但在实际的辨识过程中, 采样时间都是有限的, 由激励信号所张成的 Hilbert 空间不完备, 投影过程只是一个估计过程, $\hat{x}_r(t)$ 、 $\hat{y}_r(t)$ 和 $\hat{u}_r(t)$ 中会含有残差, 因此本文采用如下确定-随机模型:

$$\begin{cases} \hat{x}_r(t+1) = A\hat{x}_r(t) + B\hat{u}_r(t) + K_r\hat{e}_r(t), \\ \hat{y}_r(t) = C\hat{x}_r(t) + D\hat{u}_r(t) + \hat{e}_r(t). \end{cases} \quad (7)$$

其中: $\hat{m}_r = E\{m|\mathfrak{R}_{[0,T]}\}$, $\mathfrak{R}_{[0,T]}$ 表示由长度为 $[0, T]$ 的激励信号所张成的 Hilbert 空间, K_r 为 Kalman 增益.

1.3 投影向量的获取

根据文献 [8] 对数据 Hankel 矩阵进行 QR 分解, 获得投影向量. 设定采样时间为 $t = 0, 1, \dots, T$, $T = N + 2k - 2$, 则激励信号的 Hankel 矩阵为

$$R_{0|T} = \begin{bmatrix} R_p \\ R_f \end{bmatrix} = \frac{\begin{bmatrix} r(0) & \cdots & r(N-1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r(k-1) & \cdots & r(k+N-2) \\ r(k) & \cdots & r(k+N-1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r(2k-1) & \cdots & r(2k+N-2) \end{bmatrix}}{\quad}. \quad (8)$$

其中下标 p 和 f 分别表示过去和将来. 同样, 可以构造输入和输出数据的 Hankel 矩阵为

$$U_{0|T} = \begin{bmatrix} U_p \\ U_f \end{bmatrix}, \quad Y_{0|T} = \begin{bmatrix} Y_p \\ Y_f \end{bmatrix}.$$

对数据 Hankel 矩阵进行 QR 分解, 得

$$\begin{bmatrix} R_{0|T} \\ U_{0|T} \\ Y_{0|T} \end{bmatrix} = LQ = \begin{bmatrix} L_{11}^T & 0 & 0 \\ L_{21}^T & L_{22}^T & 0 \\ L_{31}^T & L_{32}^T & L_{33}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Q_1^T \\ Q_2^T \\ Q_3^T \end{bmatrix}, \quad (9)$$

投影向量为

$$\begin{bmatrix} \hat{U}_r \\ \hat{Y}_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{21}^T \\ L_{31}^T \end{bmatrix} Q_1^T. \quad (10)$$

其中: \hat{U}_r 表示 $\hat{u}_r(t)$ 的 Hankel 矩阵, \hat{Y}_r 表示 $\hat{y}_r(t)$ 的

Hankel 矩阵.

1.4 投影向量的递推运算

1.3 节中投影向量的获取方法是一种批处理的算法, 无法应用于在线辨识. 本文通过 GIVENS 变换^[13]对数据 Hankel 矩阵进行 QR 分解, 实现投影向量的实时更新. 在 $t = T + 1$ 时刻, 当采集到新的输入输出数据时, 构造以下数据 Hankel 矩阵的更新形式:

$$\begin{bmatrix} R_{0|T} & R_{T+1} \\ U_{0|T} & U_{T+1} \\ Y_{0|T} & Y_{T+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} & R_{T+1} \\ \mathbf{L}_T & U_{T+1} \\ & Y_{T+1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_T & \mathbf{0} \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (11)$$

其中 \mathbf{L}_T 和 \mathbf{Q}_T 分别表示 $t = T$ 时刻式 (9) 中的 L 因子阵和 Q 因子阵. 由于数据 Hankel 矩阵行数少于列数, 对式 (11) 中的 L 因子阵进行 GIVENS 变换, 可以得到 $t = T + 1$ 时刻的 L 因子下三角矩阵为

$$\begin{bmatrix} & R_{T+1} \\ \mathbf{L}_T & U_{T+1} \\ & Y_{T+1} \end{bmatrix} G_L = \begin{bmatrix} & 0 \\ \mathbf{L}_{T+1} & \varepsilon_L^{T+1} \end{bmatrix}. \quad (12)$$

其中: G_L 为 GIVENS 旋转变换矩阵, \mathbf{L}_{T+1} 为 $t = T + 1$ 时刻的 L 因子阵, ε_L^{T+1} 为变换后的残差项. 去除掉 L 因子阵中最后含有残差项的列, 便可得到更新后的 L 因子阵. 对式 (11) 中的 Q 因子阵做同样的 GIVENS 旋转变换, 并去除对应的残差列, 也可得到更新后的 Q 因子阵. 再根据式 (10) 计算数据更新后的投影向量.

2 递推子空间辨识算法

2.1 投影向量 Hankel 矩阵的构造与更新

根据投影向量, 设定初始采样时间为 $t = 0, 1, \dots, T$, 构造以下输入 Hankel 矩阵:

$$\hat{U}_{i,T}^\beta = \begin{bmatrix} \beta^N \hat{u}_r(0) & \cdots & \beta^{i-1} \hat{u}_r(T-i+1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta^{N-i+1} \hat{u}_r(i-1) & \cdots & \hat{u}_r(T) \end{bmatrix}.$$

其中: i 为矩阵行数, $\beta \in (0, 1)$ 表示遗忘因子. 初始输出 Hankel 矩阵 $\hat{Y}_{j,T}^\beta$ 与 $\hat{U}_{i,T}^\beta$ 有类似形式. 当获得更新数据, 在 $t = N + 1$ 时, 输入和输出观测向量的更新形式为

$$\phi_u^\beta(T+1) = [\beta^{i-1} \hat{u}_r(T-i+2) \cdots \hat{u}_r(T+1)]^T,$$

$$\phi_y^\beta(T+1) = [\beta^{i-1} \hat{y}_r(T-j+2) \cdots \hat{y}_r(T+1)]^T.$$

投影向量 Hankel 矩阵的更新形式为

$$\begin{bmatrix} \hat{U}_{i,T+1}^\beta \\ \hat{Y}_{j,T+1}^\beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \beta \hat{U}_{i,N}^\beta & \phi_u^\beta(T+1) \\ \beta \hat{Y}_{j,N}^\beta & \phi_y^\beta(T+1) \end{bmatrix}. \quad (13)$$

2.2 广义能观测矩阵的递推估计

广义能观测矩阵通过对投影向量 Hankel 矩阵进行 QR 分解和 SVD 分解获得^[12]. 定义以下带遗忘因子的广义能观测矩阵:

$$\Gamma = [(\beta^{i-1}C)^T \quad (\beta^{i-2}CA)^T \quad \cdots \quad (CA^{i-1})^T]^T. \quad (14)$$

在初始时刻 $t = 0, 1, \dots, T$, 对投影向量的 Hankel 矩阵进行 QR 分解, 得

$$\begin{bmatrix} \hat{U}_{i,T}^\beta \\ \hat{Y}_{j,T}^\beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M_{11} & 0 \\ M_{21} & M_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} W_1 \\ W_2 \end{bmatrix}. \quad (15)$$

对 M_{22} 进行 SVD 分解, 得

$$M_{22} = [U_1 \quad U_2] \begin{bmatrix} A_1 & 0 \\ 0 & A_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \end{bmatrix}. \quad (16)$$

广义可观测矩阵 Γ 在 $t = T$ 时刻的估计值为

$$\hat{\Gamma}_T = U_1 A_1^{1/2}. \quad (17)$$

在 $t = T + 1$ 时刻, 对更新后的投影向量 Hankel 矩阵进行 QR 分解, 有

$$\begin{bmatrix} \hat{U}_{i,T+1}^\beta \\ \hat{Y}_{j,T+1}^\beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{M}_T & \phi_u^\beta(T+1) \\ & \phi_y^\beta(T+1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{W}_T & \mathbf{0} \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (18)$$

其中 \mathbf{M}_T 和 \mathbf{W}_T 分别表示 $t = T$ 时刻式 (15) 中的 M 因子阵和 W 因子阵. 显然, 式 (18) 和 (11) 具有相似的形式, 其 QR 分解可以采用相同的递推方法

$$\begin{bmatrix} \mathbf{M}_T & \phi_u^\beta(T+1) \\ & \phi_y^\beta(T+1) \end{bmatrix} G_M = \begin{bmatrix} \mathbf{M}_T & 0 \\ & \varepsilon_M^{T+1} \end{bmatrix}. \quad (19)$$

SVD 分解的递推运算可转化为子空间跟踪问题, 在得到式 (19) 后, 可采用 OPAST 算法^[9]对广义能观测矩阵 $\hat{\Gamma}_{N+1}$ 进行递推更新, 其算法如下:

$$h_{T+1} = \hat{\Gamma}_T^T \varepsilon_M^{T+1}, \quad (20)$$

$$\Theta_{T+1} = \frac{\Omega_T h_{T+1}}{\beta + h_{T+1}^T \Omega_T h_{T+1}}, \quad (21)$$

$$\Omega_{T+1} = \frac{1}{\beta} (\Omega_T - \Theta_{T+1} h_{T+1}^T \Omega_T), \quad (22)$$

$$\Omega_{T+1} = \varepsilon_M^{T+1} - \hat{\Gamma}_T^T h_{T+1}, \quad (23)$$

$$\hat{\Gamma}_{T+1}^T = \hat{\Gamma}_T^T + \bar{\Omega}_{T+1} \Theta_{T+1}^T, \quad (24)$$

$$\bar{\Omega}_{T+1} =$$

$$\hat{\Gamma}_T^T \Theta_{T+1} + (1 + \gamma_{T+1} \|\Theta_{T+1}\|^2) \Omega_{T+1}, \quad (25)$$

$$\gamma_{T+1} =$$

$$\frac{1}{\|\Theta_{T+1}\|^2} \left[\frac{1}{\sqrt{1 + \|\Omega_{T+1}\|^2 \|\Theta_{T+1}\|^2}} - 1 \right]. \quad (26)$$

2.3 确定参数矩阵

根据广义能观测矩阵的定义 (14), 模型矩阵参数 C 可直接从 $\hat{\Gamma}_T$ 中提取, 即

$$\hat{C} = \beta^{-i+1} \hat{\Gamma}_T(1:m, 1:n), \quad (27)$$

其中假定矩阵 C 的维数为 $m \times n$. 模型矩阵参数 A 可通过递推最小二乘法求取以下线性方程获得:

$$\hat{\Gamma}_T(1:m(i-1), 1:n) \hat{A} = \hat{\Gamma}_T(m+1:mi, 1:n),$$

$$\hat{A} = \hat{\Gamma}_T(1:m(i-1), 1:n)^\dagger \hat{\Gamma}_T(m+1:mi, 1:n).$$

根据确定-随机模型 (7), 在引入遗忘因子后, 输入输出矩阵等式可以改写为如下紧凑形式^[12]:

$$\hat{Y}_{j,T}^\beta = \hat{\Gamma}_T X^\beta + H^\beta \hat{U}_{i,T}^\beta + N^\beta. \quad (28)$$

其中: H^β 为带遗忘因子的下三角 Toeplitz 矩阵^[12], 矩阵 B 和 D 包含在 H^β 中; N^β 为带遗忘因子的残差项, 与输入向量 $\hat{U}_{i,T}^\beta$ 不相关. 取 $\hat{\Gamma}_T$ 的正交矩阵为 $\hat{\Gamma}_T^\perp$, 对式 (28) 左乘 $\hat{\Gamma}_T^\perp$ 和右乘 $(\hat{U}_{i,T}^\beta)^\dagger$, 得

$$\hat{\Gamma}_T^\perp \hat{Y}_{j,T}^\beta (\hat{U}_{i,T}^\beta)^\dagger = \hat{\Gamma}_T^\perp H^\beta. \quad (29)$$

其中

$$\hat{\Gamma}_T^\perp \hat{Y}_{j,T}^\beta (\hat{U}_{i,T}^\beta)^\dagger = [P_1 \ P_2 \ \cdots \ P_i]^\top,$$

$$\hat{\Gamma}_T^\perp = [\Delta_1 \ \Delta_2 \ \cdots \ \Delta_i].$$

式 (29) 可转化为如下超定方程^[13]:

$$\begin{bmatrix} P_1 \\ P_2 \\ \vdots \\ P_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta_1 & \Delta_2 & \cdots & \Delta_i \\ \Delta_2 & \Delta_3 & & 0 \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ \Delta_i & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & \hat{\Gamma}_T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} D \\ B \end{bmatrix}. \quad (30)$$

根据方程 (30), B 和 D 也可通过递推最小二乘算法进行递推估计.

3 辨识实验

3.1 实验系统与数据采集过程

本文对陀螺仪闭环系统进行子空间辨识实验. 辨识实验系统主要包括工控机 (IPC)、数据采集卡、控制器机箱和陀螺仪表头. IPC 用于执行陀螺仪的闭环 RORT 算法, 对陀螺仪模型参数进行在线辨识; 数据采集卡采用 NI PCI-6289, 对相关信号进行采集, 并进行一些数字量输出; 控制器机箱用于陀螺仪的闭环控制以及信号的消噪处理.

激励信号采用多谐差相信号 (SPHS), 设置其幅值为 1 V, 频率范围为 0~400 Hz. 采用差分采样模式对激励信号 $r(t)$ 、系统输入信号 $u(t)$ 和系统输出信号 $y(t)$ 进行采集. 采集到的初始数据需要先进行平稳化预处理, 去除趋势项, 并消除有色噪声; 然后执行辨识算法, 对陀螺仪模型参数进行估计. 需要指出的是, 因为 IPC 在整个数据采集和系统辨识过程中不仅要执行辨识算法, 还要完成采集数据的存储, 而 IPC 所采用的 Windows 系统不是实时处理系统, 在高采样率情况下无法做到数据的实时处理, 所以在整个辨识过程中要设定合理的采样率.

3.2 辨识结果分析

在室温条件下, 将陀螺仪按水平位置于测试转台上. 待陀螺仪闭环稳定后, 每隔 2 min 进行一次辨识实验, 共得到 50 组辨识结果. 为验证辨识结果的有效性, 将辨识模型的拟合输出与实测值进行比较, 如图 1 所示. 然后, 根据下式计算每次实验的辨识拟合度^[14], 结果如图 2 所示.

$$R = \sqrt{1 - \frac{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |y(t) - \hat{y}(t|t-1)|^2}{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |y(t)|^2}}. \quad (31)$$

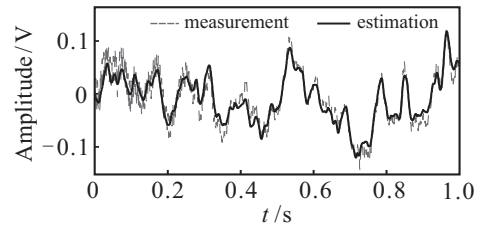


图 1 实测输出与拟合结果对比

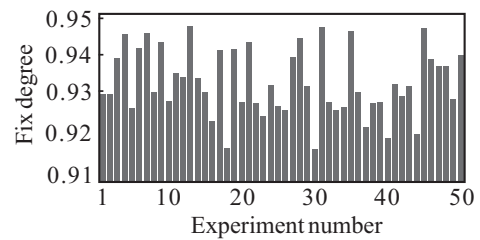


图 2 辨识拟合度柱状图

由图 1 和图 2 可以看出, 拟合结果能够跟随实测值的变化, 且辨识拟合度均高于 91%, 说明本文提出的 RORT 算法在实际应用中能够取得较为理想的辨识效果.

图 3 为系数矩阵 A 的参数递推过程, 可以看出 RORT 法的收敛速度较快, 能够满足陀螺仪闭环系统在线辨识的需求, 并且随着数据的增加, 参数估计值逐渐收敛于一个稳定值, 表明 RORT 法的收敛性能良好.

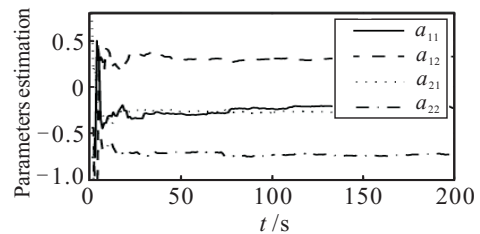


图 3 系数矩阵 A 的参数递推过程

最终, 根据 50 次实验结果, 得到参数均值为

$$A = \begin{bmatrix} -0.2116 & 0.3151 \\ -0.2955 & -0.7014 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} -0.6637 \\ 0.0147 \end{bmatrix},$$

$$C = \begin{bmatrix} -0.6901 & -0.0263 \end{bmatrix}, \quad D = [0.4313].$$

3.3 对比实验

为了研究 RORT 辨识算法的辨识精度, 本文进行了对比实验. 首先, 根据上文辨识实验过程中采集到的 50 组数据, 采用文献 [8] 中的 ORT 辨识算法进行离线辨识, 获取 50 组辨识结果, 取其均值绘制频率响应

曲线,并与上文中RORT算法的辨识结果进行比较,如图4所示.可以看出,两条曲线基本是一致的,表明两种辨识方法具有相似的一阶统计特性.然后,分别根据每种辨识方法的50组辨识结果绘制置信椭圆,比较其方差特性,如图5所示.可以看出,两者在各个频率点上的置信椭圆基本重合,说明两种方法的二阶统计特性也是相仿的.根据图4和图5,RORT法在能够进行在线辨识的基础上,具有与ORT法相似的辨识精度,辨识方法是可靠的.

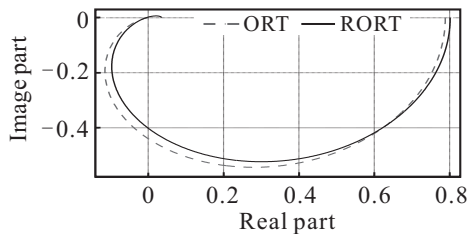


图4 频率响应曲线对比度

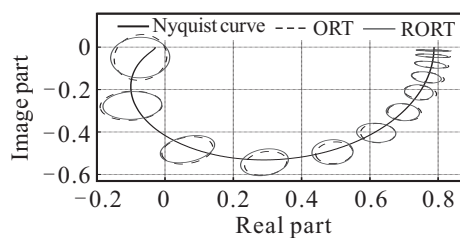


图5 置信椭圆对比

4 结 论

本文针对ORT闭环子空间辨识算法中存在的问题,提出了RORT辨识法,对ORT法的理论分析过程进行了修改和简化,很好地克服了ORT法不适用于在线更新的问题.最后,结合某陀螺仪闭环系统进行辨识实验,实验结果表明,RORT法能够在闭环条件下对陀螺仪系统进行在线辨识,辨识拟合度超过91%,且具有与ORT法相似的一阶和二阶统计特性,表明了RORT法的有效性.

参考文献(References)

- [1] De Moor, Moonen M, Vandenberghe L. Identification of linear state space models with SVD using canonical correlation analysis[C]. Singular Value Decomposition and Signal Processing. North-Holland, 1988: 161-169.
- [2] Aziz, Mohd Mokhtar R. Identification of MIMO magnetic bearing system using continuous subspace method with frequency sampling filters approach[C]. IECON 2011 — The 37th Annual Conf of IEEE Industrial Electronics. Piscataway, 2011: 598-603.
- [3] Junbo Zhang, Chao Lu, Yingduo Han. MIMO identification of power system with low level probing tests: Applicability comparison of subspace methods[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2013, 28(3): 2907-2917.
- [4] 杨华, 李少远. 基于输入扩张的闭环系统子空间辨识及其强一致性分析[J]. 自动化学报, 2007, 33(7): 703-708. (Yang H, Li S Y. Closed-loop subspace identification based on augmented input with consistency analysis[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(7): 703-708.)
- [5] Van Oversee, De Moor. Closed loop subspace system identification[C]. Proc of the 36th Conf on Decision and Control. San Diego, 1997: 1848-1853.
- [6] Huang Biao, Ding Steven X, Qin Joe S. Closed-loop subspace identification: An orthogonal projection approach[J]. J of Process Control, 2005, 15(1): 53-66.
- [7] Katayama, Hidetoshi Kawauchi. A subspace identification of closed-loop system by orthogonal decomposition[C]. Proc of the 40th IEEE Conf on Decision and Control. Orlando, 2001: 3922-3923.
- [8] Katayama, Hidetoshi Kawauchi. An approach to closed-loop subspace identification by orthogonal decomposition[J]. Automatica, 2007, 43(9): 1623-1630.
- [9] 黄金峰, 张合新, 张植. 一种基于变因子梯度型PAST的递推子空间辨识算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(8): 1226-1230. (Huang J F, Zhang H X, Zhang Z. A modified method of recursive subspace identification algorithms based on variable factor gradient subspace tracking[J]. Control and Decision, 2012, 27(8): 1226-1230.)
- [10] 黄金峰, 张合新, 韩勇, 等. 基于不同遗忘因子的递推子空间辨识算法策略性能比较[J]. 信息与控制, 2013, 42(4): 416-422. (Huang J F, Zhang H X, Han Y, et al. Performance comparison of recursive subspace identification algorithms based on different forgetting factors[J]. Information and Control, 2013, 42(4): 416-422.)
- [11] 衷路生, 杨辉. 基于辅助变量的闭环系统子空间辨识[J]. 控制与决策, 2009, 24(5): 670-673. (Zhong L S, Yang H. Closed-loop subspace identification based on instrumental variable[J]. Control and Decision, 2009, 24(5): 670-673.)
- [12] Van Overschee, De Moor. Subspace identification for linear systems[M]. New York: Springer-Verlag, 2011: 40-43.
- [13] Buchholz M, Werner S. Recursive subspace identification of linear parameter-varying systems[J]. 2012 American Control Conf. Piscataway, 2012: 3408-3414.
- [14] Lennart Ljung. System identification: Theory for the user[M]. London: Prentice Hall PTR, 1999: 477-489.

(责任编辑: 李君玲)