

梯格形自适应控制

王正志 张良起

(自动控制系)

摘要 本文讨论并解决了具有 d 步时延的多变量系统的梯格形自适应控制问题。为此,把自适应控制下的闭环系统嵌入到ARMA模型中,采用梯格算法进行预报。为了考虑 d 步时延控制系统,采用简捷方法推导了 d 步梯格预报公式,并给出了控制量的确定方法。采用梯格形自适应控制可方便地调节模型的阶次,从而可以克服对象阶次不准引起的自适应控制失效的问题。

关键词 自适应控制,梯格算法,阶次调节,自适应控制稳定性,Rohrs反例

分类号 TP273.2

引言

梯格算法不仅可以在时间上对新采集的数据进行递推,而且对模型阶次进行递推。在语言处理、地震波处理、气象预报中已广泛使用。本文研究 d 步时延多变量系统用梯格算法进行自适应控制的问题。为此,首先要将自适应控制下的闭环系统嵌入到ARMA模型中去,然后要研究 d 步预报问题,我们把[1]的方法推广到 d 步预报上,得到了一般性的结果。

自适应控制当前面临的巨大困难,是由于对象阶次不准确而引起的自适应系统失稳(未建模动特性问题)。这个困难可以在梯格形自适应控制方案中克服。因为与寻常的参数辨识方法不同,梯格方案中阶次和参数是同时辨识的,它的格式结构的阶次可以方便地调节。在模型阶次不准时,跟踪误差就随时间增大,我们可以按此误差而自适应地增加所使用的格式结构的阶次,使得误差降到一定范围之内。

这表明,梯格方案提供了阶次本身还可以自适应的可能,从而对于当前自适应控制面临的未建模动特性问题引起的困难,提供了克服它的一条可行的实用途径。

本文用著名的Rohrs反例为例,进行了仿真。结果表明,用梯格形自适应控制可有效地克服未建模动特性困难。

1 自适应控制系统嵌入ARMA模型

设被控对象是 m 维输入 $u(t)$ 和 m 维输出 $y(t)$ 的ARMAX系统

$$a(q^{-1})Y(t) = q^{-d}b(q^{-1})u(t) + c(q^{-1})e_1(t) \quad (1)$$

其中 d 为时延, $e_1(t)$ 为 m 维零均值高斯白噪声。

$$a(q^{-1}) = I + a_1q^{-1} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a}$$

$$b(q^{-1}) = b_0 + b_1q^{-1} + \dots + b_{n_b}q^{-n_b}$$

$$c(q^{-1}) = I + c_1q^{-1} + \dots + c_{n_c}q^{-n_c}$$

为简化讨论, 假设 b_0 为非奇矩阵, $n_c \leq n_a$ 。

按照 Koivo^[4], 作多项式矩阵除法

$$c(q^{-1}) = a(q^{-1}) \cdot F_1(q^{-1}) + q^{-d}G_1(q^{-1})$$

$$F(q^{-1})G_1(q^{-1}) = \bar{G}(q^{-1}) \cdot F_1(q^{-1})$$

$$c(q^{-1}) \triangleq \bar{F}(q^{-1})a(q^{-1}) + q^{-d}\bar{G}(q^{-1})$$

于是有

$$Y(t+d) = c(q^{-1})^{-1}[\bar{G}(q^{-1})Y(t) + \bar{F}(q^{-1})b(q^{-1})u(t) + F_1(q^{-1})e_1(t+d)]$$

记

$$G(q^{-1}) = \alpha(q^{-1}) = \alpha_1 + \alpha_2q^{-1} + \dots + \alpha_{n_a}q^{-(n_a-1)}$$

$$\bar{F}(q^{-1})b(q^{-1}) = \beta(q^{-1}) = \beta_1 + \beta_2q^{-1} + \dots + \beta_{n_b+d}q^{-(n_b+d-1)}$$

$$c(q^{-1}) = \gamma(q^{-1}) = I + \gamma_1q^{-1} + \dots + \gamma_{n_c}q^{-n_c}$$

如果希望输出 $Y(t)$ 跟踪已知目标 $W(t)$, 那末最小方差控制应使得有

$$Y(t+d; t) = W(t+d) \quad (2)$$

于是有

$$Y(t+d) = \alpha(q^{-1})Y(t) + \beta(q^{-1})u(t) + [I - \gamma(q^{-1})]W(t+d) + F_1(q^{-1})e_1(t+d) \quad (3)$$

把上式嵌入如下关系:

$$\begin{pmatrix} Y(t+d) \\ u(t+d) \\ W(t+2d-1) \end{pmatrix} = \sum_{i=1}^l \begin{bmatrix} \alpha_i & \beta_i & -\gamma_i \\ * & * & * \\ * & * & * \end{bmatrix} \begin{pmatrix} Y(t+1-i) \\ u(t+1-i) \\ W(t+d-i) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} F_1(q^{-1}) & e_1(t+d) \\ F_2(q^{-1}) & e_2(t+d) \\ F_3(q^{-1}) & e_3(t+d) \end{pmatrix} \quad (4)$$

其中 * 为未知元素, 不必专门标出,

$$l = \max[n_a, n_b + d]$$

记

$$z(t) = \begin{bmatrix} Y(t) \\ u(t) \\ W(t+d-1) \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$A_i^d = \begin{bmatrix} \alpha_i & \beta_i & -\gamma_i \\ * & * & * \\ * & * & * \end{bmatrix} \quad (6)$$

于是有ARMA模型

$$z(t+d) = \sum_{i=1}^l A_{l,i}^d \cdot z(t+1-i) + F(q^{-1})e(t+d) \quad (7)$$

其中 $F(q^{-1})$ 为 $d-1$ 阶多项式矩阵, $e(t)$ 为 $3m$ 维白噪声序列。

若要求不高, 可近似取

$$c(q^{-1}) = I$$

从而改取

$$z(t) = \begin{bmatrix} Y(t) \\ u(t) \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$A_{l,i}^d = \begin{bmatrix} \alpha_i & \beta_i \\ * & * \end{bmatrix} \quad (9)$$

这样为 $2m$ 维, 计算量可以大为减少。

如果 $b(q^{-1})$ 中首项系数矩阵 b_0 已知(或在调节问题中, 可取定 b_0 为单位矩阵), 则可取

$$z(t) = \begin{bmatrix} Y(t) - b_0 u(t-d) \\ u(t-1) \\ W(t+d-1) \end{bmatrix} \quad (10)$$

但这时

$$l = \max[n_a + d - 1, n_b + d - 1]$$

以后会看到, 这时反馈控制的计算要简单得多。

以后的讨论以一般情形(5), (6)式为主。

2 格式结构

为了求 d 步预报 $\hat{z}_{t+d}|t$, 先考虑 $d=1$ 的情形。 $d=1$ 的滤波问题已有成熟结果, 本节介绍[1]关于 $d=1$ 滤波问题的主要结果, 为我们在下节推导 d 步预报和控制作准备。

定义正向滤波误差和反向滤波误差

$$e_{n,t} = z_t - \sum_{i=1}^n A_{n,i} z_{t-i} \quad (11)$$

$$r_{n,t} = z_{t-n} - \sum_{i=0}^{n-1} B_{n,i} z_{t-i} \quad (12)$$

采用刁矢表示(借助于量子力学中狄拉克的说法)

$$|z\rangle_t = \begin{bmatrix} z'_0 \\ \vdots \\ z'_t \end{bmatrix}$$

其中 z'_i 为 z_i 的转置。一步延迟定义为

$$|q^{-1}z\rangle_t = \begin{bmatrix} 0 \\ z'_0 \\ \vdots \\ z'_{t-1} \end{bmatrix}$$

于是

$$\begin{aligned} |\in_n\rangle_t &= |z\rangle_t - |z_{1,n}\rangle_t \cdot A_n \\ |r_n\rangle_t &= |q^{-n}z\rangle_t - |z_{0,n-1}\rangle_t \cdot B_n \end{aligned}$$

其中

$$\begin{aligned} A_n &= \begin{bmatrix} A'_{n,1} \\ \vdots \\ A'_{n,n} \end{bmatrix}, & B_n &= \begin{bmatrix} B'_{n,0} \\ \vdots \\ B'_{n,n-1} \end{bmatrix} \\ |z_{1,n}\rangle_t &= [|q^{-1}z\rangle_t, \dots, |q^{-n}z\rangle_t] \end{aligned} \quad (13)$$

定义

$$\langle z_{1,n}|_t = |z_{1,n}\rangle_t^\dagger$$

并定义内积为

$$\langle u|v\rangle_t = \sum_{i=0}^{t-1} \lambda^{t-i} \cdot u_i \cdot v_i^\dagger \quad (14)$$

其中 λ 为衰减因子, 采用最小二乘法指标, 可得最优的

$$|\in_n\rangle_t = P_{1,n,t}^\dagger |z\rangle_t \quad (15)$$

其中

$$P_{1,n,t} = |z_{1,n}\rangle_t \langle z_{1,n}|_t \langle z_{1,n}|_t |z_{1,n}\rangle_t^{-1} \langle z_{1,n}|_t \quad (16)$$

$P_{1,n,t}^\dagger$ 为 $P_{1,n,t}$ 的正交补。同理有

$$|r_n\rangle_t = P_{0,n-1,t}^\dagger |q^{-n}z\rangle_t \quad (17)$$

由于 $|\in_n\rangle_t$ 和 $|r_n\rangle_t$ 是施米特正交基, 故有

$$P_{1,n+1,t}^\dagger = P_{1,n,t}^\dagger - |q^{-1}r_n\rangle_t \langle q^{-1}r_n|_t \langle q^{-1}r_n|_t^{-1} \langle q^{-1}r_n|_t \quad (18)$$

$$P_{0,n,t}^\dagger = P_{1,n,t}^\dagger - |\in_n\rangle_t \langle \in_n|_t \langle \in_n|_t^{-1} \langle \in_n|_t \quad (19)$$

把它们分别作用到 $|z\rangle_t$ 和 $|q^{-n-1}z\rangle_t$ 上后得到

$$|\in_{n+1}\rangle_t = |\in_n\rangle_t - |q^{-1}r_n\rangle_t \langle q^{-1}r_n|_t \langle q^{-1}r_n|_t^{-1} \langle q^{-1}r_n|_t |\in_n\rangle_t \quad (20)$$

$$|r_{n+1}\rangle_t = |q^{-1}r_n\rangle_t - |\in_n\rangle_t \langle \in_n|_t \langle \in_n|_t^{-1} \langle \in_n|_t |q^{-1}r_n\rangle_t \quad (21)$$

引入

$$|\pi\rangle = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (22)$$

把 $\langle \pi|$ 乘上(20)和(21)后式, 取转置后得到

$$\in_{n+1,t} = \in_{n,t} - A_{n+1,t} R_{n,t-1}^{-T} r_{n,t-1} \quad (23)$$

$$r_{n+1,t} = r_{n,t-1} - A_{n+1,t}' R_{n,t}^{-} \in_{n,t} \quad (24)$$

其中

$$R_{n,t} = \langle \in_n | \in_n \rangle_t \quad (25)$$

$$R_{n,t-1}^{-T} = \langle q^{-1}r_n | q^{-1}r_n \rangle_t = \langle r_n | r_n \rangle_{t-1} \quad (26)$$

$$A_{n+1,t} = \langle \in_n | q^{-1}r_n \rangle_t \quad (27)$$

定义反射系数矩阵为

$$K_{n+1,t} = A_{n+1,t}' R_{n,t}^{-} \quad (28)$$

$$K_{n+1,t}^r = \Delta_{n+1,t} R_{n,t-1}^{-r} \quad (29)$$

得到阶次递推关系

$$\begin{pmatrix} \in_{n+1,t} \\ r_{n+1,t} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} I & -K_{n+1,t}^r q^{-1} \\ -K_{n+1,t}^c & I \cdot q^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \in_{n,t} \\ r_{n,t} \end{bmatrix} \quad (30)$$

由(20), (21), (25), (26)式得

$$R_{n+1,t}^c = R_{n,t}^c - \Delta_{n+1,t} R_{n,t-1}^{-r} \Delta_{n+1,t}' \quad (31)$$

$$R_{n+1,t}^r = R_{n,t-1}^r - \Delta_{n+1,t}' R_{n,t}^c \Delta_{n+1,t} \quad (32)$$

由(27)知 $\Delta_{n+1,t}$ 的计算量很大, 因为需要把各时刻的分量加起来。把此计算转化为时间上的递推, 为此引入

$$\cos^2 \theta_y \triangleq \langle \pi | P_y^\perp | \pi \rangle \quad (33)$$

可以证得时间上的递推关系^[1]

$$\begin{aligned} \langle u | P_y^\perp | v \rangle_t &= \lambda \cdot \langle u | P_y^\perp | v \rangle_{t-1} \\ &+ \langle u | P_y^\perp | \pi \rangle \cdot \langle \pi | P_y^\perp | v \rangle \cdot \sec^2 \theta_y \end{aligned} \quad (34)$$

把它用到

$$\Delta_{n+1,t} = \langle z | P_{1,n,t}^\perp | q^{-n-1} z \rangle_t$$

$$R_{n,t}^c = \langle z | P_{1,n,t}^\perp | z \rangle_t$$

$$R_{n,t}^r = \langle q^{-n} z | P_{0,n-1,t}^\perp | q^{-n} z \rangle_t$$

上, 就得到时间上的递推关系

$$\Delta_{n+1,t} = \lambda \Delta_{n+1,t-1} + \in_{n,t} r_{n,t-1}' \sec^2 \theta_{1,n,t} \quad (35)$$

$$R_{n,t}^c = \lambda R_{n,t-1}^c + \in_{n,t} \in_{n,t}' \sec^2 \theta_{1,n,t} \quad (36)$$

$$R_{n,t}^r = \lambda R_{n,t-1}^r + r_{n,t} r_{n,t}' \sec^2 \theta_{0,n-1,t} \quad (37)$$

这里

$$\cos^2 \theta_{1,n,t} = \langle \pi | P_{1,n,t}^\perp | \pi \rangle$$

还可以用(18), (19)式化为阶次递推来计算

$$\cos^2 \theta_{1,n+1,t} = \cos^2 \theta_{1,n,t} - r_{n,t-1}' R_{n,t-1}^{-r} r_{n,t-1} \quad (38)$$

$$\cos^2 \theta_{0,n,t} = \cos^2 \theta_{1,n,t} - \in_{n,t}' R_{n,t}^c \in_{n,t} \quad (39)$$

总之(23), (24), (31), (32), (35), (36), (37), (38), (39)共九式构成了全部格式结构。其中(35), (36), (37)式是时间上的递推, 其它六式是阶次上的递推。

以上使用格式结构得到了各阶正向和反向的正交基。为了得到 d 步预报, 要研究 d 步梯式结构, 这是下节研究的内容, 它将建筑在格式结构的基础上。

3 d 步梯式结构和控制

(7)式对应的 d 步滤波最优参数估计为

$$A_t^d = \langle z_{d,t+d-1} | z_{d,t+d-1} \rangle_t^{-1} \langle z_{d,t+d-1} | z \rangle_t \quad (40)$$

故 d 步滤波误差为

$$|\in_t^d\rangle_t = P_{d,t+d-1,t}^\perp |z\rangle_t \quad (41)$$

注意

$$|z_{d,t+d}\rangle_t = |z_{d,t+d-1}\rangle_t + |q^{-1-d}z\rangle_t$$

$$= |z_{d,t-d+1}\rangle_t \langle z_t | q^{-d} r_t \rangle_t$$

其中 \cdot 为直和。从而有

$$P_{d,t-d+1,t} = P_{d,t-d+1,t} + |q^{-d} r_t \rangle_t \langle q^{-d} r_t | q^{-d} r_t \rangle_t^{-1} \langle q^{-d} r_t |_t$$

故有

$$P_{d,t-d+1,t}^{-1} = P_{d,t-d+1,t}^{-1} + |q^{-d} r_t \rangle_t \langle q^{-d} r_t | q^{-d} r_t \rangle_t^{-1} \langle q^{-d} r_t |_t \quad (42)$$

把上式作用到(37)上,取最后一个分量并转置,

$$\in_{t-d+1,t}^d = \in_{t,t}^d - K_{d,t+1,t}^r \cdot r_{t,t-d} \quad (43)$$

其中

$$K_{d,t+1,t}^r = \Delta_{t+1,t}^d R_{t,t-d}^{-r} \quad (44)$$

$$1_{t,t}^d = \langle z | q^{-d} r_t \rangle_t = \langle z | P_{d,t+1,t}^{-1} | q^{-t-d} z \rangle_t \quad (45)$$

$$R_{t,t-d}^r = \langle q^{-d} r_t | q^{-d} r_t \rangle_t = \langle r_t | r_t \rangle_{t-d} \quad (46)$$

易见 $R_{t,t-d}^r$ 可从上一节格式结构中取得,只要作 d 步时延即可。

由(45)和(34)式, $\Delta_{t+1,t}^d$ 可以用时间递推计算

$$\Delta_{t+1,t}^d = \lambda \Delta_{t,t}^d + \langle z | P_{d,t+1,t}^{-1} | \pi \rangle_t \langle \pi | P_{d,t+1,t}^{-1} | q^{-t-d} z \rangle_t \cdot \sec^2 \theta_{d,t+1,t}$$

或即

$$\Delta_{t+1,t}^d = \lambda \Delta_{t,t}^d + \in_{t,t}^d \cdot r_{t,t-d}^r \cdot \sec^2 \theta_{d,t+1,t} \quad (47)$$

这里 $\cos^2 \theta_{d,t+1,t}$ 可以用阶次递推计算,类似于(38)式,有

$$\cos^2 \theta_{d,t+1,t} = \cos^2 \theta_{d,t+1,t} - r_{t,t-d}^r \cdot R_{t,t-d}^{-r} \cdot r_{t,t-d} \quad (48)$$

这里用的 $R_{t,t-d}^r$ 、 $r_{t,t-d}$ 都可以从原格式网络中把 $R_{t,t}^r$ 和 $r_{t,t}$ 作 d 步时延而得到。

这样可以在基本格式的基础上,利用(47),(48)式计算 $\Delta_{t+1,t}^d$,从而由(44)式求出 $K_{d,t+1,t}^r$,再利用(43)式求 $\in_{t-d+1,t}^d$ 。

从另一个角度来看,反复使用(43)式进行降阶递推,注意 $\in_{0,t}^d = z_t$,有

$$\in_{t-d+1,t}^d = z_t - \sum_{i=0}^{t-1} K_{d,i+1,t}^r \cdot r_{i,t-d} \quad (49)$$

把 t 换成 $t+d$,可以得到 z_{t+d} 的 l 阶滤波值

$$\hat{z}_{t+d} = \sum_{i=0}^{t-1} K_{d,i+1,t+d}^r \cdot r_{i,t} \quad (50)$$

再由(30)式知

$$r_{i,t} = r_{i-1,t-1} - K_{i,t}^r \cdot \in_{i-1,t} \quad (51)$$

$$\in_{i-1,t} = z_t - \sum_{j=1}^{i-1} K_{j,t}^r \cdot r_{j-1,t-1} \quad (52)$$

把(51)和(52)式代入(50)式可得

$$\hat{z}_{t+d} = K_{d,1,t+d}^r \cdot z_t + \sum_{i=1}^{t-1} K_{d,i+1,t+d}^r \cdot \left[r_{t-1,t-1} - K_{i,t}^r \left(z_t - \sum_{j=1}^{i-1} K_{j,t}^r \cdot r_{j-1,t-1} \right) \right]$$

亦即

$$\hat{z}_{t+d} = \left(K_{d,1,t+d}^r - \sum_{i=1}^{t-1} K_{d,i+1,t+d}^r \cdot K_{i,t}^r \right) \cdot z_t$$

$$+ \sum_{i=1}^{l-1} K_{d,i+1,t+d}^r \left(r_{t-1,t-1} + \sum_{j=1}^{l-1} K_{i,t}^c \cdot K_{j,t}^r \cdot r_{j-1,t-1} \right) \quad (53)$$

但上式得到的是 z_{t+d} 的滤波值, 在 t 时刻 $K_{d,i+1,t+d}^r$, $K_{i,t}^c$, $K_{j,t}^r$ 是未知的。如果希望在 t 时刻预报 $z_{t+d}|_t$, 可采用 $K_{d,i+1,t-1}^r$, $K_{i,t-1}^c$, $K_{j,t-1}^r$ 来代替它们。这样得到

$$\begin{aligned} \hat{z}_{t+d}|_t = & \left(K_{d,1,t-1}^r - \sum_{i=1}^{l-1} K_{d,i+1,t-1}^r \cdot K_{i,t-1}^c \right) \cdot z_t \\ & + \sum_{i=1}^{l-1} K_{d,i+1,t-1}^r \left(r_{t-1,t-1} + \sum_{j=1}^{l-1} K_{i,t-1}^c \cdot K_{j,t-1}^r \cdot r_{j-1,t-1} \right) \end{aligned} \quad (54)$$

对比(7)和(54)式可知

$$A_{l,1}^d = K_{d,1,t-1}^r - \sum_{i=1}^{l-1} K_{d,i+1,t-1}^r \cdot K_{i,t-1}^c \quad (55)$$

由此可得 $A_{l,1}^d$ 中的前 m 行元素 α_1 , β_1 , $-\gamma_1$ 。

如果希望跟踪目标 $W(t)$, 令

$$\hat{Y}_{t+d}|_t = W(t+d) \quad (56)$$

这样, 可从下式

$$\begin{aligned} W(t+d) - \left[\sum_{i=1}^{l-1} K_{d,i+1,t-1}^r \left(r_{t-1,t-1} + \sum_{j=1}^{l-1} K_{i,t-1}^c \cdot K_{j,t-1}^r \cdot r_{j-1,t-1} \right) \right]_{1,m} \\ = \alpha_1 Y(t) + \beta_1 u(t) - \gamma_1 W(t+d-1) \end{aligned} \quad (57)$$

中计算出 $u(t)$, 这是为了跟踪目标在 t 时刻应加的控制信号。上式中 $[\]_{1,m}$ 表示 $[\]$ 中的前 m 行。

由此可见, $u(t)$ 的决定具有较大的计算工作量。但在某些特殊情形下, 控制量 $u(t)$ 的计算量是很小的。例如当 $b(q^{-1})$ 的首项系数矩阵 b 为已知且非奇时 (在调节问题中 b_0 可取为单位矩阵), 这时取 $z(t)$ 的表示式为(10), 再由(50)得到 d 步预报为

$$\hat{z}_{t+d}|_t = \sum_{i=0}^{l-1} K_{d,i+1,t}^r \cdot r_{i,t} \quad (58)$$

此时, 为使 $Y_{t+d}|_t$ 跟踪目标 $W(t+d)$, 就有

$$\left[\sum_{i=1}^{l-1} K_{d,i+1,t}^r \cdot r_{i,t} \right]_{1,m} = W(t+d) - b_0 u(t) \quad (59)$$

由此可确定控制 $u(t)$ 。

4 克服未建模动特性困难和对 Rohrs 反例的仿真

目前自适应控制采用的模型辨识是确定阶次下的参数辨识, 使得自适应控制对模型阶次的要求特别严格。1982年 Rohrs 给出著名反例, 指出当前自适应控制方法存在危机。他考虑带有寄生高频特性的对象, 其传递函数为

$$G(s) = \frac{2}{s+2} \cdot \frac{229}{s^2+30s+229} = G_0(s) \cdot G_1(s)$$

如果略去高频特性 $G_1(s)$, 把对象当作一阶系统 $G_0(s)$ 来设计自适应控制器, 就会引起系统失稳。

如果以采样间隔 $T = 0.005$ 秒, 且引入均方差 $\sigma = 0.01$ 的零均值白噪声 $\omega(K)$, 得到 Rohrs 反例的 ARMAX 模型如下

$$Y(K) = 2.84554Y(K-1) - 2.69764Y(K-2) + 0.85214Y(K-3) + 0.01011u(K-1) + 0.00006u(K-2) + \omega(K)$$

我们希望 $Y(K)$ 跟踪目标 $W(K) = \frac{K}{20}$. 如果把对象当作一阶的, 进行自适应控制 (限于一阶), 仿真表明, $Y(K)$ 是发散的, 正如 Rohrs 指出的那样, 见图 1.

梯格自适应控制的好处可以方便地调节阶次. 阶次的确定可按如下考虑, 由 (58) 式,

$$\hat{z}_{i,a}^T r_i = \sum_{t=0}^{i-1} K_{a,i+1,t}^T r_{i,t}$$

可见, 格式每增加一阶, 格式估计中就增加一个求和项 $K_{a,i+1,t}^T r_{i,t}$, 这样可以根据各项的相对大小来决定是否需要增降阶次. 若在 $i=l$ 时, $K_{a,l+1,t}^T r_{l,t}$ 明显下降, 这样这项贡献很小, 可以不考虑, 因而被控对象阶次是 l . 为了提高估得阶次的稳健性, 我们在仿真时规定, 在连续二次要求增降阶次时, 才调动阶次.

仿真表明, 把本文的梯格形自适应方法用到 Rohrs 例子上, 不但克服了发散现象, 而且达到了满意的跟踪目标的目的; 在梯格形自适应控制器上接上 20 个采样间隔后, $Y(t)$ 就完全跟踪 $W(t)$ 了. 见图 2.

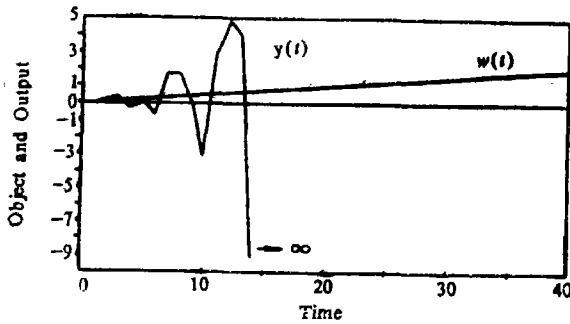


图 1

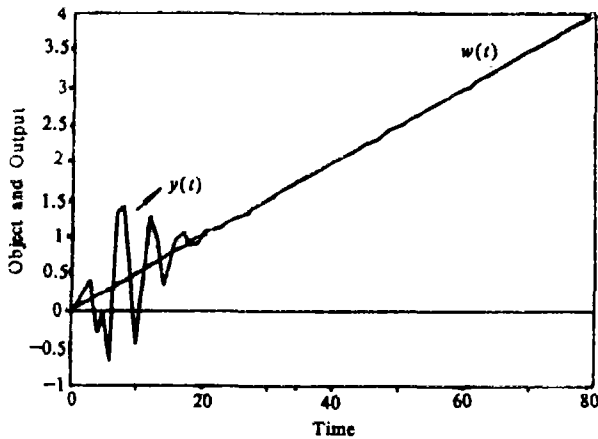


图 2

5 结 论

本文主要贡献是把梯格算法用到自适应控制中, 给出了 d 步预报和自适应控制的计算公式。

自适应控制的梯格方案提供了克服未建模动特征引起自适应控制系统失稳问题的一条实用途径。当然, 在过去通常的自适应控制方法中, 把对象阶次 N 定得足够高, 比实际对象的阶次不低, 也可避免失稳, 但计算量与 N^2 成正比; 如果要搜索这个阶次, 总计算量与 N^3 成正比。而在梯格方案中, 阶次搜索与参数辨识是同时进行的, 总计算量仅与 N 成正比。

我们在Rohrs例子下进行仿真, 得到了令人满意的结果。

本文还推导了多变量系统 d 步梯格滤波的一系列公式。Govers 和 Wertz 在 [2] 研究过单变量 d 步的情形, 所得结果和推导过程非常复杂, 也不便于计算 (与本文不同); 而本文把 d 步和 1 步统一处理, 推导和结果简洁, 便于计算。

参 考 文 献

- [1] Lee D T L, Morf M, Friedlander B. Recursive Least Squares Ladders Estimation Algorithms. IEEE, CAS-28, June, 1981; PP467~481
- [2] Gevers M R, Wertz V J. A D -Step Predictor in Lattice and Ladder Form. IEEE, AC-28, April 1983; PP465~476
- [3] Benveniste A, Chare C. AR and ARMA Identification Algorithm of Levinson Type: An Innovations Approach. IEEE, AC-26, Dec 1981; PP1243~1261
- [4] Koivo H N. A Multivariable Self-Tuning Controller. Automatica, 1980, 16(4): 351~366
- [5] Lee D T L, Friedlander B, Morf M. Recursive Ladders Algorithms for ARMA Modeling. IEEE, AC-27, Aug. 1982; PP753~764
- [9] 冯纯伯, 史维. 自适应控制. 电子工业出版社, 1986

Adaptive Control in Lattice and Ladder Form

Wang Zhengzhi Zhang Liangqi

Abstract

The problem of adaptive control of d step delayed multivariable system in lattice and ladder form is discussed and solved. The closed loop system under adaptive control is embedded into ARMA model, then using the algorithm of lattice and ladder form, the order and parameters can be

predicted. A simple method can be used to derive the formulas of d step problems. The problem of unmodeled dynamics of adaptive systems can be overcome by using adaptive control in lattice and ladder form.

Key words: adaptive control; algorithm of lattice and ladder form, order regulation, robustness of adaptive control, example of Rohrs