

预报辨识、映照模型及自校正 极点配置鲁棒控制系统

王 宏

(华中理工大学电力系, 武汉)

摘 要

本文以反馈通道存在延时的实际系统为背景, 提出了一种简单的参数预报辨识算法, 分析证明了该算法的区域收敛性。此外, 文中还引入了映照模型的概念, 并以此为基础, 设计了一种算法简单的自校正极点配置鲁棒控制器, 证明了映照模型的跟踪性质和整个闭环系统的稳定性。理论分析及仿真的结果表明, 本文给出的方法是可行的。

关键词: 预报辨识; 自校正控制; 极点配置; 鲁棒控制

一、引 言

基于输入输出序列辨识系统的未知结构参数, 是组成自校正控制的一个重要环节。关于这一方面的研究, 目前已有不少成果, 如 G. C. Goodwin^[1]和 R. L. Leal^[2]等人的工作。但总的来看, 这些算法的基础是反馈通道无滞后, 用 t 时刻的新息来校正 t 时刻的辨识值。然而, 在实际中, 往往会碰到反馈通道有延时的系统, 如水轮机调速系统、励磁系统。这就使得直接利用目前的算法来解决问题产生困难, 因为这样组成的系统难以保证算法的收敛性和闭环系统的稳定性。因此, 有必要针对实际情况研究未知参数的预报辨识算法。

极点配置算法是一种使用效果良好的方法, 但其前提条件是对对象的辨识多项式 $\hat{A}(t, q^{-1})$ 和 $\hat{B}(t, q^{-1})$ 互质, 因为这是在线求得极点配置方程唯一解的条件。这种互质条件的保证是难以实现的, 为此 G. C. Goodwin 等人提出了带互质修正项的算法^[2], 但该算法计算量大。因此, 也有必要研究算法简单且互质条件容易实现的极点配置方法。

二、预报辨识算法及其收敛性

设被控对象由如下 DARMA 模型表示

本文于1987年1月10日收到, 1987年10月27日收到修改稿。

$$A(q^{-1})y(t) = q^{-k}B(q^{-1})u(t), \quad (1)$$

其中 $\{y(t)\}$ 、 $\{u(t)\}$ 为输出输入序列, $A(q^{-1})$ 和 $B(q^{-1})$ 如下:

$$A(q^{-1}) = 1 + \sum_{i=1}^n a_i q^{-i}; \quad B(q^{-1}) = \sum_{i=0}^n b_i q^{-i}$$

q^{-1} 为后移算子, a_i 和 b_i 为未知常数. 由文献[3]可知, 式(1)的可观测实现是

$$x(t+1) = (F + \theta_1 c^T)x(t) + \theta_2 u(t); \quad (2)$$

$$y(t) = c^T x(t), \quad x(t) \in R^{n+k} \quad (3)$$

$$F = \begin{pmatrix} 0 & & & \\ 0 & I_{n+k-1} & & \\ \vdots & & & \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix}; \quad \theta_1 = \begin{pmatrix} -a_1 \\ -a_2 \\ \vdots \\ -a_n \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}; \quad \theta_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ b_0 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix}; \quad c = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \quad (4)$$

构造广义状态向量为

$$\begin{aligned} V_1(t+1) &= F^T V_1(t) + c y(t); \quad V_1 \in R^{n+k} \\ V_2(t+1) &= F^T V_2(t) + c u(t); \quad V_2 \in R^{n+k} \end{aligned} \quad (5)$$

定义 $W = [V_1^T, V_2^T]^T$ 及 $\theta = [\theta_1^T, \theta_2^T]^T$, 且设:

A1) 对象的阶次 n 、滞后 k 已知且 $\theta \in \Omega = [\theta_{\min}, \theta_{\max}]$, $\theta_{\min}$, $\theta_{\max}$ 也已知.

记 $\hat{\theta}(t)$ 为 θ 在 t 时刻的预报辨识值, 则参数的预报辨识算法的结构是

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) - \gamma \frac{\Gamma W(t) e(t)}{\lambda + W(t)^T \Gamma W(t)} - \gamma \Gamma f(\hat{\theta}(t)) \quad (6)$$

$$e(t) = W(t)^T \hat{\theta}(t) - y(t), \quad (\gamma > 0, \lambda > 0, \Gamma > 0) \quad (7)$$

$$f_i(\hat{\theta}(t)) = \begin{cases} \hat{\theta}_i(t) - [\theta_{\max}]_i, & \hat{\theta}_i(t) \geq [\theta_{\max}]_i, \\ \hat{\theta}_i(t) - [\theta_{\min}]_i, & \hat{\theta}_i(t) \leq [\theta_{\min}]_i, \\ 0 & \hat{\theta}(t) \in \Omega \end{cases} \quad (8)$$

其中 $f = [f_1, \dots, f_{2(n+k)}]^T$ 为区域控制函数, 由(6) — (8)可见, 该算法是利用 $y(t)$ 、 $u(t)$ 来求 $\hat{\theta}(t+1)$, 而不是象常规辨识算法那样用 $y(t+1)$ 、 $u(t)$ 来求 $\hat{\theta}(t+1)$. 关于上述算法, 我们有下面的引理和区域收敛性定理.

引理 1 $\forall x(0)$ 、 $V_1(0)$ 、 $V_2(0) \in R^{n+k}$, 有

$$y(t) = W(t)^T \theta + \varepsilon_t \quad (9)$$

其中 $\varepsilon_t = 0$, $\forall t \geq n+k$.

证 由式(2)和式(3)可得:

$$\begin{aligned}
y(t) &= c^T x(t) = c^T [F^t x(0) + \sum_{i=0}^{t-1} F^i \theta_1 y(t-1-i) + \sum_{i=0}^{t-1} F^i \theta_2 u(t-1-i)] \\
&= c^T F^t x(0) + \theta_1^T \sum_{i=0}^{t-1} (F^T)^i c y(t-1-i) + \theta_2^T \sum_{i=0}^{t-1} (F^T)^i c u(t-1-i) \\
&= \theta_1^T V_1(t) + \theta_2^T V_2(t) - [\theta_1^T (F^T)^t V_1(0) + \theta_2^T (F^T)^t V_2(0) - c^T F^t x(0)] \\
&= W(t)^T \theta + \varepsilon_t
\end{aligned}$$

因 $F^t(t \geq n+k) = 0$, 从而当 $t \geq n+k$, $\varepsilon_t = 0$. 证毕.

记 $\tilde{\theta}(t) \triangleq \hat{\theta}(t) - \theta$, $\lambda_{\max}(\Gamma)$ 为 Γ 的最大特征值, 则有

定理 1 若 $\gamma \in \left(0, \frac{2}{2 + \lambda_{\max}(\Gamma)}\right)$, 则 $1^\circ \lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = 0$; $2^\circ \lim_{t \rightarrow \infty} f(\hat{\theta}(t)) = 0$;

$$3^\circ \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1}{(\lambda + W(t)^T \Gamma W(t))} (W(t)^T \tilde{\theta}(t))^2 = 0.$$

证 取 Lyapunov 函数为 $V(t) = \tilde{\theta}(t)^T \Gamma^{-1} \tilde{\theta}(t)$, 则通过一定运算可得:

$$\begin{aligned}
\Delta V(t) = V(t+1) - V(t) &\leq -\frac{\gamma^2 \lambda (W(t)^T \tilde{\theta}(t))^2}{(\lambda + W(t)^T \Gamma W(t))^2} - \frac{(2-\gamma)\gamma}{\lambda + W(t)^T \Gamma W(t)} \\
&\quad \cdot (W(t)^T \tilde{\theta}(t))^2 + \gamma[2(\gamma-1) + \gamma \lambda_{\max}(\Gamma)] \\
&\quad \cdot \tilde{\theta}(t)^T A_t \tilde{\theta}(t) + c_1 |\varepsilon_t| \cdot \|\tilde{\theta}(t)\| + c_2 |\varepsilon_t|^2
\end{aligned} \quad (10)$$

其中 $A_t = \text{diag}(a_1^t, a_2^t, \dots, a_{n+k}^t)$, $a_i^t \in (0, 1)$ 及

$$a_i^t \triangleq \begin{cases} \frac{\hat{\theta}_i - [\theta_{\max}]_i}{\hat{\theta}_i - \theta_i}, & \hat{\theta}_i \geq [\theta_{\max}]_i \\ \frac{\hat{\theta}_i - [\theta_{\min}]_i}{\hat{\theta}_i - \theta_i}, & \hat{\theta}_i \leq [\theta_{\min}]_i \\ 0, & \hat{\theta}_i \in \Omega \end{cases} \quad (11)$$

而 $f(\hat{\theta}(t)) = A_t \tilde{\theta}(t)$, 记 $\sigma \triangleq \gamma[2(\gamma-1) + \gamma \lambda_{\max}(\Gamma)]$, 则当定理中条件 $\gamma \in (0, 2/2 + \lambda_{\max}(\Gamma))$ 满足时有

$$\begin{aligned}
\Delta V(t) &\leq -\frac{\gamma^2 \lambda (W(t)^T \tilde{\theta}(t))^2}{(\lambda + W(t)^T \Gamma W(t))^2} - \frac{(2-\gamma)\gamma (W(t)^T \tilde{\theta}(t))^2}{\lambda + W(t)^T \Gamma W(t)} - |\sigma| \tilde{\theta}(t)^T A_t \tilde{\theta}(t) \\
&\leq 0, \quad \forall t \geq n+k
\end{aligned} \quad (12)$$

这表明当 $t \geq n+k$ 时 $V(t)$ 单调下降, 又因 $V(t) \geq 0$, 从而 $\lim_{t \rightarrow \infty} V(t)$ 存在. 由式 (10) 有

$$0 \leq V(t) \leq V(0) - \sum_{i=0}^{t-1} \frac{\gamma^2 \lambda (W(i)^T \tilde{\theta}(i))^2}{(\lambda + W(i)^T \Gamma W(i))^2} - (2-\gamma) \gamma \sum_{i=0}^{t-1} \frac{(W(i)^T \tilde{\theta}(i))^2}{\lambda + W(i)^T \Gamma W(i)} \\ - |\sigma| \sum_{i=0}^{t-1} \tilde{\theta}(i)^T A_i \tilde{\theta}(i) + \sum_{i=0}^{t-1} (c_1 |\varepsilon_i| \|\tilde{\theta}(i)\| + c_2 |\varepsilon_i|^2)$$

由此可得

$$\sum_{i=0}^{+\infty} \frac{(W(i)^T \tilde{\theta}(i))^2}{\lambda + W(i)^T \Gamma W(i)} < +\infty, \quad \sum_{i=0}^{+\infty} \tilde{\theta}(i)^T A_i \tilde{\theta}(i) < +\infty$$

这表明3°成立 及 $\lim_{t \rightarrow \infty} \tilde{\theta}(t)^T A_i \tilde{\theta}(t) = 0$, 又因 $\tilde{\theta}(t)^T A_i \tilde{\theta}(t) \geq \tilde{\theta}(t)^T A_i^2 \tilde{\theta}(t) = f(\hat{\theta}(t))^T$

$f(\hat{\theta}(t))$, 从而 $\lim_{t \rightarrow \infty} f(\hat{\theta}(t)) = 0$, 即2°成立. 又由 G. C. Goodwin 的技术性引理^[1]

及3°可得 $\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = \lim_{t \rightarrow \infty} [W^T(t) \tilde{\theta}(t) - \varepsilon_t] = 0$. 证毕.

三、映照模型及其跟踪性能

对于一个未知定常的线性系统, 确定其行为的是系统的输入输出变量及结构参数. 因此若记 P 为定常未知线性系统, 则它可表示成 $P = (u, y, \Theta)$, 其中 u 为输入, y 为输出、 Θ 为结构参数向量.

定义 1 称 $P^* = (u^*, y^*, \Theta^*)$ 为对象 P 的渐近映照模型, 系指

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \|u - u^*\| = 0, \quad \lim_{t \rightarrow \infty} \|y - y^*\| = 0 \quad (13)$$

当 P^* 是输入输出稳定时, 称其为对象 P 的渐近稳定映照模型.

对线性系统(1), 结合第二节中的预报辨识算法, 我们构造映照模型如下:

$$\hat{A}(t, q^{-1}) \hat{y}(t) = q^{-h} \hat{B}(t, q^{-1}) u(t) \quad (14)$$

其中 $\hat{A}(t, q^{-1}) = 1 + \sum_{i=1}^n \hat{a}_i(t) q^{-i}$, $\hat{B}(t, q^{-1}) = \sum_{i=0}^n \hat{b}_i(t) q^{-i}$, $\hat{a}_i(t)$ 和 $\hat{b}_i(t)$ 分别是 a_i 和 b_i

在 t 时刻的辨识值. $\hat{y}(t)$ 为映照模型的输出, $u(t)$ 同式(1).

为了使模型(14)成为对象(1)的渐近稳定映照模型, 我们提出下列假定条件:

A2) 设对 $\forall \theta \in \Omega$, $A(q^{-1})$ 稳定.

这样, 由定理1中的2°可知当 t 充分大时, $\hat{A}(t, q^{-1})$ 稳定. 那么, 我们有下列定理:

定理 2 若 A2) 成立, 则由式(14)表示的模型为对象(1)的渐近稳定映照模型.

证 由定义1, 只要证明 $\lim_{t \rightarrow \infty} |y(t) - \hat{y}(t)| = 0$ 即可. 类似于第二节中的处理方法,

针对模型(14), 构造其可观测实现及定义向量 $\hat{W}(t)$, 那么同引理1有

$$\hat{y}(t) = \hat{W}^T(t) \hat{\theta}(t) + \hat{\varepsilon}_t, \quad (15)$$

其中 $\hat{\varepsilon}_t = 0, \forall t \geq n+k$. 记 $\bar{e}(t) \triangleq y(t) - \hat{y}(t)$, 则有

$$\bar{e}(t) = -W^T(t) \tilde{\theta}(t) + (W(t) - \hat{W}(t))^T \hat{\theta}(t) + \varepsilon_t - \hat{\varepsilon}_t, \quad (16)$$

因 $\hat{W}(t) = [\hat{V}_1(t)^T, \hat{V}_2(t)^T]^T$ 及

$$\hat{V}_1(t+1) = F^T \hat{V}_1(t) + c \hat{y}(t), \quad \hat{V}_2(t+1) = F^T \hat{V}_2(t) + cu(t)$$

从而 $W(t) - \hat{W}(t) = [V_1^T(t) - \hat{V}_1^T(t), V_2^T(t) - \hat{V}_2^T(t)]^T \triangleq [\tilde{V}_1^T(t), \tilde{V}_2^T(t)]^T$,

$$\tilde{V}_1(t+1) = F^T \tilde{V}_1(t) + c \bar{e}(t)$$

$$\tilde{V}_2(t+1) = F^T \tilde{V}_2(t)$$

利用 F^T 和 c 的结构可知 $\tilde{V}_1(t) = [\bar{e}(t-1), \bar{e}(t-2), \dots, \bar{e}(t-n-k)]$ 和 $\lim_{t \rightarrow \infty} \tilde{V}_2(t) = 0$,

从而式(16)化为

$$\hat{A}(t, q^{-1}) \bar{e}(t) = -W(t)^T \tilde{\theta}(t) + \eta_t; \quad \lim_{t \rightarrow \infty} \eta_t = 0 \quad (17)$$

由A2)可知 $\hat{A}(t, q^{-1})$ 稳定, 又由定理1可知 $\lim_{t \rightarrow \infty} W(t)^T \tilde{\theta}(t) = 0$, 从而 $\lim_{t \rightarrow \infty} \bar{e}(t) = 0$.

证毕.

实际模型和映照模型的关系如图1所示.

四、自校正极点配置鲁棒控制

既然上节中的映照模型(14)渐近地反映了实际模型(1)的行为, 因此可以根据映照模型提供的信息来设计自校正控制算法.

对映照模型(14)而言, 其可控实现为

$$\hat{Z}(t+1) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ & & & \ddots & \ddots & \\ & & & & \ddots & \\ 0 & \cdots & 0 & -\hat{a}_n(t) & \cdots & -\hat{a}_1(t) \end{bmatrix} \hat{Z}(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} u(t) \quad (18)$$

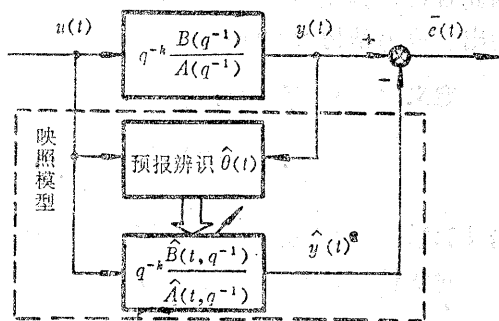


图1 实际模型和映照模型的关系

$$\hat{y}(t) = [\hat{b}_n(t), \dots, \hat{b}_0(t), \underbrace{0 \dots 0}_{k-1}] \hat{Z}(t); \hat{Z} \in R^{n+k} \quad (19)$$

因映照模型可由微机实现, 所以 $\hat{Z}$ 可测。取

$$u(t) = -\hat{K}(t)\hat{Z}(t) + u_0(t) \quad (20)$$

其中 $u_0(t)$ 为伺服补偿器输出, $-\hat{K}\hat{Z}$ 为镇定器输出, $\hat{K}(t)$ 为自适应增益。下面来研究 u_0 和 y 的关系。取 $T^*(q^{-1}) = 1 + \sum_{i=1}^{n+k} t_i^* q^{-i}$ 并使 $\hat{K}(t)$ 的在线调整律为

$$\hat{k}_i(t) = t_i^* - \hat{a}_i(t); \quad (i=1, \dots, n), \quad \hat{k}_i(t) = t_i^* (i \geq n+1) \quad (21)$$

则有

定理 3 当 $T^*(q^{-1})$ 稳定且式 (21) 成立时有

$$\lim_{t \rightarrow \infty} [T^*(q^{-1})y(t) - \hat{B}(t, q^{-1})u_0(t)] = 0 \quad (22)$$

证 对映照模型而言, 当 (20) — (21) 成立时有

$$T^*(q^{-1})\hat{y}(t) - \hat{B}(t, q^{-1})u_0(t) = 0$$

从而

$$\begin{aligned} T^*(q^{-1})y(t) - \hat{B}(t, q^{-1})u_0(t) &= T^*(q^{-1})(y(t) - \hat{y}(t)) + T^*(q^{-1})\hat{y}(t) \\ &\quad - \hat{B}(t, q^{-1})u_0(t) = T^*(q^{-1})(y(t) - \hat{y}(t)) \end{aligned}$$

因 $T^*(q^{-1})$ 稳定及由定理 2 的 $\lim_{t \rightarrow \infty} (y(t) - \hat{y}(t)) = 0$, 从而式 (22) 成立。证毕。

该定理表明系统 $u_0 \sim y$ 的极点渐近地由 $T^*(q^{-1}) = 0$ 确定, 零点由已知的 $\hat{B}(t, q^{-1}) = 0$ 确定。下面进一步设计 $u_0(t)$ 。设 $y^*(t)$ 为理想给定信号, 则取 $u_0(t)$ 为

$$L(q^{-1})u_0(t) = P(q^{-1})(y^*(t) - y(t)) \quad (23)$$

将其代入式 (22) 有

$$\lim_{t \rightarrow \infty} [(T^*L + \hat{B}P)y(t) - \hat{B}Py^*(t)] = 0$$

设整个系统的闭环极点由 $T(q^{-1}) = 0$ 确定, 那么 $L(q^{-1})$ 和 $P(q^{-1})$ 的在线调整规律由下式确定:

$$T^*(q^{-1})L(q^{-1}) + \hat{B}(t, q^{-1})P(q^{-1}) = T(q^{-1}) \quad (24)$$

由于 $T^*(q^{-1})$ 已知, L 和 P 将只依赖于 $\hat{B}(t, q^{-1})$, 这就使得方程 (24) 的求解比常规自校正极点配置解 $\hat{A}L + \hat{B}P = T$ 要容易些。此外, 也不要求 $\hat{A}$ 和 $\hat{B}$ 互质, 因为只要 T^* 和 $\hat{B}$ 互质即可。这就避免了 G. C. Goodwin 算法^[2]的互质修正项, 使算法得到了简化。

利用文献[1]中第六章的自校正极点配置定理可得

定理 4 对由预报辨识算法及式(1)、(20)、(21)、(23)和(24)组成的闭环系统, 下列结论成立:

1° $u(t)$, $u_0(t)$ 和 $y(t)$ 均一致有界;

2° $\lim_{t \rightarrow \infty} [T(q^{-1})y(t) - \hat{B}(t, q^{-1})P(q^{-1})y^*(t)] = 0$.

上面的定理表明: 利用第二至第四节的算法一方面可以保证闭环系统的稳定性, 另一方面又可使闭环系统的极点分布满足一定要求. 此外, 整个控制算法的运算量是不大的.

算法汇总:

取 $T^*(q^{-1})$ 和 $T(q^{-1})$;

1° 由 $\{u(t)\}$, $\{y(t)\}$ 及式(6) — (8) 辨识 $\hat{\theta}(t)$;

2° 由 $\hat{\theta}(t)$ 构造映照模型(14)并计算出 $\hat{K}(t)\hat{Z}(t)$;

3° 利用(24)求解 $L(q^{-1})$ 和 $P(q^{-1})$, 并进一步由式(20)和式(23)求出 $u(t)$;

转1°.

整个闭环系统的结构如图2所示.

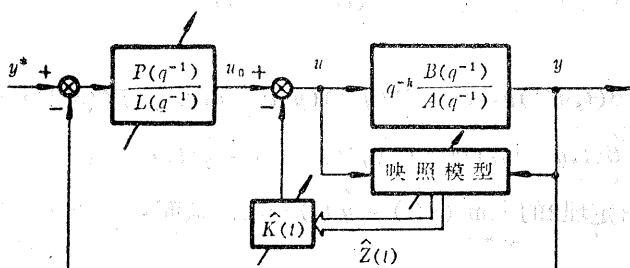


图 2 闭环系统结构图

五、数字仿真实例

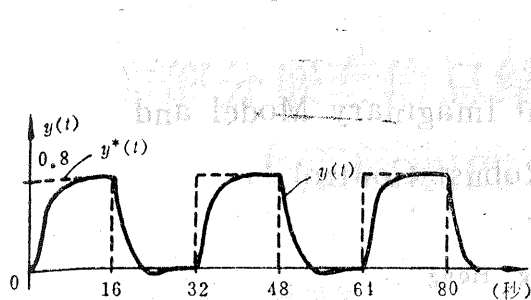
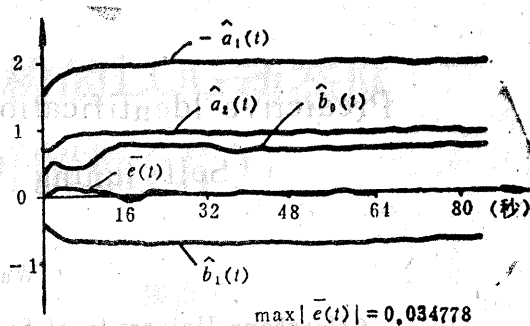
设被控对象为

$$(1 - 1.973q^{-1} + 0.974q^{-2})y(t) = q^{-1}(0.688 - 0.678q^{-1})u(t), y^*(t) = 0.81(t)$$

$$\text{取 } T^*(q^{-1}) = (1 - 0.5q^{-1})(1 - 0.32q^{-1}); T(q^{-1}) = 1 - 1.81q^{-1} + 0.967q^{-2} -$$

$0.15q^{-3}$; $\gamma = 0.16$; $\Gamma = \text{diag}(10, 2, 1, 1, 5, 6)$; 参数的初值为 $\hat{\theta}(0) = [1.5, -0.8, 0, 0, 0.4, -0.43]$; $\theta_{\min} = [0, -1, 0, 0, 0, -1]$; $\theta_{\max} = [2, 0, 0, 0, 1, 0]$. 为实现跟踪 $L(q^{-1}) = 1 - q^{-1}$. 数字仿真结果如图3、图4所示, 其中图3表示 $y(t)$ 的响应波形, 图4是参数辨识的结果及 $\bar{e}(t)$ 的波形.

上面的被控对象是从实际水轮机中抽象出来的^[4]. 由图3、图4可见系统的动态过程是理想的. 映照模型的跟踪误差小于0.0348.

图 3 $y(t)$ 的响应波形图4 参数辨识结果及 $\bar{e}(t)$ 的波形

六、结 论

由于实际中反馈测量通道常存在一定的延时,因此需根据具体情况采用预报辨识算法。而本文所述的预报辨识算法简单且具有良好的区域收敛性。

映照模型的引入使得可以用一个已知的时变模型来渐近地逼近一个定常未知模型,从而可以根据映照模型来设计自校正控制算法。本文第三部分的极点配置自校正鲁棒控制算法即基于此。该方法克服了要求 $A(q^{-1})$ 和 $B(q^{-1})$ 互质的条件,使得极点配置方程求解容易。从而具有一定的实用性。

参 考 文 献

- [1] Goodwin, G. C., and K. S. Sin, Adaptive Filtering, Prediction and Control, Prentice Hall, (1984).
- [2] Leal, R. L., and G. C. Goodwin, A Globally Convergence Adaptive Pole Placement Algorithm Without A Persistency of Excitation Requirement, Proc. of 23rd Conf. on Decision and Control, Vegas. Las, (1984), 669—673.
- [3] Clarke, D. W., P. P. Kanjilal and C. Mohtadi, A Generalized LQG Approach to Self-tuning Control, Part I, II, Int. J. Control, 41, 6, (1985), 1509—1544.
- [4] Wang Hong, Adaptive Robust Speed Regulator for Hydroelectric Generating Set, IFAC'86, Symp. MAIPC, Istanbul, Turkey, (1986), 63—65.

Predictive Identification, Imaginary Model and Self-tuning Robust Control

Wang Hong

(Huazhong University of Science and Technology, Wuhan)

Abstract

This paper, based on the practical system which has some delay in the feedback loop, presents a simple predictive recursive identification algorithm, and introduces a concept of imaginary model which tracks the unknown plant asymptotically. Finally, by using the developed algorithm in this paper, a simple self-tuning robust controller is constructed which makes the whole closed-loop system have desirable performance and robustness. A simulation result shows that the method developed in this paper is applicable.

Key words—Predictive identification; Self-tuning control; Pole placement; Robust control