

文章编号: 1000-8152(2004)06-0981-05

广义离散随机线性系统降阶 Wiener 滤波、平滑和预报器

石莹^{1,2}, 沈永良², 孙书利², 邓自立²

(1. 哈尔滨工业大学 控制理论与制导技术研究中心, 黑龙江 哈尔滨 150001; 2. 黑龙江大学 自动化系, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘要: 应用现代时间序列方法, 基于自回归滑动平均(ARMA)新息模型、白噪声估值器和观测预报器, 对于广义离散随机线性系统, 提出了降阶 Wiener 状态估值器, 可统一处理滤波、平滑和预报问题, 并且能减少计算负担. 仿真例子说明了算法的有效性.

关键词: 广义随机系统; Y-可观; 状态估计; 降阶; Wiener 状态估值器

中图分类号: O211 **文献标识码:** A

Reduced-order Wiener filtering, smoothing and prediction for descriptor discrete-time stochastic linear systems

SHI Ying^{1,2}, SHEN Yong-liang², SUN Shu-li², DENG Zi-li²

(1. Center of Control Theory and Guidance Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin Heilongjiang 150001, China;

2. Department of Automation, Heilongjiang University, Harbin Heilongjiang 150080, China)

Abstract: Based on autoregressive moving average(ARMA) innovation model, white noise estimator and observation predictor, reduced-order Wiener state estimators for descriptor discrete-time stochastic linear systems were proposed by applying modern time series analysis approach. They can handle the filtering, smoothing and prediction problem in a unified framework and can reduce the computational burden. A simulation example shows their effectiveness.

Key words: descriptor stochastic system; Y-observability; state estimation; reduced order; Wiener state estimator

1 引言(Introduction)

广义系统在电网络、经济、机器人等领域有重要的应用背景, 近年来尤为人们所关注. 利用广义 Kalman 滤波器要求解高维广义 Riccati 方程^[1], 计算负担很大. 文献[2]提出的广义 Wiener 状态估值器虽然可避免求解高维广义 Riccati 方程, 但当状态维数较高时, 计算负担仍较大. 为减少计算负担, 文献[3]对 Y-可观广义离散随机线性系统由常规 Kalman 滤波器提出了一种降阶 Kalman 滤波器. 但该文未解决预报问题和平滑问题, 以及 Wiener 状态估值器设计问题. 解决问题的难点在于要求计算系统的白噪声平滑器和观测预报器, 及如何建立 Kalman 估值器和 Wiener 估值器之间的转化. 本文针对上述难点应用现代时间序列方法和白噪声估计理论^[4], 对 Y-可观广义离散随机线性系统提出了降阶 Wiener 状态滤波器、平滑器和预报器, 算法简单, 便于实时应用.

2 问题描述(Problem description)

考虑广义离散随机线性系统

$$Mx(t+1) = \Phi x(t) + \Gamma_0 w_0(t), \quad (1)$$

$$y(t) = Hx(t) + v(t). \quad (2)$$

其中 t 是离散时间, $x(t) \in \mathbb{R}^n$ 是状态, $y(t) \in \mathbb{R}^m$ 是观测, Φ, Γ, H 是相应维数的常阵.

假设 1 M 是奇异方阵, 即 $\text{rank} M = n_1 < n$.

假设 2 系统是正则的, 即对 $\forall z \in \mathbb{C}$ (复数域), 有 $\det(zM - \Phi) \neq 0$.

假设 3 系统是完全可观的^[2], 即对 $\forall z \in \mathbb{C}$, 有

$$\text{rank} \begin{bmatrix} zM - \Phi \\ H \end{bmatrix} = n, \quad \text{rank} \begin{bmatrix} M \\ H \end{bmatrix} = n. \quad (3)$$

假设 4 $w_0(t) \in \mathbb{R}^r$ 和 $v(t) \in \mathbb{R}^m$ 是零均值的白噪声, 方差阵和相关阵各为 Q_{w_0}, Q_v 和 S_0 , 即

$$E \left\{ \begin{bmatrix} w_0(t) \\ v(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_0^T(t) & v^T(t) \end{bmatrix} \right\} = \begin{bmatrix} Q_{w_0} & S_0 \\ S_0^T & Q_v \end{bmatrix} \delta_{ij}. \quad (4)$$

其中 $\delta_{ii} = 1, \delta_{ij} = 0 (i \neq j)$.

假设 5 初始观测时刻 $t_0 = -\infty$.

问题是: 对系统(1), (2), 基于观测 $\{y(t+N), y(t+N-1), \dots\}$ 求 Wiener 状态估值器 $\hat{x}(t|t+N)(t=1, 2, \dots)$. 对于 $N > 0, N = 0$ 和 $N < 0$ 分别

称 $\hat{x}(t | t + N)$ 为 Wiener 状态平滑器、滤波器和预报器。

3 Wiener 状态估值器(Wiener state estimator)

由完全可观性引出系统是 Y-可观的^[5],即存在 $\bar{K} \in \mathbb{R}^{n \times m}$,对 $\forall z \in \mathbb{C}$,有

$$\text{deg}(\det(zM - (\Phi - \bar{K}H))) = \text{rank}M. \quad (5)$$

由式(1)减去式(2)两边左乘 K 得

$$Mx(t + 1) = (\Phi - \bar{K}H)x(t) + Ky(t) + w(t), \quad (6)$$

$$y(t) = Hx(t) + v(t). \quad (7)$$

其中 $w(t) = \Gamma_0 w_0(t) - Kv(t)$. 由假设 4 知, $w(t)$ 也是一个零均值的白噪声,其方差阵 Q_w 及与 $v(t)$ 的相关阵 S_1 分别为

$$\begin{cases} Q_w = \Gamma_0 Q_{w0} \Gamma_0^T + \bar{K} Q_v \bar{K}^T - \Gamma_0 S_0 \bar{K}^T - \bar{K} S_0^T \Gamma_0^T, \\ S_1 = \Gamma_0 S_0 - \bar{K} Q_v. \end{cases} \quad (8)$$

由于系统 Y-可观,因此存在非奇异矩阵 P, Q ^[3]

使

$$\begin{cases} PMQ = \begin{bmatrix} I_{n_1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, P(\Phi - \bar{K}H)Q = \begin{bmatrix} \Phi_1 & 0 \\ 0 & I_{n_2} \end{bmatrix}, \\ P\bar{K} = \begin{bmatrix} K_1 \\ K_2 \end{bmatrix}, P\Gamma = \begin{bmatrix} \Gamma_1 \\ \Gamma_2 \end{bmatrix}, HQ = [H_1 \ H_2]. \end{cases} \quad (9)$$

其中 $n_1 + n_2 = n, I_q$ 是 $q \times q$ 的单位阵.

令 $x(t) = Q \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix}$, 则式(6),(7)转为如下

两个子系统:

$$x_1(t+1) = \Phi_1 x_1(t) + K_1 y(t) + \Gamma_1 w(t), \quad (10)$$

$$z(t) = H_1 x_1(t) + \eta(t), \quad (11)$$

$$x_2(t) = -K_2 y(t) - \Gamma_2 w(t). \quad (12)$$

其中 $x_1(t) \in \mathbb{R}^{n_1}, x_2(t) \in \mathbb{R}^{n_2}, z(t) = (I_m + H_2 K_2)y(t), \eta(t) = v(t) - H_2 \Gamma_2 w(t)$. 易知 $\eta(t)$ 是白噪声,且方差阵 Q_η 为

$$Q_\eta = Q_v + H_2 \Gamma_2 Q_w \Gamma_2^T H_2^T - S_1^T \Gamma_2^T H_2^T - H_2 \Gamma_2 S_1, \quad (13)$$

$w(t)$ 和 $\eta(t)$ 的相关阵为 $S = S_1 - Q_w \Gamma_2^T H_2^T$.

在推导状态 $x(t)$ 的 Wiener 状态估值器之前,先给出一个引理.

引理 1 (Φ_1, H_1) 是完全可观的.

证 对任意 $z \in \mathbb{C}$,有

$$\begin{bmatrix} I_n & \bar{K} \\ 0 & I_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} zM - \Phi \\ H \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} zM - (\Phi - \bar{K}H) \\ H \end{bmatrix}, \quad (14)$$

故

$$\text{rank} \begin{bmatrix} zM - (\Phi - \bar{K}H) \\ H \end{bmatrix} = \text{rank} \begin{bmatrix} zM - \Phi \\ H \end{bmatrix} = n. \quad (15)$$

又 $\text{rank} \begin{bmatrix} M \\ H \end{bmatrix} = n$,故系统(6),(7)是完全可观的. 因为 P, Q 非奇异,这引出

$$\begin{aligned} \text{rank} \begin{bmatrix} z \begin{bmatrix} I_{n_1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \Phi_1 & 0 \\ 0 & I_{n_2} \end{bmatrix} \\ H_1 & H_2 \end{bmatrix} = \\ \text{rank} \begin{bmatrix} zI_{n_1} - \Phi_1 & 0 \\ 0 & -I_{n_2} \\ H_1 & H_2 \end{bmatrix} = n, \end{aligned} \quad (16)$$

从而有

$$\text{rank} \begin{bmatrix} zI_{n_1} - \Phi_1 \\ H_1 \end{bmatrix} = n_1, \quad (17)$$

即 (Φ_1, H_1) 是完全可观的. 证毕.

再假定 $(\bar{\Phi}, \Gamma_1 \bar{Q}_w)$ 为完全能稳对^[6],其中

$$\begin{cases} \bar{\Phi} = \Phi_1 - JH_1, J = \Gamma_1 S Q_\eta^{-1}, \\ \bar{Q}_w \bar{Q}_w^T = Q_w - S Q_\eta^{-1} S^T, \end{cases} \quad (18)$$

则系统(10),(11)的稳态 Kalman 预报器存在.

引理 2^[4] 系统(10),(11)在假设 4,5 下的稳态 Kalman 预报器为

$$\hat{x}_1(t + 1 | t) = \Phi_1 \hat{x}_1(t | t - 1) + K_1 y(t) + K_p \varepsilon(t), \quad (19)$$

$$\varepsilon(t) = z(t) - H_1 \hat{x}_1(t | t - 1), \quad (20)$$

$$K_p = (\Phi \Sigma H_1^T + \Gamma S) [H_1 \Sigma H_1^T + Q_\eta]^{-1}, \quad (21)$$

其中 Σ 是如下稳态 Riccati 方程的解:

$$\begin{aligned} \Sigma = \bar{\Phi} [\Sigma - \Sigma H_1^T (H_1 \Sigma H_1^T + Q_\eta)^{-1} H_1 \Sigma] \bar{\Phi}^T + \\ \Gamma_1 (Q_w - S Q_\eta^{-1} S^T) \Gamma_1^T. \end{aligned} \quad (22)$$

将式(20)代入式(19),则系统(10),(11)的稳态 Kalman 预报器具有如下 Wiener 滤波器形式:

$$\begin{aligned} \hat{x}_1(t | t - 1) = \\ (I_{n_1} - q^{-1} \Psi_p)^{-1} [K_1 + K_p (I_m + H_2 K_2)] y(t - 1). \end{aligned} \quad (23)$$

其中 $\Psi_p = \Phi_1 - K_p H_1$.

引理 3 系统(10),(11)在假设 1~5 下有 AR-MA 新息模型

$$\Delta(q^{-1})y(t) = \Psi(q^{-1})\varepsilon(t), \quad (24)$$

其中定义多项式矩阵

$$\Delta(q^{-1}) = \phi(q^{-1})(I_m + H_2 K_2) - H_1 \text{adj}(I_{n_1} -$$

$$q^{-1} \Psi_p [K_1 + K_p(I_m + H_2 K_2)] q^{-1}, \quad (25)$$

$$\Psi(q^{-1}) = \det(I_{n_1} - q^{-1} \Psi_p). \quad (26)$$

引理 4 系统(10),(11)在假设 1~5 下,有渐近稳定的 Wiener 状态滤波器和平滑器 ($N \geq 0$)

$$\Psi(q^{-1}) \hat{x}_1(t | t + N) = D_N(q^{-1}) y(t + N). \quad (27)$$

其中多项式矩阵 $\Psi(q^{-1})$ 定义为式(26), 多项式矩阵 $D_N(q^{-1})$ 定义为

$$D_N(q^{-1}) = \text{adj}(I_{n_1} - q^{-1} \Psi_p) [K_1 + K_p(I_m + H_2 K_2)] q^{-N-1} + M_N(q^{-1}) \Lambda(q^{-1}), \quad (28)$$

$$M_N(q^{-1}) = \sum_{i=0}^N M(i) q^{i-N}, \quad (29a)$$

$$M(i) = \Sigma [(I_{n_1} - KH_1)^T \bar{\Phi}^T]^{i-1} H_1^T (H_1 \Sigma H_1^T + Q_\eta)^{-1}, \quad (29b)$$

$$K = \Sigma H_1^T (H_1 \Sigma H_1^T + Q_\eta)^{-1}. \quad (30)$$

证 由文献[4]有

$$\hat{x}_1(t | t) = \hat{x}_1(t | t - 1) + K \epsilon(t), \quad (31)$$

$$\hat{x}_1(t | t + N) = \hat{x}_1(t | t - 1) + \sum_{i=0}^N M(i) q^{i-N} \epsilon(t + N). \quad (32)$$

其中 $M(i)$ 由式(29b) 给出, $M(0) = K$, K 为稳态滤波器增益, 由式(30) 计算.

将式(23), (24) 代入式(32), 即得式(27).

证毕.

从等价系统(10), (12) 出发, 可以导出原系统(1), (2) 的 Wiener 状态滤波器和平滑器.

定理 1 在假设 1~5 下, 系统(1), (2) 的状态 $x(t)$ 有降阶解耦的 Wiener 状态滤波器和平滑器 ($N \geq 0$)

$$\hat{x}_1(t | t + N) = Q \begin{bmatrix} \hat{x}_1(t | t + N) \\ \hat{x}_2(t | t + N) \end{bmatrix}. \quad (33)$$

式中 $\hat{x}_1(t | t + N)$ 由式(27) 计算. $\hat{x}_2(t | t + N)$ 由下列方程递推计算:

$$\Psi(q^{-1}) \hat{x}_2(t | t + N) = R_N(q^{-1}) y(t + N). \quad (34)$$

其中

$$R_N(q^{-1}) = -\Psi(q^{-1}) K_2 q^{-N} - \Gamma_2 L_w^N(q^{-1}) \Lambda(q^{-1}), \quad (35)$$

$$L_w^N(q^{-1}) = \sum_{i=0}^N M_w(i) q^{i-N}, \quad (36)$$

$$M_w(i) =$$

$$D_w(1) [(I_{n_1} - KH_1)^T \bar{\Phi}^T]^{i-1} H_1^T (H_1 \Sigma H_1^T + Q_\eta)^{-1}, \quad (37)$$

$$M_w(0) = S (H_1 \Sigma H_1^T + Q_\eta)^{-1}, \quad (38)$$

$$D_w(1) = -SK^T \bar{\Phi}^T + Q_w \Gamma_1^T - SJ^T. \quad (39)$$

证 对系统(10)和(11)直接应用引理 4 便得固定滞后 Wiener 状态平滑器式(27). 对方程(12)直接应用 Kalman 滤波方法, 可得

$$\hat{x}_2(t | t + N) = -K_2 y(t) - \Gamma_2 \hat{w}(t | t + N). \quad (40)$$

由文献[4]有白噪声平滑器

$$\hat{w}(t | t + N) = L_w^N(q^{-1}) \epsilon(t + N). \quad (41)$$

其中 $L_w^N(q^{-1})$, $M_w(i)$, $D_w(1)$ 定义为式(36)~(39). 将式(41), (24) 及 $z(t)$ 的表达式代入式(40) 即得式(34). **证毕.**

下面给出系统(1), (2) 状态 $x(t)$ 的 Wiener 状态预报器.

定理 2 在假设 1~5 下, 系统(1), (2) 的状态 $x(t)$ 有降阶解耦的 $N (> 0)$ 步 Wiener 预报器

$$\hat{x}_1(t + N | t) = Q \begin{bmatrix} \hat{x}_1(t + N | t) \\ \hat{x}_2(t + N | t) \end{bmatrix}. \quad (42)$$

式中 $\hat{x}_1(t + N | t)$ 由如下 Wiener 预报器递推计算:

$$\Psi(q^{-1}) \hat{x}_1(t + N | t) = \Delta_N(q^{-1}) y(t). \quad (43)$$

其中 $\Psi(q^{-1})$ 定义同前, $\Delta_N(q^{-1})$ 定义如下:

$$\begin{aligned} \Delta_N(q^{-1}) = & \Phi_1^{N-1} \text{adj}(I_{n_1} - q^{-1} \Psi_p) [K_1 + K_p(I_m + \\ & H_2 K_2)] + \sum_{i=1}^{N-1} \Phi_1^{N-1-i} K_1 J_i(q^{-1}). \end{aligned} \quad (44)$$

$\hat{x}_2(t + N | t)$ 由如下 Wiener 预报器计算:

$$\Psi(q^{-1}) \hat{x}_2(t + N | t) = T_N(q^{-1}) y(t). \quad (45)$$

其中 $T_N(q^{-1}) = -K_2 J_N(q^{-1})$. (46)

证 对方程式(10)两边直接应用正交投影, 并递推计算得

$$\begin{aligned} \hat{x}_1(t + N | t) = & \Phi_1^{N-1} \hat{x}_1(t + 1 | t) + \sum_{i=1}^{N-1} \Phi_1^{N-1-i} K_1 \hat{y}(t + i | t). \end{aligned} \quad (47)$$

由文献[4]有系统(10), (11)观测预报器

$$\hat{y}(t + i | t) = J_i(q^{-1}) \Psi^{-1}(q^{-1}) y(t). \quad (48)$$

其中多项式矩阵 $J_i(q^{-1})$ 由下式决定:

$$\Psi(q^{-1}) I_m = E(q^{-1}) \Lambda(q^{-1}) + q^{-i} J_i(q^{-1}). \quad (49)$$

将式(23)和(48)代入式(47),即得式(43).

对方程式(12)两边直接应用正交投影,将式(48)代入即得结果式(45). 证毕.

4 仿真例子(Simulation example)

考虑 Y-可观的系统为

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}(t+1) = \begin{bmatrix} 0.9 & 0 & -0.27 & 0.03 \\ 0.35 & 0.8 & -0.135 & -0.015 \\ 0.5 & 0 & 0.55 & 0.05 \\ 0.6 & 0 & -0.54 & 1.06 \end{bmatrix} \mathbf{x}(t) + \begin{bmatrix} 1 \\ 0.3 \\ \dots \\ 1.5 \\ 1 \end{bmatrix} \mathbf{w}_0(t), \quad (50)$$

$$\mathbf{y} = [1 \ 0 \ ; \ -0.9 \ 0.1] \mathbf{x}(t) + \mathbf{v}(t), \quad (51)$$

$$\mathbf{v}(t) = 0.6 \mathbf{w}_0(t) + \xi(t). \quad (52)$$

其中 $\mathbf{w}_0(t)$ 和 $\xi(t)$ 为零均值、方差分别为 $Q_{w0} = 2$

和 $Q_\xi = 0.2$ 的相互独立正态白噪声, $\mathbf{w}_0(t)$ 和 $\mathbf{v}(t)$ 的相关函数 $S_0 = 1, 2, \mathbf{v}(t)$ 的方差为 $Q_v = 0.92$.

因系统为 Y-可观典范型,取 $P = I_4, Q = I_4, \bar{K} = [K_1^T \ K_2^T]^T = [0.3 \ 0.15 \ ; \ 0.5 \ 0.6]^T$, 故等价系统可表示为

$$\mathbf{x}_1(t+1) = \begin{bmatrix} 0.6 & 0 \\ 0.2 & 0.8 \end{bmatrix} \mathbf{x}_1(t) + \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.15 \end{bmatrix} \mathbf{y}(t) + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{w}(t), \quad (53)$$

$$0.61 \mathbf{y}(t) = [1 \ 0] \mathbf{x}_1(t) + \boldsymbol{\eta}(t), \quad (54)$$

$$\mathbf{x}_2(t) = - \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.6 \end{bmatrix} \mathbf{y}(t) - \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{w}(t). \quad (55)$$

这里取

$$\boldsymbol{\mu}_0 = [0 \ 0]^T, P_0 = 0.1 I_2,$$

$$\hat{\mathbf{x}}_1(0|1) = [4 \ 4]^T, \hat{\mathbf{x}}_1(1|2) = [4 \ 4]^T,$$

$$\hat{\mathbf{x}}_1(0|-2) = [4 \ 4]^T, \hat{\mathbf{x}}_1(1|-1) = [4 \ 4]^T.$$

图 1~4 中实线为真值,虚线为平滑估计值,长划线为预报估计值.

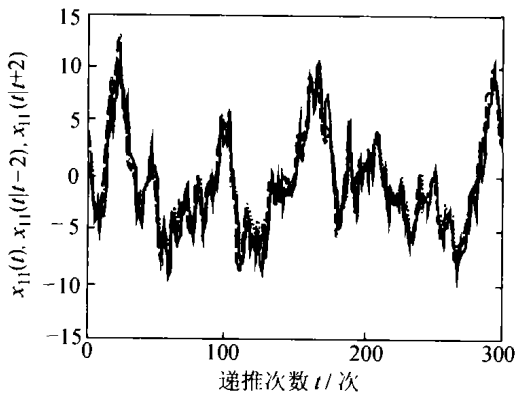


图 1 $x_{11}(t)$, Wiener 状态平滑器 $\hat{x}_{11}(t|t+2)$ 以及预报器 $\hat{x}_{11}(t|t-2)$

Fig. 1 $x_{11}(t)$, Wiener smoother $\hat{x}_{11}(t|t+2)$ and Wiener predictor $\hat{x}_{11}(t|t-2)$

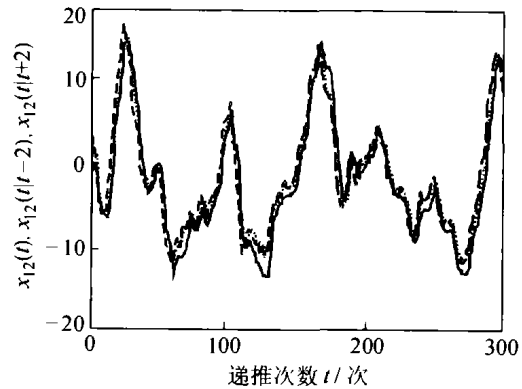


图 2 $x_{12}(t)$, Wiener 状态平滑器 $\hat{x}_{12}(t|t+2)$ 以及预报器 $\hat{x}_{12}(t|t-2)$

Fig. 2 $x_{12}(t)$, Wiener smoother $\hat{x}_{12}(t|t+2)$ and Wiener predictor $\hat{x}_{12}(t|t-2)$

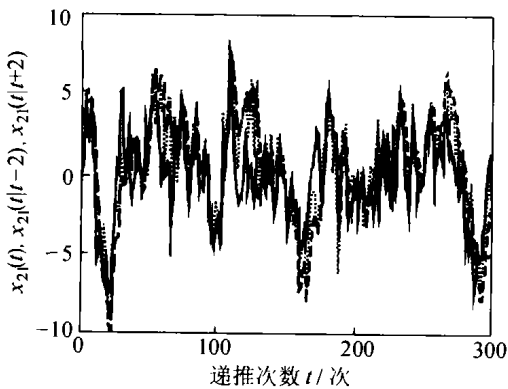


图 3 $x_{21}(t)$, Wiener 状态平滑器 $\hat{x}_{21}(t|t+2)$ 以及预报器 $\hat{x}_{21}(t|t-2)$

Fig. 3 $x_{21}(t)$, Wiener smoother $\hat{x}_{21}(t|t+2)$ and Wiener predictor $\hat{x}_{21}(t|t-2)$

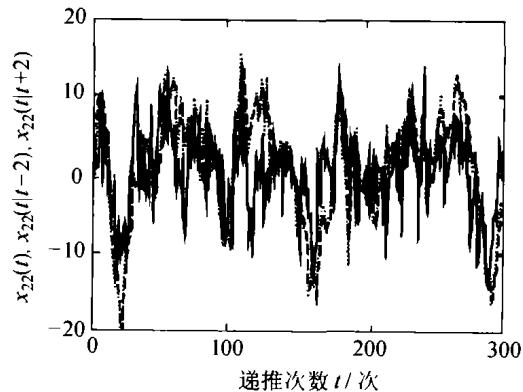


图 4 $x_{22}(t)$, Wiener 状态平滑器 $\hat{x}_{22}(t|t+2)$ 以及预报器 $\hat{x}_{22}(t|t-2)$

Fig. 4 $x_{22}(t)$, Wiener smoother $\hat{x}_{22}(t|t+2)$ and Wiener predictor $\hat{x}_{22}(t|t-2)$

5 结论 (Conclusion)

将系统分解 n_1 为 $n - n_1$ 和维等价的两个子系统,并通过估计子系统的状态获得原系统的状态估计.常规子系统的状态估计采用现代时间序列分析方法,基于 ARMA 新息模型、白噪声估值器和观测预报器,得出了 Wiener 状态滤波、预报和平滑器.由于分解使滤波器的维数降低,减少了计算量.并且由于分解过程可预先完成,因此本文的算法可用于实时估计.

参考文献 (References):

- [1] NIKOUKHAH R, WILLSKY A S, BERNARD C L. Kalman filtering and Riccati equations for descriptor systems[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1992, 37 (9): 1325 - 1341.
- [2] DENG Z L, XU Y. Descriptor Wiener state estimators [J]. *Automatica*, 2000, 36(11): 1761 - 1766.
- [3] 秦朝英, 戴冠中. 广义离散随机线性系统的最优滤波[J]. 控制与决策, 1993, 8(1): 65 - 68.
(QIN Chaoying, DAI Guanzhong. Optimum filtering for singular discrete stochastic linear systems [J]. *Control & Decision*. 1993, 8(1): 65 - 68).
- [4] 邓自立. Kalman 滤波与 Wiener 滤波——现代时间序列分析方法[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2001.
(DENG Zili. *Kalman Filtering & Wiener Filtering - Modern Time Series Analysis Approach* [M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2001.)
- [5] SHIELD D N. Observers for singular discrete-time descriptor systems [J]. *Control & Computers*, 1994, 22(2): 58 - 64.
- [6] ANDERSON B D O, MOORE J B. *Optimal Filtering* [M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1979.
- 作者简介:
石莹 (1971 —), 女, 黑龙江大学自动化系讲师, 哈尔滨工业大学博士研究生, 主要研究方向为 Kalman 滤波、状态估计等, E-mail: shiying89@tom.com;
沈永良 (1964 —), 男, 黑龙江大学自动化系副教授, 主要研究方向为信号处理、自动检测与仪表等, E-mail: shenyl64@126.com;
孙书利 (1971 —), 男, 黑龙江大学自动化系教师, 哈尔滨工业大学博士研究生, 主要研究方向为 Kalman 滤波、状态估计与信息融合等, E-mail: sunsl@hlju.edu.cn;
邓自立 (1938 —), 男, 黑龙江大学应用数学研究所和自动化系教授, 主要研究方向为状态估计、信号处理、信息融合、最优滤波和现代时间序列分析等。
- (上接第 980 页)
- [11] CERKEZ C. A digital neuron realization for random neural network model [D]. Famagusta, North Cyprus: Eastern Mediterranean University, 1996.
- [12] HALICI U, BADAROGLU M, AYBAY I, et al. A digital random neural network chip design [C]// *Proc of Neural '97*. [s.l.]: [s.n.], 1997: 78 - 83.
- [13] BADAROGLU M, HALICI U, AYBAY I, et al. Digital neural network chip for the random neural network model with programmable architecture [C]// *Proc of the 12th Int Symposium on Computer and Information Sciences*. [s.l.]: [s.n.], 1997: 412 - 418.
- [14] GELENBE E, MAO Z H, DA-LI Y. Function approximation: Random neural networks with multiple classes of signals [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1999, 10(1): 3 - 9.
- [15] ATALAY V, GELENBE E, YALABYK N. The random neural network model for texture generation [J]. *Int J of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 1992, 6(1): 131 - 141.
- [16] GELENBE E, FENG Y, KRISHNAN K. Neural network methods for volumetric magnetic resonance imaging of the human brain [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1996, 84(10): 1488 - 1496.
- [17] CRAMER C, GELENBE E, BAKIRCIOGLU H. Low bit rate video compression with neural networks and temporal subsampling [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1996, 84(10): 1529 - 1543.
- [18] 王琪, 钟玉琢. 一种基于 DCT 变换的随机神经网络图像编码器[J]. 小型微型计算机系统, 1999, 20(7): 481 - 484.
(WANG Qi, ZHONG Yuzhuo. A DCT Based image coder with random neural network [J]. *Mini-micro Systems*, 1997, 20(7): 481 - 484.)
- [19] GELENBE E. Distributed associative memory and the computation of membership functions [J]. *Information Sciences*, 1991, 57/58: 171 - 180.
- [20] BAKIRCIOGLU H, KOCAK T. Survey of random neural network applications [J]. *European J of Operational Research*, 2000, 126: 319 - 330.
- [21] 王怡雯, 丛爽, 窦秀明. 用 Boltzmann 机求解典型 NP 优化问题 TSP[M]// 丛爽, 自动化理论、技术与应用. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2003, 10: 163 - 170.
(WANG Yiwen, CONG Shuang, DOU Xiuming. Typical NP Optimization Solution of TSP with Boltzmann Machine [M]// CONG Shuang, *Automatic Theory Technology & Application*. Hefei: University of Science & Technology of China Press, 2003, 10: 163 - 170.)
- 作者简介:
丛爽 (1961 —), 女, 博士, 教授, 博士生导师, 现主要从事人工神经网络、模糊神经系统、运动控制、智能控制等方向的研究, E-mail: scong@ustc.edu.cn;
王怡雯 (1980 —), 女, 硕士生, 主要从事随机神经网络和局部连接神经网络的研究。